

**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO.
FACULTAD DE CIENCIAS.**

**“Algunos Modelos del sistema nervioso; Sincronización y Autoorganización hacia la zona crítica
en Redes Neuronales”.**

**T E S I S
QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:
M A T E M Á T I C A
P R E S E N T A:
ERÉNDIRA ITZEL GARCÍA ISLAS**

**DIRECTOR DE TESIS
M. EN C. JOSÉ ANTONIO NEME CASTILLO**

México, D.F.

2005.



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

AGRADECIMIENTOS.

A mis padres: Dr. Rafael García Maldonado y Dra. Ma. del Carmen Islas Santos, por todo su amor y paciencia.

A mi hermana: Dra. Atzimba García Islas, por ser ejemplo y por todo el cariño.

A mi tío Bernardo y a mi tía Laura, por todo su apoyo, cariño y comprensión.

Al M. en C. José Antonio Neme Castillo, a quien debo la realización del presente trabajo. Agradezco además su siempre amable disposición, sus enseñanzas, paciencia, orientación, confianza y ayuda incondicional.

Un agradecimiento muy especial al Ing. Alfonso López Tapia, a quien expreso todo mi cariño y mi más profunda admiración. Por todas sus enseñanzas y consejos que contribuyeron en mi formación personal y académica. Por creer en mí, por toda la confianza que ha depositado apoyando mis aspiraciones y por su valiosísima amistad, inmerecida.

A mi muy querido profesor, Mat. César Alejandro Rincón Orta, a quien agradezco todas sus enseñanzas, así como su valiosísima amistad.

Al M. en C. Miguel Lara Aparicio, cuyas enseñanzas, ayuda, consejos y amistad representan un valor inapreciable y un ejemplo a seguir.

Al Dr. Faustino Sánchez Garduño y al Dr. Pedro Eduardo Miramontes Vidal, sin cuya valiosa orientación y consejos no hubiera sido posible la culminación de este trabajo.

Al Dr. Alejandro Garciadiego Dantán, por escucharme y brindarme su apoyo y ayuda incondicional en todo momento.

Al Dr. Eric Manuel Rodríguez Herrera, por la amistad, orientación, comprensión, apoyo y confianza otorgados.

A todos aquellos profesores que compartieron conmigo su amistad y que contribuyeron a mi formación, entre ellos especialmente: Dr. Humberto Carrillo Calvet, M. en C. Nieves Martínez de la Escalera Castells, Dr. Hermilo Sánchez Cruz, M. en C. Alejandro Alvarado García, Dr. Agustín Ontiveros Pineda, M. en C. Arturo Nieva Gochicoa y al Dr. Rodolfo San Agustín Chi.

A mis amigos, entre ellos muy especialmente a José Carlos Vera Gama, Pablo Javier Ruíz Abrín, Alejandro Méndez Gálvez, Gerardo Octavio Ochoa Barajas, Rafael Bravo Gómez y Juan Jesús Vargas Valencia cuya amistad, cariño, apoyo y ayuda incondicional, representan un valor inapreciable.

Mi gratitud todas aquellas personas que de un modo u otro contribuyeron en mi formación académica.

A la Universidad Nacional Autónoma de México, pues a pesar de todas dificultades que de manera injusta me impuso desde mi ingreso y a lo largo de mi formación académica; éstas no limitaron mis aspiraciones ni académicas ni personales. Manifiesto mi orgullo de haber pertenecido a la Facultad de Ciencias de esta Universidad.

ÍNDICE TEMÁTICO

INTRODUCCIÓN.

Capítulo I

REDES NEURONALES BIOLÓGICAS

1.0. Mente-Cerebro, Apunte histórico

Capítulo II

NEURONA

2.0. Estructura y Fisiología

2.1. Excitación, conducción y transmisión del impulso nervioso

2.2. Potencial de Membrana

2.3. Potencial de Acción

2.4. Teoría del Potencial Estable o de Reposo

2.5. Dinámica del Potencial

2.6. Potenciales ulteriores

2.7. Periodo Refractario

2.8. Estímulos subumbrales

2.9. Reobase y Cronaxia

2.10. Relación intensidad laminar-velocidad de establecimiento de la corriente

2.11. Velocidad de conducción

2.12. Teoría de transmisión saltatoria del impulso nervioso

2.13. Teoría del circuito local

2.14. Transmisión Sináptica

2.15. Neurona como mecanismo de integración y disparo

2.15.1. Integración Sináptica

2.16 Circuitos Neuronales

Capítulo III

MODELACIÓN NEURONAL

3.0. El proceso de modelación

3.1. Modelos del Sistema Nervioso

3.2. Modelos Neurofisiológicos

3.2.1. Modelo de los mecanismos postsinápticos de la transmisión sináptica

3.2.2. Modelos de conducción eléctrica del potencial de membrana y del potencial de acción

3.2.3. Modelo de Hodgkin Huxley

3.2.4. Modelo de Fitz-Hugh Nagumo

3.2.5. Modelo de Rall

3.3 Modelo del sistema Nervioso como sistema de comunicación

3.3.1 Mecanismos de recepción, transmisión e interpretación de señales

3.3.1.1. Cuantificación de la información

3.3.1.2. Códigos neurales

3.4. El cerebro como sistema de retroalimentación

Capítulo IV

CIBERNÉTICA; INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y REDES NEURONALES.

4.0 Antecedentes

4.1 Modelos de la Inteligencia Artificial

4.1.1. Modelo Conexionista o Subsimbólico

- 4.2. Modelo de la Red Neural Artificial**
 - 4.2.1. Estructura**
 - 4.2.2. Conexiones entre neuronas**
- 4.3 Estado de activación**
- 4.4. Función umbral**
- 4.5. Función de salida o de transferencia**
- 4.6. Función o estado de activación**
 - 4.6.1. Función de activación lineal mixta**
 - 4.6.2. Función escalón**
 - 4.6.3. Función de activación sigmoideal**
 - 4.6.4. Función tangente hiperbólica**
 - 4.6.5. Función logística simétrica**
 - 4.6.6. Regresión logística**
 - 4.6.7. Función de activación sinusoidal**
 - 4.6.8. Función de activación gaussiana**
 - 4.6.9. Función gaussiana complemento**
- 4.7. Aprendizaje**
 - 4.7.1. Aprendizaje de máquina**
 - 4.7.2. Aprendizaje en redes neuronales artificiales**
 - 4.7.3. Reglas de aprendizaje**
- 4.8. Clasificación de redes neuronales artificiales en términos de sus algoritmos de entrenamiento**
 - 4.8.1. Redes con aprendizaje supervisado**
 - 4.8.2. Aprendizaje por corrección del error**
 - 4.8.3. Aprendizaje por refuerzo**
 - 4.8.4. Aprendizaje estocástico**
- 4.9. Redes con aprendizaje no supervisado**
 - 4.9.1. Aprendizaje por componentes principales**
 - 4.9.2. Aprendizaje competitivo**
 - 4.9.3. Códigos demográficos**
- 4.10. Reglas de aprendizaje**
 - 4.10.1. Regla de aprendizaje de Hebb o aprendizaje de coincidencia**
 - 4.10.2. Regla de retropropagación delta generalizada**
- 4.11. Estructura de una RNA**
- 4.12. Topología de las redes neuronales**
 - 4.12.1. Redes monocapa**
 - 4.12.2. Redes multicapa**
 - 4.12.3. Redes de propagación hacia delante**
 - 4.12.4. Redes de retropropagación**
- 4.13. Clasificación de las RNA's**
- 4.14. Características de las RNA's**
- 4.15. Tipo de asociación entre la información de entrada-salida**
 - 4.15.1. Redes heteroasociativas y autoasociativas**
 - 4.15.2. Redes de memoria heteroasociativa**
- 4.16. Perceptrón**
- 4.17. Perceptrón multicapa**
- 4.18. Redes de retropropagación**
 - 4.18.1. Algoritmo de retropropagación de Hinton**
 - 4.18.2. Extensiones de la regla delta generalizada**
 - 4.18.3. Métodos estadísticos**

- 4.18.3.1. Equilibrio termodinámico simulado
- 4.18.3.2. Método de Boltzmann
- 4.18.3.3. Método de Cauchy
- 4.19. Redes de Hopfield
- 4.20. Redes competitivas
 - 4.20.1. Reglas de aprendizaje competitivo básico
 - 4.20.1.1. Todo o nada
 - 4.20.1.2. Leaky learning
 - 4.20.1.3. Redes de Kohonen
 - 4.20.1.3.1. Mapeos que preservan la topología
 - 4.20.1.4. Modelos de satisfacción de demanda probabilística
 - 4.20.1.5. Redes morfológicas
- 4.21. Aplicaciones
- 4.22. Inhibición lateral
 - 4.22.1. Bandas de Mach
- 4.23 Visión y transformada ondeleta sombrero mexicano (Wavelet mexican hat)

Capítulo V

COMPLEJIDAD Y AUTOORGANIZACION EN REDES NEURONALES

- 5.0. Dinámica clásica y determinismo
- 5.1. Dinámica no lineal y Caos
- 5.2. Complejidad
- 5.3 Autoorganización
 - 5.3.1. Emergencia de patrones

Capítulo VI

CRITICALIDAD AUTOORGANIZADA

- 6.0 Transiciones de fase y criticalidad
- 6.1 Criticalidad Autoorganizada
 - 6.1.1. Leyes de potencias
 - 6.1.2. Ley Gutenberg-Richter
 - 6.1.3. Ley de Pareto

Capítulo VII.

AUTOORGANIZACIÓN NEURONAL.

- 7.0. Antecedentes
- 7.1. Columnas y módulos en la corteza cerebral
- 7.2. Principios de organización del sistema nervioso
- 7.3. Sistemas neuroquímicos en la corteza
- 7.4. Mapas de asociación funcional

Capítulo VIII

SINCRONIZACIÓN

- 8.0 Antecedentes
- 8.1. Breve historia del tiempo biológico
- 8.2. Ritmicidad biológica
- 8.3. Relojes biológicos
- 8.4. Ritmicidad
- 8.5. Mecanismos de sincronización
- 8.6. Estructuras neuronales que regulan el tiempo biológico

8.7. Estructuras moleculares que regulan el tiempo biológico

7.3. Sincronización en redes biológicas

7.4. Sincronización en redes neuronales artificiales

Capítulo IX

SINCRONIZACIÓN Y AUTOORGANIZACIÓN HACIA LA ZONA CRÍTICA EN REDES NEURONALES

Capítulo X

RESULTADOS

CONCLUSIONES

INTRODUCCIÓN.

Los actuales avances en investigación neurológica enfatizan la gran complejidad dinámica del cerebro humano. Tal complejidad, sin embargo, consta de unidades elementales bien diferenciadas: las células nerviosas o neuronas, las cuales se hallan conectadas entre sí estableciendo múltiples circuitos y redes de interconexiones.

La estructura del sistema nervioso se sustenta por tanto, sobre la base de una organización jerárquica en el establecimiento de diversas redes neuronales que adquieren una distribución reticular espacial, así como una estructura sincrónica; en virtud de la cual, el cerebro, como el resto de los sistemas complejos, posee la capacidad de estructurarse a sí mismo; esto es, de autoorganizarse en regiones funcionales de gran complejidad a través de un continuo proceso de aprendizaje y evolución.

En este sentido, aunque parece existir una jerarquía en las redes que conforman al sistema nervioso central, ningún nivel es capaz de explicar, por separado, la gran mayoría de las capacidades cognitivas (o de inteligencia).

El principal objetivo del presente trabajo consiste en proveer un cuadro matemático en el estudio de las redes neuronales. Especialmente, el considerarlas como sistemas dinámicos no lineales y demostrar la presencia de autoorganización hacia la zona crítica tanto en el caso biológico como en el artificial.

Se situará con este fin el presente estudio en la neurofisiología y el conexionismo. En particular, se pondrá especial énfasis en el análisis del modelo conexionista de Kohonen entendido como un mapeo que preserva la topología, en el que la capacidad de convergencia hacia una configuración ordenada, al ser independiente del estado inicial, puede ser extendida y por tanto, será demostrada para el caso multidimensional mediante simulación computacional. Asimismo, el presente trabajo pretende enfatizar la ubicuidad del fenómeno de sincronización y presentarlo como una propiedad íntimamente relacionada con otro fenómeno de gran importancia: la autoorganización hacia la zona crítica.

Organización del documento.

La relación mente-cerebro constituye la cuestión por antonomasia de la neurobiología y ha sido motivo de preocupación para filósofos y pensadores desde la antigüedad. En el primer capítulo se expone de manera sucinta la historia del problema, con el fin de proveer un marco teórico adecuado para el presente estudio.

Un primer paso hacia la comprensión de la mente consiste en entender la forma en que las neuronas se organizan en vías de señalización y la manera en que se comunican por medio de la transmisión sináptica. Con este fin, en el segundo capítulo de este trabajo, se proporcionarán los fundamentos teóricos que permitan una mejor comprensión de las interacciones entre las células nerviosas. Se detallarán por tanto, las propiedades que le confieren a la neurona la capacidad de generar señales en forma de potenciales de acción.

El análisis cualitativo de modelos matemáticos que constituyen simplificaciones de sistemas fisiológicos, involucra el estudio de aquellas herramientas que se encuentran preservadas por clases de modelos denominados funcionales, que constituyen representaciones suficientemente cercanas al sistema real. En particular, la estimulación periódica de la neurona da lugar a una amplia variedad de dinámicas que pueden ser modeladas mediante complejos modelos matemáticos.

La modelación por tanto, constituirá un problema fundamental que permitirá establecer los puntos entre los diversos dominios sobre los cuales se apoya este trabajo. En este contexto, se plantearán rigurosamente todas las nociones necesarias para la construcción de un modelo. Se expondrán asimismo, algunos paradigmas del sistema nervioso, entre ellos se ofrece una revisión sucinta de los principales modelos neurofisiológicos, entre los que se hallan el modelo de Hodgkin y Huxley, el modelo de Rall, Fitz-Hugh Nagumo, entre otros. Por otra parte, en el estudio del sistema nervioso como sistema de comunicación, se presentarán los mecanismos de recepción, transmisión e interpretación de señales y se crearán las premisas para el establecimiento del sistema nervioso como un sistema de retroalimentación positiva.

Dentro de los modelos del sistema nervioso expuestos en el presente trabajo, adquiere especial importancia el establecimiento de modelos computacionales que asumen al cerebro humano como prototipo ideal, estos son los llamados modelos conexionistas. En el cuarto capítulo del presente trabajo se proporcionarán por tanto, los fundamentos teóricos que permitan una mejor comprensión de las denominadas redes neuronales artificiales; en particular, se subrayará su capacidad de aprendizaje adaptativo, propiedad que confiere a esta clase de redes un gran poder computacional.

Con el fin de entender adecuadamente la base del aprendizaje en redes neuronales artificiales, se revisarán los conceptos básicos relativos al aprendizaje en los seres vivos y a partir de entonces, se extenderán dichas nociones hacia el establecimiento del aprendizaje de máquina, donde se expondrán los principales algoritmos y sus modelos respectivos. En particular, se analizará el paradigma conexionista propuesto por Teuvo Kohonen en su variante denominada Mapeos que preservan la topología (MPT), también conocida como *Self-Organizing Maps* (SOM). En este sentido, se describirá con detalle el modelo propuesto por dicho autor. Esta descripción parte de las nociones fundamentales que dan origen a este modelo, principalmente el aprendizaje no supervisado, haciendo especial énfasis en el fenómeno de autoorganización, sobre el que se fundamenta gran parte de este trabajo.

La plausibilidad biológica del modelo de Kohonen por otro lado, radica en su semejanza con el mecanismo de inhibición lateral, cuya función principal consiste en exagerar las diferencias asociadas a la actividad entre neuronas vecinas y de esta manera mejorar la discriminación sensorial. Como caso particular de dicho proceso se describe de manera sucinta el estudio de la visión; en específico, se analiza la teoría de la visión de David Marr y se presenta como fenómeno intrínseco una ilusión perceptual conocida con el nombre de bandas de Mach.

Con el fin de proveer un marco claro en la comprensión del fenómeno de autoorganización hacia la zona crítica, principal objeto de este estudio, en el capítulo quinto se ofrece una breve introducción al estudio de los sistemas complejos. Para ello se describen de manera sucinta las generalidades propias de los sistemas dinámicos, cuyas bases permitirán el estudio del fenómeno de autoorganización, de donde se extenderán dichos conceptos hacia su estudio en redes neuronales. Se observará así que el cerebro se encuentra organizado en áreas funcionales, cada una constituida por grandes grupos de neuronas, dando lugar a conductas complejas que pueden localizarse en regiones específicas del cerebro y ser comprendidas en relación con el funcionamiento de estos circuitos nerviosos a nivel celular.

En el sexto capítulo se presentan los conceptos propios de sistemas dinámicos críticamente autoorganizados, entre los que se encuentra su dependencia a leyes de potencias simples. Como ejemplo de sistemas que obedecen leyes de potencias simples, se refiere la ley de Gutenberg-Richter y la ley de Pareto en geología y economía, respectivamente.

Sobre la base de estos conceptos, se desarrollaran resultados teóricos interesantes sobre el modelo de Kohonen que constituye una gran parte del aporte de este trabajo.

En el séptimo capítulo se da una breve introducción al fenómeno de sincronización, asimismo, se detallan conceptos tales como ritmicidad, con el fin de proveer un análisis de sincronización en redes biológicas y en redes neuronales artificiales.

En el octavo capítulo, se ofrece un análisis integral de los principales fenómenos sobre los cuales se establece y justifica el presente estudio, estos son: autoorganización hacia la zona crítica y sincronización, en donde se presenta a ésta última como un fenómeno dependiente del primero, en el que la sincronización provee un mejor entendimiento del funcionamiento y organización neuronal.

Finalmente, desde el punto de vista de las ciencias computacionales, se investiga la dinámica espaciotemporal subyacente a los modelos conexionistas de Kohonen. En este sentido, se demuestra que esta clase de redes presenta autoorganización hacia la zona crítica, tanto en el caso unidimensional, como en mayores dimensiones.

CAPÍTULO I.

1.0. CEREBRO Y MENTE. Un apunte Histórico.

La percepción y actuación del hombre ante el mundo dependen del procesamiento de información que realiza el cerebro, tanto del mundo externo, como de las variables que controlan el organismo. Una de las funciones más importantes de este procesamiento de información cerebral es la capacidad de conocimiento, es decir, de adquisición de información para comprender y controlar el medio que lo rodea. Sin embargo, esta capacidad se torna inmensamente compleja cuando la función de conocer se aplica al objeto mismo que la produce: el cerebro humano¹.

El problema de la función cerebral, en particular la inteligencia y el conocimiento del mundo externo, representa una cuestión que ha inquietado al hombre durante toda su historia, dando lugar a un sinnúmero de discusiones filosóficas a lo largo del tiempo y que todavía plantea problemas y misterios que no se han podido esclarecer, por lo que actualmente son objeto de numerosos estudios. No obstante, el estudio de la función cerebral mediante el uso de técnicas propias de las ciencias exactas, como las matemáticas, la física y las ciencias computacionales en interacción conjunta con las neurociencias, ha permitido una mayor comprensión de la complejidad funcional del cerebro. Por otro lado, los estudios teóricos del cerebro y la inteligencia artificial han empezado a abordar estos problemas y a ofrecer soluciones basadas en resultados experimentales o en la necesidad de crear conceptos para el diseño de máquinas inteligentes².

Históricamente, el deseo por conocer las leyes que gobiernan el pensamiento plantea tres cuestiones fundamentales: lugar donde reside, así como su origen y función³.

Con el fin de responder estas cuestiones, en su cosmología, Platón examinó los fundamentos y organización del universo y del hombre. En lo referente a las facultades de la conducta humana, el alma, como se le describía entonces, se dividía en tres partes, cuyas propiedades correspondían en alguna forma a las del hombre, los animales y las plantas. Esta alma tripartita se localizaba en las estructuras internas del sistema nervioso cerebroespinal. La parte divina del alma estaba al servicio de la inteligencia y la razón, mientras que las sensaciones y el movimiento voluntario se situaban en lo más alto, en la masa nerviosa esférica y globular de la cavidad craneana, que se parecía en forma a la Tierra y el Universo. Las porciones mortales del alma se distribuían abajo, en la médula espinal, detrás de las cavidades pélvica y abdominal. La parte superior, al servicio de la pasión y de la emoción, se situaba más cefálicamente, detrás de la cavidad torácica. También se pensaba que algunas vísceras estuvieran en relación con éstas funciones: el corazón con el alma emocional y el hígado con el alma vegetativa.⁴

En el siglo IV a.C. Alcmeón de Crotona fue quizá el primero en examinar el cerebro, al cual consideró como asiento del alma. Un siglo más tarde, Anaxágoras también se interesa por el estudio del cerebro y describe por primera vez los ventrículos cerebrales.

Con respecto a la función del pensamiento y al origen del conocimiento, para Platón el alma lo conoce todo y el hombre al pensar no hace sino recordar, por lo que el pensamiento por medio de la reflexión y el análisis recupera el conocimiento del alma. Para Aristóteles en cambio, el pensamiento es una capacidad de adquirir conocimiento, el cual está inicialmente vacío, como una *tabula rasa*, y que al

¹ Cárdenas y Cárdenas Juan. *Neurología*, Interamericana, México, 1959, p.p. 26-741

² Rosenblueth, A, Wiener, N y Bigelow, J. Behavior, purpose and teleology, *Philos.of Science* 10:18, 1943.

³ Cuevas-Novelo, A. Consideraciones sobre las funciones del sistema nervioso. Ponencia presentada ante el Seminario de Problemas Científicos y Filosóficos, UNAM, 1955.

⁴ Churchland, P. S. *Neurophilosophy: Toward a unified science of the mind*. MIT Press, Cambridge 1986, p.p 5-16.

aplicarse al universo, siguiendo el método de la lógica del silogismo, empieza a almacenar el saber de las cosas extensas (*res extensa*). Aristóteles identifica al pensamiento y al alma con la vida, el movimiento y el fuego, señalando que el pensamiento está localizado en el corazón y que el cerebro solamente actúa como un refrigerador para compensar el calor producido por el corazón.⁵ Por su parte, Platón propone que la cabeza es el sitio del pensamiento, por ser circular, y por ser la parte del cuerpo más cercana a los cielos, lugar de origen del alma.⁶

Con respecto a la función del pensamiento, ambos filósofos coinciden en que este último tiene por objeto el conocimiento. Esta idea, se ha modificado en términos generales con el transcurso del tiempo, dándole más énfasis a la función del cerebro como un sistema que tiene por objeto adaptar el organismo del animal a su medio ambiente regulando su conducta ante diversas circunstancias. Sin embargo, los precursores directos de estos filósofos difieren en algunos aspectos de las hipótesis planteadas por ellos. Así, San Agustín plantea que el pensamiento tiene tanto conocimientos eternos como conocimientos que se aprenden por la experiencia. Santo Tomás por otro lado, postula que el alma animal contiene un número de instintos por medio de los cuales puede dirigir adecuadamente su conducta para asegurar su supervivencia, dándole énfasis a la función sensorimotora del pensamiento. Los conceptos de estos pensadores han adquirido gran importancia en las modernas teorías de la función cerebral⁷.

En el siglo IV a.C., surge la figura del padre de la Medicina, Hipócrates, quien a pesar de que no elabora un modelo sistemático sobre el problema mente-cerebro, sí señala algunos datos importantes. Así, por ejemplo, decía que en las enfermedades mentales el responsable es el cerebro y que por medio de éste se piensa, se siente y se sueña. Es Aristóteles, quien después de descubrir la insensibilidad del encéfalo, emite otra opinión y coloca como sede de la entelequia o fuerza directriz de la voluntad y la conducta humana, al corazón, donde también reside la sensibilidad y el movimiento, saliendo los nervios de él⁸.

Más adelante, durante el florecimiento de la escuela de Alejandría, Erasístrato y Herófilo descubren los nervios craneales y la comunicación entre las cavidades del cerebro, señalando como asiento del alma al cerebro y rombencéfalo, respectivamente.

Continuando la idea de la localización del pensamiento en el cerebro, Galeno propone una relación más estrecha entre la vida mental y el cerebro. *'El material alimenticio pasaba del tracto digestivo a través de la vena porta, donde formábanse los espíritus naturales, los cuales fluían por las venas hasta el hígado con el fin de proporcionar alimento a todas las partes del cuerpo. Una parte de esos espíritus naturales pasaban a través del septum, del lado derecho al lado izquierdo del corazón, y al juntarse con material proveniente del pulmón, se formaban los espíritus vitales, que fluían a todas las partes del cuerpo por las arterias desde el corazón, con el fin de proporcionar calor y otros requerimientos vitales. Una parte de esos espíritus naturales pasaban a la base del cerebro, para ser destilados en una red vascular maravillosa 'rete mirabile', y al mezclarse con el aire inspirado en los ventrículos cerebrales a través de los poros de la base del cráneo, formábanse los espíritus animales (en el sentido de ánima). Este pneuma psíquico almacenado en los ventrículos cerebrales pasaba por los poros de los nervios a los órganos periféricos de los sentidos y a los músculos, para servir a las funciones sensitivas y motoras'*⁹. De este modo actuaba el alma sobre el cuerpo. Los atributos del alma comprendían

⁵ Mithen S. (1996). *The prehistory of mind*. London: Thames & Hudson. p.p. 176-179

⁶ Beaujeu, Bolch, Bourgey et al. *La science antique et médiévale (Des origines à 1450)*, Vol.2, Presses Universitaires de France, Paris, 1988, p.p 273-332.

⁷ Xirau, Ramón, *Introducción a la Historia de la Filosofía*, UNAM, México, 1968, p.p. 53- 114

⁸ Cuevas-Novelo, A. Algunos comentarios en torno al problema mente-cerebro, *Revista Mexicana de Psicología* 1:11,1956

⁹ Cárdenas y Cárdenas, Op. Cit. p.p. 715-737

asimismo, los sentidos especiales y a tres facultades mentales: imaginación, razón y memoria, las que se creía que residían, respectivamente, en los ventrículos anterior, medio y posterior.

Las ideas de Galeno al respecto son de extraordinaria importancia por su notable influencia en la medicina. La noción de que los ventrículos cerebrales eran el substrato material de los procesos mentales persistió hasta 1500 años después de su época, e influyó de manera notable en la medicina árabe, como se puede observar en Ben Luca, médico de Siria que seguía la concepción galénica, añadiendo, que entre el compartimiento anterior y posterior del cerebro existía una válvula (la glándula pineal) que se abría para dejar pasar al pneuma, y esto ocurría cuando era necesario recordar algo que había sido olvidado. Continuando esta idea, fue Nemesios el primero en proponer que el ventrículo anterior del cerebro era el sitio de la percepción y la imaginación, el ventrículo medio el sitio del intelecto y el ventrículo posterior el sitio de la memoria¹⁰.

No es sino hasta el siglo XVI, cuando se reinicia la investigación del sistema nervioso con Vesalio, quien aún consideraba como asiento de las capacidades mentales los ventrículos. Más adelante, Varolio prosigue con interesantes investigaciones, afirmando que era la sustancia cerebral misma el asiento del alma y no los ventrículos cerebrales.

A comienzos del siglo XVII, la obra de Galileo y Descartes coloca los cimientos de la ciencia y la filosofía modernas. Por un lado, la ciencia de Galileo exigía la utilización de un método de investigación experimental para la explicación de los fenómenos físicos; por otro, la filosofía de Descartes quiere sentar las bases de un pensamiento racional libre de las ideas religiosas, capaz por sí solo de descubrir certezas. Se produce a partir de entonces un cambio radical de perspectiva, acerca de las cuestiones que se habían planteado desde Platón y Aristóteles¹¹.

Con respecto al problema mente-cerebro, la filosofía de Descartes supone la disolución del planteamiento antiguo de la relación entre el alma y el cuerpo en un universo teleológico, y la emergencia de un nuevo planteamiento del problema en un mundo mecanicista. En consecuencia, la nueva ciencia de Galileo tiene como resultado una nueva concepción de la Naturaleza que desplaza la antigua concepción teleológica del Universo, sustituyéndola por una concepción mecanicista, en la que el Universo es concebido como un sistema de fuerzas en el que los cuerpos se influyen recíprocamente según leyes puramente mecánicas, siendo posible en consecuencia, conocer matemáticamente las leyes que producen los fenómenos naturales sin necesidad de plantearse la cuestión de la finalidad última de tales fenómenos.

En el marco de esta concepción mecanicista del Universo, Descartes elimina la noción clásica del alma como principio de vida y movimiento, estableciendo una distinción radical entre el alma y el cuerpo. Alma y cuerpo son dos sustancias de naturaleza totalmente distintas y por tanto se encuentran separados. No hay ya un alma vegetativa o sensitiva que posibilite y regule las funciones de los seres vivos y los dirija hacia un determinado fin, por ser puros mecanismos cuyo funcionamiento es posible explicar mediante leyes mecánicas. Así, el alma es tan sólo una mente pensante que no se rige por leyes mecánicas sino por leyes lógicas que se hallan impresas en la mente en el momento del nacimiento.¹²

Aunque la gran distinción filosófica entre la mente y el cerebro en el pensamiento occidental tiene su origen en los griegos, cabe destacar que es en la obra de Descartes, donde se ofrece la primera explicación sistemática de las relaciones entre mente y cerebro. En su obra *De Homine*, Descartes

¹⁰ Xirau, Op.Cit p.p.53-82

¹¹ Ibid p.p. 64-67

¹² Ibidem p.p 64-65

describe el mecanismo de la reacción automática en respuesta a los estímulos externos. De acuerdo con éste, los movimientos externos afectan las terminaciones periféricas de las *fibrillas nerviosas*, que a su vez, desplazan las terminaciones centrales, cuando dichas terminaciones son desplazadas, el modelo de *espacio interfibrilar* es dispuesto de otro modo y el flujo de los *espíritus animales* es así dirigido hacia los nervios apropiados¹³.

Fue la explicación de Descartes de este mecanismo por medio de una reacción automática y diferenciada lo que le condujo a ser considerado como el fundador de la Teoría del Reflejo. Así, según la concepción cartesiana, el alma racional, una entidad distinta del cuerpo y puesta en contacto con el mismo por la glándula pineal, puede o no puede darse cuenta de las emanaciones diferenciales que los espíritus animales traían a su alrededor a través de la reordenación de los espacios interfibrilares. Cuando tales percepciones ocurren, el resultado es la sensación consciente -el cuerpo afecta a la mente. A su vez, en la acción voluntaria, el alma, puede por sí misma iniciar una emanación diferencial de espíritus animales¹⁴. En otras palabras, la mente, puede también afectar al cuerpo.

Si bien Descartes ya había esbozado el concepto de reflejo al considerar que los animales respondían con movimientos en respuesta a estímulos externos, es Haller quien proporciona una definición operacional de las relaciones entre estímulo y respuesta. Reconoce además que los nervios son la fuente de toda sensibilidad y que la electricidad es un agente sumamente poderoso para activar los nervios, pero concluye que es poco probable que el estímulo natural sea eléctrico. De esta manera, Haller proporciona un método para caracterizar al sistema con base en la relación entre la magnitud del estímulo y la respuesta, sin preocuparse mayormente por la naturaleza interna del sistema.

Es a partir de los estudios realizados por Francis Bacon a mediados del siglo XVII, cuando se sientan las bases del pensamiento científico y se gesta un cambio fundamental en la historia de la ciencia. Bacon propone un método para abordar la solución de problemas en el que a la observación agrega la inducción y a la inferencia la verificación, abriendo con ello el camino para la experimentación. Siguiendo esta línea, años más tarde, William Harvey, advierte que en los nervios 'no hay progresión de espíritus sino irradiación de acciones que son transportadas como la luz en el aire, posiblemente como el flujo y reflujo del mar', concepto que anticipa la existencia de ondas que se propagan a lo largo de los nervios¹⁵.

El pensamiento que predominó hasta finales del siglo XVII, era fundamentalmente mecanicista y no es sino hasta los inicios del siglo XVIII, en que Alexander Monro cuestiona algunos conceptos existentes sobre la función de los nervios periféricos, ya que al examinarlos no observa cavidades, ni que se generen gotas de fluido al seccionarlos. Tampoco observa que los nervios se hinchen al ser ligados, como se esperaría si estos condujesen fluidos. Si bien sus observaciones parecían excluir la hipótesis tubular de la conducción nerviosa, Monro intuyó al igual que Haller, pero le pareció poco probable, que la conducción fuese eléctrica por considerar que el nervio no era un conductor adecuado.

El enfoque sobre el estudio de las funciones cerebrales sufre un giro radical cuando el histólogo español Santiago Ramón y Cajal a finales del siglo XIX y principios del XX, en su obra *Histologie du system nerveux*, demuestra que el sistema nervioso está constituido por un conjunto de células nerviosas a las que posteriormente se llamó neuronas. A partir de este punto, surgen múltiples disciplinas que estudian la organización anatómica y funcional del sistema nervioso, dando origen al estudio de lo que hoy se conoce como neurociencias.

¹³ Ibidem, p.p. 185-216

¹⁴ Descartes R, *The Philosophical Writings of Descartes*, Cambridge University Press, Londres, 1984 (traducción del texto original del 1649).

¹⁵ Churchland, Op. Cit p.27

El descubrimiento de la actividad eléctrica cerebral por Fritsch y Hitzig, constituyó un paso más en el conocimiento de las funciones del sistema nervioso. Sin embargo, es con el trabajo de Luigi Galvani, cuando surge una evidencia más directa acerca de la existencia de electricidad animal y de su posible relación con el proceso normal de excitación. Galvani observó que cuando una rana, a la cual se le había insertado un alambre de cobre, colgaba en una estructura de hierro, al tocar la estructura con alguna parte de su cuerpo, ésta se convulsionaba intensamente. Esto lo lleva a postular que el cuerpo de la rana tenía propiedades eléctricas. Galvani explicó este fenómeno como resultado de la existencia de la electricidad animal que fluía al cerrarse el circuito, consideró además que la corriente generada era suficiente para contraer al músculo. Estas interpretaciones generaron gran controversia entre Volta, Galvani y sus seguidores, ya que según el primero, para producir electricidad se necesitaban tres sustancias, dos metales heterogéneos y un tercer material conductor para completar el circuito. Si este tercer material era el músculo de la rana, en virtud de su 'irritabilidad', reaccionaría al flujo de corriente bimetálica, pero su papel sería el de un simple electrómetro¹⁶.

Las discusiones con Galvani llevaron a Volta a desarrollar a fines del siglo XVIII la primera batería eléctrica, hecho que constituye uno de los descubrimientos tecnológicos más importantes en la historia de la ciencia. La posibilidad de almacenar energía eléctrica permitió estimular en forma controlada los tejidos nerviosos y musculares, y también realizar investigaciones acerca de la naturaleza de la electricidad y del electromagnetismo, que se iniciaron con los estudios realizados en 1820 por Hans Christian Oersted. A partir de entonces el camino hacia el descubrimiento de la naturaleza de la actividad nerviosa se hizo más claro, pero aún habría de transcurrir todo un siglo, antes de que pudiera contarse con una hipótesis adecuada que fuera posible de probar experimentalmente¹⁷.

Fueron probablemente las experiencias de Carlo Matteucci y las de Emil Du Bois-Reymond, las que establecieron en forma definitiva la naturaleza eléctrica de la señal nerviosa. Matteucci usa por primera vez un galvanómetro para medir el flujo de corriente que se establece entre la superficie intacta del músculo, a la que denominó *corriente de lesión*. Además de confirmar las observaciones de Matteucci, Du Bois-Reymond demuestra que la corriente de lesión en el músculo también disminuye al estimular el nervio con trenes de impulsos eléctricos y propone que las fibras musculares poseen una diferencia de potencial entre su parte media (positiva) y su parte tendinosa (negativa), y que esta diferencia se reduce transitoriamente durante la actividad, generando una variación negativa, el potencial de acción. En estudios posteriores muestran que algo semejante sucede en el nervio. Du Bois-Reymond atribuye esta diferencia de potencial a la existencia de partículas electromotoras que se encuentran ordenadas regularmente a lo largo de la superficie del músculo y del nervio y postula la igualdad de la señal nerviosa con la electricidad¹⁸.

A mediados del siglo XIX, con Bernstein, discípulo de Du Bois-Reymond, se sientan las bases de la electrofisiología moderna. En 1868, la utilización del galvanómetro de cuerda permite a Bernstein medir el curso temporal del potencial de acción y la velocidad de conducción en el nervio. De este modo, propone que la membrana de la fibra nerviosa se halla polarizada y que contiene iones positivos en el exterior y negativos en la parte interna, sugiriendo que este potencial se origina de un aumento selectivo en la permeabilidad de la membrana a los iones potasio, lo que despolariza a la fibra nerviosa y provoca que dicha onda de despolarización se propague a lo largo de la fibra. Explica asimismo las corrientes de lesión, como debidas a la ruptura de la membrana y al establecimiento de flujos de corriente entre los sitios lesionados y los intactos¹⁹.

¹⁶ Needham J, *Historia General de las Ciencias*, Vol. 4, Ediciones Orbis, España, 1971, p.p. 654-657

¹⁷ Beaujeu, Bolch, Bourgey et al. Op cit. p. 289

¹⁸ Du Bois-Reymond E, 1849, *Untersuchungen über thierische Elektrizität*. Vols 1-2, Berlin, Reimer p.103

¹⁹ Cárdenas y Cárdenas Juan, *Neurología*, Interamericana, p. 730

El impacto de las nuevas tecnologías sobre la investigación neurofisiológica se hizo más evidente a principios del siglo XX. La invención del tubo de rayos catódicos y de los diodos y triodos, hizo posible la construcción de amplificadores de voltaje y de corriente, los cuales permitieron en 1922 a Erlanger y Gasser, registrar el potencial de acción en las fibras, observando la existencia de una relación directa entre la velocidad de conducción y el diámetro de las mismas.

En 1939, Hodgkin y Huxley registran los potenciales de acción en el axón gigante del calamar *Loligo* y encuentran que durante el potencial de acción, el potencial de membrana no sólo se reduce y anula, como lo postulaba Bernstein, sino que se vuelve positivo. Poco después, Conway entre 1941 y 1946, muestra que la membrana de la fibra muscular es permeable al potasio y al cloro y no solo al primero como lo sostenía Bernstein; sugiere además, que la distribución de estos iones y el potencial de membrana podían atribuirse a un equilibrio electroquímico a través de la membrana.

Las investigaciones de Hodgkin y Huxley son interrumpidas por la Segunda Guerra Mundial, y no es sino hasta 1952, cuando en una serie de estudios proponen la hipótesis iónica para explicar la generación del potencial de membrana y del potencial de acción. Esta hipótesis sostiene que en condiciones de reposo la membrana de las células nerviosas tiene una permeabilidad iónica selectiva, esto es, la membrana celular es altamente permeable al potasio y al cloro, que se distribuyen dentro y fuera de la membrana de acuerdo a su potencial electroquímico, y poco permeable al sodio²⁰.

Como consecuencia de esta permeabilidad selectiva, se genera una diferencia de concentración iónica (y de potencial eléctrico) entre el exterior y el interior de la célula nerviosa. La concentración de sodio es muy baja en el interior de la neurona gracias a un mecanismo activo que conduce continuamente el sodio del interior al exterior de la fibra, a medida que éste va entrando por difusión. En cambio, la concentración de potasio es mayor en el interior que en el medio extracelular. De esta manera, la aplicación de corriente externa a la fibra nerviosa aumenta la permeabilidad al sodio, el cual entra rápidamente al interior de la célula y despolariza a la membrana, esto favorece una entrada mayor de sodio y produce una mayor despolarización. En forma simultánea, pero con un curso temporal más lento, aumenta la permeabilidad al potasio, que va del exterior al interior de la neurona, lo que tiende a repolarizar la membrana contribuyendo de esta manera a la fase descendente del potencial de acción, por lo que la restauración de las condiciones originales en la fibra nerviosa requieren de la extrusión de sodio por mecanismos metabólicamente activos.²¹

El concepto de permeabilidad selectiva de la membrana constituye una de las nociones más importantes de la Neurofisiología moderna, ya que no sólo explica la generación y conducción del potencial de acción a lo largo de las fibras nerviosas; también explica el proceso de transducción en receptores sensoriales y la transmisión sináptica en uniones periféricas y en el Sistema Nervioso Central. Al demostrar que el potencial de acción se origina de cambios transitorios en la permeabilidad iónica de la membrana, se produjo el derribo de las teorías vitalistas que explicaban la conducción nerviosa. No obstante, este avance conceptual solo fue posible en la medida en que se desarrolló la física y se diseñaron métodos que permitieron medir directamente los cambios eléctricos que ocurren durante el proceso de excitación en el nervio.

A principios del siglo XIX surge así, una de las contribuciones de mayor trascendencia en el entendimiento de la fisiología de la médula espinal. La descripción de las funciones de los nervios sensitivos y motores por Bell y Magendie muestra la relación de los mismos con las diferentes partes del cerebro según sus funciones. Al mismo tiempo, pero en forma independiente, Flourens investiga las

²⁰ Hodgkin, A.L. y A.F. Huxley A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. *Journal Physiol.* 117, p.p. 500-544

²¹ Hodgkin, A.L. y A.F. Huxley Op. Cit. p.525

funciones del cerebelo y Weber establece su ley de la sensación (o Ley de Weber) en la que formula la relación matemática existente entre la intensidad de un estímulo y la sensación producida por éste. Posteriormente en 1837, Hall introduce el término *arco reflejo* para describir las respuestas de la médula espinal, señalando además que la actividad refleja de ésta puede ser afectada por la voluntad, al ser ésta menos específica en su acción y por no estar dirigida a activar un músculo o un conjunto de músculos en especial sino que tiene como fin lograr una meta, que es objetivo y propósito de la contracción muscular²². Es interesante señalar que con estos conceptos Hall se anticipó, al menos 150 años, a los conceptos actuales sobre control motor voluntario.

La demostración de la individualidad anatómica de las neuronas en 1888 por Ramón y Cajal, constituyó la base de la teoría neuronal y aportó los elementos para abordar en una forma más racional el estudio del Sistema Nervioso en general y de la médula espinal en particular. Permitió entender cómo se comunican las neuronas entre sí, y generó la base conceptual para entender los procesos de excitación e inhibición de las células nerviosas.

Aunque la existencia de efectos inhibitorios ya se había considerado para explicar la acción del nervio vago sobre la actividad cardiaca, es gracias a los trabajos de Sherrington realizados entre 1892 y 1905, y posteriormente por David Lloyd, cuando se demuestra por primera vez la existencia de procesos inhibitorios subyacentes en la inervación recíproca de músculos antagonistas y en el reflejo extensor cruzado. Sherrington utiliza el término sinapsis para referirse a los contactos que las terminales axónicas hacen con las neuronas descritos por Ramón y Cajal y propone que la inhibición de los reflejos antagonistas producidos por la estimulación de fibras sensoriales se debe a la activación de sinapsis inhibitorias. Considera además que las terminales axónicas de una misma fibra sensorial pueden tener conexiones directas, excitatorias o inhibitorias con las motoneuronas²³.

A partir de la publicación de las investigaciones de Hodgkin, Huxley y Katz en el axón gigante del calamar, iniciadas en 1939, se planteó la necesidad de estudios equivalentes en la unión neuromuscular y en las neuronas centrales. Diez años más tarde, la introducción de micropipetas de vidrio provistas de una solución conductora, permite registrar el potencial de membrana y el potencial de acción de las fibras musculares. De esta manera, en 1952, Bock, Coombs y Eccles obtienen los primeros registros intracelulares de potenciales de acción en motoneuronas al estimular las raíces ventrales en la médula espinal del gato, encontrando que la estimulación eléctrica de aferentes musculares produce una despolarización activa de la membrana de la motoneurona, el potencial postsináptico excitador (PPSE). Dicho potencial aumenta al incrementar la intensidad del estímulo y genera un potencial de acción cuando la despolarización producida sobrepasa un nivel crítico o umbral. El PPSE aparece entre 0.3 y 0.4 milisegundos después de la llegada de la descarga aferente a la médula espinal, y alcanza su máximo en 1 milisegundo para decaer exponencialmente, con una constante de tiempo de 4 milisegundos aproximadamente. El PPSE aumenta de amplitud al hiperpolarizar la membrana y disminuye de amplitud al despolarizarla, llegando incluso a invertir su polaridad cuando el potencial de membrana está cercano a cero. Como consecuencia de todas estas observaciones, Eccles concluye que es improbable que las corrientes establecidas por flujos iónicos tan grandes se requieran para generar dicho potencial y postula que la transmisión no es eléctrica sino química, difundándose hasta el elemento postsináptico en donde se produce un cambio de permeabilidad iónica²⁴.

Años después, a fines de la década de los cincuenta, Rall con base en la teoría del cable, formula un modelo matemático de las propiedades eléctricas pasivas de la motoneurona que cambia por completo

²² Gardner, J. *Fundamentos de Neurología*, Ed. Interamericana, México, 1970, p.p 7-111

²³ Gardner, Op. Cit p.p 25-32

²⁴ Ibidem, p.p 86-93.

la concepción de los neurofisiólogos acerca de la función de las dendritas en las neuronas centrales, lo que le permite caracterizar las relaciones entrada-salida de los árboles dendríticos pasivos y a su vez calcular el cambio de voltaje en cualquier punto. La teoría del cable se había desarrollado inicialmente para analizar la distorsión de los potenciales eléctricos en los cables submarinos usados para transmitir señales a través del Atlántico. Como resultado del análisis realizado por Rall, quedó claro que acciones sinápticas iniciadas en las dendritas distales pueden contribuir en forma significativa a los cambios de potencial registrados en el soma²⁵.

La posibilidad de registrar los potenciales sinápticos y potenciales de acción de neuronas individuales en el Sistema Nervioso Central generó nuevas preguntas, muchas de las cuales pudieron ser contestadas experimentalmente. Permitió además identificar tipos específicos de neuronas y caracterizar, con bastante precisión, sus respuestas a la estimulación de receptores sensoriales y a la estimulación supraespinal. A su vez, ello permitió definir las vías reflejas de las que forman parte, así como analizar los mecanismos iónicos que intervienen en la transmisión sináptica entre distintos tipos de neuronas y los transmisores involucrados, haciendo posible correlacionar la actividad de neuronas individuales con las características de estímulos sensoriales de distintas modalidades, así como con la ejecución de movimientos o con procesos de aprendizaje o de discriminación sensorial²⁶.

Los avances científicos que se han producido durante los últimos ciento cincuenta años sobre la estructura y el funcionamiento del sistema nervioso han puesto de manifiesto el papel rector que el cerebro ejerce respecto del resto del organismo. Todas las funciones orgánicas se encuentran reguladas por el cerebro y existe un flujo permanente de información entre los órganos y éste.

El desarrollo de nuevas técnicas ha permitido delimitar distintas áreas de la corteza cerebral especializadas en la recepción y procesamiento de informaciones sensoriales así como en el control de las reacciones asociadas a las áreas auditivas, visuales, motoras, etc. No obstante, estas áreas especializadas representan apenas una cuarta parte de la corteza cerebral; el resto, las denominadas áreas de asociación, parecen estar encargadas de la interpretación, integración y coordinación de las informaciones procesadas por las áreas sensoriales y motoras. Dichas áreas de asociación serían responsables así de las funciones mentales superiores: lenguaje, pensamiento, razonamiento, memoria, creatividad, etc.; en donde cada uno de los hemisferios cerebrales controla y ejecuta funciones o aspectos diferentes de una misma función. En términos generales, parece que en la mayor parte de las personas el hemisferio izquierdo controla la habilidad lingüística, numérica y de pensamiento analítico, mientras que el hemisferio derecho controla las habilidades espaciales complejas, como la percepción de patrones y aspectos de ejecución artística y musical. Sin embargo, las actividades complejas requieren de la interrelación de los dos hemisferios, esto es, existe una especialización funcional pero la actividad conjunta de ambos hemisferios es necesaria para el funcionamiento integral del cerebro; su participación es variable según los individuos; las reglas a que esto obedece y las razones que la determinan (genéticas, sociales) son poco conocidas.

Todavía quedan un gran número de procesos por esclarecer en relación a la localización, origen y función cerebral. La mayor parte de los procesos mentales como el percibir, recordar, pensar, desear, soñar, amar, etc., probablemente sean producto de las propiedades emergentes de sistemas neurológicos como sistemas complejos *autoorganizados*, que no pueden explicarse simplemente analizando los componentes de estos sistemas puesto que son distintos a ellos. En consecuencia, aún no han podido ser conocidos ni comprendidos en su totalidad, por lo que estos descubrimientos ponen de manifiesto lo mucho que queda por conocer en torno al cerebro humano²⁷.

²⁵ Lara Zavala, *Cibernética del Cerebro*. Ed. Limusa, México, 1979, p.p. 17-116.

²⁶ Lara, Op. Cit, p.p. 29

²⁷ Cárdenas, Op. Cit. p.p. 731-733

CAPÍTULO II.

El sistema nervioso humano, al igual que el de todos los vertebrados, comprende un sistema nervioso central, que se halla constituido por el encéfalo y la médula espinal; y un sistema nervioso periférico, formado por los nervios raquídeos (y sus ganglios) que se extienden hasta un amplio conjunto de células blanco. Los componentes sensitivos del sistema nervioso periférico aportan información al sistema nervioso central acerca del medio ambiente interno y externo. Los efectos integrados del procesamiento central son traducidos finalmente en acción por los componentes motores de ambos sistemas. De las diferentes regiones encefálicas depende una enorme gama de funciones como la percepción sensitiva, la cognición, el lenguaje, el sueño y la emoción¹.

NEURONA.

2.0. Estructura y Fisiología.

La *neurona* representa la unidad dinámica y fundamental del sistema nervioso, término creado en 1891 por Waldeyer para designar el conjunto de las partes constitutivas de la célula nerviosa; a saber: una masa protoplasmática que contiene al núcleo denominado *soma*, *pericariona*, *pirenóforo* o *citota*; numerosas arborizaciones protoplasmáticas, las *dendritas* o *dendroma* y una larga prolongación cilíndrica, el *cilindroeje* o *axón*².

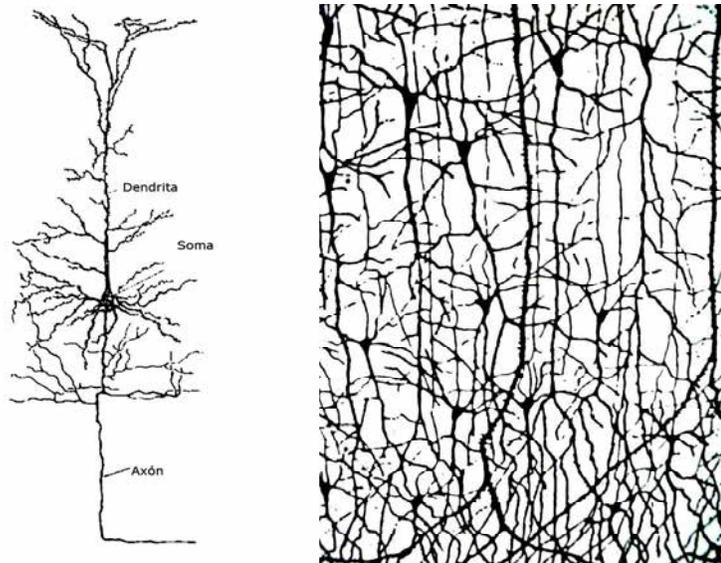


Figura 1. Izquierda: Esquema neurona, derecha: Representación de la riqueza y complejidad neuronal, así como de la elaborada organización topográfica del conjunto.

La unidad neuronal comprende así, la célula, sus prolongaciones y sus órganos eferentes o eferentes, y receptores o aferentes³.

A finales del siglo XIX, el histólogo español Santiago Ramón y Cajal demostró que a pesar de que las neuronas conservan características comunes al resto de las células, desde un punto de vista morfológico, la neurona constituye una célula muy diferente a las otras células del organismo, siendo la

¹ Purves David, *Introducción a las Neurociencias*, Interamericana, Madrid, 1999, p.p. 7-65

² Gardner, Ernest, *Fundamentos de Neurología*. Interamericana, México, 1970 p.p. 5-103

³ Gardner, Op. Cit, p.p. 69-73

característica más sobresaliente de ésta, la presencia de prolongaciones que surgen del cuerpo celular de la neurona y ramifican a diferentes distancias.

De acuerdo con el papel fisiológico que desempeñan en el paso de señales de una neurona a otra, dichas prolongaciones pueden ser de dos tipos: las dendritas, que junto con el soma reciben aferentes de otras neuronas; y el axón, que termina en las dendritas o somas de otras células para establecer un contacto funcional entre ellas. Esta capacidad funcional para transmitir información constituye la característica principal y distintiva de la célula nerviosa con respecto a las otras células, diferencia que se produce en virtud de la *excitabilidad* de la neurona⁴.

2.1. EXCITACIÓN, CONDUCCIÓN Y TRANSMISIÓN DEL IMPULSO NERVIOSO.

Una propiedad fundamental de los organismos vivos es la *excitabilidad*, esto es, la capacidad para responder o reaccionar ante un *estímulo*, entendiéndose por tal, cualquier cambio en el medio externo o interno en el que la respuesta generalmente representa un cambio en el estado de actividad del organismo.

En términos más precisos, la excitabilidad constituye la propiedad básica del protoplasma que permite a una célula responder ante un estímulo. Por tanto, la excitabilidad del nervio se define como su capacidad para reaccionar a los acontecimientos exteriores tanto a nivel de las terminaciones nerviosas como en todo su recorrido. El término *estímulo* designa estos acontecimientos, cuya característica común es la de originar el *influj*o o *impulso nervioso* mediante la denominada *excitación* o *estimulación*. En términos corrientes, el influjo nervioso se define como la señal aportada por los nervios a los órganos, principalmente a los músculos, o bien a los centros nerviosos. En el primer caso, el influjo se denomina *motor* o *centrífugo*; en el segundo se llama *sensitivo* o *centrípeto*, entendiendo que esta distinción únicamente cuenta en el sentido del aporte, ya que el influjo es idéntico tanto hacia la periferia como hacia el neuroeje⁵.

Por otra parte, los estímulos pueden ser de dos clases: específicos o generales. Los primeros actúan sobre estructuras diferenciadas y adaptadas para esta finalidad, por ejemplo, la luz para la retina o los sonidos para el oído interno; y los generales, que poseen la capacidad de responder a las modificaciones de su medio, ya sean mecánicas, químicas, térmicas o eléctricas. Los estímulos generales también son denominados artificiales, en oposición a los otros, que son naturales por el hecho de que su intervención es fisiológica⁶.

2.2. POTENCIAL DE MEMBRANA.

Las diferencias entre el constituyente químico del protoplasma y el interior del axón en relación con su exterior, se hallan delimitadas por la presencia de la membrana celular, estructura que posee una gran importancia fisiológica y regula especialmente la dirección y transmisión de impulsos nerviosos de una célula a otra.

Dado que la región externa de la membrana de las células nerviosas se halla cargada eléctricamente, (carga positiva en el exterior y negativa en el interior) las neuronas son células polarizadas. Esta carga, llamada *Potencial de membrana*, se produce debido a que las células contienen gran cantidad de sales disueltas en el citoplasma, las cuales incluyen sodio (Na^+), potasio (K^+), cloro (Cl^-) y otros elementos, los cuales en solución forman iones⁷.

⁴ Ibidem, p. 11

⁵ Ibidem, p.p. 14-19

⁶ Ibidem, p.p.43

⁷ Ibidem p.p. 56

2.3. POTENCIAL DE ACCIÓN.

En virtud de la excitabilidad de las células nerviosas, en respuesta a una señal, como una pequeña fluctuación local en la concentración de iones a través de la membrana, ésta puede rápidamente hacerse permeable a los iones del exterior. De este modo, la entrada de iones de sodio produce una despolarización de la membrana, cambiando el voltaje de -70mV a $+40\text{mV}$. Este cambio produce una onda de actividad eléctrica descendente, denominado *Potencial de acción*, que en pocos milisegundos pasa desde su punto de iniciación en el cuerpo celular (denominado como axónico) hasta la terminación del axón.

De esta manera, la información que proviene de las aferencias que llegan a las dendritas es traducida en el origen del axón, porción de la célula nerviosa especializada en la conducción de señales. La información codificada por los potenciales de acción es transferida a la célula siguiente por medio de la transmisión sináptica. El potencial de acción sirve como señal en la sinapsis para liberar sustancias denominadas *neurotransmisores* que disparan la respuesta a neuronas adyacentes; de este modo, en una neurona excitadora, la interacción conjunta de muchas otras neuronas cuyas sinapsis son adyacentes y que pueden liberar sus propios transmisores, determinará si la neurona siguiente disparará o no, y así sucesivamente.

La explicación del potencial de acción, como se ha descrito, constituye la llamada *Teoría de la membrana o del núcleo*. En otras palabras, esta teoría establece que si se aplica un estímulo de intensidad suficiente la polaridad de la membrana se invierte, lo que determina una diferencia de potencial entre el punto excitado y las zonas en reposo próximas, el potencial de acción, el cual se propaga produciendo el impulso nervioso⁸.

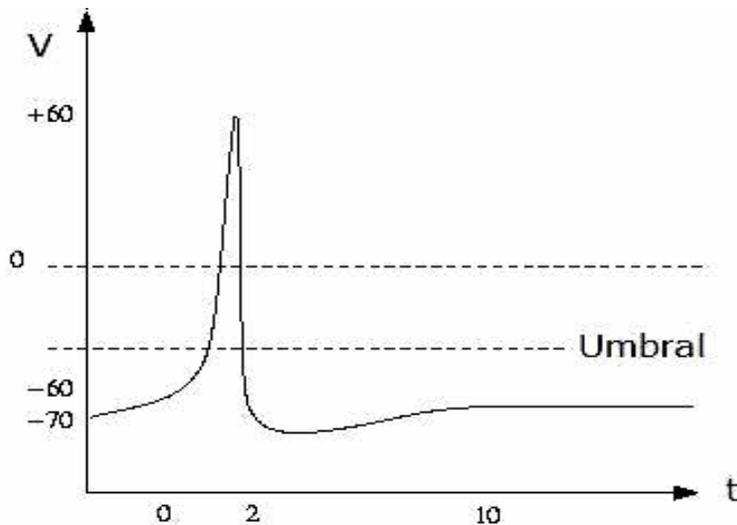


Fig. 2. Potencial de Acción

2.4. TEORÍA DEL POTENCIAL ESTABLE O DE REPOSO

La denominada *teoría del potencial de reposo*, se funda sobre dos nociones básicas: el potencial de membrana ya descrito, y el mecanismo iónico de este potencial. Esta teoría postula que el potencial de reposo es un *Potencial de membrana* que resulta de la diferencia de la concentración de iones en la

⁸ Purves David, Op. Cit, p.p.34-36

célula y en el líquido extracelular, (diferencia en la que la membrana interviene en forma principal). Estas diferencias se originan a causa de los que se denominan *factores pasivos* que producen una lenta difusión de iones y de un *transporte activo*, la bomba de sodio-potasio, en la cual se utiliza energía para transportar iones de sodio desde una región de baja concentración (dentro de la célula) a una región de alta concentración (fuera de la célula)⁹.

Los factores pasivos incluyen, las cargas y concentraciones de los iones, así como la naturaleza selectiva de la membrana celular. En relación a ésta última, cabe señalar que la naturaleza lipídica de la membrana resiste a la difusión, pero no a la de todos los iones en igual forma, siendo mucho más permeable al potasio que al sodio. De este modo, los iones de potasio que poseen carga positiva, se mueven hacia el interior, atraídos por la carga negativa de los iones orgánicos. Estos factores equilibran la tendencia del potasio para difundir hacia afuera, por la baja concentración del exterior. El resultado neto de los diversos factores pasivos produce una ligera difusión de Na^+ hacia el interior de la célula y de K^+ fuera de la célula¹⁰.

Por otro lado, en virtud de los mecanismos denominados de transporte activo, las concentraciones iónicas a cada lado de la membrana permanecen constantes. Es por esta razón que los iones de potasio K^+ tienden a ser expulsados de la célula por la fuerza de difusión, pero al mismo tiempo la presión electrostática lo impulsa hacia el interior, manteniéndose así un equilibrio. Análogamente, los iones de cloro (Cl^-) tienden a introducirse a la célula por la membrana externa positiva y a la vez son rechazados por la carga negativa del interior. Este mecanismo metabólicamente dirigido, que expulsa iones de sodio y capta iones de potasio, es llamado *bomba de sodio-potasio*¹¹. La membrana permite así, que cierta cantidad de sodio (Na^+) se filtre hacia el interior, mientras que la bomba de sodio-potasio impulsa a éste último elemento fuera del axón.¹²

En consecuencia, si un estímulo es aplicado a una fibra nerviosa, el potencial de reposo es invertido. La fibra nerviosa se recupera poco después, aunque algunas veces con más lentitud. Esta inversión del potencial es llamada *potencial de punta o espiga* y uno de sus aspectos característicos es que viaja, o es conducido a lo largo de la fibra nerviosa alejándose del punto de estimulación, es decir, en forma independiente del estímulo.

Durante la inversión del potencial, el interior de la fibra se vuelve positivo respecto al exterior, entonces se dice que la membrana se ha *despolarizado*. En términos de concentraciones de iones, la despolarización resulta de que el estímulo se acompaña de un brusco aumento en la permeabilidad para el sodio, el cual se moviliza hacia el interior del citoplasma, al grado que éste se vuelve positivo. Poco después, al aumentar la permeabilidad para el potasio, éste se mueve hacia el exterior y el potencial de reposo comienza a restablecerse¹³.

Esta movilización hacia el exterior es contrarrestada con la inactivación del sodio, o sea, por una brusca detención de la movilización de éste ión hacia el interior. Enseguida, la membrana es *repolarizada* en forma gradual, a medida que la *Bomba de sodio-potasio* lleva al sodio hacia afuera y el potasio hacia adentro. Cuando los iones se mueven hacia el interior (el movimiento iónico a menudo es denominado *flujo de corriente*) a través de la membrana despolarizada, fluyen longitudinalmente dentro de la fibra, alcanzando así regiones intactas (polarizadas) delante y detrás de la zona despolarizada. Una vez arribado a dichas regiones, los iones comienzan a fluir hacia el exterior, atravesando la

⁹ Ibid, p.p.47-49

¹⁰ Hermann, H, *Précis de Physiologie* Ciec, Toray Masson et Cie. Paris, 1967 p.p. 22-115.

¹¹ La bomba descrita se encuentra formada por moléculas individuales de proteínas situadas en la membrana, las cuales metabolizan nutrientes necesarios para la célula gracias a la energía liberada por las mitocondrias

¹² Purves David, Op. Cit, p.51

¹³ Gardner, J. Op. Cit. p.p. 73-81

membrana con el fin de hacer contacto con el líquido extracelular, a través del cual vuelven a la región despolarizada y en esta forma completan el circuito. La región donde la corriente fluye hacia el interior (región despolarizada) se conoce como *sumidero*, análogamente, la región donde la corriente fluye hacia afuera constituyen la *fente*.

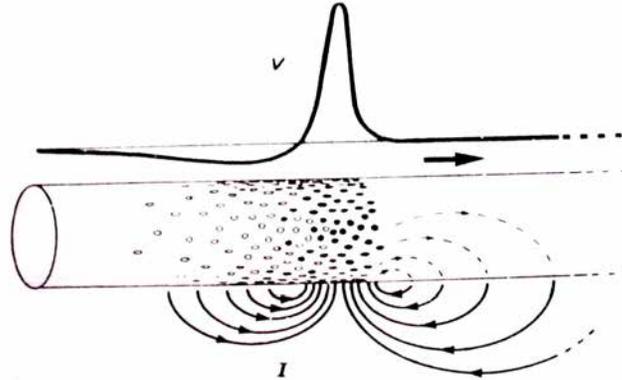


Figura 3. Axón nervioso con un potencial de acción viajando de izquierda a derecha. Arriba, la distribución del potencial a lo largo de su longitud; abajo, el flujo de corriente asociado. En el axón mismo, los huecos indican la densidad aproximada de los canales abiertos de sodio, los blancos corresponden a los canales de potasio.

Se cree que el flujo de corriente hacia afuera, a través de la membrana, actúa como un estímulo y que, cuando la densidad de dicho flujo es suficientemente grande, la resistencia desaparece y el potencial de membrana se invierte. En otras palabras, un impulso, una vez iniciado, se autopropaga porque el flujo de corriente creado por la inversión de la membrana actúa como estímulo para las porciones precedentes de la fibra; cuando éstas se abaten, el proceso se repite¹⁴.

2.5. DINÁMICA DEL POTENCIAL.

El potencial de punta es seguido por algunos cambios llamados *pospotenciales* o *potenciales ulteriores* que junto con el de punta constituyen el *Potencial de Acción*. El potencial de acción se compone así, del potencial de punta y de los potenciales ulteriores negativo y positivo; éstos dos últimos, de amplitud pequeña en comparación con el potencial de punta. El *potencial ulterior negativo* comienza antes de que la punta se complete, y es un cambio eléctrico negativo relativamente prolongado, que puede durar hasta 15 milisegundos y corresponde en tiempo, a la *fase supernormal del nervio*. El *potencial ulterior positivo* en contraste, constituye un cambio eléctrico positivo que sigue al negativo. Es de mayor duración y está relacionado en tiempo, con la *fase subnormal del nervio*. Estos potenciales ulteriores probablemente se hallan asociados con procesos de recuperación metabólica que siguen al paso de los impulsos nerviosos¹⁵.

El potencial de acción por tanto, puede dividirse en varias fases como se observa en la siguiente figura:

¹⁴ Gardner, *Ibid*, p. 74

¹⁵ *Ibidem*, p.p. 75-76

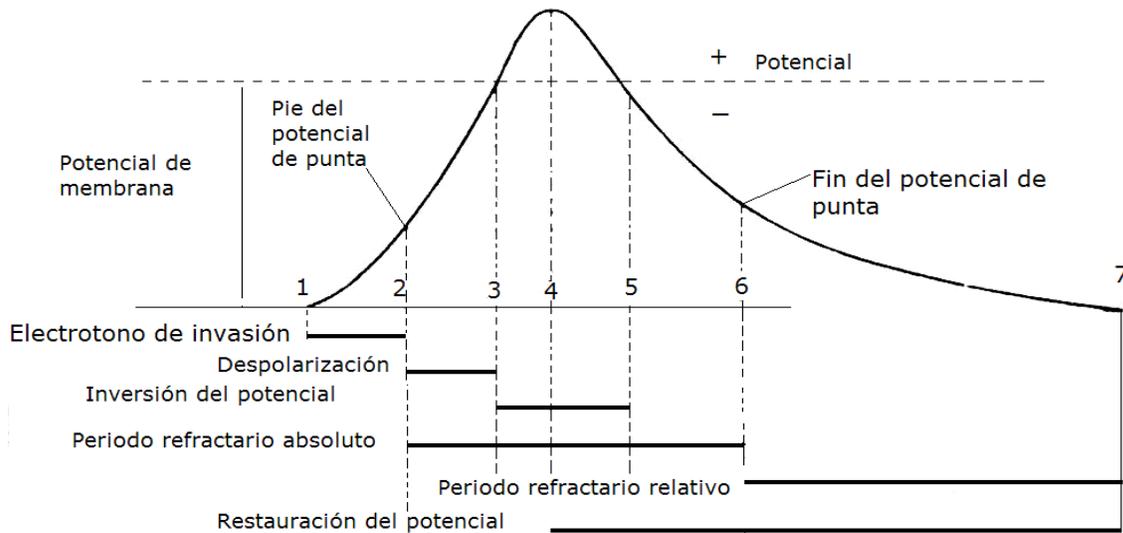


Figura 4. Fases del potencial de acción.

Como puede verse, el paso del estado de reposo al estado de actividad de la fibra nerviosa comprende dos etapas intermedias: una despolarización pasiva y una despolarización activa, lo que constituye la respuesta local ligada a la variación del estado eléctrico del axoplasma¹⁶.

En efecto, antes que la despolarización de la fibra alcance la región explorada por el electrodo activo, las variaciones de potencial que se manifiestan por encima de éste desarrollan en esta región un campo eléctrico o *electrotono* que separa el trazado de la horizontal (fase 1-2). La respuesta local, es decir, la punta propiamente dicha, no empieza más que en 2 (pie de la punta); la despolarización excita enseguida la fibra de 2 a 3; de 3 a 4 la polarización cambia de signo y se vuelve positiva durante un instante muy breve. De 4 a 6 existe restauración del potencial de reposo. El punto 6 señala el fin de la punta. De 6 a 7 se coloca el pospotencial negativo. Se observa asimismo, que simultáneamente la excitabilidad de la fibra sufre importantes modificaciones: entre 2 y 6 se sitúa lo que se denomina periodo refractario absoluto; y entre 6 y 7 un periodo refractario relativo¹⁷.

Cabe señalar, que la amplitud del potencial de punta es independiente de la intensidad de la excitación. Por debajo de cierto umbral no existe respuesta local; por lo que por encima de éste la punta adquiere desde el primer momento una amplitud que conserva, sea cual fuere el refuerzo del excitante. Esta comprobación resulta importante, ya que demuestra la autonomía del influjo nervioso y su independencia ante los acontecimientos exteriores o interiores que lo provocan, lo que plantea la cuestión del determinismo unívoco del influjo nervioso¹⁸.

2.6. PERIODO REFRACTARIO.

Existe un breve periodo que sigue a la iniciación de un impulso nervioso, en el cual no puede iniciarse otro sin importar cuán intenso sea el estímulo. Este es el *periodo refractario absoluto*. A continuación viene un *periodo refractario relativo*, en el cual los impulsos nerviosos pueden ser iniciados, pero los estímulos tienen que ser más intensos que en forma normal; es decir, el umbral es más alto. El periodo refractario total corresponde más o menos a la duración del potencial de espiga. El umbral vuelve a su estado normal dentro de 0.5 a 2 milisegundos, dependiendo del diámetro de la fibra, pero después

¹⁶ Hermann, Op.Cit, p.p. 47-68

¹⁷ Ibid. p.62

¹⁸ Ibidem p. 78-83

disminuye a medida que las fibras entran en *fase supernormal* (que corresponde en tiempo, al potencial ulterior negativo). Finalmente, el umbral aumenta durante la *fase subnormal* (que corresponde en tiempo, al potencial ulterior positivo). Las variaciones de potencial cesan después de unos 80 milisegundos. La existencia del periodo refractario es de considerable importancia funcional, ya que el hecho de que durante el paso de potencial una fibra sea refractaria a los estímulos, limita el número de impulsos por unidad de tiempo. Al mismo tiempo, evita que aunque las corrientes locales fluyan casi igualmente tanto hacia adelante del potencial de acción como atrás de éste, el potencial de acción comience a conducir en ambas direcciones a la vez, por lo que resulta fundamental que la región sobre la cual ha pasado no se reactive otra vez de ninguna manera. La refractoriedad impide que esto suceda.

2.7. ESTÍMULOS SUBUMBRALES.

Un estímulo débil (subumbral) constituye un cambio activo en la membrana que no es suficiente para producir un cambio de potencial ya que no alcanza el umbral de excitación, ello se debe a que un segmento considerable de la fibra nerviosa no ha sido activado por la reacción en cadena, por lo que únicamente se produce una respuesta de tipo local. Cabe señalar que ésta no sigue el principio de la *ley del todo o nada*¹⁹; ya que varía con la intensidad del estímulo que es usado. La respuesta local es de corta duración y mientras dura, existe un estado de excitabilidad aumentada; es decir, este cambio no se propaga, pero permite que si se aplica un estímulo que normalmente sería muy débil, puede, no obstante, producir la excitación de la fibra. De este modo, si otro estímulo subumbral es aplicado a la misma área antes de que el cambio local desaparezca, la segunda respuesta local se suma a la primera y el efecto combinado puede dar lugar a una excitación de magnitud umbral, se dice entonces que el primer estímulo ha *facilitado* la fibra²⁰.

De esta manera, al aplicar una corriente constante de intensidad subumbral, la parte del nervio situada debajo del cátodo se vuelve más excitable, pero esta excitabilidad después disminuye lentamente, aun cuando la corriente continúe pasando. En el ánodo ocurre a la inversa. Esta declinación a partir del máximo de excitabilidad durante el periodo de corriente constante se denomina *acomodación*, y dicho fenómeno muestra que la capacidad del nervio para crear el potencial de acción se afecta por la corriente eléctrica, debido a que ésta modifica la polarización de las fibras nerviosas.

2.8. REOBASE Y CRONAXIA.

Como se señaló anteriormente, las corrientes eléctricas de cualquier clase deben tener cierta intensidad para excitar al nervio. Esta intensidad señala el límite entre las excitaciones ineficaces también llamadas infrainiciales y las excitaciones eficaces (suprainiciales). Sin embargo, la magnitud de la intensidad de la corriente tampoco basta para determinar el umbral de la excitación. Para cada intensidad, existe una duración de paso mínima, por debajo de la cual no existe respuesta nerviosa. Esta duración o tiempo útil, disminuye cuando la intensidad se eleva por encima de la inicial. El proceso inverso no obstante, no se produce, ya que con intensidades eficaces, el aumento de la

¹⁹ Ley del todo o nada: En un sistema excitable, si un estímulo alcanza un valor umbral; o sea, el que tiene exactamente la intensidad suficiente para iniciar la actividad, entonces el sistema responderá al máximo su capacidad. En caso contrario, el sistema permanece sin cambios.

²⁰ Gardner, Op. Cit. p.p. 78-80

duración de paso de corriente más allá del tiempo útil no ejerce influencia alguna sobre la actividad del nervio.

La intensidad de la corriente que al actuar en tiempo finito, apenas es suficiente para estimular, se conoce como *reobase*, *intensidad inicial* o *liminar*. Si se elige una corriente del doble de la reobase, y se mide el tiempo más corto durante el cual esta corriente puede fluir y estimular, a este tiempo se le llama *cronaxia* o *tiempo de excitación*. La cronaxia constituye una medida arbitraria, pero útil, de la excitabilidad. La curva ilustrada en la figura siguiente representa una curva de intensidad-duración, que indica la relación de la intensidad del estímulo con el tiempo durante el cual actúa²¹.

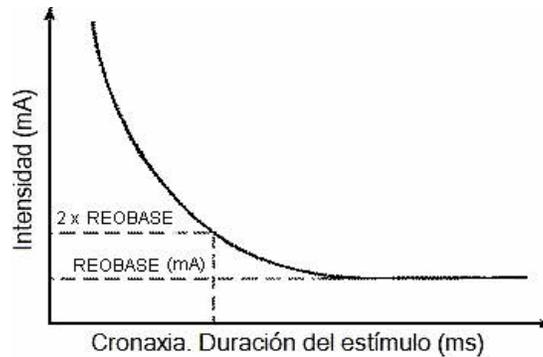
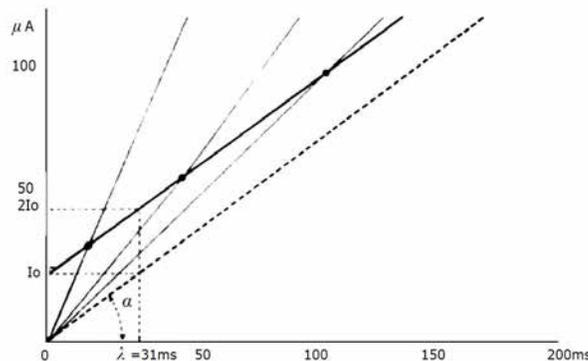


Figura 5. Curva intensidad-duración de la corriente. La porción horizontal de la curva indica la reobase, o sea, la mínima intensidad de corriente con la cual se produce la estimulación en forma independiente de la duración del estímulo. Una corriente de menor intensidad nunca estimulará, no importa cuán largo sea el tiempo que persista. Una corriente de una intensidad del doble de la reobase alcanza el umbral después del intervalo de tiempo conocido como cronaxia. La ordenada correspondiente de la curva indica que cuanto más intensa sea una corriente, más breve es el tiempo de excitación. En general, las corrientes de alta frecuencia actúan durante tiempos tan breves que, sin importar cuál sea su intensidad, son incapaces de producir estimulación.

2.9. RELACIÓN INTENSIDAD LIMINAR- VELOCIDAD DE ESTABLECIMIENTO DE LA CORRIENTE.

Para que una corriente estimule un nervio, requiere no solamente de cierta intensidad y determinada duración, sino además, de una cierta velocidad de establecimiento también llamado *ascenso de instauración*. La intensidad liminar depende de la velocidad de establecimiento, en el sentido de que para alcanzar el umbral, esta intensidad debe ser tanto más elevada cuanto más tiempo emplea la corriente para alcanzar su régimen constante. Cuando este tiempo es nulo, y por consiguiente, la instalación es instantánea, la intensidad liminar es la más baja (reobase)²².



²¹ Ibid, p. 83

²² Ibidem p.p.83-85

Figura 6. Curva de acomodación, lo corresponde a la reobase, 2lo corresponde al doble de la reobase que da la constante de acomodación, $\lambda = 31ms$

Inscritos sobre los ejes cartesianos, los valores de las intensidades liminares superiores a la reobase se sitúan sobre una recta que representa la *acomodación* del nervio a las corrientes progresivas de más lento establecimiento. En la figura anterior puede verse que una corriente progresiva del mismo ascenso que la recta de acomodación, no alcanza el umbral de excitación, así como tampoco las corrientes progresivas de menor ascenso que esta recta. Por el contrario, todas las corrientes de ascenso mayor alcanzan su umbral con intensidades crecientes, a medida que el establecimiento de la corriente se realiza más lentamente. Por este hecho, la recta de acomodación señala el ascenso límite por encima del cual las corrientes progresivas son eficaces y por debajo del cual resultan ineficaces. Esta recta constituye el *umbral de la climátesis* (de clima, ascenso, luo: destruir; el ascenso que destruye la eficacia)²³.

El ángulo α que forma el ascenso límite con el eje del tiempo, representa una de las características del nervio; es tanto menos abierto cuanto más larga es la cronaxia. Sin embargo, en la práctica, en vez de expresar el umbral de la climátesis por el ángulo α , generalmente se mide la constante de acomodación, definida como el tiempo empleado por una corriente progresiva para alcanzar una intensidad dada.

2.10. VELOCIDAD DE CONDUCCIÓN.

La mayor parte de las neuronas se encuentran recubiertas por una delgada cubierta citoplasmática multinucleada, éstas son las *fibras de Remak* o *fibras amielínicas*; otras están envainadas por una sustancia grasa, la *mielina*, denominadas *fibras mielínicas*, que fabrican la sustancia blanca de los centros nerviosos y de la mayoría de los nervios periféricos. La velocidad de conducción en las fibras nerviosas varía según el diámetro de las mismas; así, a mayor diámetro, mayor velocidad de conducción de la fibra. No se conocen todos los factores causantes de las diferencias de velocidad de conducción, aunque la presencia de mielina constituye un factor importante. La mielina, por virtud de su naturaleza lípida, evita el flujo de corriente hacia afuera, de modo que solamente en las interrupciones de la mielina, como ocurre en los nodos de Ranvier, la corriente puede fluir hacia el exterior de la fibra²⁴.

2.11. TEORÍA DE TRANSMISIÓN SALTATORIA DEL IMPULSO NERVIOSO.

Durante la conducción, la corriente fluye hacia afuera en cada nodo. Esta salida de corriente sin embargo, es evitada por los segmentos comprendidos entre los nodos. En consecuencia, la concentración de flujo se vuelve muy grande en éstos, lo que propicia un aumento en la eficacia de la estimulación. De este modo, al circular la corriente de un nodo a otro aumenta la velocidad de conducción en forma considerable; se dice entonces que el impulso progresa en *forma saltatoria* de nodo a nodo (Teoría de transmisión saltatoria del impulso nervioso). En otras palabras, según esta teoría el impulso nervioso normal no se transmite en forma uniforme a lo largo de la fibra nerviosa, sino que el potencial de acción es generado en cada nodo de Ranvier en donde se produce un potencial electrotonico que es lo suficientemente intenso para vencer la resistencia de la membrana del siguiente nodo. De aquí que se piense que el impulso 'salte' de un nodo de Ranvier a otro²⁵.

²³ Hermann, Op. Cit. p.p. 56-64

²⁴ Gardner, Op.Cit. p.p. 83-84

²⁵ Purves, Op. Cit. p.p. 61-66

Cabe señalar que esta teoría no se ajusta completamente a la realidad, ya que existen fibras en el sistema nervioso central que no poseen nodos de Ranvier y por tanto el impulso debe producirse en forma continua. Sin embargo, con la ayuda de microelectrodos se ha podido observar que el umbral de excitación es más bajo en los ya mencionados nodos o nodos. Esto ha hecho pensar que la vaina de mielina posee propiedades aislantes y que la corriente aplicada entra y sale por los nodos de Ranvier. De este modo, las fibras gruesas, cuya velocidad de conducción es alta, son estimuladas con más facilidad, por lo que puede iniciarse en ellas un impulso mediante un estímulo mucho más débil que el que se necesita para estimular una fibra amielínica. En consecuencia, las fibras amielínicas conducen mucho más lentamente que las mielínicas; no obstante, sin importar su naturaleza, los impulsos viajan a través de la fibra nerviosa sin decrecer en magnitud²⁶.

Otros de los factores que influyen en la velocidad de conducción, son aquellos relacionados con los mecanismos que generan corrientes locales en el punto inicial. De este modo, la temperatura posee un marcado efecto en la velocidad de conducción, no porque altere la velocidad de las corrientes locales, sino porque apresura los procesos de amplificación por los cuales las diferencias de potencial inducen la apertura y cierre de los canales iónicos. Como estos procesos poseen una marcada sensibilidad a la temperatura, la velocidad de conducción se reduce. Sin embargo, la relación con la temperatura es irregular, debido a que las altas temperaturas parecen afectar en mayor medida al mecanismo de potasio que al del sodio, por lo que el potencial de acción se vuelve realmente más pequeño con el aumento de la temperatura²⁷.

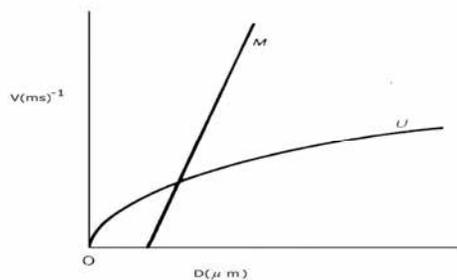


Figura 7. Dependencia de la velocidad de conducción V en relación al diámetro de un axón D , para axones no mielinizados (U) y para axones mielinizados (M).

2.12. TEORÍA DEL CIRCUITO LOCAL.

Como se ha descrito, existe un proceso de regeneración cíclica y continua en el mecanismo de propagación del potencial de acción. Al pasar el impulso por la fibra nerviosa, se produce una onda progresiva de despolarización de la membrana. De este modo, la región activa de la célula se vuelve electronegativa en relación con las regiones inactivas situadas delante y detrás del impulso. La diferencia de potencial entre las regiones activas e inactivas de la membrana establece el curso de una corriente que se denomina *de acción*, que al fluir en una porción localizada de la membrana, producirá una despolarización de la misma por delante de ella. Este proceso cíclico total se conoce como *mecanismo del circuito local en la propagación del impulso nervioso*, y hace pensar que el mínimo impulso nervioso se propaga por sí mismo.

En otros términos, esta teoría señala que debido a la baja conductividad de la membrana, cuando se aplica una corriente al nervio, ésta es forzada a fluir, creando potenciales electrotónicos, especialmente

²⁶ Ibid. p.p 62-63.

²⁷ Hermann, Op. Cit p.p. 46-73

del cátodo (potencial catelectrotónico) y del ánodo (potencial anelectrotónico), que con el transcurso del tiempo, decrecen en forma exponencial²⁸.

2.13. TRANSMISIÓN SINÁPTICA.

Dentro del sistema nervioso central y en los ganglios autónomos, las células nerviosas hacen contactos funcionales llamados *sinapsis*. Al punto de contacto entre dos neuronas, Sherrington lo denominó sinapsis, término con el cual, quiso dar a entender que en ese sitio existía una discontinuidad protoplasmática del orden de 3 Å (1 Angstrom, Å=10⁻⁸ cm)²⁹.

Existen básicamente dos tipos de sinapsis: la eléctrica y la electroquímica. En la primera, la transferencia de señales se realiza simplemente por medios eléctricos, puesto que las neuronas se encuentran conectadas entre sí actuando como un cable con subunidades de regeneración de la señal, y corresponden a uniones de comunicación entre las membranas plasmáticas de las terminales presináptica y postsinápticas, que al adoptar la configuración abierta permiten el libre flujo de iones desde el citoplasma de la terminal presináptica hacia el citoplasma de la terminal postsináptica³⁰.

En la sinapsis electroquímica, por otro lado, existe un espacio entre las células que interactúan, llamado espacio intersináptico, *de aproximadamente 200Å, que impide el paso directo del potencial eléctrico*. La transmisión de información, se realiza por medio de sustancias químicas denominadas *neurotransmisores* que se liberan por medios eléctricos y que propician a su vez, cambios de la misma naturaleza en la neurona receptora.

Desde un punto de vista estructural, la sinapsis electroquímica se halla constituida por una porción presináptica que corresponde al ensanchamiento del axón en su parte distal, denominada terminal nerviosa o botón sináptico, y por una porción postsináptica constituida por la membrana del cuerpo neuronal o las dendritas. Tanto el botón sináptico como la membrana postsináptica, presentan especializaciones morfológicas relacionadas con su función. En la primera estructura, se encuentra un engrosamiento de la membrana en el sitio de contacto funcional; asimismo, presenta cuerpos vesiculados denominados *vesículas sinápticas*, que almacenan el neurotransmisor. La membrana postsináptica por otro lado, exhibe un engrosamiento en el sitio de contacto con la presinapsis; así como la presencia de un material denso, contiguo a dicho engrosamiento de la membrana³¹.

La llegada del impulso nervioso a la terminal presináptica, induce la apertura de los canales de calcio sensibles al voltaje. Al aumentar el calcio intracelular se activa la exocitosis de las vesículas sinápticas que liberan al neurotransmisor hacia la hendidura sináptica. La fusión de éstas con la membrana produce la liberación del neurotransmisor que se une a receptores específicos localizados en la membrana postsináptica, en la cual se concentran canales para cationes activados por *ligando*³². Finalmente, la unión del neurotransmisor con su receptor induce en la membrana postsináptica la apertura de los canales para cationes activados por ligando, determinando cambios en la permeabilidad de la membrana, que pueden: inducir la despolarización de la membrana postsináptica (sinapsis excitatorias); o bien, hiperpolarizar a la membrana postsináptica (sinapsis inhibitorias)³³.

²⁸ Ibidem, p.p. 69-72

²⁹ Gardner, Op. Cit, p. 83

³⁰ Ibid, p.p. 84-87

³¹ Ibid, p. 85

³² Ligando. Átomo, ión, molécula o compuesto que se une a un receptor u otra macromolécula.

³³ Purves, Op. Cit, p. 44

El potencial de acción en la terminal del nervio induce la apertura de los canales de calcio

La entrada de calcio produce la fusión de las vesículas y la liberación del neurotransmisor

Una vez abiertos los canales del receptor, el sodio penetra en la célula postsináptica y las vesículas se reciclan

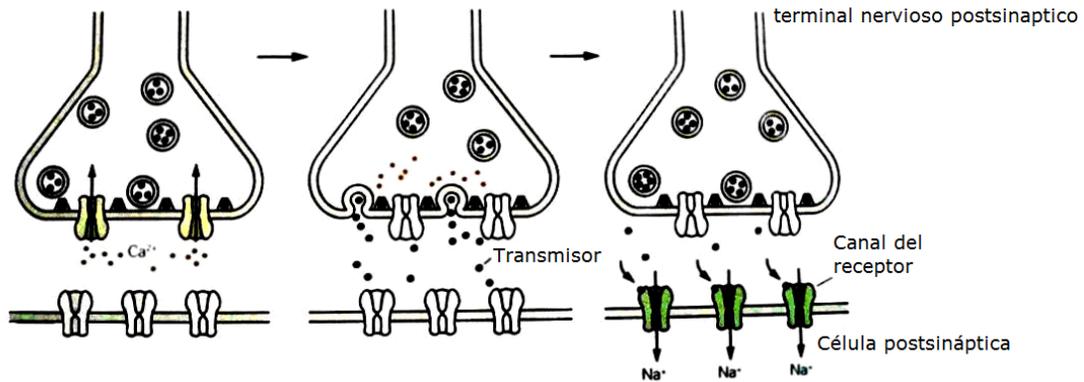


Figura 8. Sinapsis electroquímica.

En consecuencia, pueden producirse dos fenómenos eléctricos en la sinapsis: la excitación o la inhibición neuronal. La primera, como ya se dijo, ocurre cuando la acción del transmisor químico sobre el receptor aumenta la permeabilidad de la membrana postsináptica, trayendo como consecuencia una despolarización local de la membrana y una pequeña fluctuación transitoria del potencial. De esta manera, cuando algún impulso nervioso llega a una sinapsis excitadora, se libera una mayor cantidad de paquetes transmisores, haciendo que la neurona sea más excitable de lo normal³⁴.

La despolarización local que se produce es mayor en magnitud y se conoce como *potencial postsináptico excitador* (PPSE). Este cambio local disminuye lentamente y no es conducido. Se dice entonces que la célula se ha descargado y aparece el impulso propagado³⁵. La magnitud del PPSE depende de los potenciales de acción que recibe, por lo que no obedece la ley del todo o nada. Esto es, el PPSE posee un comportamiento de tipo lineal, lo que se conoce como capacidad de *sumación*; es decir, si se producen dos descargas subumbriles siguiéndose una a otra muy cercana, el segundo PPSE puede sumarse con la última parte del primero y, en consecuencia, causar suficiente despolarización para descargar la célula (*sumación temporal*).

³⁴ Ibid, p.p.46-61

³⁵ Bear, Connors, Paradiso, *Neuroscience, Exploring the brain*, Lippincott Williams&Wilkins A Wolters Kluwer Company, USA, 2001, p.p.74-129

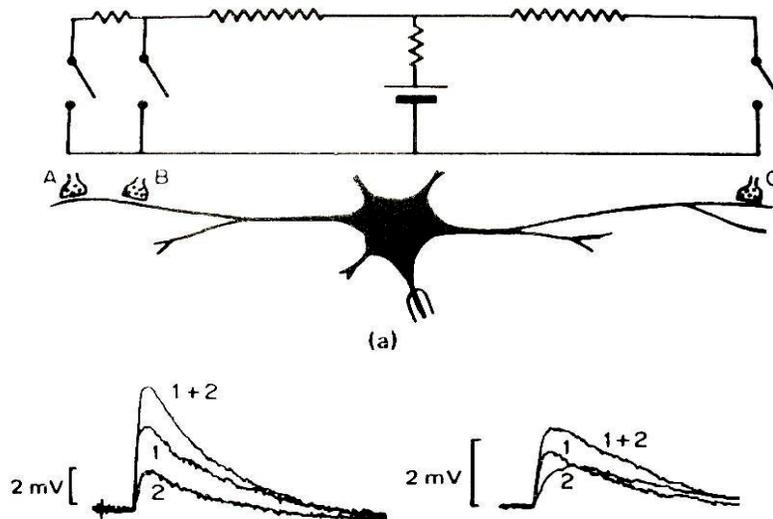


Figura 9. Comportamiento lineal de PPSE por sumación espacial. a) Esquema de una neurona y su representación eléctrica, mostrando tres sinapsis excitatorias. Si A es activada, la activación de B tendrá también un pequeño efecto adicional, pero la excitación producida por C se agregará a A o a B. Abajo. Registros reales de sumación lineal de PPSE obtenida por estimulación de diferentes haces aferentes nerviosos. (b) Equivalente a A+C y no lineal; c) equivalente a A+B)

La *inhibición postsináptica* representa otra forma de evitar la actividad, y ocurre cuando la acción del transmisor químico sobre el receptor aumenta la permeabilidad de la neurona postsináptica sólo en los iones de potasio y cloro, trayendo como consecuencia que la neurona sea menos excitable de lo normal. De este modo, el impulso nervioso alcanza la región despolarizada y no es conducido. El transmisor que se libera cambia la permeabilidad, y la membrana postsináptica es hiperpolarizada, de manera que se vuelve más estable y menos excitable. Ello tiene por objeto disminuir o detener la actividad existente y evitar actividad futura durante un periodo de tiempo variable. Este cambio de potencial se conoce como *potencial postsináptico inhibitor* (PPSI), y al igual que PPSE, constituye una respuesta graduada³⁶.

El PPSI a diferencia del PPSE, aumenta progresivamente conforme el potencial de reposo es reducido a cero; pero si se induce una hiperpolarización en la membrana, el potencial disminuye y al final se invierte cerca de $-80mV$, es decir, llega a ser un potencial inverso para el PPSI. Este voltaje se halla en algún sitio intermedio entre los potenciales de equilibrio para los iones de potasio y cloro; por consiguiente, podría pensarse que tal como en el caso del PPSE, el propósito particular de un transmisor inhibitorio consiste en incrementar la permeabilidad selectiva, pero únicamente para esta clase de iones³⁷.

La suma de los impulsos excitatorios e inhibitorios que llegan por todas las sinapsis que se relacionan con cada neurona determina si se produce o no la descarga del potencial de acción por el axón de esa neurona. Sin embargo, todas las señales eléctricas transmitidas a lo largo de los axones son en esencia iguales, independientemente del tipo de fibra nerviosa que intervenga, entendiéndose por fibras nerviosas los haces de axones que parten de células relacionadas con una misma función. De tal suerte que lo que varía de un caso a otro es el número de impulsos transmitidos por unidad de tiempo. Por tanto, el número y localizaciones de las sinapsis en una célula constituyen importantes factores en la transmisión sináptica. Si los impulsos subumbrales provenientes de diferentes fibras llegan a sinapsis muy separadas, el PPSE puede no sumarse (porque conducen decrementalmente y las

³⁶ Ibid, p.p.59-62

³⁷ Ibidem p. 62

regiones despolarizadas pueden no reunirse). En cambio, si impulsos subumbrales alcanzan sinapsis muy próximas puede producirse su *sumación* (sumación espacial). Así, cuando una célula puede ser excitada por varias fibras, se dice que hay *convergencia de estímulo*; por el contrario, cuando una sola fibra puede inervar varias células; se dice que hay *divergencia*³⁸.

Si una gran red de células se halla interconectada en forma conjunta en vías convergentes y divergentes, de modo que en conjunto resultan por completo excitatorias, la estimulación de alguna célula puede conducir a una reacción en cadena que extienda en forma progresiva la actividad sobre un área de grandes dimensiones, lo que conduce a estados indeseables en la actividad del sistema nervioso. Por tanto, éste requiere tanto de mecanismos de inhibición como de excitación, para evitar respuestas de carácter patológico³⁹.

2.14. NEURONA COMO MECANISMO DE INTEGRACIÓN Y DISPARO.

Dado que la finalidad fundamental de las células nerviosas consiste en integrar la información proveniente de otras células, la cantidad de aferencias que recibe cada célula nerviosa constituye un factor determinante de la función neuronal que depende de la complejidad de su arborización dendrítica.

2.14.1. INTEGRACIÓN SINÁPTICA.

El efecto neto de las señales que penetran en cualquier sinapsis individual excitadora o inhibidora dependerá de diversos factores, como son su localización, tamaño, proximidad y fuerzas relativas de otras sinapsis sinérgicas o antagonistas. Estas señales de entrada son integradas en la neurona postsináptica por un proceso denominado *integración neuronal*. Es decir, una neurona integra información procedente de miles de señales excitadoras e inhibidoras antes de decidir si se ha alcanzado el umbral para producir un potencial de acción⁴⁰.

La razón fundamental de que exista convergencia tan extensa de interacciones entre las células del sistema nervioso reside en que la actividad postsináptica representa una función de la descarga integrada de todas sus terminales aferentes. De esta manera, como ya se dijo, las neuronas exhiben lo que se denomina *sumación espacial*. La importancia de determinar si una célula dispara o no, radica en conocer si algún punto de su superficie está suficientemente despolarizado para superar el umbral requerido para producir el potencial de acción; lo que a su vez, dependerá de las corrientes generadas por todas las sinapsis adyacentes que se encuentren activas en ese momento, ya sea que residan en el cuerpo celular o en las dendritas (aunque mientras más lejano se halle en un canal excitatorio, en mayor grado habrá pérdida de corriente por fuga). Esta sumación no se produce de manera lineal, a menos que las sinapsis se localicen lo suficientemente separadas una de otra como para que no ocurra interacción entre ellas⁴¹. De manera análoga, como producto de la disminución en forma relativamente lenta de la corriente sináptica, las neuronas exhiben en el tiempo lo que se denomina *sumación temporal*. Es decir, es posible obtener la suma de los efectos de estimulación repetida de una sola terminal si la frecuencia de descarga de la fibra aferente es lo suficientemente alta⁴².

2.15. CIRCUITOS NEURONALES.

³⁸ Purves, Op. Cit. p.p. 61-64

³⁹ Ibid. p.p. 64

⁴⁰ Kandel, Schwartz, Jessell, *Principios de Neurociencias*, Interamericana, España, 2001, p.p.5-62.

⁴¹ Purves, Op. Cit, p.p. 65

⁴² Cárdenas y Cárdenas Juan, Op. Cit. p.p. 231-256

Las neuronas se encuentran interconectadas entre sí formando redes o circuitos de procesamiento de tipos específicos de información. De acuerdo con Llorente de Nó, existen dos tipos fundamentales de circuitos neuronales en el sistema nervioso central: El circuito múltiple en cadena (M) y el circuito de cadena cerrada. En el primero, una simple descarga presináptica da origen a una descarga postsináptica simple, difusa y prolongada, mientras que en el segundo, las múltiples y recíprocas conexiones de las neuronas internunciales o interneuronas proveen una corriente aferente de impulsos, las cuales inician una descarga continua de las neuronas motoras. En consecuencia, la excitación comprende una reacción autopropagada en cadena.



Figura 10. Circuitos neuronales en el sistema nervioso, Izquierda: Circuito múltiple en cadena, derecha: circuito de cadena cerrada (C)

Lo anterior, enfatiza y hace ver la importancia del fenómeno de la convergencia en la transmisión sináptica en el SNC. Se concluye entonces que un impulso nervioso no deriva energía de un estímulo inicial; si el estímulo alcanza un valor umbral; o sea, el que tiene exactamente la intensidad suficiente para iniciar la actividad, entonces y sólo en ese caso, la fibra nerviosa responderá al máximo de su capacidad⁴³.

⁴³ Ibidem, p.p. 711-714

CAPÍTULO III.

MODELACIÓN NEURONAL.

3.0. El proceso de modelación.

El grado de especialización y desarrollo de una ciencia se halla en función de la capacidad de definirla formalmente por medio de relaciones matemáticas. Esto no es en todos los casos posible, pero siempre es el objetivo deseable por alcanzar. El fin de la formalización consiste en permitir un estudio preciso y sistemático de los aspectos estructurales que constituyen un fenómeno. Ello tiene por finalidad, obtener una simplificación de la realidad que ayude a la comprensión y estudio del sistema en cuestión; esto es, un modelo¹.

Para que una formalización específica pueda considerarse como modelo de un fenómeno cualquiera se requiere:

- 1) La selección de los límites y variables del sistema que se quiere simular, definiendo el nivel o los niveles experimentales que el modelo quiere representar.
- 2) Establecer las relaciones entre los diversos elementos del sistema. El modelo debe tener una base estructural, es decir, una organización similar al sistema real y una base funcional en la que la dinámica de los componentes revele la dinámica global del sistema.
- 3) Formalizar matemáticamente el modelo. Esto es, estudiar las múltiples consecuencias de la formalización del sistema por medio de herramientas propias del análisis matemático o mediante simulación computacional. Ello equivale a encontrar los diferentes teoremas y/o teorías a los que el modelo da lugar.
- 4) Comparar los resultados obtenidos con observaciones experimentales
- 5) Estudiar las distintas consecuencias que surjan del modelo, que permitan predecir y guiar a la investigación futura.

La modelación se basa así, en un proceso de abstracción en el que se consideran, aíslan y reproducen ciertas características particulares de un objeto o sistema, mientras que se desprecian aquellas innecesarias para los propósitos particulares a los que el modelo está destinado; es decir, existe un proceso de selección².

En este contexto, es posible considerar que existen dos tipos de modelos y en consecuencia, dos formas de modelación, los modelos estructurales y los modelos funcionales. En los modelos estructurales se reproducen ciertas características estáticas en relación al objeto modelado, como sería el caso de las maquetas que reproducen a escala un edificio. En cambio, en los modelos funcionales, a los que pertenecen los modelos cerebrales, se encuentran estructuras de un orden superior de abstracción, representados por ciertas características particulares que solo se hacen patentes cuando el sistema se encuentra en actividad o bajo ciertas condiciones específicas³. Un caso simple de modelo funcional se tiene en los modelos hemodinámicos, que han resultado de gran utilidad en la solución de diversos problemas circulatorios. Tales sistemas circulatorios artificiales no guardan ninguna semejanza estructural aparente con un sistema circulatorio natural, ya que no poseen un corazón con aurículas y ventrículos; sin embargo, bajo condiciones experimentales estrictas, se ajustan en su funcionamiento a leyes similares a aquellas que rigen el funcionamiento del sistema circulatorio de los organismos animales. Entonces es posible concluir, que entre el sistema circulatorio natural y el

¹ Badiou, *El concepto de modelo*, Siglo XXI, México, 1972 p.p. 15-18.

² Badiou, Op. Cit. p.16

³ Ibid p.p. 15-16

artificial existe como punto de similitud el que en ambos sistemas, cuando son sujetos a ciertas condiciones iniciales estrictas, se observa un comportamiento semejante, para lo cual se requiere eliminar del sistema natural todas aquellas variables que no hayan sido incorporadas en el modelo artificial, como sería el caso de la temperatura, los niveles de glucosa en el líquido circulante, etc. Este proceso de selección de variables, resulta fundamental en la construcción de modelos funcionales⁴.

En el caso de la construcción de modelos cerebrales, el proceso de selección de variables se hace más patente y requiere de un estudio metódico que permita aislar de un amplio conjunto de variables de la función neural, aquellas que repercuten significativamente en la interpretación de un modelo dado; esto es, aquellas que al ser incorporadas en un mecanismo, son capaces de reproducir el proceso en cuestión y funcionar como un cerebro cuando se encuentre bajo condiciones estrictas, en las que la intervención de otras variables no incluidas en el mecanismo resulten despreciables⁵.

Resulta oportuno entonces, señalar brevemente los procedimientos a través de los cuales se ha logrado la selección de variables de la actividad del sistema nervioso, que han permitido no sólo la elaboración de modelos, sino también la mecanización de diversas funciones nerviosas. Es preciso señalar que gran parte de la selección se efectuó de forma un tanto inconsciente. No obstante, los estudios de Kölliker, Ramón y Cajal y Waldeyer principalmente, llevaron a la postulación de la *Teoría de la Neurona*, que con el advenimiento y posterior desarrollo de la fisiología *sherringtoniana* dieron lugar a la *concepción neuronal del sistema nervioso*, en la que el funcionamiento de éste ha sido considerado como resultado de la actividad organizada de las 10^{11} neuronas que lo constituyen, relegándose a un segundo término la participación de los mecanismos bioquímicos y biofísicos internos involucrados en la actividad neuronal⁶.

Así, la neurona, considerada como unidad anatómica y funcional, ha venido a ser tomada por la modelación neuronal o neuromodelación, como un sistema cerrado del cual interesa su comportamiento exterior, dejando el estudio analítico o de sistema abierto para la fisiología. Desde este último punto de vista, el estudio del sistema nervioso tiene como punto de partida fundamental la denominada *Teoría de la Neurona*, la cual en su formulación primera, se debe a Ramón y Cajal, quien propuso dos leyes en relación con la actividad funcional de la neurona. En ellas postula que la neurona se polariza en el sentido en que el impulso nervioso normalmente pasa de las dendritas al axón, además establece que la célula y sus prolongaciones reaccionan invariablemente ante un estímulo con una respuesta, llegando y saliendo siempre por vías definidas⁷.

El estudio de la neurona como sistema cerrado por otro lado, constituye lo que se denomina la metodología *comportamentista* y encuentra sus raíces precisamente en la descrita teoría. Bajo esta metodología, la función de la neurona radica en la generación y conducción de impulsos nerviosos, en la que éstos constituyen simples señales de carácter cuantizado o discontinuo que se propagan con velocidad finita y definida a lo largo del axón y que se exhibe por su efecto en la forma de un potencial de acción mediante la aplicación de técnicas apropiadas de registro, lo que permite su ubicación en tiempo y espacio⁸.

Sin embargo, la conducta de la neurona, en cuanto a sus características formales de mensajera no es suficiente en la interpretación fisiológica del cerebro dentro del esquema neuronal, sino que al lado de la actividad neuronal aislada, se requiere indagar los mecanismos de interacción de los mensajes, lo

⁴ Cárdenas y Cárdenas Juan, Op. Cit. p.p. 410-414

⁵ Ibid, p. 413

⁶ Ibidem, p. 420

⁷ Ibidem p.p. 420-426

⁸ Cárdenas y Cárdenas Juan, Op. Cit. p. 412

que implica el estudio de la *autoorganización* del sistema nervioso, noción fundamental en neurología, que constituye un caso particular del concepto de orden. La condición de orden, como categoría fundamental de un sistema, es formulada desde la Grecia antigua. Para Anaxágoras, el mundo se encontraba formado por un conjunto de unidades invariables, indefinidas en número y diferentes en cualidad. El conocimiento del mundo sin embargo, presupone una organización u orden, el *nous*, que correspondía a la inteligencia o razón⁹.

En la investigación del *nous* del sistema nervioso han contribuido, en el campo experimental, particularmente, Sherrington y más tarde Llorente de Nó; y en el campo teórico Mc Culloch, quien realizó un intento por establecer la lógica del comportamiento neuronal, considerando al impulso nervioso como una proposición verdadera e interpretando las interrelaciones entre los impulsos nerviosos como un grupo de proposiciones capaces de interactuar en apego a las condiciones impuestas por el cálculo proposicional. De esta manera, el análisis lógico de la actividad neural realizado por Mc Culloch, permitió el establecimiento de ciertas reglas formales del funcionamiento interneuronal que fueron incorporados en la construcción de los modernos 'cerebros electrónicos'¹⁰.

3.1. MODELOS DEL SISTEMA NERVIOSO.

El cerebro representa el sistema de máxima complejidad que se conoce en la naturaleza, por lo que a pesar de los extraordinarios avances producidos en los últimos dos siglos, la comprensión de la actividad cerebral continua siendo un misterio para la ciencia moderna. No es posible ni deseable prescindir del uso de modelos matemáticos para entender la funcionalidad de la mente en términos de las bases electroquímicas y fisicoquímicas de la fisiología del cerebro. La aproximación matemática al estudio del cerebro y del sistema nervioso en general, contempla entre otros aspectos, la construcción y el análisis de modelos de las unidades fundamentales que lo constituyen: las células nerviosas o neuronas.

El advenimiento de las telecomunicaciones, en particular la telefonía, coincidió con el desarrollo de la fisiología sherringtoniana y con la psicología reflejo-conductista, que vieron al cerebro como un sistema de conexiones. De esta manera, el primer modelo funcional lo constituyó la analogía con una red telefónica. Las vías nerviosas fueron comparadas con las líneas telefónicas capaces de conducir mensajes en un solo sentido, en virtud de la polaridad dinámica impuesta por la sinapsis, lo que permitiría una actividad polarizada en el sentido del receptor al efector. El cerebro fue tomado así, como un sistema de conmutación análogo al telefónico, que funcionaría en el establecimiento de un gran número de combinaciones diversas entre receptores y efectores y por implicación entre estímulos y respuestas, lo que permitió establecer una explicación completa de la fisiología watsoniana¹¹.

De acuerdo con este esquema, el sistema nervioso estaría representado por una red neuronal estática, sobre la cual, las señales serían conducidas siguiendo vías específicas, de tal suerte que sus operaciones quedarían limitadas en tiempo, espacio, cantidad, y dirección. El límite temporal estaría impuesto por el tiempo empleado en la conducción, más aquél consumido en la transmisión sináptica a través de la vía que funcionaría como una unidad de operación específica (adición latente); el límite de cantidad o de frecuencia, estaría dado por la duración del periodo refractario funcional (aprox.1.6

⁹ Haugeland, *La Inteligencia Artificial*, Siglo XXI, México,

¹⁰ Ibidem, p. 44

¹¹ Arnaldez, J. Beaujeu, Beaujouan, Bloch, Bourgey, Bruins . *Historia General de las Ciencias* ,Tomo IV. Ediciones Orbis, España 1988, p.p. 1125-1131

milisegundos), mientras que la ley de Bell-Magendie sometería a los mensajes a un movimiento unidireccional (del receptor al efector)¹².

El progreso de las técnicas neurofisiológicas, derribó la concepción estático-conexionista del sistema nervioso, en la que la distribución de mensajes en el SNC quedaría condicionada por las resistencias sinápticas, de modo que los impulsos seguirían las vías de menor resistencia. Sin embargo, a partir de la idea de Llorente de Nó de que la descarga de una neurona dada requiere del arribo de cuando menos dos impulsos en *sincronismo* o dentro de los estrechos límites de tiempo, el sistema nervioso ha adquirido una mayor flexibilidad al conceder al factor tiempo un papel relevante en la distribución de los mensajes dentro de las redes neuronales, lo que ha hecho posible la interpretación dentro del esquema neurológico, de hechos que resultaban inexplicables, como es el caso de la transformación de un reflejo positivo en uno negativo mediante un simple cambio en los parámetros temporales de estimulación (frecuencia). Resulta así comprensible, la propiedad sincrónica exhibida por los organismos para diferenciar frecuencias. Es decir, en virtud de la propiedad descrita de *adición latente*, las redes neuronales son capaces de comportarse como filtros de frecuencia.¹³

Con la introducción del concepto de *circuito reverberante* a la neurofisiología, -que fuera sugerido por los trabajos histológicos de Ramón y Cajal y demostrado fisiológicamente por Llorente de Nó-, el sistema nervioso se separó de sus límites temporales. Los trabajos de Katz y Schmidt, demostraron que un impulso nervioso viajando por un axón dado, es capaz de modificar funcionalmente a los axones vecinos, rompiendo así con las barreras espaciales del antiguo esquema, obligando a introducir a la neurofisiología la noción de campo. De este modo, los límites de cantidad y dirección han sido superados con la introducción de las nociones de convergencia y divergencia en neurofisiología¹⁴.

Por otra parte, cabe señalar que la propiedad fundamental del modelo telefónico del sistema nervioso, que es su carácter estático, ha sido desechada. Los trabajos de Berger y Adrian entre otros, han demostrado la existencia de actividad eléctrica rítmica espontánea del sistema nervioso, lo que ha conducido a la representación de dicho sistema como un sistema dinámico en constante actividad, en el que los mensajes no representan las únicas manifestaciones de actividad operantes sobre un fondo de silencio, sino eventos capaces de interactuar con un fondo de actividad preexistente o tono cerebral, como lo llama Adrian¹⁵.

3.2. MODELOS NEUROFISIOLÓGICOS DEL SISTEMA NERVIOSO.

Como se señaló en el capítulo anterior, las células nerviosas generan señales eléctricas para transmitir información a través de la sinapsis. El potencial de acción depende, en esencia, del potencial eléctrico de reposo a través de la membrana neuronal, la cual posee propiedades dializantes, es decir, deja pasar libremente al agua y los iones cristaloides, pero es impermeable a las moléculas proteicas intracelulares. Teniendo en cuenta la capacidad dializante de la membrana y la diferencia de composición de los medios que la separan, el reparto de iones difusibles (Na^+ , K^+ , Cl^-) a una parte y otra de la membrana responde al *equilibrio de Donnan*, que consiste en una desigualdad de la concentración de los iones en ambas regiones de la membrana.

¹² Arnaldez, J. Beaujeu, Beaujouan, Bloch, Bourgey, Bruins, Op. Cit. p.p. 1125-1131

¹³ H. Hermann, *Précis de Physiologie*, Tomo I, Paris, Masson et Cie Editeurs, Paris, 1979. p.p 23-115

¹⁴ Ibidem p.p 86-94

¹⁵ Kandel et al. Op. Cit., p.p.5-62.

Las consecuencias de esta repartición desigual son, por una parte, una presión osmótica mayor en la célula que en el plasma intersticial; y por la otra, un gradiente de potencial (un campo eléctrico) entre el interior y el exterior de la célula¹⁶.

De esta forma, cada vez que los iones fluyen a través de las membranas celulares se produce una diferencia en el potencial eléctrico. Estos flujos iónicos se desarrollan cuando las membranas son permeables a una o más clases de iones y cuando existe un gradiente electroquímico que favorece el flujo de los mismos. En reposo, un potencial de membrana negativo es el resultado de un flujo neto de potasio (K^+) a través de las membranas neuronales que son predominantemente permeables a este ión; por lo que el potencial de acción se desarrolla cuando un aumento transitorio en la permeabilidad al sodio (Na^+), permite un flujo neto de éste elemento a través de la membrana, que es ahora predominantemente permeable a dicho ión. La elevación breve en la permeabilidad de la membrana al sodio, es seguida por una elevación secundaria, también transitoria, en la permeabilidad al potasio, lo que repolariza la membrana neuronal y produce una hiperpolarización breve del potencial de acción. En consecuencia, la membrana es despolarizada con una respuesta del tipo todo o nada. Cuando estos cambios activos de la permeabilidad ceden, el potencial de membrana retorna a su nivel de reposo¹⁷.

El resultado global de los intercambios osmóticos y de los efectos de la bomba de sodio-potasio anteriormente descrita, equivale a que el flujo local en un sentido es aproximadamente igual al flujo total en el sentido opuesto y en consecuencia, el flujo neto es prácticamente nulo. Por lo que se refiere al potasio, su concentración interior es siempre, de 20 a 50 veces superior a la del medio intersticial. Esta repartición desempeña un papel importante en la formación del potencial de reposo, ello se debe a que este último se debilita cuando aumenta el contenido del medio extracelular en K^+ . Aquí también, la diferencia de presiones osmóticas hacen salir al ión del axoplasma, mientras que la bomba metabólica, actuando en sentido inverso a la del sodio, enriquece al medio intracelular en K^+ . Los agentes que disminuyen la salida de Na^+ reducen, tanto la entrada de potasio como la salida de sodio. Ambos desplazamientos, se encuentran por consiguiente acoplados, ya que la migración de Na^+ exige la recuperación simultánea de K^+ . En el caso del sodio, el flujo entrante de potasio compensa el flujo saliente, por lo que no existe aumento ni pérdida de este ión en el interior del axón¹⁸.

En términos matemáticos, el potencial eléctrico generado a través de la membrana en equilibrio electroquímico (el potencial de equilibrio), se puede predecir mediante la denominada ecuación de Nernst. En general, esta relación se expresa como:

$$E_x = \frac{RT}{zF} \ln \frac{[X]_2}{[X]_1},$$

donde E_x equivale al potencial de equilibrio para cualquier ión, R corresponde a la constante de los gases, T denota la temperatura absoluta (en unidades Kelvin), z indica la valencia (carga eléctrica) del ión permeable, F representa la constante de Faraday (la cantidad de carga eléctrica contenida en un mol de un ión X a cada lado de la membrana; y \ln indica el logaritmo natural del gradiente de concentración). La fórmula de Nernst permite el cálculo del gradiente de potencial en función de la desigualdad de concentración de cada uno de los iones difusibles.

¹⁶ Kandel et al. *Ibidem*, p.p. 141-149

¹⁷ Bears, Connors, *Paradiso Op. Cit.*, p.p. 59-65.

¹⁸ T. A. Poggio & Glaser, *Exploring brain functions models in Neuroscience*, Dahlem Workshop Reports. Life Sciences Research Report 52. John Wiley & Sons, Berlín, 1999, p.p. 5-148.

Con el fin de facilitar la realización de cálculos, esta relación se puede simplificar sin pérdida de generalidad, a la siguiente forma:

$$E_x = \frac{58}{z} \log \frac{[X]_2}{[X]_1} ,$$

En dicha expresión, \log es el logaritmo en base 10 del cociente de las concentraciones.

Para un sistema hipotético simple que sólo posee un tipo de ión permeable, la ecuación de Nernst permite predecir exactamente el potencial eléctrico a través de la membrana en equilibrio. De modo más general, si se grafica el potencial de membrana contra el logaritmo del gradiente de concentraciones de potasio $\left(\frac{[K]_2}{[K]_1} \right)$, la ecuación de Nernst predice que esta relación será lineal con una pendiente de $\frac{58}{z}$ mV por el cambio de 10 veces en el gradiente de concentraciones de potasio¹⁹.

Por otro lado, si se considera que el sodio y el potasio se encuentran distribuidos desigualmente a través de la membrana, y ésta fuese permeable tanto al potasio como al sodio, el potencial dependería de la permeabilidad relativa de la membrana a ambos elementos. Sin embargo, dado que la ecuación de Nernst se restringe al caso simple en que la membrana es permeable a una única clase de ión, se requirió del uso de una expresión más elaborada que permitiera tomar en cuenta los gradientes de concentración, así como la permeabilidad relativa de cada uno de los iones involucrados en la generación del potencial de acción.

Esta ecuación fue deducida por David Goldman en 1943 para el caso en el que K^+ , Na^+ , y Cl^- son los iones permeables básicos. Esta relación se expresa como:

$$V = 58 \log \frac{P_K [K]_2 + P_{Na} [Na]_2 + P_{Cl} [Cl]_1}{P_K [K]_1 + P_{Na} [Na]_1 + P_{Cl} [Cl]_2} ,$$

en la cual, V denota el voltaje a través de la membrana y P indica la permeabilidad de la membrana a cada ión de interés. Por tanto, la ecuación de Goldman constituye una versión ampliada de la ecuación de Nernst, que toma en consideración las permeabilidades relativas de cada uno de los iones involucrados. Como puede observarse, en esta ecuación el factor de valencia (z) ha sido eliminado, a esto se debe que las concentraciones de los iones cloro (Cl^-), con carga negativa, hayan sido invertidas con respecto a las concentraciones de los iones con carga positiva, ya que por propiedades de logaritmos se tiene:

$$-\log \left(\frac{A}{B} \right) = \log \left(\frac{B}{A} \right)$$

Por otra parte, la relación entre ambas ecuaciones, se torna obvia en aquella situación en la cual la membrana es permeable solamente a un ión, por ejemplo K^+ ; en cuyo caso, la expresión de Goldman recae en el caso de la ecuación de Nernst más sencillo.

En el caso en que la membrana sea permeable únicamente a los iones potasio y sodio, los términos que involucran al cloro desaparecen porque P_{Cl} es cero. Bajo esas circunstancias, la solución de la ecuación de Goldman arroja un potencial de $-58mV$ cuando sólo el K^+ es permeable, de

¹⁹ T. A. Poggio & Glasser, Op. Cit. p.p. 5-148.

+58mV cuando únicamente el sodio es permeable y algún valor intermedio si ambos iones son permeables. Por otro lado, si K^+ y Na^+ fuesen igualmente permeables, el potencial sería nulo.

Finalmente, si la membrana comenzara siendo permeable al K^+ y luego cambiara transitoriamente para volverse más permeable al Na^+ , el potencial de membrana empezaría con un potencial negativo, y se volvería positivo mientras la permeabilidad al Na^+ se mantuviera alta. Posteriormente, descendería hasta un nivel negativo a medida que la permeabilidad al sodio decayera otra vez. Este proceso describe esencialmente, lo que ocurre en la neurona durante la generación del potencial de acción²⁰.

Con base en la observación de dicho fenómeno, Nernst y Planck proponen que el potencial de membrana surge como resultado de la diferencia de concentración iónica entre el interior y el exterior de la célula, debida al equilibrio entre la fuerza de difusión que tiende a equilibrar la concentración del ión, tanto en el interior como en el exterior de la membrana, y las fuerzas eléctricas inducidas por las cargas de los diferentes iones. El potencial de reposo a un ión específico, sería por tanto, el potencial eléctrico que permite contrarrestar la fuerza de difusión provocada por la diferencia de concentración del ión entre el interior y exterior de la célula²¹.

Al mismo tiempo, Nernst y Planck postulan que el movimiento de los iones a través de la membrana, posiblemente se deba a dos mecanismos: movimiento iónico por cargas eléctricas y movimiento iónico por difusión.

El movimiento iónico por cargas eléctricas puede definirse mediante la siguiente ecuación:

$$J_B = (\pm Z_q) u_B [B] E = (\pm Z_q) u_B [B] [-gradV],$$

donde J_B denota el flujo eléctrico del ión B ; Z corresponde la valencia iónica; q indica la magnitud de la carga eléctrica ($1.62 \times 10^{-19} C$); el signo define la polaridad iónica: + para el catión, - para el anión; $[B]$ es la concentración de los iones; u_B representa la movilidad del ión y $E = -gradV$ señala la fuerza ejercida por los campos eléctricos al actuar sobre los iones.

El flujo iónico debido a la difusión, depende a su vez, de la diferencia de concentración de los iones extracelulares e intracelulares, lo cual se expresa matemáticamente de la siguiente forma:

$$J_B = -D_B grad[B].$$

En esta expresión, $D_B > 0$ se relaciona con la constante de difusión del ión B y $grad[B]$ expresa la diferencia de concentración iónica entre el interior y el exterior de la célula.

De esta manera, Nernst y Planck definen el flujo iónico (en una dimensión) debido a los componentes eléctricos y de difusión, del modo siguiente:

$$J_B = (\pm Z_q) u_B [B] \left(\frac{-dV}{dx} \right) - D_B \left(\frac{d[B]}{dx} \right).$$

Si se considera que la resistencia al movimiento de una partícula es independiente del mecanismo que lo provoca, se tiene que D_B se puede expresar en función de u_B como sigue:

²⁰ Ibidem, p.33

²¹ Ibid, p.p. 36-39

$D_B = KT u_B$, donde K es la constante de Boltzman y T es la temperatura absoluta.

Considerando ahora que el sistema se halla en estado estable, $J_B = 0$ y sustituyendo la última ecuación en la penúltima se tiene entonces la siguiente igualdad:

$$\frac{dV}{dx} = \pm \left(\frac{KT}{Z_q} \right) \left(\frac{1}{[B]} \right) \left(\frac{d[B]}{dx} \right),$$

cuya integración con respecto de x , conduce a la llamada ecuación de Nernst- Planck:

$$V_2 - V_1 = \pm \left(\frac{KT}{Z_q} \right) \ln \left(\frac{B_2}{B_1} \right)$$

En la ecuación referida, V indica el voltaje en un punto dado; $[B]$, la concentración iónica en dicho punto, \ln , el logaritmo natural y el signo positivo se emplea para el caso de los aniones, mientras que el signo negativo para el caso de los cationes.

Si se aplica esta fórmula para medir los distintos iones que influyen en el potencial de reposo, en la neurona gigante del calamar, se tienen los siguientes valores:

$[K]_i = 400 \text{ mM}$	$[Na]_i = 50 \text{ mM}$	$[Cl]_i = 40 \text{ mM}$
$[K]_o = 20 \text{ mM}$	$[Na]_o = 440 \text{ mM}$	$[Cl]_o = 560 \text{ mM}$
$E_k = -75 \text{ mV}$	$E_{Na} = 55 \text{ mV}$	$E_{Cl} = 65 \text{ mV}$

Una vez dilucidado el mecanismo que permite definir la manera en que la diferencia de concentración iónica entre el interior y el exterior de la membrana genera un potencial eléctrico, es importante definir cómo la combinación de los iones: K^+ , Na^+ y Cl^- , producen el potencial de reposo de la membrana.

De esta forma, partiendo de la ecuación de flujo de Nernst Planck, Goldman establece:

$$J_B = (\pm Z_q) u_B [B] \left(\frac{-dv}{dx} \right) - D_B \left(\frac{d[B]}{dx} \right)$$

y considerando el caso de los aniones (A) y cationes (C) por separado, integra en una sola ecuación el efecto de los diferentes iones.

Descubre entonces, que la diferencia de potencial en los límites de la membrana $\left(\frac{dV}{dx} \right)$ puede sustituirse por la siguiente expresión:

$$\frac{V_2 - V_1}{X_2 - X_1} = \frac{V_m}{W},$$

donde V_m es el potencial de membrana y W denota su espesor. Por tanto, la ecuación de Nernst-Planck se puede definir para el caso del anión (A) como sigue:

$$\frac{d[A]}{dx} = \frac{-J_A}{KTu_A} + \frac{qV_m[A]}{KTW}$$

resolviendo

esta

ecuación

se

tiene:

$$[A] = a + b e^{\frac{qV_m}{KT}} \dots (1)$$

en la cual a y b son constantes definidas como:

$$a = \frac{[A]_2 - [A]_1 e^{\frac{qV_m}{KT}}}{1 - e^{\frac{qV_m}{KT}}}$$

$$b = \frac{[A]_1 - [A]_2}{1 - e^{\frac{qV_m}{KT}}}$$

Sustituyendo (1) en la ecuación de Nernst-Planck y simplificando obtiene el resultado siguiente:

$$J_A = qu_A a \frac{V_m}{W} = qu_A \frac{[A]_2 - [A]_1 e^{\frac{qV_m}{KT}}}{1 - e^{\frac{qV_m}{KT}}} \frac{V_m}{W} \dots (2)$$

De manera análoga para los cationes:

$$J_C = qu_c a \frac{V_m}{W} = qu_A \frac{[C]_2 - [C]_1 e^{\frac{qV_m}{KT}}}{1 - e^{\frac{qV_m}{KT}}} \frac{V_m}{W} \dots (3)$$

Partiendo de la condición de *neutralidad especial de carga*, que especifica que el número de aniones es igual al número de cationes:

$[K] + [Na] = [Cl]$ y partiendo de que el flujo neto de carga a través de la membrana es igual a cero, se tiene que:

$$J_{Na} + J_K - J_{Cl} = 0$$

Aplicando (2) y (3) a esta relación y resolviendo se obtiene:

$$V_m = \frac{KT}{q} \ln \frac{P_K [K]_{ext} + P_{Na} [Na]_{ext} + P_{Cl} [Cl]_{int}}{P_K [K]_{int} + P_{Na} [Na]_{int} + P_{Cl} [Cl]_{ext}}, \quad (4)$$

En esta correlación, $P_i = e_i u_i$ expresa la permeabilidad de la membrana al ión específico i ; e_i denota el coeficiente de partición de la membrana que relaciona la concentración iónica entre las superficies externa e interna de la membrana²².

Años más tarde, Hodgkin y Katz emplean esta ecuación para probar la hipótesis iónica y estiman la permeabilidad relativa (P) en el axón gigante del calamar *Loligo* para cada uno de los iones, encontrando

$$P_K = 1.0$$

$$P_{Na} = 0.04$$

$$P_{Cl} = 0.45$$

²² Poggio & Glasser, Op. Cit. p.p. 70-115

Estas medidas indican que en estado de reposo, la membrana es más permeable al potasio, después al cloro, mientras que es casi impermeable al sodio²³.

Aparentemente, el cloro no posee ninguna limitación eléctrica para difundirse hacia el interior de la célula; mientras que el potasio se halla limitado por un gran número de proteínas con cargas aniónicas. Por este hecho, parece que el movimiento del cloro depende directamente del potencial eléctrico generado por los iones de potasio. En consecuencia, no contribuye en el potencial de reposo, ya que su gradiente de concentración simplemente se ajusta al de éste último ión; el cual, de acuerdo con la ecuación de Nernst-Planck, genera un potencial de equilibrio entre las fuerzas eléctricas producto de las cargas de las proteínas y de la difusión derivada de la diferencia de concentración entre las regiones externa e interna de la membrana²⁴.

La ecuación de Nernst-Planck sin embargo, es válida únicamente en condiciones de reposo, por lo que resulta poco útil si se requiere estudiar el flujo iónico que ocurre en la membrana ante la llegada de un transmisor excitador o inhibidor²⁵.

Con el fin de estudiar los cambios dinámicos que ocurren en la membrana durante los procesos sinápticos, Hodgkin, Huxley y Katz, postulan que la membrana podía ser representada mediante un circuito eléctrico equivalente, de varias ramas, en el que la conductancia (permeabilidad relativa) a los distintos iones podía variar en el tiempo, razón por la que se le representa mediante una resistencia variable (lo que equivale al recíproco de la conductancia). Dichas ramas se hallan asimismo en paralelo con la capacitancia de la membrana, y en serie con el respectivo potencial de equilibrio de cada ión (E_K, E_{Na}, E_{Cl}), tal como se observa en la figura siguiente:

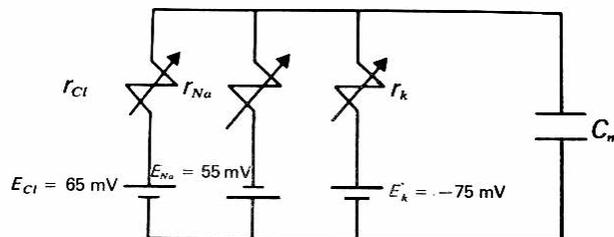


Figura 11. Circuito equivalente del potencial de membrana propuesto por Hodgkin y Huxley. Las primeras tres ramas comprenden los potenciales de reposo de los iones sodio, cloro y potasio, en serie con su respectiva conductancia (permeabilidad) a cada uno de estos iones, y todas ellas en paralelo con la capacitancia C de la membrana.

Dado que durante todos los procesos dinámicos dichos potenciales sufren poca modificación, se les considera relativamente fijos. En condiciones de reposo, tal como lo muestra la ecuación de Goldman, la permeabilidad de la membrana tenderá hacia el potencial de equilibrio del ión que se manifieste en mayor medida²⁶.

Bajo la hipótesis de que el flujo de cloro no influye en el potencial de reposo de la membrana y el voltaje del capacitor, el circuito equivalente se reduce por tanto, a los elementos que representan los canales de sodio y potasio.

²³ Ibidem, p.p. 39-42

²⁴ Abbot, L. F y T. B. Kepler, Model neurons: from Hodgkin-Huxley to Hopfield, Statistical Mechanics of Neural Networks, Springer Verlag, Berlin, 1990, p.p. 15-28

²⁵ Ibid.p.40

²⁶ Ibidem, p.p. 56-67

De esta forma, considerando que la resistencia de la membrana al potasio es 10 veces menor que la del sodio, es decir, $r_{Na} = 10^9 \Omega$ y $r_K = 10^8 \Omega$, y bajo la condición de que la suma de los voltajes en un circuito cerrado debe ser igual a cero, se tiene: $-E_{Na} - E_K + Ir_K + Ir_{Na} = 0$
 Donde I es la corriente del circuito y se calcula como sigue:

$$I = \frac{E_{Na} + E_K}{r_K + r_{Na}} = 118 \times 10^{-12} \text{ Amp}$$

El potencial de membrana puede ser entonces calculado, como la suma del potencial de equilibrio del potasio más la caída de potencial en su resistencia, como se muestra en la figura siguiente

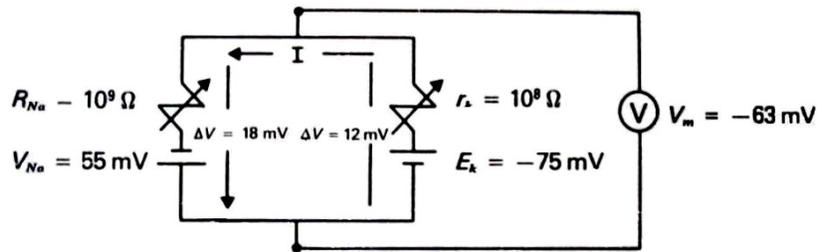


Figura 12. Circuito simplificado de las propiedades capacio-resistivas de la membrana neuronal.

O en forma análoga, por la diferencia entre el potencial de equilibrio del sodio y la caída de potencial en su resistencia. Así, se tiene:

$$V_{r_{Na}} = (118 \times 10^{-12})(10^9) = 118 \text{ mV}$$

$$V_{r_K} = 11.8 \text{ mV}$$

$$V_m = V_{Na} - V_{r_{Na}} = 55 - 118 = -63 \text{ mV}$$

$$V_m = V_K - V_{r_K} = -75 + 11.8 = 63.2 \text{ mV}$$

En caso de que la permeabilidad al sodio se halle incrementada, y bajo la hipótesis de que r_{Na} cambie de 10^9 a 10^6 , y la del potasio permanezca constante, se obtiene lo siguiente:

$$I = 1.287 \times 10^9 \text{ Amp}$$

$$V_{r_K} = 128.7 \text{ mV}$$

$$V_{r_{Na}} = 1.3 \text{ mV}$$

$$V_m = V_{Na} - V_{r_{Na}} = 55 - 1.3 = 53.7 \text{ mV}$$

$$V_m = V_K - V_{r_K} = -75 + 128 = 53 \text{ mV}$$

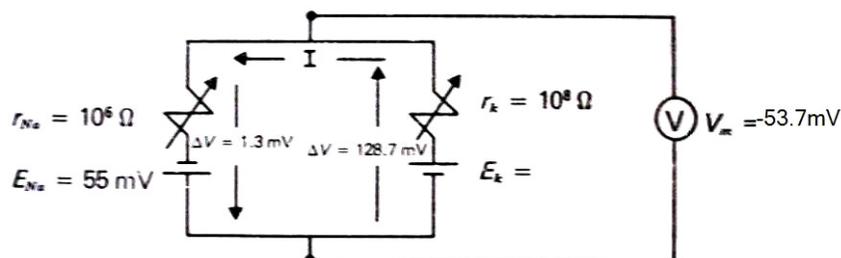


Figura 13. Circuito equivalente de la membrana cuando la permeabilidad al sodio se incrementa llevando el potencial de membrana al valor del potencial de reposo de este ión (53.7 mV).

Lo cual demuestra que el potencial de membrana tiende hacia el potencial del ión hacia el cual es más permeable, en este último caso al sodio²⁷.

3.2.1. MODELO DE LOS MECANISMOS POSTSINÁPTICOS DE LA TRANSMISIÓN SINÁPTICA.

En una serie de estudios clásicos realizados por Fatt y Katz en las sinapsis neuromusculares de la rana y el cangrejo, estos autores encontraron que los cambios eléctricos observados durante la acción excitadora o inhibitora de los transmisores sobre la postsinapsis, se deben a cambios en la permeabilidad de la membrana a los distintos iones. Así, al llegar un transmisor excitador, la permeabilidad al ión sodio se incrementa despolarizando la membrana, mientras que ante la llegada de un transmisor inhibitor, la membrana se hiperpolariza por el incremento de la permeabilidad de ésta, hacia el ión potasio o al cloro²⁸.

El circuito equivalente de lo que sucede en la membrana durante una despolarización al incrementarse la permeabilidad al sodio, se muestra en el esquema a continuación:

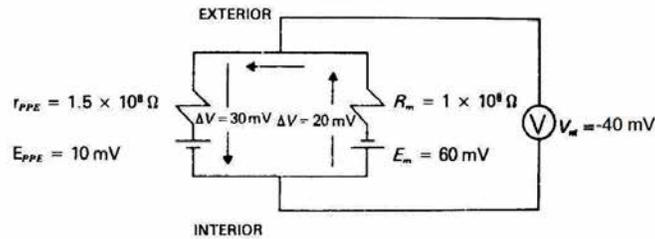


Figura 14. Circuito equivalente de la membrana postsináptica en reposo durante la despolarización.

En la figura se observa que en reposo, cuando el interruptor está abierto, el potencial de membrana equivale a $-60mV$; y la conductancia iónica, R_m , corresponde al flujo de los iones.

El cambio producido por la llegada del transmisor excitador se muestra en la parte izquierda de la figura, donde se representa el circuito equivalente de la corriente iónica producida por los canales de sodio y potasio con sus respectivos potenciales de equilibrio. En ese caso, la conductancia a ambos iones es la misma con un valor de 3×10^8 Ohms.

Considerando que la corriente inducida equivale a la corriente de despolarización excitadora que provoca un potencial de excitación postsináptico (PEPS), este circuito puede ser representado por un circuito equivalente con una fuente de voltaje y una sola conductancia, en la siguiente forma:

$$r_{PEPS} = \frac{r_K \times r_{Na}}{r_K + r_{Na}} = 1.5 \times 10^8 \text{ Ohms} \dots (5)$$

$$V_{PEPS} = \frac{g_{Na} \times E_{Na}}{g_{Na} + g_K} + g_K E_K = 10mV \dots (6)$$

$$I_{PEPS} = g_{PEPS} (V_m - V_{PEPS}) = \frac{E_m - V_{PEPS}}{R_m + r_{PEPS}} = 20 \times 10^{11} \text{ Amp}$$

²⁷ Ibidem, p.p. 16-17

²⁸ Ibidem, p.p. 32-45

Por tanto, el voltaje de membrana está dado por:

$$V_m = V_{PEPS} + I_{PEPS} r_{PEPS} = E_m + I_{PEPS} r_m = -40mV$$

En consecuencia, el potencial de membrana pasa de $-60mV$ a $-40mV$, dando origen al potencial de acción²⁹.

3.2.2. MODELO DE CONDUCCIÓN ELÉCTRICA DEL POTENCIAL DE MEMBRANA Y DEL POTENCIAL DE ACCIÓN.

El modelo más sencillo de transmisión pasiva de la membrana, corresponde a aquel formado por un circuito con un resistor y un capacitor. Bajo este modelo, el método que ha permitido abordar el estudio de la transmisión de un cambio de potencial a otras regiones de la neurona, consiste en el uso de las ecuaciones del cable, las cuales se fundamentan en la pérdida, tanto de la corriente como del voltaje en función de la distancia, por lo que el flujo axial ignora las variaciones circulares. En consecuencia; resultan ideales para describir la transmisión pasiva de los potenciales en las fibras neuronales³⁰.

Para el caso de la corriente que circula a través de una fibra nerviosa, la membrana se puede dividir en un componente resistivo y un componente capacitivo, como se muestra en la figura siguiente:

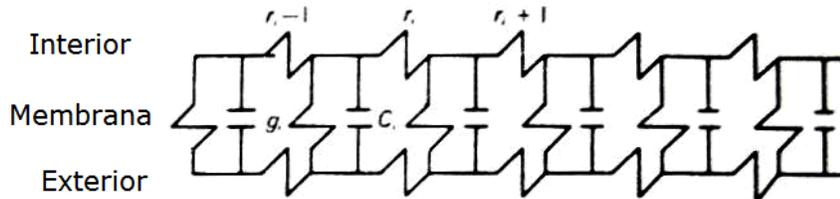


Figura 15. Circuito equivalente de la transmisión de los potenciales de membrana mediante segmentos dendríticos o axónicos. Cada segmento está formado por circuitos equivalentes de las propiedades capacitivo-resistivas de la membrana unidos por la resistencia interna r_i , y la resistencia externa r_e de la membrana de cada uno de los segmentos.

La corriente resistiva se define así, en la siguiente forma:

$$I_a = V_m g_m dx .$$

En esta expresión, $g_m dx$ denota la conductancia de la membrana a través de la distancia dx y V_m indica el voltaje de membrana en reposo. La corriente capacitiva, por otro lado, se encuentra dada por:

$$I_c = \frac{dV_m}{dt} C_m dx ,$$

²⁹ Ibid, p.18

³⁰ Householder, A.S, Landahl, H.D. *Mathematical Biophysics of the central nervous system*. Principia Press, New York, 1945, p.p.37-42

donde $C_m dx$ equivale a la capacitancia total de la membrana a lo largo de la sección. Por tanto, la variación del flujo de corriente que disminuye en un espacio dx , se expresa como sigue:

$$\frac{di}{dx} = -(g_m V_m + C_m \frac{dV_m}{dt}) \dots \quad (8)$$

Con respecto a la variación del potencial de membrana en función del espacio, se postula la formación de dipolos tanto en el interior como en el exterior de la membrana, tal como se observa en el esquema que se muestra a continuación:

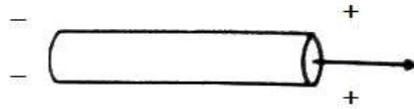


Figura 16. Representación del axón o dendrita neuronal como un dipolo, tanto en la corriente i como en el voltaje de membrana v .

La variación del potencial en los extremos del dipolo, tanto en el interior como en el exterior de la membrana se encuentra dada por:

$$dV_i = -(r_i dx) i$$

$$dV_o = (r_o dx) i,$$

expresión en la que $r_i dx$ refiere la resistencia axial intracelular en la longitud dx , y $r_o dx$ denota la resistencia axial extracelular.

De las ecuaciones de voltaje de Kirchhoff se tiene:

$$dV_m = dV_i - dV_o = [(r_i + r_o) dx] i, \text{ lo cual se puede expresar como:}$$

$$\frac{dV_m}{dx} = -(r_i + r_o) i = -ri$$

En caso de que r_o, r_i, g_m y C_m sean constantes, este par de ecuaciones posee varias soluciones dependientes de condiciones iniciales. De esta forma, derivando la ecuación de ambos lados con respecto a x y sustituyendo $\frac{di}{dx}$ de la ecuación (8), se tiene lo siguiente:

$$\frac{d^2 V_m}{dx^2} = rg_m V_m + C_m \frac{dV_m}{dt}$$

como el potencial de acción ocurre muy rápido $\frac{dV_m}{dt} = 0$, por tanto, la solución de ésta ecuación, considerando que rg_m multiplica a V_m es la siguiente:

$$V_m(x) = V_m(0) e^{-\sqrt{rg_m} x}$$

$$i(x) = i(0) e^{-\sqrt{rg_m} x}.$$

De donde se concluye que tanto el voltaje como la corriente decrecen exponencialmente, como se observa en la figura que se muestra a continuación:

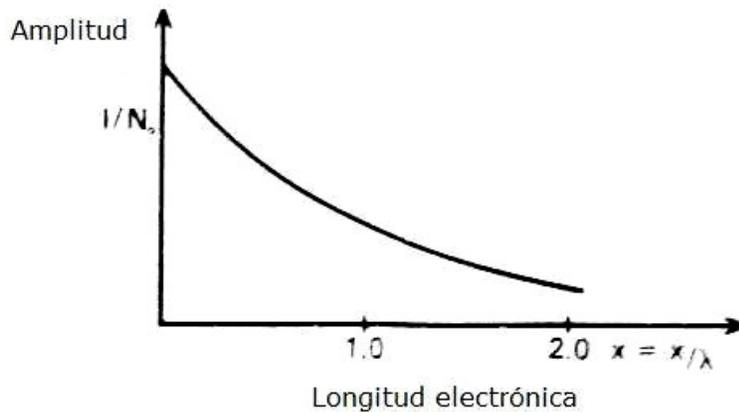


Figura 17. Decremento exponencial del potencial de membrana en función de la distancia dendrítica al punto de estimulación.

3.2.3. MODELO DE HODGKIN Y HUXLEY.

El comportamiento de todo o nada de la neurona, parecía indicar que debía de estar involucrado más que un simple flujo de corriente en la propagación del potencial de acción. Esta observación hizo suponer a Hodgkin y Huxley, que las corrientes iónicas surgen como consecuencia de las variaciones en la conductancia de la membrana, por lo que en el análisis de los movimientos iónicos, desde un punto de vista eléctrico, resultaría más conveniente describirlos en términos de las conductancias y no de las permeabilidades iónicas³¹.

La observación de que estas conductancias son sensibles a los cambios en el potencial de membrana, muestra que el mecanismo subyacente a las primeras, modifica de algún modo el voltaje a través de la membrana. Esto es, si la conductancia g de la membrana obedece la ley de Ohm (la cual establece que el voltaje es igual al producto de la corriente por la resistencia), entonces la corriente iónica que fluye durante un aumento en la conductancia de la membrana se encuentra dada por:

$$I_{ión} = g_{ión}(V_m - E_{ión}),$$

donde $I_{ión}$ representa la corriente iónica, V_m denota el potencial de membrana; $E_{ión}$ indica el potencial del equilibrio para el ión que fluye a través de la conductancia $g_{ión}$; y la diferencia entre V_m y $E_{ión}$, corresponde a la fuerza impulsora electroquímica que actúa sobre el ión.

Hodgkin y Huxley utilizaron esta relación para calcular la dependencia de las conductancias del Na^+ y del K^+ respecto del tiempo y del potencial de membrana. Específicamente, estos autores midieron la diferencia entre las corrientes registradas en presencia y ausencia de Na^+ externo para determinar por separado las corrientes transmitidas por Na^+ , K^+ , $-I_{Na}$ e I_K , puesto que ya conocían V_m , E_{Na} y E_K ; de donde concluyeron que ambas conductancias son voltaje-dependientes, o sea, que tanto la conductancia del Na^+ como la del K^+ aumentan progresivamente a medida que la neurona es despolarizada.³²

³¹ Hodgkin, A.L. y A. F. Huxley. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. J. Physiology. 117, p.p.500-544

³² Ibid. p.p. 501-503

Con el fin de explicar los cambios dinámicos de la permeabilidad de la membrana descritos, Hodgkin y Huxley propusieron un modelo eléctrico de la membrana, en el cual se consideran los potenciales de reposo de los iones sodio, potasio y de algunos otros iones, representados por la letra L . Este modelo eléctrico incluye además, la capacitancia de la membrana, así como las conductancias de los diferentes iones, por lo que puede ser definido matemáticamente por medio de la teoría de circuitos en la siguiente forma:

$$\frac{dV}{dt} = \frac{-1}{cm} (G_K(V - V_K) + G_{Na}(V - V_{Na}) + G_L(V - V_L))$$

Debido a que tanto la permeabilidad del sodio como la del potasio, sufren cambios similares al tener un periodo de activación seguido de un periodo de inactivación, definieron una función $f(t)$ que asumiera dicho comportamiento como:

$$f(t) = (a + b^{-ct})^B \dots (7),$$

en el que a, b, c y B representan constantes y t corresponde al tiempo.

Para el valor inicial de esta función se tiene $(a + b)^B$ y como valor final a B , simulando el retorno exponencial a un valor inicial. Lo importante entonces, era definir los valores de a, b, c y B que reprodujeran más adecuadamente los datos experimentales. Para el potasio, Hodgkin y Huxley encontraron la siguiente expresión para G_K .

$$G_K = g_K n^4, \text{ siendo } n \text{ definida como:}$$

$$\frac{dn}{dt} = \frac{nss - n}{cn},$$

donde g_K equivale a una constante y nss y cn dependen del potencial de membrana.

Análogamente, para el caso del sodio, G_{Na} , está dado como sigue:

$$G_{Na} = g_{Na} hm^3, \text{ en cuyo caso } m \text{ y } h \text{ se definen como:}$$

$$\frac{dm}{dt} = \frac{mss - m}{cm} \text{ y } \frac{dh}{dt} = \frac{hss - h}{ch},$$

con g_{Na} constante y donde mss y cm varían en función del voltaje. Nuevamente el producto de m y h genera una función con una exponencial negativa, en la que el exponente 3 representa el valor de B .

Con este modelo, al aplicar una corriente despolarizante tipo impulso nervioso, Hodgkin y Huxley reprodujeron la dinámica de la generación del potencial de acción, dando origen a un gran número de predicciones sobre los cambios dinámicos que ocurren en el potencial de membrana, no sólo durante la emisión de un potencial aislado, sino ante una serie de estímulos repetitivos. Lo que este modelo postula básicamente, es que la generación del potencial de acción se debe a un cambio intempestivo de la permeabilidad de la membrana al sodio, que al entrar a la terminal la despolariza, lo cual fortalece todavía más la entrada del ión y provoca que éste tienda hacia su potencial de reposo. Sin embargo, antes de alcanzar este límite, se inicia un periodo de inactivación de la conductancia al sodio. Simultáneamente, debido a la entrada de cargas positivas, el potasio comienza a salir por difusión al exterior- fenómeno que se conoce como *rectificación retardada*-. Finalmente, tanto el exceso de sodio

intracelular como la pérdida de potasio, retornan a su valor normal a través del mecanismo denominado bomba de sodio-potasio, anteriormente descrito³³.

En términos más precisos, la reconstrucción que hicieron Hodgkin y Huxley del potencial de acción, muestra que las propiedades de las conductancias al Na^+ y al K^+ sensibles al voltaje, asociadas con las fuerzas impulsoras electroquímicas creadas por las bombas iónicas, son suficientes para explicar los potenciales de acción. Una segunda conclusión derivada de los cálculos de Hodgkin y Huxley, es que dichas conductancias varían con el tiempo. En particular, la conductancia al K^+ posee un pronunciado retardo que requiere varios segundos para alcanzar su máximo; en cambio, la conductancia al Na^+ alcanza su máximo enseguida. La activación más rápida de la conductancia al Na^+ permite que la corriente de éste hacia el interior, preceda a la corriente retardada de K^+ hacia el exterior. Esto es, la permeabilidad al sodio (G_{Na}) se incrementa rápidamente hasta alcanzar un valor límite, donde es inactivada, retornando a su valor inicial; mientras que la permeabilidad a los iones potasio se incrementa y se desactiva más lentamente.

El resultado de un incremento tan drástico en la permeabilidad de la membrana al sodio, provoca que el potencial de membrana (V) tienda hacia el potencial de equilibrio de este ión ($55mV$); mientras que la desactivación de los canales de sodio, unida a la activación de los canales de potasio revierten el voltaje de la membrana y tienden a llevarlo al potencial de reposo de este otro ión. Por otro lado, si bien la conductancia al Na^+ se eleva rápidamente, declina de igual modo, aun cuando el potencial de membrana se mantenga en un nivel despolarizado. Este hecho muestra que la despolarización no solo hace que se active la conductancia al Na^+ , sino también que disminuya con el tiempo o se inactive. Los cursos temporales de las conductancias al Na^+ y al K^+ son por tanto voltaje-dependientes y la velocidad, tanto de la activación como de la inactivación, aumenta con los potenciales de los iones que presentan un mayor grado de despolarización³⁴.

De esta forma, un incremento selectivo en la conductancia al sodio, es responsable de la iniciación del potencial de acción, el cual provoca que éste elemento ingrese a la neurona, despolarizando así el potencial de membrana, el cual se aproxima a E_{Na} . Posteriormente, la velocidad de despolarización descende debido a que la fuerza impulsora electroquímica entre sobre el Na^+ disminuye y porque la conductancia al Na^+ se inactiva. Al mismo tiempo, la despolarización activa de manera lenta a la conductancia al K^+ voltaje-dependiente, haciendo que este abandone la célula y repolariza el potencial de membrana hacia el E_K . Dado que la conductancia al K es transitoriamente mayor que en condiciones de reposo, el potencial de membrana se vuelve brevemente más negativo que el potencial de reposo normal, dando lugar al periodo que se denomina hiperpolarización. La hiperpolarización del potencial de membrana hace que la conductancia al K^+ voltaje dependiente (y cualquier conductancia al K^+ no inactivada) se inactive, permitiendo que el potencial de membrana retorne a su nivel de reposo.

Este mecanismo de generación del potencial de acción, representa un circuito de *retroalimentación positiva*, proceso que desaparece cuando la inactivación de la conductancia al Na^+ y la conductancia al K^+ restablece el potencial de membrana hasta el nivel de reposo.

En síntesis, los experimentos de control de voltaje realizados por Hodgkin y Huxley muestran que las corrientes iónicas que fluyen cuando la membrana neuronal es despolarizada se deben a tres procesos

³³ Ibidem, p.p. 510-544

³⁴ Abbot, Op. Cit. p.p 10- 18

sensibles al voltaje: activación de la conductancia al Na^+ , activación de la conductancia al K^+ e inactivación de la conductancia al sodio. Fue a partir de las mediciones de estos tres cambios de conductancia, que Hodgkin y Huxley pudieron construir el modelo matemático ya descrito³⁵.

Esta información, permitió predecir la forma y evolución temporal del potencial de acción con una precisión notable, además predijo otras características del comportamiento del potencial de acción, tales como la demora en la generación del potencial de acción en respuesta a las corrientes estimuladoras de diferentes intensidades.

Debido a las propiedades intrínsecas de la neurona descritas, se dice que el potencial de acción es auto sostenido o regenerativo, esta cualidad regenerativa explica por qué los potenciales de acción muestran un comportamiento de todo o nada y por qué poseen un umbral bien definido³⁶.

Por todo lo anterior, el modelo de Hodgkin y Huxley actualmente es considerado como una fiel representación de los cambios en la membrana durante la generación del potencial de acción³⁷.

3.2.4. MODELO DE FITZ HUGH-NAGUMO.

Con base en el trabajo previo de Baltasar van der Pol, a mediados de la década de 1950, Richard Fitz-Hugh propone una simplificación del modelo de Hodgkin y Huxley descrito. Al mismo tiempo, e independientemente del trabajo de Fitz Hugh, el investigador japonés Jin-ichi Nagumo propone como análogo neuronal un circuito eléctrico no lineal regido por un sistema de dos ecuaciones semejantes a las propuestas por van der Pol. Actualmente, el modelo simplificado de estos dos autores se conoce como modelo de Fitz Hugh-Nagumo (FHN).

Dicho modelo consta de dos ecuaciones diferenciales de primer orden, una lineal y otra cúbica, por lo que el análisis del sistema en este caso tampoco resulta trivial. Sin embargo, el hecho de que una de las ecuaciones sea lineal y de que el sistema sea de dimensión dos, facilita su estudio, siendo susceptible de un análisis más completo. De esta forma, este sistema permitió una comprensión cualitativa del fenómeno de excitabilidad en un contexto geométrico³⁸.

El sistema se presenta generalmente en la forma siguiente:

$$\begin{aligned}\frac{dv}{dt} &= V(v, w) = I - v(v - a)(v - 1) - w \\ \frac{dw}{dt} &= W(v, w) = b(v - gw) ,\end{aligned}$$

En dicha expresión $I, g \geq 0, b > 0$ y $0 < a < 1$ constituyen los parámetros. En la interpretación biofísica de la dinámica por otro lado, se considera que la variable de estado v es el voltaje a través de la membrana, y que el parámetro I , representa la corriente externa aplicada a la célula nerviosa, mientras que w constituye una variable de recuperación del sistema sin significado biofísico específico³⁹.

³⁵ Hodgkin, A.L. y A. F. Huxley. Op. Cit. p.p.531-544.

³⁶ Ibid, p. 536

³⁷ Ibid, p.539

³⁸ Hoppensteadt, *An introduction to the mathematics of neurons. Modeling in the frequency domain*, Cambridge Studies in Mathematical Biological systems. Cambridge University Press, 1994, p.p. 42-58

³⁹ Ibidem, p. 44

A diferencia del resto de modelos, FHN incorpora en el análisis del sistema un marco geométrico en el que el análisis de órbitas provee una comprensión visual en la mecánica de la generación del impulso nervioso; con lo cual marca una nueva etapa en la historia de la neurofisiología, convirtiéndose a partir de entonces en el modelo clásico del fenómeno de excitación.

3.2.5. MODELO DE RALL.

A fines de la década de los cincuenta, Rall, con base en la teoría del cable, muestra que la ramificación de las fibras dendríticas de las neuronas con ciertas restricciones geométricas se comporta en forma similar a una fibra aislada. De esta manera, formula un modelo matemático de las propiedades eléctricas pasivas de la motoneurona, que le permite caracterizar las relaciones entrada-salida de los árboles dendríticos pasivos y a su vez, calcular el cambio de voltaje en cualquier punto⁴⁰.

Para el análisis continuo de la transmisión del impulso nervioso a lo largo de las ramas dendríticas, Rall propone la solución de las ecuaciones del cable, de donde resulta:

$$V_m(x, s) = \sqrt{\frac{r}{(g_m + C_m s)}} i(x, s),$$

En este caso, $V_m(x, s)$ denota el voltaje en la fibra principal, $\left(\frac{r}{g_m + C_m s}\right)$ se denomina la *impedancia característica*; y S es el operador que define la transformada de Laplace. En el caso en que una dendrita principal de origen a varias dendritas, Rall propone la siguiente condición para que no haya efectos de reflexión de la señal.

$$\left(\frac{1}{\sum \frac{1}{Z_{0i}}}\right) = Z, \dots(9)$$

en la cual Z_{0i} es la impedancia característica de la rama principal. Con base en esto, la impedancia en el punto de ramificación es igual a:

$$\sqrt{\frac{r}{(g_m + C_m s)}} = \sqrt{\frac{\sum r_{0i}}{(g_{m0i} + C_{m0i} s)}},$$

donde r, g_m y C_m son los parámetros de la fibra principal, mientras que r_{0i}, g_{m0i} y C_{m0i} son los parámetros de las ramificaciones. De la misma manera que para las impedancias, Rall plantea una relación entre los diámetros de las dendritas menores con respecto a la dendrita principal para evitar la reflexión como sigue:

$$d^{3/2} = \sum d_{0i}^{3/2}$$

Por otro lado, con el fin de asegurar una reflexión coherente de la periferia del árbol dendrítico hacia el soma, este autor propone que todas las terminaciones nerviosas tengan la misma distancia con respecto al soma y que la relación $\frac{L_i}{\sqrt{d_i}}$ debe ser la misma para todas las vías directas hacia el soma,

donde L_i denota la longitud de la fibra i de la rama, y d_i corresponde el diámetro de ese segmento. El modelo de Rall, ha sido extensamente estudiado para determinar la propagación de un potencial, en

⁴⁰ Householder A.S, Landahl H.D. Op. Cit., p.p.39-40

árboles dendríticos de distintas neuronas con geometría simple, que satisfagan las condiciones postuladas por él.

No obstante, para el caso de configuraciones dendríticas complejas, el modelo continuo de Rall no puede ser aplicado, por lo que se ha hecho uso del análisis discreto, dividiendo el árbol dendrítico por segmentos.

La ecuación básica que define al circuito por segmentos para el voltaje V_i en la posición i es la siguiente:

$$\frac{dV_i}{dt} = -V_i \left(\frac{g_i}{C_i} + \frac{1}{r_{i+1}C_i} + \frac{1}{r_iC_i} \right) + V_{i-1} \left(\frac{1}{r_iC_i} \right) + V_{i+1} \left(\frac{1}{r_{i+1}C_i} \right) \dots (10)$$

Esta expresión puede simplificarse utilizando la notación de Rall:

$$U_{ij} = \frac{1}{r_{ij}C_i},$$

$$U_{ii} = -\sum_{j=1}^{j \neq i} \left(\frac{1}{r_{ij}C_i} \right).$$

en la cual, r_{ij} corresponde a la suma de las resistencias intra y extracelulares entre las etapas i y j ; se considera además que r_{ij} es infinita para segmentos no contiguos. De acuerdo con esto la ecuación (10) puede definirse como sigue:

$$\frac{dV_i}{dt} = \sum_{j=1}^N U_{ij} \frac{V_j - g_i V_i}{C_i},$$

donde N denota el número total de segmentos.

Si se considera el caso en que las dendritas reciban una estimulación en i_0 , esta ecuación se define como sigue:

$$\frac{dV_i}{dt} = \sum u_{ij} V_j - \left(\frac{g_{i0}}{C_i} + \sum_{r=1}^K g_{ir}(t) \right) V_i + \sum_{r=1}^K g_{ir}(t) V_r \dots (11),$$

relación en la que g_{i0} representa la conductancia de la membrana en la etapa i sin modulación del receptor, g_{ir} indica la conductancia inducida por la estimulación V_r en el segmento r y K corresponde al número de receptores activos.

Con este modelo, Rall simuló la transmisión de la información en árboles dendríticos complejos, reproduciendo y prediciendo una gran serie de procesos en el bulbo olfatorio. Como resultado del análisis realizado por Rall, se llegó a la conclusión de que acciones sinápticas iniciadas en las dendritas distales pueden contribuir en forma significativa a los cambios de potencial registrados en el soma⁴¹.

⁴¹ Lara Zavala, *Cibernética del Cerebro*. Ed. Limusa, México, 1979, p.p. 17-116

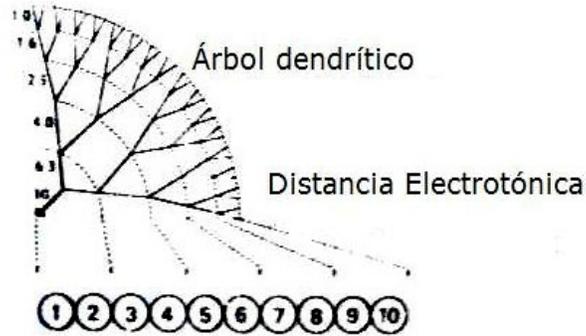


Figura 18. Modelo de la transmisión pasiva de los potenciales de Rall. Árbol dendrítico complejo.

Sin embargo, los potenciales de acción no pueden transmitirse mediante conducción pasiva, de la misma forma que pasan las señales a lo largo de un cable telefónico, ya que los potenciales de acción muestran un número de propiedades que no corresponden a un modelo tan simple, lo que dificulta la aplicación del modelo⁴².

3.3. MODELO DEL SISTEMA NERVIOSO COMO SISTEMA DE COMUNICACIÓN.

Dado que la función fundamental del sistema nervioso radica en su capacidad para transmitir información, en términos generales, es posible considerar que todo estímulo representa una señal que opera a un nivel bajísimo de energía en la generación de impulsos nerviosos. Sin embargo, para que una señal actúe como tal, se requiere además, de un sistema de interpretación o de decodificación. De esta forma, en virtud de su especificidad, los receptores neuronales actúan como un sistema de codificación capaz de descifrar señales específicas de baja magnitud; es decir, tienen la capacidad de operar como selectores de señales. Así por ejemplo, los receptores de la retina interpretarán únicamente señales de tipo luminoso⁴³.

Las distintas señales que actúan sobre los organismos, operan entonces como detonadores capaces de desencadenar respuestas o cambios activos. En este sentido, el medio ambiente constituye una fuente real o potencial de señales a través de las cuales el organismo establece con su medio un sistema que se suele denominar *ensamble informativo*, en adición a ciertas relaciones energéticas o *ensambles no informativos*. El ensamble informativo que el organismo establece con el medio, constituye un sistema dinámico (Véase apéndice); en virtud de la propiedad de aprendizaje que poseen los organismos. Si el estímulo es una señal, los impulsos nerviosos serán asimismo señales, ya que son capaces de activar a otras neuronas⁴⁴.

Por las consideraciones anteriores, algunos autores coinciden en que el organismo constituye fundamentalmente un sistema capaz de interpretar y manejar señales. A través de sus órganos sensoriales, el cerebro establece conexiones con su medio, alcanzando su máxima complejidad en el lenguaje simbólico exhibido por el hombre, en donde la señal interpretada por el receptor no constituye sino el primer paso en el proceso de interpretación. Estas señales serán codificadas bajo un código universal: los impulsos nerviosos, los cuales serán interpretados a su vez por redes neuronales, de las que se derivarán respuestas motoras que tiendan a modificar a su vez la información recibida⁴⁵.

⁴² Ibid. p.40

⁴³ Cuevas-Novelo A. *Los mecanismos cerebrales de la conducta cibernética*. Interamericana, España, 1979, p.p. 727-759

⁴⁴ Ibidem p.p. 730-731

⁴⁵ Ibid, p.759

3.3.1. MECANISMOS DE RECEPCIÓN DE SEÑALES.

Asociadas a los órganos sensoriales, se encuentran los receptores neuronales, que constituyen estructuras cuyas características fundamentales son la sensibilidad y la especificidad. Esta última propiedad, se refiere a la propiedad que exhiben los receptores neuronales de mostrar un umbral menor para un tipo particular de energía; razón por la que se considera que éstos operan como selectores de señales. Así por ejemplo, los receptores de la retina pueden ser estimulados por un golpe que representa una forma de energía mecánica, pero la energía requerida en este efecto es considerablemente superior a la energía de un fotón, suficiente para estimular un bastón retiniano. Por otro lado, la sensibilidad del receptor equivale a la cantidad de energía requerida por el estímulo específico para excitarlo. Cabe señalar que esta energía es siempre mínima. En consecuencia, las señales operan a un nivel bajo de energía. Otro hecho notable es que la sensibilidad de un receptor no es uniforme, pues al lado de variaciones mínimas causales relacionadas a la agitación browniana y que siguen la curva de probabilidades de Gauss (nivel de ruido del receptor), el umbral de los receptores varía en el tiempo por efecto de la estimulación, fenómeno que se conoce como acomodación y que convierte al receptor en un medidor falso de intensidades, permitiéndole tan sólo establecer comparaciones entre estímulos de distinta intensidad⁴⁶.

3.3.2. MECANISMOS DE TRANSMISIÓN DE SEÑALES.

Para que un organismo responda adecuadamente ante los estímulos de su medio, se requiere que aquellas señales recibidas por el receptor sean conducidas en forma codificada al SNC. El proceso de codificación, se logra a través de los impulsos nerviosos. Como se señaló anteriormente, el impulso nervioso constituye un evento de tipo discontinuo, que se propaga sin decrecer a lo largo del axón, por lo que la presencia de un impulso nervioso dentro de una vía sensorial no codifica otra cosa que la presencia o ausencia de estimulación. El informe del sistema sin embargo, sería sumamente limitado a no ser que el sistema nervioso contara con otras claves de codificación, entre las que se encuentran: las vías por las que el mensaje es codificado, el código de frecuencia y el código espacial, las cuales dan lugar a la formación de patrones espacio-temporales complejos⁴⁷. Las vías por las que el mensaje es canalizado juegan sin duda un papel relevante en la interpretación de éste, hecho entrevisto por Müller, quien lo expresó en su *ley de las energías específicas*, la cual establece que una modalidad sensorial dada se relaciona más a la vía de mediación sensorial que al estímulo. Así, un mensaje es interpretado como de naturaleza luminosa por haber sido mediado por el nervio óptico, ya que un efecto sensorial de la misma naturaleza se obtendría mediante la aplicación de un golpe al ojo o mediante estimulación eléctrica directa del nervio óptico⁴⁸.

3.3.3. MECANISMOS DE INTERPRETACIÓN DE SEÑALES.

En el contexto del estudio de los mecanismos mediante los cuales el sistema nervioso interpreta los mensajes que le son transmitidos a través de las distintas claves de codificación, interesa conocer cómo distingue los mensajes en atención a sus orígenes; esto es, conocer cómo los mensajes arribando al área sonora despertarían reacciones ante estímulos sonoros y aquellos alcanzando el área óptica estarían interpretados como estímulos luminosos.

Si se tiene en consideración que las propiedades dinámicas de un conjunto neuronal dado, no dependen de las propiedades de sus unidades constituyentes (las neuronas), sino además de ciertos parámetros relacionales, tales como la distancia interneuronal, las conexiones sinápticas internas y sus

⁴⁶ Shannon C. E. y Weaver, *Mathematical Theory of Communication*, University of Illinois Press, 1949, p.p. 15-49

⁴⁷ Massaro, D.W. Information processing models: microscopes of the Mind". *Annual Review of Psychology*. 44:383-425, 1993.

⁴⁸ Ibid, pp. 17-18

proyecciones aferentes y eferentes con otras regiones del sistema nervioso; es la segregación espacial dentro del sistema nervioso la que hace posible la diferenciación de los mensajes. Ello se debe a la existencia de una distribución desigual en las características relacionales de las neuronas, lo que permite la expresión de configuraciones en términos localizacionistas⁴⁹.

Tales características relacionales se manifiestan dinámicamente en la forma de tipos espacio-temporales de actividad, con los que el mensaje canalizado por las vías sensoriales interactúa. Del resultado de dicha interacción, surge un nuevo tipo espacio-temporal que es conducido hacia nuevos canales.

Finalmente, cabe señalar que una sucesión de impulsos nerviosos viajando por un axón, permanecen separados en el tiempo y por tanto son incapaces de interactuar o modularse unos a otros. Sin embargo, la sinapsis constituye una región capaz de reunir en el tiempo a los mensajes en forma más precisa; así, en virtud de la propiedad de *adición latente*, la sinapsis funciona como un contador de impulsos nerviosos. La frecuencia determinada por este proceso de conteo es transmitida por el elemento postsináptico mediante un código de frecuencia. Si se considera constante dentro de ciertos límites, la relación entre la frecuencia presináptica y la postsináptica, el mensaje no se altera a pesar de haber sido modulado, por lo que los cambios operados en la frecuencia de descarga de la vía involucrada en la transmisión del mensaje por otros mensajes (interferencias), podrían ser corregidos expandiendo el mensaje por canales múltiples y tomándose como código el resultado promedio de la actividad en el conjunto de neuronas que fueron modificadas en su actividad por el mensaje. De esta manera, las redes neuronales, hacen posible la codificación de frecuencias en términos de tipos especiales de actividad, con lo que se produce el desciframiento de la información⁵⁰.

3.3.3.1. CUANTIFICACIÓN DE LA INFORMACIÓN.

Uno de los progresos de la tecnología actual, que ha tenido como repercusión el mejoramiento de los sistemas que manejan información, como las telecomunicaciones, así como múltiples aplicaciones en el campo de la neurofisiología y de la psicología, consiste en el tratamiento cuantitativo a que ha sido sometida la información⁵¹.

En apego a la segunda ley de la termodinámica, todo sistema físico cerrado tiende espontáneamente hacia el máximo desorden, de tal suerte que el grado de orden disminuye con el paso del tiempo. Este comportamiento se denomina *tendencia entrópica*. Shannon y Weaver definen así a la información, como el grado de orden de un sistema, de manera que si la entropía constituye la medida del desorden dentro del sistema, la información mediría el grado de orden del mismo. Por tanto, y a diferencia de los sistemas físicos, los cuales tienden hacia el máximo desorden, los sistemas biológicos tienden hacia la organización (autoorganización) o el orden, lo que equivale a decir que muestran una tendencia entrópica negativa (neguentropía) o tienden a almacenar información. En este sentido, el sistema nervioso no sólo es capaz de transmitir e interpretar información, sino que en virtud de su capacidad de aprendizaje, es capaz asimismo de almacenarla sin que la adquisición de nueva información implique la pérdida de aquella preexistente⁵².

Por otro lado, la medida de improbabilidad de un sistema depende de la medida del orden, y en el caso en que el orden represente información, se concluye que la información contenida en un estado dado de un sistema se puede medir por la improbabilidad de ocurrencia espontánea de dicho estado.

⁴⁹ Cárdenas y Cárdenas Juan, Op. Cit, p. 725

⁵⁰ Ibidem, p.p. 40-43

⁵¹ Ibid, p.p. 44-49

⁵² Ibid, p. 49

Entonces, el problema de la medida de la información queda reducido al problema de la medida de la improbabilidad o recíproco de la probabilidad⁵³.

Dado que el sistema nervioso se comporta como un ensamble de sistemas binarios, ya que una neurona en virtud de su carácter discreto solo admite dos estados: activa o inactiva, es posible calcular la cantidad de información o neguentropía de un canal nervioso dado, como: *Cantidad de Información = $\log_2(\text{improbabilidad del estado})$* .

Así por ejemplo, en el nervio óptico dentro de los límites del periodo refractario pueden encontrarse $2^{10'000'000}$ estados equiprobables y la cantidad de información requerida en la fijación de los estados posibles sería igual a 10'000'000 de unidades, puesto que esta estructura posee alrededor de 10'000'000 de fibras⁵⁴.

3.3.3.2. CÓDIGOS NEURALES.

En los mecanismos de transmisión de información cuantitativa en el sistema nervioso, es muy común encontrar un gran número de fibras que corren en paralelo de una región a otra, y todas aparentemente transportan el mismo tipo de información. En tales casos, la magnitud de un estímulo puede codificarse según el número de fibras que estén activas en un momento dado o conforme al número de potenciales de acción por unidad de tiempo (frecuencia de descarga). La manera normal en que responde una neurona a la estimulación, ya sea externa, como en el caso de los receptores; o bien, a aquella producto de los efectos sinápticos de otras neuronas conectadas a ella, es por descarga repetitiva con una frecuencia que depende de la magnitud del estímulo. Se emplea entonces, una analogía con el uso de la frecuencia modulada (FM) en la transmisión de radio; que en contraste con la amplitud modulada, (en donde la amplitud de la onda transportadora de frecuencia de radio constituye una copia directa de la onda de sonido que se transmite y en la que el radio receptor descifra la señal convirtiendo de nuevo la onda de radio envolvente en una onda sonora, presentando como desventaja, que cualquier variación en la amplitud de la onda causada por la misma transmisión, -alteraciones, ruido o interferencia-, se incorporan al sonido reproducido por el receptor), es la frecuencia de la onda de radio y no su amplitud, la que transmite la información sonora, por lo que las alteraciones que afectan su capacidad resultan irrelevantes, pues es únicamente la frecuencia de la señal recibida la que descifra el receptor, produciendo una transmisión confiable y relativamente libre de ruido⁵⁵.

⁵³ Ibid. p.49

⁵⁴ Ibidem, p.48

⁵⁵ Ibid p.53

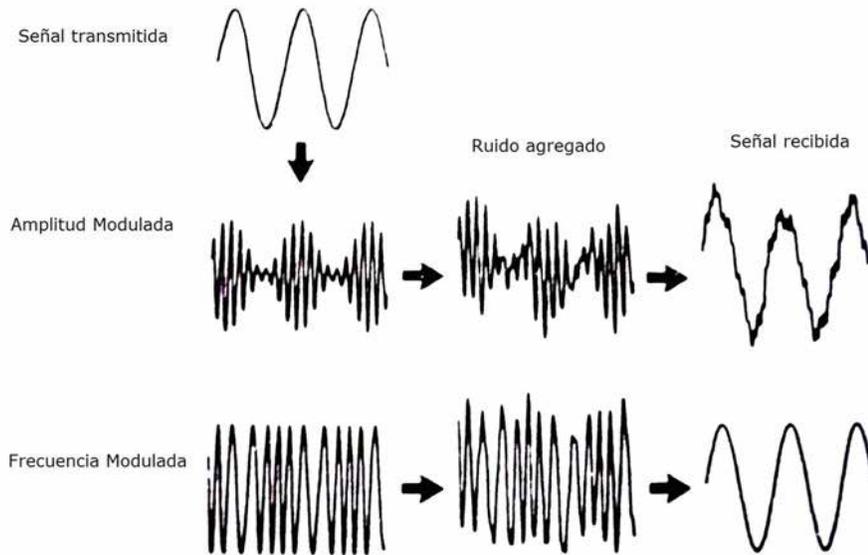


Figura 19. Amplitud y frecuencia moduladas, en ellas se muestra cómo el ruido agregado a la onda modulada de radio da como resultado mucho más interferencia en la señal de audio descifrada en el caso de la amplitud modulada (AM) que en la frecuencia modulada (FM).

La frecuencia modulada no constituye la única manera en la que puede transmitirse la información cuantitativa hacia un canal único del tipo todo o nada o hacia un canal binario. Sin embargo, una codificación tan sofisticada como aquella nunca ha sido observada efectivamente en las neuronas, por lo que el mecanismo a través del cual las neuronas son estimuladas para producir descargas repetitivas, hace poco probable que la información pudiera en realidad transmitirse en esta forma por el sistema nervioso. En las computadoras, la información cuantitativa puede transmitirse mediante un pulso único, variando el tiempo en el cual ocurre, en relación con algún tipo de reloj interno de la computadora. En consecuencia, tanto por la lentitud de la conducción que haría difícil mantener una secuencia precisa entre los eventos, así como por la aparente ausencia de una estructura equivalente a un reloj de referencia interno, es poco probable que el cerebro utilice esta forma de codificación⁵⁶.

3.4. EL CEREBRO COMO SISTEMA DE RETROALIMENTACIÓN.

De manera muy general, es posible considerar que existen dos formas fundamentales de relación causal: La relación de causalidad lineal y la relación de causalidad circular o de reciprocidad. En ésta última y a diferencia de la primera, en la que el proceso A únicamente es causante del proceso B; en la relación de causalidad circular, el proceso A es causante del proceso B, y B a su vez, causa el proceso A. Los procesos simbolizados por A y por B pueden representar aumentos o disminuciones en una variable dada del sistema. A los aumentos se les denominan efectos positivos y efectos negativos a las disminuciones. Al proceso de interacción entre dos variables en conexión causal circular se le denomina *retroalimentación* o *efecto de retorno*. Cuando los signos del efecto sobre las variables unidas en un sistema son iguales, éste se denomina de *retroalimentación positiva*. En contraste, si los signos son opuestos, el sistema se llama de *retroalimentación negativa*, y permite a la respuesta iniciada por un estímulo, reducir el efecto de la estimulación. En términos más simples, los sistemas de retroalimentación operan fundamentalmente sobre la base de 'llevar al proceso a un efecto contrario'. De esta manera, un sistema dotado de un termostato por ejemplo, es capaz de mantener constante la

⁵⁶ Ibid, p.57

temperatura, pues cada vez que esta descienda, pondrá en funcionamiento un dispositivo que llevará al proceso contrario al proceso que la inició, es decir, tenderá a aumentar la temperatura hasta alcanzar una posición de equilibrio⁵⁷.

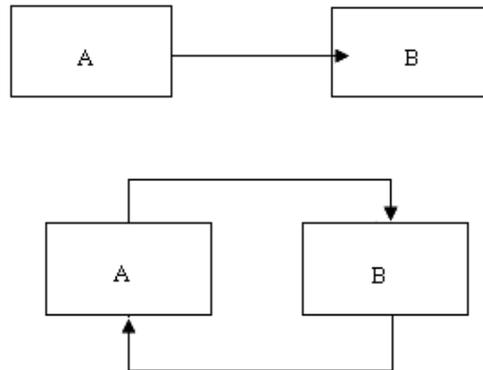


Figura 20. Relaciones de causalidad lineal y de circularidad.

En otras palabras, la función de un sistema con retroalimentación negativa radica en la tendencia al mantenimiento de un estado de equilibrio. El equilibrio logrado por un sistema de retroalimentación es una forma de equilibrio estable, ya que hacia éste tenderá a retornar el sistema cuando sobre él actúen factores de perturbación, por lo que puede considerarse a tales sistemas o *servomecanismos*, como mecanismos estabilizadores, los cuales llevan al sistema a un estado de equilibrio mediante un proceso activo; es decir, a través de un proceso en el que la energía no se deriva de la energía del factor perturbador, sino de fuentes propias de abastecimiento del sistema. Por otra parte, cabe señalar que el grado de estabilidad o de inestabilidad de un sistema con retroalimentación depende del grado, polaridad y naturaleza de la misma. Así por ejemplo, si en un sistema termostático se invirtiera la polaridad de un circuito, al menor desequilibrio como sería el calentamiento, se obtendría, como efecto de la retroalimentación, un mayor calentamiento, es decir, un mayor desequilibrio, por lo que un sistema con retroalimentación asume uno de dos posibles estados: estable o inestable. Asimismo, para que el efecto regulatorio de un servomecanismo se haga patente se requiere la introducción de un disturbio que tienda a sacar al sistema de su posición de equilibrio⁵⁸.

Por último, cabe señalar que cualquier sistema con retroalimentación positiva tenderá a comportarse de manera aproximada a la ley del todo o nada. Esta ley posee una significación fundamental en el sistema nervioso, ya que impone muy serias limitaciones en el tipo de mensajes que los nervios pueden transportar, prohibiendo la transmisión directa de información cuantitativamente graduada (del tipo que se transmite por ejemplo, al variar la concentración de una hormona en la sangre); de modo que el único mensaje permitido es de tipo binario 'sí/no'. La limitación en la respuesta genera la imposibilidad de transmitir mensajes a lo largo de cables cuya permeabilidad impide que las corrientes puedan trasladarse en forma pasiva en distancias cortas⁵⁹, por lo que muchas de las propiedades básicas del nervio; en particular el fenómeno del umbral y la ley del todo o nada, lo hacen comportarse de manera tan diferente de un simple conductor pasivo de electricidad. Sin embargo, el único sistema capaz de transmitir mensajes en distancias que son mucho mayores que la constante de espacio, es precisamente la que se ha encontrado en el axón del nervio; en donde una serie de amplificadores

⁵⁷ Cárdenas y Cárdenas Juan, Op. Cit, p.p. 729-736

⁵⁸ Ibid, p.p. 730

⁵⁹ Householder, A. S. Landahl, *Mathematical biophysics of the central nervous system*, Principia Press, 1975, p.p. 23-28

regenerativos (los canales de sodio sensibles a voltaje), exhiben un umbral que evita que la fibra produzca señales parásitas en respuesta a su propio ruido

La relación entre el potencial y la permeabilidad de la membrana, es entonces la de un circuito cerrado o ciclo de retroalimentación, en el que las variaciones de potencial causan cambios en la permeabilidad, y estos a su vez, generan diferencias en el potencial. Por otro lado, la retroalimentación positiva constituye una propiedad generalmente asociada a los sistemas excitables; en particular a la neurona. Es decir, como se refirió anteriormente, la despolarización de la membrana del nervio causa un incremento en la permeabilidad al sodio, lo que a su vez produce una mayor despolarización de la membrana y provoca un aumento en la permeabilidad de ésta al potasio. Este ciclo se repite de manera sucesiva; sin embargo, si esto fuera todo lo que estuviera ocurriendo, el potencial se movería considerablemente hacia E_{Na} y permanecería ahí (la razón por la que no lo hace es porque el incremento en la permeabilidad del sodio es solo temporal). De cualquier forma, la membrana como un todo se considera estable o inestable, dependiendo de la contribución relativa de los ciclos de retroalimentación del potasio y del sodio. Si aquel predomina, las membranas tenderán a resistir algunos cambios en el potencial aplicados a ellas; si prevalece este último, la membrana responderá con un aumento explosivo en P_{Na} y con una oscilación brusca del voltaje. En la práctica ocurre que la contribución relativa de los dos mecanismos depende en forma no lineal del tamaño del estímulo aplicado; o sea, los estímulos de gran magnitud producen un incremento en la concentración del sodio, dando como resultado la inestabilidad de la membrana. De esta manera, el nervio exhibe un umbral, por lo que existe una cierta magnitud del estímulo que convierte su condición normal de retroalimentación negativa en una retroalimentación positiva, momento en el cual se invierte y libera todo su potencial de energía almacenado⁶⁰.

⁶⁰ Ibidem, p.p. 24-27

CAPITULO IV.

CIBERNETICA, INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y REDES NEURONALES.

4.0. Antecedentes.

Los esfuerzos por reproducir algunas habilidades mentales humanas en máquinas y androides, se remontan mucho tiempo atrás en la historia. El mito del coloso de Rodas entre los griegos, las estatuas parlantes del medioevo, el androide de von Kempelen que jugó ajedrez con Napoleón, y el motor analítico de Charles Babbage que calculaba logaritmos, son sólo algunos ejemplos de este antiguo interés. La historia señala que ya en el siglo IV a.C., se realizaron diversos intentos por construir sistemas automáticos que reprodujesen los movimientos de los seres vivos. No obstante, el antecedente más remoto se encuentra en el siglo I a.C., con los actores automáticos de Herón de Alejandría que representaban en el teatro una obra en cinco actos sobre el regreso a la patria de los héroes de la guerra de Troya; y dos siglos después, el androide de Ptolomeo Filadelfo, -mecanismo que imitaba los movimientos humanos-.¹

En el transcurso de los siglos III y IV a.C., el gobernador ateniense Demetrio de Faleria, construye un dispositivo que imita el movimiento de un caracol. Por otro lado, uno de los discípulos de Platón monta un señalizador automático, con ayuda del cual llama a sus discípulos a las clases que tenían lugar en la Academia. Entre los siglos IV-V a. C. Arquitas de Tarento, matemático, filósofo y militar griego, -inventor de la polea y el tornillo-, desarrolla una especie de mecanismo con alas articuladas semejante a una paloma voladora. Un siglo después, destaca la construcción del reloj Gaaz, que poseía un juego de figuras, las cuales, cada hora, salían de sus nichos y daban el correspondiente número de golpes, según una señal de la figura central. Al mismo tiempo, sobresalen las figuras aulladoras de grifos y leones, y también pájaros cantores, a los lados del trono de oro del emperador bizantino Teófilo.²

Durante el Renacimiento se produce un aumento en el interés por la creación de autómatas que imitasen los movimientos de los animales y del hombre. Leonardo da Vinci construye un mecanismo automático en forma de león, que en Milán, durante la ceremonia de recepción de Luis XII, se movía en forma autónoma por el salón del trono. Después de detenerse a los pies del rey, el león descubría con sus patas el pecho, del cual comenzaban a desprenderse flores de lis blancas, emblema de los monarcas de Francia.³

En la Edad Media, la tendencia a reproducir los movimientos de los organismos vivos, con ayuda de diversos procedimientos técnicos, continúa desarrollándose, entre ellos sobresale el autómata de R. Bacon y Alberto Magno, quienes dedicaron cerca de treinta años a la construcción de éste mecanismo en forma de figura humana, que en respuesta a las llamadas a la puerta, la abría y saludaba al recién llegado con una inclinación de cabeza. Al mismo tiempo, J. Müller (Regiomontano)- conocido astrónomo, matemático y constructor alemán- fabrica una serie de autómatas, entre los cuales figura un águila que fue colocada en las puertas de Nuremberg, para desde allí saludar, agitando las alas y moviendo la cabeza, al emperador Maximiliano, cuando éste hiciera su entrada en la ciudad.

Por otro lado, Juanelo Turriano, conocido matemático y mecánico del siglo XVI, elabora para Carlos V numerosos juguetes automáticos, entre los que figuran soldados armados marchando, tocando el tambor y la corneta, pájaros voladores, etc.

A pesar de tan extraordinarios inventos, es en el siglo XVII cuando se da el comienzo de la verdadera historia de los mecanismos, tanto fisiológicos como técnicos de la cibernética. En 1615, el

¹ Jramoi A.V. *Introducción a la Cibernética*, Editorial Grijalbo, México, 1979, p.p 59-123

² Ibidem p.p.62

³ Ibidem p.p. 76

descubrimiento del sistema de circulación de la sangre por parte del médico inglés W. Harvey, señala no sólo el estudio de una de las funciones más importantes del organismo; sino que muestra al mismo tiempo que la circulación de la sangre constituye un sistema autorregido en el que el corazón desempeña el papel de centro rector, estableciendo con ello un nuevo capítulo del saber humano, la fisiología animal.⁴

Entre los años 1641 y 1642, el eminente matemático, físico y filósofo francés Blaise Pascal construye la primera sumadora automática, y treinta años más tarde, W Leibniz crea el primer mecanismo de multiplicar. En este sentido, es importante señalar que Pascal y Leibniz abrieron una nueva página en la historia de los mecanismos automáticos, ya que fueron los primeros en reproducir con ayuda de medios mecánicos una de las facultades mentales del hombre: el cálculo y las operaciones aritméticas⁵.

Otro acontecimiento trascendental en la historia de la cibernética, fue la creación por parte de Huygens del reloj de péndulo. Con ello, Huygens introdujo en la técnica un nexo entre el órgano rector y el regido, el cual asegura la retransmisión al primero de la acción alterna del segundo, -semejante tipo de acción fue denominada en 1906 por E. Rummer *retroacción*-. Desde entonces, dicho término adquirió amplia difusión en la regulación automática y en la teoría oscilatoria, transmitiéndose posteriormente a la fisiología⁶.

Ese mismo siglo, Descartes publica *El Tratado del hombre*, obra filosófica en la que considera a éste último como una máquina viviente, por lo que todas las funciones propias de semejante máquina: la digestión, el crecimiento, la respiración, y el ritmo cardíaco serían consecuencias naturales de la distribución de los órganos en la mencionada máquina, del mismo modo que los movimientos de un reloj serían resultado de la acción de contrapesos o ruedas. En este tratado Descartes establece además, los principios de la doctrina de los reflejos, esto es, de los movimientos del organismo en respuesta a las excitaciones. Al mismo tiempo, Descartes se refiere a la mente humana como una forma particular de mecanismo. Señala así el carácter invariante de la matemática para representar conocimiento, siendo posible considerar los contenidos del pensamiento como representaciones simbólicas mediante el empleo de tres tipos de procesos: enumeración, deducción e intuición, ésta última hace referencia a la aprehensión directa mediante la cual se capta el significado de un concepto. Para Hobbes en cambio, el pensamiento (raciocinio) consistía en la ejecución de operaciones simbólicas siguiendo de forma metódica un conjunto de reglas de decisión⁷.

En 1622, el matemático francés Pierre de Fermat, al investigar la ley de refracción de la luz, formula el principio del tiempo más corto, en el que postula que la naturaleza actúa siguiendo los caminos más sencillos y accesibles. Siguiendo esta línea, en 1696, el matemático suizo J. Bernoulli plantea su famoso problema de hallar la línea braquistocrona, esto es, aquella a través de la cual un cuerpo recorrerá en el tiempo mínimo la distancia entre dos puntos dados. Asimismo, en el siglo XVII, gracias a los trabajos de Pascal, Fermat y Huygens, aparece una nueva ciencia matemática de gran importancia en el aparato matemático de la cibernética: el cálculo de probabilidades.

El siglo XVIII es muy rico en acontecimientos de gran trascendencia para la historia de la automática, J. Vaucanson, mecánico francés, construye una serie de telares y devanadoras de seda automáticos, así como numerosos aparatos automáticos que imitaban los movimientos de los animales y del hombre, entre los cuales destacan un pato de cobre que picoteaba el grano, bebía agua, graznaba e imitaba el

⁴ I.P.Pavlov, *Obras Completas*. Ed. de la A.C de la URSS Moscú-Leningrado 1949, p.p. 313.

⁵ Beaujeu, Bolch, Bourgey et al. *Historia General de las Ciencias*, Vol.4, Presses Universitaires de France, Paris, 1988, p.p. 2453-2532.

⁶ M. von Laue, *Historia de la Física*, GITTIL, Moscú 1956. p.p.15

⁷ Jramoi, *Introducción a la Cibernética*, Editorial Grijalbo, México, 1979, p.p. 104-107

proceso de digestión de dicho animal, así como la figura de un flautista, de tamaño real, que ejecutaba diversas piezas⁸. Al mismo tiempo, Rusia realiza una gran aportación al desarrollo de la automática con Lomonósov, quien crea una serie de mecanismos registradores: en 1748 un anemómetro, y en 1759 una brújula, ambos de registro automático. Seis años después, I. Polzunov construye el primer regulador automático industrial del nivel de agua en la caldera de la máquina de vapor creada por él. James Watt obtuvo en 1784 una patente de perfeccionamiento del regulador centrífugo de la velocidad de rotación de la máquina de vapor, el cual desempeñó un papel fundamental en el desarrollo de la automática⁹.

A los éxitos de la técnica automática corresponden serios adelantos en fisiología y filosofía, J. La Mettrie, médico y pensador francés, edita en 1748 *L'homme machine*, libro que fue quemado públicamente por su tendencia materialista y atea. En él se fundamenta la idea de que el alma no puede ser algo diferente al cuerpo; sólo existe la materia, que se mueve según las leyes de la mecánica. Esta extraordinaria obra de La Mettrie se asemeja al tratado de Descartes antes mencionado¹⁰.

En 1782, el fisiólogo checo J. Prochaska, publica la obra *De functionibus systematis nervosi commentatio*, con la que da un importante paso en el desarrollo del concepto de impulso nervioso. Al respecto señala: '*la chispa oculta en el eslabón el pedernal no surge antes de haber frotado uno contra el otro, la fuerza nerviosa permanecerá escondida sin despertar la actividad del sistema nervioso hasta que no actúe un excitante, y actuará en tanto dure la acción de éste; cuando el excitante haya sido suprimido dejará de manifestarse, reapareciendo cuando éste vuelva a surgir*'. Esta declaración pone de manifiesto la proximidad de dicha interpretación a la explicación materialista de la actividad nerviosa¹¹.

En el siglo XIX, la conexión entre la esfera de la técnica y la biología se manifiesta de una forma más definida y patente. El fisiólogo T. Young, construye el quimógrafo, aparato que permite la grabación automática de las oscilaciones. Años más tarde, C. Ludwig, después de efectuar ciertas modificaciones en la construcción de dicho aparato, lo adapta para registrar automáticamente las oscilaciones de la presión de la sangre en los vasos sanguíneos, hecho que le permite realizar una serie de importantes descubrimientos en la regulación de la tensión sanguínea¹².

Durante el siglo XIX y la primera mitad del XX, las analogías biológicas y fenomenológicas desplazaron a la noción de mecanismo en el estudio de la mente humana. Sin embargo, a partir de la segunda mitad del siglo XX, la noción de mecanismo renovó su poder heurístico con la formalización de la noción de computación.

De esta forma, el fisiólogo H. Helmholtz, con ayuda del quimógrafo y de un original aparato de su invención para medir pequeñísimos intervalos de tiempo, resolvió entre 1851 y 1852 uno de los problemas esenciales de la fisiología: determinar la velocidad con que se propagan las excitaciones a lo largo de los nervios. Los resultados obtenidos por Helmholtz, contradecían los postulados y las teorías del conocido fisiólogo J. Müller, considerado en el siglo XIX como uno de los clásicos de la fisiología. Sin embargo, la técnica del experimento y la exactitud del aparato automático inventado por Helmholtz, eran tan impecables que los resultados de su investigación no fueron puestos en duda, y la fisiología como ciencia, se enriqueció con tan importante logro¹³.

⁸ Jramoi, A. V. Op. Cit, p.p. 62-64

⁹ Ibid, p. 63

¹⁰ Xirau, Ramón, Op. Cit, p.p. 122-128

¹¹ J. Prochaska, *Tratado de las funciones del sistema nervioso*, Medguiz, Leningrado, 1957, p.p.59.

¹² Jramoi, A.V, Op. Cit, p.70

¹³ Ibidem. p.72

Cabe señalar que con ello, Helmholtz se anticipó a muchísimos ingenieros en la creación de la teoría de los aparatos destinados a grabar los fenómenos oscilatorios de periodo reducido. En particular, fue él quien puso un claro papel de la curva de resonancia en el registro de las oscilaciones, y mostró que para conseguir del aparato registrado la exactitud necesaria, era preciso que la frecuencia de sus oscilaciones fuera muy superior a la de las del fenómeno a registrar.

Por otra parte, resulta de gran interés la confrontación de hechos y fechas en la esfera relacionada con el desarrollo de la regulación automática, es decir, de los sistemas dinámicos de retroacción. Después de que se introdujeran en la industria los reguladores automáticos, el fisiólogo escocés Ch. Bell descubre la existencia de un sistema cerrado de ese tipo en el organismo vivo. En 1824, en su obra: *An exposition of the natural system of the nerves of the human body*, en la que establece que las raíces anteriores de los nervios espinales contienen filamentos motores; y las posteriores, filamentos sensitivos¹⁴. Basándose en los trabajos de Bell, alrededor de 1850, el fisiólogo francés Magendie define el reflejo como un sistema cerrado, es decir, como un sistema con retroacción.

Trece años más tarde, I.M. Séchenov publica en Francia y Rusia, un trabajo relativo a las investigaciones realizadas en los centros inhibidores de los movimientos reflejos en el cerebro de las ranas. En el mencionado trabajo, considerado como el primer triunfo del pensamiento ruso en el campo de la fisiología, Séchenov descubre el fenómeno de la inhibición central¹⁵.

Entre 1849 y 1873, con la aparición de un amplificador: el servomotor, resultado de los trabajos de Sikles, Brown y Farcot, se da un gran paso en la técnica de la regulación automática. Diez años después, la obra de Pavlov: *Los nervios centrifugos del corazón (retardadores y aceleradores)*, señala que: *aparte de los conocidos nervios rítmicos del corazón, existen otros dos nervios antagónicos semejantes, que influyen en la fuerza de las contracciones cardiacas: el relajador y el reforzador*. En 1888, en su artículo *El nervio reforzador del corazón*, Pavlov explica detalladamente cómo en el transcurso de su labor experimental logró automatizar el aparato de Stólnikov, inventado en 1886 para registrar la cantidad de sangre que circulaba por la aorta del perro. Dicho descubrimiento, subraya el triunfo de la tendencia instrumental en fisiología, y lleva a Pavlov a concluir que cuanto más perfecto sea el sistema nervioso del organismo animal, más centralizado será, y más elevada será su función de ordenar y distribuir toda la actividad del organismo, a pesar de que esa función no se manifieste con toda evidencia¹⁶.

En 1871, el fisiólogo norteamericano G.P. Boudich, que trabajaba por aquél entonces en el laboratorio de C.Ludwig, descubre la presencia de relevadores en los organismos vivos y demuestra que las células nerviosas actúan según el principio de todo o nada esto es, según el principio de relevador. Al descubrir e investigar los sistemas y elementos de la automática en los organismos vivos, los fisiólogos tuvieron necesidad de contar con medios técnicos en forma de aparatos y mecanismos automáticos; como consecuencia, en ese periodo se desarrollan los primeros trabajos relacionados con la teoría y la técnica de los sistemas de regulación automática.

Fue Pavlov quien mostró de forma más clara y completa el nuevo punto de vista y la nueva concepción de los organismos vivos, y en particular, del ser humano como sistema capaz de autorregirse o de autorregularse. En este sentido, señala que el hombre es, naturalmente, un sistema que, como

¹⁴ Ibid. p.p 76-85

¹⁵ Cárdenas y Cárdenas Juan, Op. Cit, p.p. 431

¹⁶ Jramoi, *Introducción a la Cibernética*. p.p. 74

cualquier otro sistema de la naturaleza se halla supeditado a leyes inevitables y comunes a toda ella; pero de carácter único por su elevadísima autorregulación¹⁷.

A lo largo del siglo XIX fueron elaboradas las bases del aparato matemático de la cibernética. Así, en 1847 aparece la obra de J. Bull, *Investigación matemática de la lógica*, la cual estableció el principio de la creación de la teoría sobre los esquemas de acción discreta, cuyo papel en el desarrollo de la técnica adquirió gran relevancia.

En el desarrollo del cálculo de probabilidades, se consiguieron, en la primera mitad del siglo XIX, grandes adelantos gracias a los trabajos de P.Laplace, S.Poisson, A.Legendre, C.Gauss y otros. El cálculo de probabilidades comenzó a ser aplicado también en las ciencias naturales y en la resolución de diversos problemas técnicos. En la segunda mitad del siglo XIX, ocupan un lugar preponderante en esta rama de las matemáticas las investigaciones de Chébyshev y de sus discípulos M. Liapunov y A.A Markov, en particular, la teoría de las cadenas de Markov y los procesos markovianos adquieren gran trascendencia en la teoría de los procesos casuales¹⁸.

Posteriormente, gracias a los trabajos de Maxwell y Boltzmann, los métodos estadísticos comienzan a ser aplicados de forma sistemática en la física estadística. Más tarde, en 1902, el físico americano D.W Gibbs en su obra *Principios elementales de la mecánica estadística, aplicados a la fundamentación racional de la termodinámica*, desarrolla el sistema de la mecánica estadística¹⁹.

La segunda mitad del siglo XIX se caracteriza por el establecimiento de los comienzos de una importante rama en la fisiología de la actividad nerviosa superior de los animales; la investigación de los procesos de su adiestramiento, lo que derivó en la construcción de máquinas y sistemas de *autoaprendizaje*. Uno de los primeros en investigar estos procesos fue el científico americano E.L Thorndike, que en 1888, en su obra *La inteligencia de los animales*, señala que las reacciones del animal a las excitaciones se consolidan bajo la influencia de un efecto útil y de múltiples repeticiones²⁰.

En la cúspide de los siglos XIX y XX, en la fisiología, la física, las matemáticas y la técnica se establecieron las premisas para realizar un nuevo gran salto en el desarrollo de la teoría de los sistemas autorregidos. De la Cibernética surge así, la Inteligencia Artificial, entendida muy ampliamente como el modelado y la simulación de las actividades cognoscitivas complejas (percepción, memoria, solución de problemas, etc.) que caracterizan a los organismos avanzados y en particular a los seres humanos. Dicha disciplina se separó casi desde su inicio en dos ramas bien diferenciadas. Por un lado se trató de modelar la actividad racional mediante sistemas formales de reglas y manipulación simbólica (generalmente mediante sistemas lógicos), constituyendo la rama de la IA, que se denomina simbólica, en la que se postulan una serie de reglas y en donde la resolución de problemas se efectúa por deducción sobre las reglas existentes). Por otro lado, se desarrollaron modelos computacionales inspirados en las redes neuronales biológicas, denominados inductivos o subsimbólicos. La IA simbólica se basa en que todo conocimiento se puede representar mediante combinaciones de símbolos, derivadas de otras combinaciones que representan verdades incuestionables o axiomas²¹.

4.1. MODELOS DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL.

¹⁷ Pavlov, I.P. *Conditional reflexes. An investigation of the physiological activity of the central cortex*, Oxford University Press, 1972. p.p. 15-43.

¹⁸ Laplace P.S, *Essai philosophique sur les probabilités*, Paris, Bachelier, 1840.

¹⁹ Beaujeu, Bolch, Bourgey et al. Op. Cit. p. 2514.

²⁰ Jramoi, Op. Cit. p.76

²¹ Ibid, p.p 79-81

El primer modelo cognoscitivo generado a raíz del desarrollo de la I.A., surge en el contexto de las investigaciones sobre el procesamiento electrónico de la información, en el que tuvo una enorme significación la obra de Claude Shannon, quien en 1938 demuestra que los circuitos, como los que aparecen en un aparato electrónico, podían expresarse mediante el álgebra de Boole; esto es, en forma binaria, en la oposición: verdadero-falso, equivalente a la oposición abierto y cerrado (o conectado-desconectado) en un circuito. De esta forma, Shannon determina que cualquier operación puede describirse mediante relevadores de conmutación. La obra de Shannon sentó las bases para la fabricación de máquinas capaces de ejecutar operaciones veritativo funcionales, y además sugirió nuevas formas de diseñar circuitos. En el plano teórico dio la pauta -al establecer un conjunto de instrucciones codificadas que debían seguirse de forma minuciosa- para lo que sería la programación de computadoras, determinando que ésta debía concebirse como un problema de lógica formal y no como un problema aritmético, idea que proviene de los trabajos de Boole.

Tiempo después en Inglaterra, el matemático Alan Turing publica un trabajo original sobre los principios generales en que se basa la construcción de las calculadoras. En él, Turing define una clase de autómatas, conocida como *máquina de Turing* y demuestra que cualquier miembro de esta clase podía calcular cualquier función entre un conjunto de clases. Este tipo de máquina formal, constituye la base del funcionamiento de la mayoría de las computadoras digitales. Más tarde, Turing en su artículo *Maquinaria Computacional e Inteligencia*, trató de responder afirmativamente en su artículo si era posible que las máquinas pensaran. Los argumentos de Turing en favor de la posibilidad de inteligencia en las máquinas, iniciaron un intenso debate que marcó claramente la primera etapa de interacción entre la I.A. y la psicología. Las discusiones en aquella época se centraron en el análisis de la serie de problemas implicados en la aplicación de términos mentalistas a las computadoras. Sin embargo, la intención de Turing no era la de usar estos términos como analogías, sino la de eliminar la distinción entre inteligencia natural e inteligencia artificial²².

Las comprobaciones de Turing se complementan con los Alonzo Church, al postular las capacidades universales de resolución de problemas de las computadoras, sugiriendo que el cerebro debe comprenderse como si fuera una computadora. Particularmente, Church señala que si existe un método consistente y finito para resolver un problema dado, entonces existe un método que puede implementarse en una máquina de Turing y generar exactamente los mismos resultados. Por ello, para aquellos problemas que pueden ser resueltos consistentemente en tiempos finitos y especificados, una máquina de Turing es tan poderosa como cualquier otra entidad que pueda resolver el problema, incluido el cerebro²³.

Los argumentos de Shannon, Turing y Church estructuraron la base de los modelos cognoscitivos de procesamiento de la información, y lograron un gran éxito computacional. El trabajo de Turing, fue continuado a su muerte por John Von Neumann durante la década de los cincuentas. Su contribución central fue la idea de que las computadoras deberían diseñarse tomando como prototipo al cerebro humano. Von Neumann fue así, el primero en 'antropomorfizar' el lenguaje y la concepción de la computación al hablar de memoria, sensores, etc., de las computadoras. Sin embargo, esta línea de investigación pronto encontró serias limitaciones. La concentración en la imitación de la constitución físicoquímica del cerebro, no permitió ver a Von Neumann y sus seguidores, que la analogía sería mucho más eficiente si se estudiaran las funciones del cerebro, es decir, sus capacidades como procesador de información²⁴.

²² Schwartz, J.T. *El nuevo conexionismo: desarrollando relaciones entre la neurociencia y la inteligencia artificial*, en: Graubard, S.R. *El Nuevo debate sobre la Inteligencia Artificial*. Gedisa Editorial: Barcelona, 1988, p.p. 149-153.

²³ Ibidem, p.150

²⁴ Ibid, p.p. 151-153

Con ese fin, en el primer tercio del siglo XX, entre 1936 y 1937, en torno a Norbert Wiener, conocido matemático y profesor del Instituto Tecnológico de Massachussets, se reúne un pequeño grupo de científicos de distintas especialidades, físicos, fisiólogos, matemáticos y especialistas en electrónica, para discutir conjuntamente algunos de los problemas básicos de la rama de la ciencia a la que Wiener daría el nombre de Cibernética. En las charlas organizadas por este grupo, se dedicaba gran atención al problema de la analogía existente entre el organismo y la máquina. Gracias a ello, el proceso de unificación de la fisiología, la física, la ingeniería y las matemáticas en torno a los problemas teóricos de la dirección de las comunicaciones alcanza mayor intensidad²⁵.

En sus comienzos, el núcleo de este grupo lo constituyeron dos físicos mexicanos, Manuel Sandoval Vallarta, alumno de Wiener y el fisiólogo Arturo Rosenblueth, quien desempeñó un relevante papel en el planteamiento de los problemas relativos a la teoría general de dirección y de las comunicaciones, que abarca tanto a los organismos vivos como a los mecanismos y sistemas técnicos, ocupándose intensa y eficazmente en el análisis de los procesos reguladores en los organismos vivos. Muy pronto se incorporaron al citado grupo, el matemático J.M Bigelow, A.Mc Culloch, neurofisiólogo de la Escuela de Medicina de la Universidad de Illinois, y el matemático y profesor de la Universidad de Chicago, Walter Pitts.

Bajo la influencia de Mc Culloch y Pitts comienzan a aplicarse métodos lógico matemáticos al análisis de los esquemas de unión de las fibras nerviosas (redes neuronales). En este sentido, Wiener señala que Pitts, independientemente de Shanon, dió un gran paso en la aplicación de la lógica matemática en el análisis de los esquemas de relevadores.

La Cibernética de los años 40-50, se conformó principalmente en torno al modelo de control mediante el ciclo de realimentación del comportamiento adaptativo de los organismos. Wiener observó asimismo que dicho modelo era aplicable a diversos fenómenos, pero en particular era útil como modelo del sistema nervioso para explicar la motricidad de los animales. Wiener, en su libro *Cibernética*, establece la teoría matemática de los procesos retroalimentados, y reconoce que la idea central en ellos es la información, asimismo señala que todo comportamiento inteligente es, esencialmente, producto de mecanismos retroalimentados²⁶.

En 1943, Walter Pitts, Bertrand Russell y Warren McCulloch en su artículo "*A logical Calculus of ideas Immanent in Nervous Activity*" intentan explicar el funcionamiento del cerebro humano por medio de una red de células conectadas entre sí, partiendo del impulso todo/nada, generado por la célula nerviosa²⁷. Al definir Mc Culloch y Pitts la memoria como un conjunto de ondas que reverberan en un circuito cerrado de neuronas, se perfila el primer modelo formal de una neurona elemental. La contribución de McCulloch y Pitts demuestra, mediante un riguroso análisis matemático, cómo las neuronas interconectadas entre sí, transmitiendo impulsos eléctricos, pueden desarrollar operaciones lógicas.

4.1.1. MODELO CONEXIONISTA O SUBSIMBOLICO.

Como alternativa al modelo simbólico, se buscó desarrollar una tecnología que se acercase lo más posible al cerebro como fuente de la inteligencia. El modelo simbólico partía de un supuesto que se consideró no del todo correcto, al postular que la inteligencia era posible producirla en computadoras

²⁵ Wiener N, *Cybernetics, or Control and Communication in the Animal and the Machine*, MIT Press. Traducción al español por Francisco Martín, "Cibernética o el control y comunicación en animales y máquinas. Tusquets editores Barcelona, 1985, p.p. 15-23.

²⁶ *Ibidem*, p. 18

²⁷ Jramoi, Op. Cit, p.p. 73-79

seriales de tipo convencional, y el cerebro no funciona de esta manera, sino en forma masivamente paralela, donde cientos de miles o millones de neuronas desarrollan finos procesamientos de la información y a velocidades mucho más altas. En particular, en lo que concierne a los procesos perceptuales básicos, como la visión, esta observación excluye las formas de procesamiento de información que tendrían que barrer los datos que ingresan serialmente, o pasarlos a través de numerosas etapas de procesamiento intermedias. Por otro lado, en el cerebro, a diferencia de cualquier computadora convencional, el conocimiento se almacena estructuralmente en forma de patrones distribuidos mediante pesos sinápticos excitatorios o inhibitorios, cuyas magnitudes relativas determinan el flujo de las respuestas neuronales que finalmente constituyen la percepción y el pensamiento. Algunos investigadores en I.A. buscaron entonces relacionar la cibernética con la neurociencia experimental, de tal suerte que pudieran unificarse los desarrollos y las conjeturas teóricas con la experimentación. Surge así otro modelo en inteligencia artificial que se ha dado en llamar computación con redes neurales o neurocómputo²⁸.

Este modelo de procesamiento de información, es llamado conexionista o subsimbólico, en analogía con las conexiones entre las células nerviosas. Su base parte de que una masa de neuronas podía aprender si éstas eran lo suficientemente excitadas. Esta idea, fue retomada por Rosenblatt, quien propuso que la inteligencia artificial debería intentar automatizar los procedimientos mediante los cuales una red de neuronas aprende a discriminar patrones y a responder adecuadamente²⁹. En 1950, Karl Lashley, en una serie de ensayos, encuentra que la información en el cerebro no era almacenada en forma centralizada, sino que era distribuida encima de él.

Dos años más tarde, con base en las ideas de Mc Culloch y Pitts, Marvin Minsky fabrica con las piezas sobrantes de un piloto automático de un avión B-24, una máquina capaz de aprender llamada SNARC (Stochastic Neural-Analog Reinforcement Computer). Esta máquina consistía de 40 neuronas artificiales que simulaban el cerebro de una rata buscando el camino de salida de un laberinto; el papel del piloto automático era realizar el ajuste de las interconexiones entre las neuronas, cada vez que la rata lograba una secuencia correcta de movimientos que la llevara a encontrar la salida del laberinto³⁰. Cuatro años después, en 1956, organizada por Minsky, John McCarthy, Nathaniel Rochester y Claude Shannon se celebró en Dartmouth la primera conferencia sobre Inteligencia Artificial, evento que daría un gran impulso al desarrollo de esta disciplina. Rochester y Holland realizan simulaciones de redes neuronales artificiales y en su trabajo se aprecian las dificultades para implementar correctamente la idea de fortalecer las conexiones que Hebb había sugerido, ya que la simulación funcionaba en forma incorrecta cuando el fortalecimiento de las conexiones crecía sin límite, así que optaron por mantener constante la suma total de los valores sinápticos, que se tenía en el sistema en cualquier momento dado. Esto significa que cuando una interconexión se veía incrementada, otra más era decrementada, a fin de mantener en equilibrio el sistema. En este congreso se definieron las presuposiciones básicas del núcleo teórico de la IA, como son, el reconocimiento de que el pensamiento puede ocurrir fuera del cerebro, es decir, en máquinas, así como la suposición de que el pensamiento puede ser comprendido de manera formal y científica³¹.

En 1957, en forma independiente, Frank Rosenblatt desarrolla un sistema que permitía interpretar patrones tanto abstractos como geométricos al que denomina perceptrón, el cual consistía de un conjunto de 512 unidades de asociación, que recibían información del exterior a través de un conjunto de unidades sensoriales (fotoceldas), colocadas en un arreglo de 20x20 unidades, denominada retina.

²⁸ Betchel, W. Contemporary connectionism: Are the new parallel distributed processing models cognitive or associationist?. *Behaviorism*, 13, 53-60, 1985.

²⁹ Smolensky, P. On the proper treatment of connectionism. *Behavioral Brain Sciences*. 1988, 11:1-73.

³⁰ Jramoi, Op. Cit, p.55.

³¹ Reeke, G. y G. Edelman. *Cerebros reales e inteligencia artificial*, en Graubard, S., El Nuevo debate sobre la Inteligencia Artificial. Ed, Gedisa, Barcelona, 1988, pp. 167-171.

Los resultados del perceptrón se desplegaban sobre otro conjunto llamado unidad de respuesta o activación. Cabe señalar que este sistema constituyó la red neuronal más antigua; utilizándose hoy día principalmente como reconocedor de patrones. El poder de este modelo radica en su capacidad de generalización, es decir, después de haber aprendido una serie de patrones la red es capaz de reconocer otros similares, aunque no se le hubiesen presentado anteriormente.

Desde fines de la década de los cincuentas, la investigación en I.A. se expande y se multiplica en distintas direcciones. Algunos investigadores se dedican al estudio de la naturaleza del aprendizaje en las computadoras y a los procesos de reconocimiento de patrones visuales. Como resultado de ello, Selfridge y Dinneen consiguen en 1958, diseñar el primer programa capaz de aprender por medio de la experiencia. Al mismo tiempo, con base en los estudios sobre memoria asociativa, Newell, Shaw y Simon construyen los primeros lenguajes de procesamiento de información utilizados en el diseño de su *Logic Theorist Machine* que se convirtió en la primera máquina 'inteligente', capaz de memorizar y aprender³².

En 1959, en su obra, *Principios de Neurodinámica*, Rosenblatt demuestra que, bajo ciertas condiciones, el aprendizaje del Perceptrón converge hacia un estado finito, lo que se conoce como teorema de convergencia del perceptrón, el cual establece que si un problema tiene solución, el algoritmo de entrenamiento garantiza la existencia de ésta.

A principios de la década de los 60's, en relación al problema del diseño de un filtro, Bernard Widrow y Ted Hoff (padre del microprocesador), conocían el procedimiento ideado por Wiener para hallar la solución óptima del filtro, pero éste requería del conocimiento de la estadística del ruido que se deseaba eliminar, así como de un elevado número de muestras de la señal, por lo que Widrow buscó un mecanismo capaz de aproximar la solución de Wiener sin disponer de información previa; es decir, que el mecanismo se adaptara a un cierto patrón de entrada. La solución Widrow-Hoff se basó en el concepto de retroalimentación de Wiener, e hizo que el error entre la entrada y la salida se usara para ajustar los pesos del sistema. Así, Widrow publica una teoría sobre la adaptación neuronal y los modelos inspirados en esa teoría, el ADALINE y el MADALINE (Multiple Adaline), los cuales permitieron usar, por primera vez, una red neuronal en la resolución de un problema importante del mundo real: filtros adaptativos para eliminar ecos en las líneas telefónicas³³.

Un año después, Karl Steinbeck crea la *Die Lernmatrix*, una red neuronal con memoria asociativa. De este modo, hacia mediados de los sesentas la IA se convierte en un área en la que se interesan e interactúan especialistas de diversas disciplinas: lógicos, psicólogos, matemáticos, lingüistas y filósofos, entre otros. Sin embargo, a fines de la década de los 60, surgen diversas críticas que frenan hasta 1982, el crecimiento que estaban experimentando las investigaciones en redes neuronales. La publicación del artículo llamado *Perceptrons* por parte de Minsky y Pappert, constituye una fuerte crítica al modelo de Rosenblatt, revelando serias limitaciones en éste modelo, entre ellas, su incapacidad para representar la función XOR u O-exclusivo.

A B XOR

³² Newell,A.,J.C. Shaw, & H.A. Simon, *Empirical Explorations with the Logic Theory Machine a Case Study in Heuristics*, Feigenbaum,E.A. & J.Feldman. Computers and Thought. U.S.A.: McGraw-Hill,1963 p.11.

³³ Beaujeu, Bolch, Bourgey et al. Op. Cit. p. 2530.

0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

Figura 21. Tabla veritativo funcional del operador XOR.

En este artículo se plantea asimismo, el problema de la asignación de créditos, el cual establece que una red de perceptrones compuesta por varias capas podría solucionar el XOR si supiera en qué medida tienen que modificarse los pesos de la capa intermedia. Sin embargo, la solución de este problema es linealmente no separable; y en general, el perceptrón era incapaz de clasificar clases no separables linealmente. Esto demostró las limitaciones del perceptrón, debido a que las funciones no-lineales son extensamente empleadas en computación y en los problemas del mundo real, por lo que la publicación de este artículo provocó un descenso del interés en el modelo conexionista. Ello derivó en un declive en las investigaciones en el campo de las redes neuronales hasta la década de los 80, cuando el estudio de nuevas arquitecturas de redes y potencia cada vez mayor de los computadores permitieron el diseño de redes de mayor eficiencia en la ejecución de tareas en las que otros procedimientos de tipo simbólico encontraron dificultades³⁴.

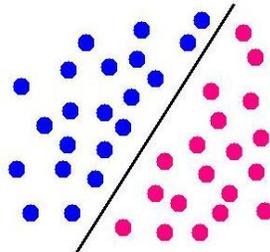


Figura 22. Separación de clases linealmente separables

A pesar de ello, algunos investigadores decidieron continuar con las investigaciones. Tal fue el caso de James Anderson, quien a mediados de la década de los 70, desarrolló un modelo llamado Asociador Lineal, que consistía en una serie de elementos integradores lineales (neuronas) que sumaban sus entradas. Este modelo se basó en el principio de que las conexiones entre neuronas son reforzadas cada vez que son activadas, y constituyó una potente extensión del Asociador Lineal, llamada *Brain State in a Box* (BSB).

En 1974, Paul Werbos desarrolla la idea básica del algoritmo de aprendizaje de propagación hacia atrás (backpropagation). Seis años después, Kunihiko Fukushima, diseña un modelo neuronal para el reconocimiento de patrones visuales. En 1982, Hopfield publica su libro *Computación neuronal de decisiones en problemas de optimización*, en el que elabora un modelo de red consistente en unidades de proceso interconectadas que alcanzan mínimos energéticos, aplicando principios de estabilidad propios de los sistemas dinámicos. El modelo de Hopfield resultó muy ilustrativo respecto a los

³⁴ M. Minsky et S. Pappert, *Perceptrons : une critique du connexionisme vers les sciences cognitives*, M.I.T. Press. 1988.

mecanismos de almacenamiento y recuperación de la memoria. La claridad de presentación de dicho modelo, se convierte en un factor clave para persuadir a diversos científicos de todo el mundo a continuar la investigación de las Redes Neuronales Artificiales.

Así, Cohen y Grossberg desarrollan en 1983 el principio de la memoria direccional. Kohonen continua el trabajo de Anderson y desarrolla modelos de aprendizaje competitivo basados en el principio de inhibición lateral. Su principal aportación consiste en un procedimiento para conseguir que unidades físicamente adyacentes aprendieran a representar patrones de entrada similares. A partir de sus conocimientos fisiológicos, en 1987, Stephen Grossberg junto a Cohen, elabora un importante teorema sobre la estabilidad de las redes recurrentes, en términos de una función de energía. Al mismo tiempo, desarrolla su Teoría de Resonancia Adaptada (TRA), una arquitectura de red que se diferencia de todas las previamente inventadas por su capacidad de simular habilidades del cerebro como memoria a corto y largo plazo. Otros desarrollos destacables de esta década son la máquina de Boltzmann y los modelos BAM³⁵.

En 1986, gracias a las aportaciones de Hopfield, aparece el algoritmo de retropropagación, el cual ofrece una solución a los problemas planteados por Minsky y Pappert y extiende enormemente el campo de aplicación de los modelos de computación conexionistas. De esta manera, Rummelhart y McClelland fundan el PDP (Parallel Distributed Processing), un grupo dedicado al estudio del conocimiento, de donde surge la obra *"Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition"*, en la que se expone el modelo de retropropagación de Rummelhart y Hinton, el cual resolvía el problema de la asignación de créditos propuesto por Minsky, hecho que marcó el renacimiento de la redes neuronales, apareciendo diversos modelos, técnicas y campos de aplicación. Esta explosión e interés en el tema han perdurado hasta la actualidad, donde las RNA constituyen una de las herramientas matemáticas más utilizadas en la resolución de diversos problemas.

Fue precisamente el grupo de investigación PDP el que dio forma al Conexionismo, caracterizándolo por un conjunto de unidades de procesamiento, llamadas neuronas artificiales, interconectadas por pesos o valores de conexión, generando así sistemas de redes neurales artificiales. Cabe señalar que los sistemas conexionistas difieren del resto de los modelos en que no acuden al procesamiento serial, sino al procesamiento distribuido en paralelo, de manera análoga a cómo ocurre el procesamiento de información en el cerebro, por lo que el procesamiento no es simbólico sino subsimbólico; es decir, la información fluye de manera pluridireccional, en este sentido es que busca asemejarse a las conexiones sinápticas neuronales, de donde deriva la denominación de conexionismo³⁶.

Por otro lado, las estrategias formales del conexionismo se han fundamentado en la física estadística y comparten con el modelo simbólico la noción implícita de que los objetos y sucesos, las categorías y la lógica están dados, y que la naturaleza del trabajo cerebral consiste en procesar información sobre el mundo, mediante algoritmos que conduzcan a conclusiones o conductas deseadas³⁷. Un problema base presentado por los modelos conexionistas es su dificultad para realizar operaciones computacionales recursivas, representativas de la computación humana³⁸. Por lo que las facultades cognitivas humanas para el uso de información contextual semántica y pragmática, sobrepasa en gran medida la de cualquier computadora de las hasta ahora construidas.

³⁵ Smolensky P, Op. Cit. p.p. 36-41.

³⁶ McClelland, J. L., Rummelhart, D. L., and the PDP research group . *Parallel Distributed Processing: Explorations in the microstructure of cognition (Vol.2)*. Psychological and biological models. Cambridge, MIT Press. England. 1986.

³⁷ Jramoi ,*Introducción a la Cibernética*, editorial Grijalbo, México, 1979, p.p. 113-119

³⁸ Ibidem, p. 117

Junto al declive del modelo conexionista, y después de un largo periodo de relativa inactividad, se ha dado un resurgimiento del interés en las redes neuronales; debido en gran parte, a la comprobación de la eficacia y versatilidad del modelo neuronal en la resolución de problemas del mundo real, así como en la realización de diversas tareas como la percepción, el reconocimiento de caracteres, memoria asociativa, aproximación de funciones lineales, predicción de series temporales, optimización, control adaptativo y aprendizaje, abriendo con ello grandes posibilidades de desarrollo a la Inteligencia Artificial.

4.2. MODELO DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL.

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA's), constituyen una simulación de los sistemas nerviosos biológicos, formados por un conjunto de unidades llamadas *neuronas*, *células*, *nodos* o *procesadores elementales* conectadas unas con otras. Estas conexiones guardan una gran semejanza con las dendritas y los axones de los sistemas nerviosos biológicos. Como antes se señaló, la neurona es una célula altamente especializada en el procesamiento de la información. El mecanismo de generación de impulsos eléctricos utilizados por la neurona para intercambiar información con las demás, se realiza mediante el proceso denominado sinapsis, el cual fue anteriormente descrito (Véase segundo capítulo). De esta forma, el impulso nervioso producido por la neurona es propagado y la liberación de neurotransmisores altera el estado eléctrico de la membrana celular en función del neurotransmisor liberado. En consecuencia, el mecanismo puede resultar excitador o inhibitorio para la neurona receptora. La integración de la totalidad de estímulos recibidos; determina si el resultado de dicha integración supera el umbral de activación, en cuyo caso la neurona disparará generando un impulso que se transmitirá a través del axón³⁹.

De manera análoga, en el modelo artificial, cada neurona representa una unidad de procesamiento de información; la cual recibe a través de las conexiones con otras neuronas. De esta forma, cada unidad de proceso se compone de una red de conexiones de entrada así como de una función de red (función de propagación), encargada de calcular la entrada total de todas las conexiones; un núcleo central de proceso, encargado de aplicar la función de activación; y la salida, por dónde se transmite el valor de activación a otras unidades. Cada conexión tiene asignada una dirección y un peso, los cuales equivalen a la fuerza o efectividad de la sinapsis y en consecuencia, determinan la intensidad e influencia que ejerce sobre la neurona. La intensidad de la corriente transmitida depende así de la eficiencia de la transmisión sináptica. Debido a su estructura y fundamentos, las redes neuronales artificiales presentan un gran número de características semejantes a las del cerebro, por lo que del mismo modo que su contraparte biológica, las neuronas artificiales se pueden excitar o inhibir. Por tanto, son capaces de aprender de la experiencia, de generalizar, agruparse, así como de abstraer características esenciales a partir de entradas que representan información relevante⁴⁰.

4.2.1. ESTRUCTURA.

Las neuronas artificiales o procesadores elementales se agrupan formando capas, las cuales a su vez conforman las llamadas redes neuronales, entendiéndose por capa o nivel el conjunto de neuronas cuyas entradas provienen de la misma fuente y cuyas salidas se dirigen al mismo destino. Generalmente, se pueden encontrar tres tipos de neuronas: Aquellas que reciben estímulos externos relacionados con el aparato sensorial, tomarán la información de entrada, la cual será transmitida a ciertos elementos internos que se ocuparán de su procesamiento. Es en las sinapsis y neuronas correspondientes a este segundo nivel donde se genera cualquier tipo de representación interna de información. Como no tienen relación directa con la información de entrada ni con la salida, estos elementos se denominan *unidades ocultas*. Una vez finalizado el periodo de procesamiento durante el cual se calcula la salida de la neurona en función de la activación de la misma, la información llega a las unidades de salida, en donde el valor de que ésta adquiere, desempeña la función de la tasa de disparo en las neuronas biológicas.

³⁹ Hertz, J, Palmer, R. G., *Introduction to theory of neural Computation*. Ed. Addison Wesley, EUA, 1991, p.p. 5-17.

⁴⁰ *Ibidem*, p.p. 10-16

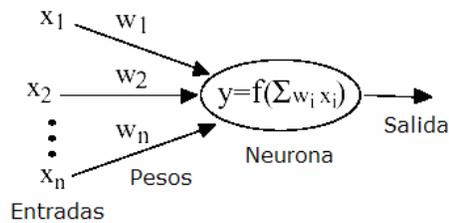


Figura 23. Esquema de una red neuronal artificial.

4.2.2. CONEXIONES ENTRE NEURONAS.

Las conexiones que unen las neuronas que conforman una red neuronal artificial, tienen asociado un peso a través del cual la red adquiere la capacidad de obtener conocimiento. Por tanto, a cada neurona de la red, se asocia una matriz W_{ji} de pesos. Si el valor de $W_{ji} > 0$, la relación entre las neuronas será excitadora, es decir, siempre que la neurona i se encuentre activa, la neurona j recibirá una señal que tenderá a activarla. En caso contrario, la sinapsis será inhibitoria. En consecuencia, en caso de que la i -ésima neurona se encuentre activa, enviará una señal que desactivará a la j -ésima. Por otro lado, si el peso es nulo, esto es, si $W_{ji} = 0$ se concluye que no existe conexión entre ambas⁴¹.

De otra forma: Sea Y_i el valor de salida de la neurona i en un instante dado. Dado que cada neurona recibe un conjunto de señales que le proporcionan información del estado de activación del resto de las neuronas con las que se encuentra conectada, cada conexión (sinapsis) entre la neurona i y la neurona j se halla ponderada por un peso W_{ji} . Considerando que el efecto de cada señal es aditivo, la entrada o estímulo total T_j que recibe una neurona, se expresa como la suma de cada señal individual por el valor de la sinapsis que conecta ambas neuronas:

$$\text{Estímulo total} = T_j = \sum_i^N W_{ji} * Y_i$$

4.3. ESTADO DE ACTIVACIÓN.

Como se señaló anteriormente, el proceso de transmisión de información en el sistema nervioso se realiza por medio de diferencias de potencial u ondas de corriente. Este proceso generalmente es modelado como una regla de propagación representada por una función de red o función de activación, la cual calcula el valor de base o entrada total a la unidad, generalmente como simple suma ponderada de todas las entradas recibidas, es decir, de las entradas multiplicadas por el peso o valor de las conexiones, ello equivale a la combinación de las señales excitatorias e inhibitorias de las neuronas biológicas.

De esta forma, todas las neuronas que componen la red se hallan ya sea en estado de reposo o en estado de excitación, a los que se denominarán estados de activación y a cada uno de los cuales se le asigna un valor que se denomina de igual modo y puede ser continuo o discreto. El concepto de activación define así, el grado de excitación de una neurona. Si el conjunto de valores es discreto, las neuronas suelen tomar un conjunto pequeño de valores o bien valores binarios. En notación binaria, un estado activo se indicaría mediante un 1, y se caracteriza por la emisión de un impulso por parte de la

⁴¹ Müller, Berndt & Reinhardt, J. *Neural Networks, An introduction*, Springer Verlag, USA, 1995, p.p.11-67.

neurona (potencial de acción), mientras que un estado pasivo se indicaría por un 0. Si la neurona se encuentra activa, transmitirá información a aquellas a las que está conectada; en caso contrario, permanecerá en estado pasivo, por lo que la señal que envía cada una de las neuronas a sus vecinas dependerá de su propio estado de activación⁴².

Los criterios o reglas que siguen las neuronas para alcanzar tales estados, dependen tanto de las propiedades macroscópicas de las redes neuronales, como del mecanismo de interacción entre las neuronas, ya que éstas no son producto de la actuación de elementos individuales. En consecuencia, el estado de activación estará fuertemente influenciado por tales interacciones, por lo que el efecto que produzca una neurona sobre otra, será proporcional a la fuerza o peso de la conexión entre ambas⁴³.

4.4. FUNCIÓN UMBRAL.

La forma más simple de determinar la activación neuronal se produce a través de la función umbral. En un principio, se pensó que las neuronas permanecían inactivas y se activaban sólo si la estimulación total superaba cierto valor límite o umbral; este hecho podía ser modelado con una función escalón, así, la función devuelve cero por debajo del valor crítico (umbral) y 1 por arriba de éste. Tiempo después, se comprobó que las neuronas emitían impulsos de actividad eléctrica con una frecuencia variable y ésta dependía de la intensidad de la estimulación recibida, asimismo, se observó que tenían cierta actividad incluso en reposo, es decir, con estimulación nula. Estos descubrimientos llevaron al uso de funciones no lineales con esas características, tal como la función sigmoideal, con un perfil parecido al escalón de una función de umbral, pero continua. Se suele entonces distinguir entre funciones lineales, en las que la salida es proporcional a la entrada; funciones umbral, en las cuales la salida es un valor discreto generalmente binario, que depende de si la estimulación total supera o no un determinado valor de umbral; y funciones no lineales, cuyas salidas no son proporcionales a la entrada⁴⁴.

4.5. FUNCIÓN DE SALIDA O DE TRANSFERENCIA.

Una red neuronal típica se puede caracterizar por las descripciones funcionales de la red de conexión y la red de activación. Cada célula o unidad de proceso, suministra un valor a su salida, el cual se propaga a través de la red de conexiones unidireccionales hacia otras células de la red. Esto es, asociada a cada conexión, se encuentra un peso sináptico, que determina el efecto de la célula j -ésima sobre la célula i -ésima. Las entradas a la célula i -ésima que provienen de las otras células son acumuladas junto con el umbral externo para proporcionar el valor de red, a través de la función de propagación (de red o de base) la cual se encarga de calcular la entrada total de la neurona como combinación de todas las entradas. La función más utilizada es la función de base lineal (FBL), función de primer orden (tipo hiperplano). El valor de red equivale a una combinación lineal de las entradas, por tanto, consiste en la suma de las entradas ponderadas:

$$u_i(X, W_j) = \sum_{j=1}^n W_{ji} X_j$$

Otra de las funciones de red más comunes la constituye la función de base radial (FBR), función de tipo hiperesférico, de segundo orden, no lineal, donde el valor de red representa la distancia a un determinado patrón de referencia:

⁴² Amitt, Daniel J, *Modeling Brain function, The world of attractor neural networks*, Cambridge University Press, 1992, p.p. 5-34

⁴³ Ibidem, p. 17

⁴⁴ Müller, Berndt & Reinhardt J. Op. Cit. p.p. 12-26

$$u_j(X, W_j) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - W_{ij})^2}$$

4.6. FUNCIÓN O ESTADO DE ACTIVACIÓN.

Cada neurona se encuentra definida en cualquier instante por un valor numérico denominado valor o estado de activación $a_i(t)$. Así, para cada unidad, existe una función de salida, f_i , que transforma el estado actual de activación en una señal de salida, la cual será enviada a través de los canales de comunicación unidireccionales a otras unidades de la red; en los que la señal se modifica de acuerdo con el peso sináptico W_{ji} asociado a cada uno de ellos. Las señales moduladas que recibe la unidad j -ésima se combinan entre ellas, generando así la entrada total T_j .

$$T_j = \sum_i Y_i W_{ji} \text{ En donde el índice } i \text{ recorre todas las conexiones que posee la neurona}$$

En la mayoría de los casos, la activación y la entrada total coinciden, por lo que los términos suelen utilizarse de manera intercambiable. Una vez que se ha calculado la activación de la neurona, se puede determinar el valor de salida aplicando la función de salida que puede escribirse como:

$$X_i = f_i(T_i)$$

Por otro lado, junto al conjunto de unidades, la función de activación F , determina el nuevo estado de activación $a_i(t+1)$ de la neurona a partir de un estado $a_i(t)$ preexistente y la combinación de las entradas con los pesos de las conexiones. De esta manera, las salidas que se obtienen en una neurona para las diferentes formas de F constituirán la función de activación, la cual provee a la neurona su carácter no lineal y amplía su campo de aplicación frente a otros métodos clásicos de análisis de datos. Así, teniendo en consideración la entrada total calculada y el anterior estado de activación, cada elemento del vector representa la activación de la i -ésima unidad en el tiempo t , la cual se designa por $a_i(t)$.

Por tanto, una vez que la entrada total ha sido calculada, se transforma en el valor de activación para esa neurona, mediante F , función de activación, la cual se encarga de calcular el nivel o estado de activación de la neurona en función de la entrada total⁴⁵.

$$a_i(t) = F_i(a_i(t-1), T_i(t))$$

El procesamiento que realiza la red se ve entonces como la evolución de un patrón de activación en el conjunto de unidades que lo componen a través del tiempo.

En consecuencia, en correspondencia con cada unidad (neurona) existe una función de salida $f_i(a_i(t))$, que transforma el estado actual de activación en una señal de salida:

$$Y_i(t) = f_i(a_i(t)).$$

⁴⁵ Fausett, Laurene V, *Fundamentals of neural networks, architectures, algorithms and applications*, Prentice Hall, USA, 1994, p.p. 27-341.

De otra forma: Sea $a_i(t)$ el estado de activación de cada neurona y T_i la entrada total, entonces, el estado de activación siguiente, $a_i(t+1)$, se obtiene aplicando la función de activación F al estado anterior, la cual a su vez depende del estímulo total recibido en el estado previo, es decir:

$$a_i(t+1) = F(a_i(t), T_i)$$

En la mayoría de los casos la función F es la función identidad, por lo que el estado de activación de la neurona en el tiempo $t+1$ coincidirá con el valor de activación en el tiempo t . En este caso, el parámetro que se transfiere a la función de salida f de la neurona será directamente T , y el estado de activación anterior no se toma en consideración. De acuerdo con esto, la salida de una neurona se expresa como:

$$f_i(a_i(t)) = a_i(t).$$

Por otro lado se tiene:

$$Y_i(t+1) = f(T_i) = f\left(\sum_{j=1}^N W_{ji} Y_j(t)\right)$$

Por tanto, en lo sucesivo, se considerará únicamente la función f , que se denominará de transferencia o de activación. Asimismo, debido a que la misma no está centrada en el origen del eje que representa el valor de entrada total sino que existe cierto desplazamiento debido a las características internas de la neurona y difiere en cada una de ellas. Este valor se denota como θ_i y representa el umbral de activación de la neurona i .

$$Y_i(t+1) = f(T_i - \theta_i) = f\left(\sum_{j=1}^N W_{ji} Y_j(t) - \theta_i\right)$$

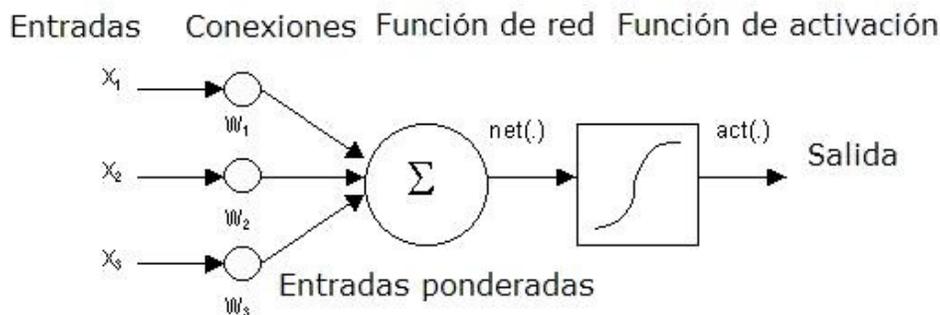


Figura 24. Unidad de proceso típica

Cualquier función definida en un intervalo cerrado de posibles valores de entrada, con un incremento monótono y que tenga tanto límite superior como inferior, podrá representar la función de activación o transferencia en forma satisfactoria⁴⁶.

En este sentido, los tipos de función de activación posibles de utilizarse son muy diversos. Sin embargo las más usuales son las siguientes:

4.6.1. Función de activación lineal mixta

En términos matemáticos, la función lineal o mixta corresponde a la función identidad $F(x) = x$. De esta forma, en las neuronas con función de activación lineal mixta, la activación se define como 0 ó -1 si la suma de las señales de entrada es menor que un límite inferior y como 1 si dicha suma es mayor o igual que el límite superior. En caso de que la suma de entrada se halle comprendida entre ambos límites, la activación se define como una función lineal de la suma de las señales de entrada.

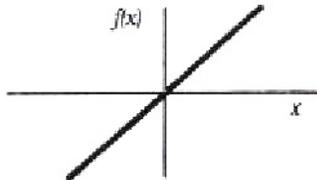


Figura 25. Función de activación lineal mixta.

4.6.2. Función escalón.

La función escalón se utiliza cuando las salidas de la red son binarias, en ese caso, la salida de una neurona se activa sólo cuando el estado de activación es mayor o igual a cierto valor umbral, esto es, cuando la suma de las entradas es mayor o igual que el umbral de la neurona, si lo supera, la activación es 1, en caso contrario, la activación es 0.

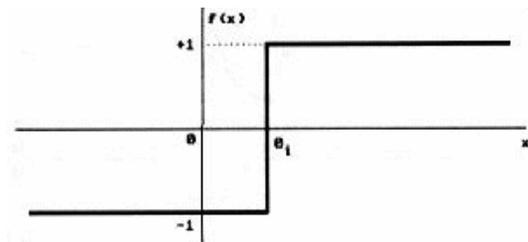


Figura 26. Función de Activación escalón.

4.6.3. Función de activación sigmoideal.

Con la función de activación sigmoideal o sigmoide, para la mayoría de los valores del estímulo de entrada, el valor dado por la función es cercano a uno de los valores asintóticos. Así, por lo general, el valor de salida se encuentra comprendido en la zona alta o baja de la sigmoide. De hecho cuando la pendiente es elevada, esta función tiende a la función escalón.

⁴⁶ Ibidem, p.p. 24-32

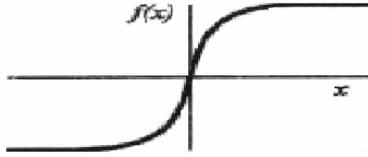


Figura 27. Función de activación sigmoideal.

Por lo regular, la función sigmoideal se utiliza para concentrar el aprendizaje en valores no extremos en donde deberían encontrarse la mayor parte de los casos. Dicha función constituye una función no lineal continua con bastante plausibilidad fisiológica, de esta manera, la salida de una unidad vale 0.5 cuando la entrada es nula, esto significa que la neurona tiene cierta actividad aún en ausencia de estimulación. Al aumentar la estimulación, la unidad aumenta su activación, y la disminuye si la estimulación es inhibitoria, de manera análoga a como se comportan las neuronas reales. Por tanto, presenta características deseables, tales como la acomodación de señales de gran intensidad sin producir saturación, así como la admisión de señales débiles sin excesiva atenuación⁴⁷.

En términos matemáticos se expresa como:
$$F(x) = \frac{1}{(1 + e^{-ax})}$$

La importancia de ésta función radica en que su derivada es siempre positiva y cercana a cero para los valores grandes, ya sean positivos o negativos; además alcanza su valor máximo cuando x es cero. Esto hace posible la utilización de reglas de aprendizaje definidas para la función escalón, con la ventaja adicional respecto a esta función, que la derivada se encuentra definida para todo el intervalo⁴⁸.

Sin embargo, la principal limitación de esta función es que no sirve para expresar polaridades, ya que arroja siempre valores positivos. Una función alternativa con cualidades parecidas pero con un rango entre -1 y 1 , es la función tangente hiperbólica, en donde desde un punto de vista fisiológico, el signo negativo se puede interpretar como una disminución de la tasa de disparo de una neurona por debajo de la tasa de disparo en reposo⁴⁹.

4.6.4. Función tangente hiperbólica.

Matemáticamente, la función tangente hiperbólica se expresa como
$$F(x) = \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})}$$
. Esta función

posee las mismas propiedades que la sigmoideal. Sin embargo, el rango de salida de esta función permite respuestas simétricas $(-1,1)$; manteniendo una intermedia en cero. Esto puede ser de especial interés al escalar los datos en la primera capa de la red, ya que en la mayor parte de los casos puede requerirse atenuar los valores exageradamente altos o bajos, pero diferenciándolos de un nivel donde la información sea irrelevante en donde se tendrá como valor cero⁵⁰.

⁴⁷ Amitt, Daniel, Op. Cit. p.p. 110-113

⁴⁸ Ibid, p.49

⁴⁹ Ibid, p. 111

⁵⁰ Fausett et al. Op. Cit. p.p. 213-227

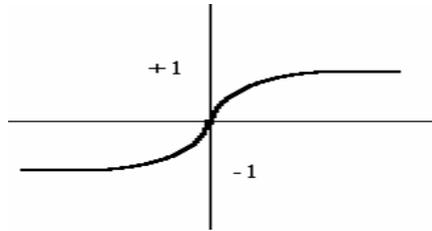


Figura 28. Función tangente Hiperbólica

4.6.5. Logística simétrica.

Esta función es similar a la sigmoïdal, pero se mueve en el rango (-1,1). La aplicación de esta función de transferencia debe considerarse de acuerdo al escalamiento de los datos.

Su expresión matemática es la siguiente: $F(x) = \frac{2}{e^{-\alpha x} + 1} - 1$

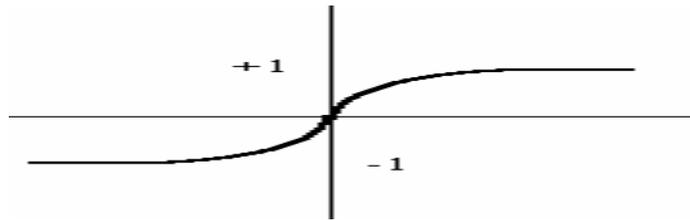


Figura 29. Función Logística simétrica

4.6.6. Regresión logística.

Si se combina la estructura de una neurona con la función de activación sigmoïdal, aparece la relación matemática denominada regresión logística. Este método matemático consiste en modelar la probabilidad de un determinado evento de acuerdo a la siguiente expresión:

$$P(x) = \frac{1}{1 + e^{-(W_0 + W_1 \cdot X_1 + W_2 \cdot X_2 + \dots + W_n \cdot X_n)}}; \bar{x} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$$

donde X_n son las diferentes variables independientes de las que depende el problema y W_n son los parámetros a determinar, los cuales equivalen a los pesos de una neurona.

Por lo regular, cuando se utiliza el método de regresión logística se asume que se emplea una red constituida por una sola neurona. Al estudiar este modelo, representado por una neurona, se pueden obtener importantes conclusiones. El caso más sencillo consiste en clasificar dos grupos (A y B) usando la probabilidad definida por el modelo de regresión logística. En este modelo se define un umbral de tal forma que si el valor de $P(x)$ es superior a ese umbral pertenece a la clase A y en caso contrario a la B , condición que depende de que el exponente sea mayor que cierta cantidad, es decir:

X pertenece a la clase A si $W_0 + W_1 X_1 + \dots + W_n X_n > K$

X pertenece a la clase B si $W_0 + W_1X_1 + \dots + W_nX_n < K$

Si el problema sólo depende de dos variables, el caso definido anteriormente queda como:

X pertenece a la clase A si $W_0 + W_1X_1 + W_2X_2 > K$

X pertenece a la clase B si $W_0 + W_1X_1 + W_2X_2 < K$

La frontera entre las dos clases estará definida por los ejemplos que cumplen la condición:
 $W_0 + W_1X_1 + W_2X_2 = K$

La ecuación anterior representa la ecuación de una recta, por lo que el modelo de regresión logística sólo permite clasificar correctamente elementos que sean linealmente separables.

4.6.7. Función de activación sinusoidal.

El uso de la función seno constituye sólo una alternativa adicional a probar, ya que su forma en algunos casos puede implicar la obtención de un mejor ajuste.

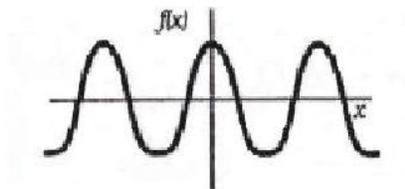


Figura 30. Función seno.

4.6.8. Función de transferencia gaussiana.

La capacidad de adaptación de los centros y amplitud de esta función, le confiere una mayor adaptatividad que a las funciones sigmoideas. La principal diferencia entre la función gaussiana y las anteriores, estriba en que ésta no es monótona creciente, por lo que por lo general, se utiliza para extraer información relevante de los extremos. En términos matemáticos la función se expresa como

$F(x) = e^{-x^2}$, en cuyo caso la función de activación toma la forma $F_j(T_j) = c \cdot e^{-T_j^2 / \sigma^2}$

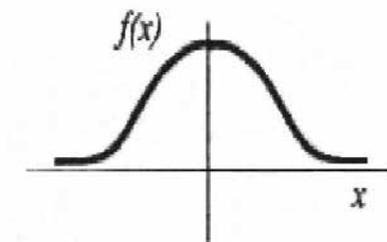


Figura 31. Función gaussiana.

4.6.9. Función gaussiana complemento.

Del mismo modo que la gaussiana, la función gaussiana complemento concentra la información relevante en valores extremos de los datos, con la diferencia de que para estos valores toma el valor de uno en vez de cero como en la gaussiana. Estas dos últimas funciones resultan especialmente útiles al utilizarse combinadas con la función sigmoideal o tangente hiperbólica en las capas ocultas de la red. Matemáticamente, esta función se expresa como: $F(x) = 1 - e^{-x^2}$

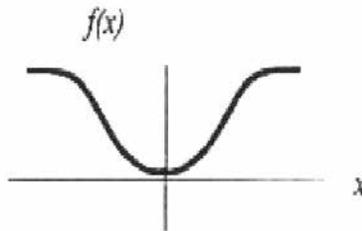


Figura 32. Función Gaussiana Complemento

4.7. APRENDIZAJE.

El aprendizaje se define en general, como una modificación sistemática en el comportamiento del individuo más o menos duradera, resultado de la actividad, del entrenamiento especial o de la observación; esto es, de la experiencia. En otras palabras, el aprendizaje constituye un cambio en los mecanismos de conducta, entendiéndose por tal, la representación entre los estímulos que inciden sobre un organismo y las respuestas subsecuentes⁵¹. En términos generales, el aprendizaje se identifica por la aparición o emergencia de una nueva respuesta ante un estímulo en el repertorio del organismo, la cual se caracteriza por una mejora en las capacidades adquiridas, lo que permite a los organismos actuar ante estímulos no conocidos o perfeccionar su actuación ante los ya conocidos, ello les confiere una mejor adaptación a su entorno, asegurando así su supervivencia⁵².

Desde un punto de vista fisiológico, el aprendizaje constituye el proceso de formación de circuitos nerviosos como producto de la actividad simultánea de los elementos que conforman el circuito neuronal a establecerse; tal actividad implica un cambio en la naturaleza de las estructuras celulares el cual se produce paulatinamente durante el desarrollo del organismo, lo que facilita la activación del circuito cuando un elemento componente es excitado o activado⁵³.

En consecuencia, uno de los aspectos más importantes en el estudio del proceso relacionado con el aprendizaje, consiste en poder correlacionar los cambios conductuales con los cambios en la eficiencia sináptica de las células, que determinan un comportamiento en particular⁵⁴.

A finales del siglo XIX, surgen así, en el campo de la psicología dos grandes corrientes en el estudio del aprendizaje: El condicionamiento clásico del ruso Iván Pavlov y el condicionamiento instrumental u operante de F.B. Skinner. En el condicionamiento clásico, Pavlov clasifica los estímulos en condicionales e incondicionales, dependiendo de si la respuesta se da con o sin entrenamiento previo, respectivamente. Existen además estímulos que no ejercen ningún efecto sobre la respuesta esperada

⁵¹ Vilee Claude A. et al. *Biología*, Interamericana-McGraw Hill, 1992, México p.p. 1152-1153

⁵² Lashley, T., Jackson R., *Aprendizaje y cognición*. Prentice Hall, México, 1997 p.p.16

⁵³ Putnam, H. *Introducción a la Psicología Fisiológica*. Harla, México, 1977 p.p. 12-33.

⁵⁴ Kandel, E., Jessell, T., Schwartz, J. *Neurociencia y conducta*, Prentice Hall, México, 1996.

antes del condicionamiento, estos se denominan neutros. Esta clase de estímulo se convertirá, mediante el aprendizaje, en estímulo condicionado. En esencia, en el condicionamiento clásico antes de que se de el condicionamiento, se tienen dos estímulos no relacionados, un estímulo neutro que no produce una respuesta incondicionada y otro estímulo incondicionado que sí la genera. El condicionamiento busca que el estímulo neutro, se asocie con el estímulo incondicionado y que en consecuencia evoque el mismo tipo de respuesta incondicionada. Cuando se completa el condicionamiento, el estímulo neutro se ha convertido en un estímulo condicionado; en consecuencia, la respuesta incondicionada se transforma en respuesta condicionada⁵⁵.

Por otra parte, el condicionamiento instrumental se basa en la distinción derivada de la ley de efecto de L. Thorndike, la cual establece que las respuestas que generan satisfacción tienen más posibilidades de repetirse, lo cual no sucede con las que no la producen⁵⁶. El énfasis recae en la conducta del animal y en las consecuencias de sus acciones. En general, si a una acción le sigue una recompensa o refuerzo positivo, la acción se repetirá cuando el animal se encuentre en la misma situación. Por ejemplo, si un animal hambriento es recompensado con comida por girar a la derecha en un laberinto simple, tenderá a girar de nuevo a la derecha cuando se encuentre en el laberinto. Si la recompensa cesa, aparecerán otros tipos de comportamientos. La respuesta operante es un tipo de respuesta que se debilita o se fortalece, según sean las consecuencias –positivas o negativas– que esta acarree. Este tipo de respuesta difiere de las respuestas biológicas naturales explicadas anteriormente, debido a que las respuestas operantes se aplican a las respuestas voluntarias, que tienen lugar deliberadamente por un organismo con el fin de producir un resultado deseado. Esta última característica tipifica la categoría de ‘operante’ dentro de este tipo de respuestas porque el organismo ‘opera’ en su ambiente para lograr el resultado deseado⁵⁷.

Los procedimientos del condicionamiento instrumental son por tanto, reforzamiento positivo y reforzamiento negativo. En el primer caso las respuestas producen un estímulo apetitivo con pocas probabilidades de aparecer otros medios. En el reforzamiento negativo por otro lado, la respuesta interrumpe o impide la presentación de un estímulo aversivo que aparece frecuentemente. Si la respuesta interrumpe o impide la presentación de un estímulo apetitivo que aparece frecuentemente el aprendizaje se denomina reforzamiento por omisión. En consecuencia, existen dos tipos de estímulos: los reforzadores y los que actúan como castigo. Los refuerzos incrementan la probabilidad de la aparición de una conducta, mientras que los castigos constituyen estímulos desagradables o dolorosos y por tanto, disminuyen o eliminan la posibilidad de que en el futuro se repita una conducta.

En un amplio sentido, el término reforzamiento se refiere a cualquiera de una amplia variedad de condiciones que puedan introducirse en una situación de aprendizaje para aumentar la probabilidad de que una determinada respuesta reaparezca en la misma situación⁵⁸. Los reforzadores se pueden concebir en términos de recompensa; tanto la recompensa como el reforzador, incrementan la posibilidad de que se repita una respuesta previa.

El fenómeno de la extinción, entendido como la disminución de la fuerza de respuesta causada por el no–reforzamiento o como el decaimiento de una respuesta condicionada, es común a los dos tipos de condicionamiento. En ambos tipos de condicionamiento se presenta una característica de discriminación de los estímulos, tanto si el sujeto es reforzado para que responda a un estímulo, como si se le condiciona para que produzca una respuesta condicionada. En el condicionamiento clásico la

⁵⁵ Ibidem, p.p. 1159–1163.

⁵⁶ Feldman, Robert. *Psicología y aprendizaje*, Trillas. México: McGraw Hill, 1999. p.p. 646.

⁵⁷ Ibidem, p.p. 646

⁵⁸ Kimble, Gregory A., *Condicionamiento y aprendizaje*, Interamericana, México 1972. 648 p.

respuesta incondicionada o condicionada es siempre la misma, mientras que en el condicionamiento operante, aunque existe un cierto margen de predictibilidad, las repuestas suelen ser distintas. El condicionamiento clásico es una forma de aprendizaje estímulo–estímulo –preparación de respuestas, mientras que el operante es un aprendizaje estímulo–respuesta –fijación de la respuesta. Retomando las leyes del condicionamiento clásico, se evidencia un principio de continuidad, mientras que en el condicionamiento operante se implica además una ley de efecto o de concreción de una respuesta.

Finalmente, cabe señalar que existen diversas explicaciones en relación a la forma en que se efectúa el aprendizaje que varían de un autor a otro. Sin embargo, en general es posible considerar que existen dos teorías al respecto: las de comprobación de hipótesis y las teorías asociativas. La asociación constituye un potente mecanismo para la modificación adaptativa de la conducta y la adquisición de conocimiento. Si dicho mecanismo repercute directamente en la conducta del sujeto, se denomina aprendizaje asociativo conductual, en caso de que el efecto principal del mecanismo de asociación sea el incorporar nuevas asociaciones entre representaciones mentales que puedan referirse a objetos o rasgos de los mismos, se denomina aprendizaje asociativo cognitivo. Ambas clases corresponden a los métodos de condicionamiento clásico e instrumental descritos. Las teorías de comprobación de hipótesis por otro lado, postulan que antes de aprender algo, el sujeto ensaya varias hipótesis. El efecto del refuerzo no es fortalecer gradualmente la respuesta correcta, sino confirmar la hipótesis que el sujeto ha probado en un determinado ensayo. Estas teorías se basan en un principio de todo o nada, con el cual el sujeto genera una hipótesis acerca del concepto, lo pone a prueba y si es reforzada se confirma, de modo que en sucesivos ensayos el sujeto dará la respuesta correcta. El efecto de la ausencia del reforzador sería el de suprimir –eliminar– la respuesta correcta. Este enfoque puede resumirse en dos estrategias fundamentales en el aprendizaje de conceptos: ganar–permanecer; perder–cambiar⁵⁹.

Las teorías asociativas mencionadas, permiten simular el aprendizaje progresivo que se da cuando hay inconsistencias en los datos y conceptos difusos. Estas teorías explican el aprendizaje considerando que la fuerza de la asociación aumenta progresivamente en los ensayos reforzados y disminuye en los ensayos no reforzados.

4.7.1. APRENDIZAJE DE MÁQUINA.

En la actualidad, existen diversos proyectos de investigación que tienen como objetivo principal el desarrollo y la aplicación de métodos para el aprendizaje de máquina. Dichos estudios tienen por fin, la resolución efectiva de problemas en dominios muy diversos⁶⁰.

Por lo que se refiere al desarrollo del aprendizaje de máquina, existen distintos paradigmas que se fundamentan en diversas ramas de la ciencias; cada uno de los cuales emplea sus propios métodos y criterios para evaluar el éxito o fracaso de determinado proceso. Sin embargo, a pesar de la aparente disimilitud metodológica, todos ellos comparten la meta de construir máquinas con la capacidad de aprender a realizar tareas complejas de un modo eficiente⁶¹.

Entre los paradigmas vigentes en la investigación y el desarrollo de estos métodos, se encuentran: el modelo aprendizaje inductivo, cuyos métodos tienen por objeto inducir una descripción general de un concepto a partir de un secuencia de instancias y contraejemplos. Es decir, dado un conjunto de

⁵⁹ Staats, Arthur W. *Aprendizaje, lenguaje y cognición*. México D.F.: Ed. Trillas, 1983. p 665.

⁶⁰ Boden, Margaret, *La filosofía de la inteligencia artificial*, FCE, México, 1994.

⁶¹ Carbonell J.G. Machine learning, paradigms and methods, Special Issues of Artificial Intelligence, AI International Journal, 1990

ejemplos, se trata de construir un conjunto de descripciones entendibles de conceptos que clasifiquen correctamente nuevas instancias.

En el modelo de aprendizaje analítico en cambio, los métodos son deductivos en lugar de inductivos, por tanto, utilizan la experiencia de los problemas resueltos en la resolución de nuevos problemas. De esta forma, las instancias corresponden a porciones de la solución de un problema; y el aprendizaje utiliza estas instancias junto con el conocimiento previo para deducir la solución de los problemas. Por otro lado, el modelo de aprendizaje genético, se basa en los denominados métodos evolutivos, en los que las variantes en la descripción de un concepto, corresponden a individuos de ciertas especies, de modo que los cambios inducidos y recombinaciones de estos conceptos son probados contra función objetivo (criterio de selección natural) con el fin de determinar qué variantes prevalecen.

Finalmente, en el modelo de aprendizaje conexionista, los métodos de evaluación tienen como principal modelo computacional al cerebro humano, de manera que a través de redes neuronales artificiales o sistemas de procesamiento paralelo y distribuido, se emula la forma en la cual las neuronas del cerebro procesan información a lo largo de una red de neuronas. En el caso de las redes neuronales artificiales, las neuronas constituyen sistemas dinámicos en los que las variables de estado dependen funcionalmente de la interacción con otras neuronas⁶².

4.7.2. APRENDIZAJE EN REDES NEURONALES ARTIFICIALES.

De manera análoga a como ocurre el aprendizaje en los seres humanos, para que una máquina aprenda, debe poder representar lo que aprende. Dado que el conocimiento de la red se encuentra almacenado en los pesos sinápticos, el proceso de aprendizaje en redes neuronales artificiales consistirá en la modificación de dichos pesos con el fin de que ante determinados estímulos, las neuronas de las diferentes capas ponderen adecuadamente las señales que reciben para proporcionar una respuesta correcta. Esto es, el aprendizaje constituye el proceso mediante el cual la red modifica su respuestas ante las entradas con el fin de irse adaptando paulatinamente al funcionamiento que se considera correcto⁶³.

Una vez alcanzado este estado, es decir, una vez que los valores de los pesos permanecen estables, esto es, cuando $\left(\frac{dW_{ij}}{dt}\right) = 0$, se puede afirmar que el proceso de aprendizaje ha finalizado.

4.7.3. REGLAS DE APRENDIZAJE.

En general cuando se construye una red neuronal, se parte de un modelo de neuronas y de una determinada arquitectura de red, estableciéndose los pesos iniciales como nulos o aleatorios; por lo que el proceso mediante el cual se produce el ajuste de los parámetros libres de la red (pesos) en respuesta a la información de entrada, consiste en la extracción de regularidades de los datos de entrenamiento que serán transferidos a nuevos ejemplos, a través de lo que se denomina regla de aprendizaje, la cual indica cómo se modificarán los pesos de las conexiones en función de los datos de entrada. Normalmente, ésta regla se construye a partir de la optimización de una función de error o costo que mide la eficacia de operación de la red.

Como se señaló anteriormente, el aprendizaje en redes neuronales artificiales se produce mediante la variación de la efectividad de las sinapsis, lo que a su vez modifica la influencia que unas neuronas

⁶² Mitchell M, *Machine learning*, Mc Graw Hill, 1997, p.p 23

⁶³ Khanna, Tarun, *Foundations of neural networks*, Addison-Wesley Publishing Co. Canada, 1990, p.p. 7-83

ejercen sobre otras. De allí se deduce que la arquitectura, el tipo y la efectividad de las conexiones en un momento dado, representan en cierto modo la memoria o estado de conocimiento de la red. Sin embargo, el proceso de aprendizaje requiere la presentación repetida de un gran número de ejemplos de entrenamiento hasta lograr una respuesta satisfactoria del sistema, la cual se evalúa según una medida de error o función de energía utilizada; por lo que generalmente, se dispone de un conjunto de datos de prueba distintos a los empleados durante el entrenamiento, para los cuales se conoce la respuesta correcta. Si la red responde adecuadamente frente a esta clase de datos, se considera que ésta funciona de manera adecuada y se puede pasar a la fase de aplicación. De esta forma es posible obtener resultados frente a datos totalmente nuevos para los que no se conoce la respuesta correcta, lo que se conoce como *capacidad de generalización de la red*⁶⁴.

4.8. CLASIFICACIÓN DE RNA's EN TÉRMINOS DE SUS ALGORITMOS DE ENTRENAMIENTO.

En términos de sus correspondientes algoritmos o métodos de entrenamiento, las redes neuronales se clasifican comúnmente, en redes de pesos fijos, redes no supervisadas y redes de entrenamiento supervisado. En las redes de pesos fijos, tal como su nombre lo indica, no existe ningún tipo de entrenamiento.

4.8.1. REDES CON APRENDIZAJE SUPERVISADO.

En el método de aprendizaje supervisado por otro lado, se presentan a la red una serie de patrones de entrada junto a los patrones de salida deseados. El aprendizaje consiste en la modificación de los pesos de las conexiones con el fin de reducir la discrepancia entre la salida obtenida y la deseada, bajo un entrenamiento controlado por un agente externo (supervisor), que determina la respuesta que debería generar la red a partir de una entrada determinada. Así, el supervisor comprueba la salida de la red y en caso de que ésta no coincida con la deseada, se procederá a modificar los pesos de las conexiones, hasta conseguir que la salida se aproxime a la respuesta esperada⁶⁵.

Dependiendo de la naturaleza de la información del agente externo, existen dos aproximaciones al entrenamiento supervisado. Una se basa en la corrección a partir de una decisión; y la otra en la optimización de un criterio de costo. Las formulaciones de decisión y aproximación difieren tanto en la información que poseen los agentes externos, como en la forma de utilizarla. Los datos para el entrenamiento están constituidos por varios pares de patrones de entrada y de salida, por lo que el entrenamiento consiste en presentarle un conjunto de patrones a la red junto con la salida deseada u objetivo. De esta manera, la red utiliza la información detallada del error que comete en cada paso y es capaz de estimar relaciones entrada/salida sin necesidad de proponer una cierta forma funcional inicial⁶⁶.

En general, se considera que existen tres formas de llevar a cabo este tipo de aprendizaje:

4.8.2. APRENDIZAJE POR CORRECCION DEL ERROR:

Consiste en ajustar los pesos en función de la diferencia entre los valores deseados y los obtenidos en la salida de la red; esto es, en función del error.

4.8.3. APRENDIZAJE POR REFUERZO.

⁶⁴ Ibidem, p.p. 22-26

⁶⁵ Ibid, p.p. 39-47

⁶⁶ Ibid. p. 41

Esta clase de aprendizaje constituye un punto medio entre el aprendizaje supervisado y no supervisado. Tal como en el caso no supervisado, no se suministra explícitamente a la red la salida deseada, la información dada por el agente externo es mínima, ya que únicamente se limita a indicar si la respuesta de la red es correcta o incorrecta y en función de ello la red ajusta los pesos basándose en un mecanismo de probabilidades.

En este sentido se asimila a la noción tomada de la psicología conductual de condicionamiento por refuerzo, que como se señaló anteriormente, señala que se aprenden (en el sentido de que tienen más probabilidad de repetirse) las conductas reforzadas positivamente y viceversa (las conductas que representan un castigo o un reforzamiento negativo reducen la posibilidad de aparecer)⁶⁷.

4.8.4. APRENDIZAJE ESTOCÁSTICO.

Este tipo de aprendizaje consiste en realizar cambios aleatorios en los valores de los pesos de las conexiones de la red y evaluar su efecto a partir del objetivo deseado y de funciones de distribución de probabilidad.

4.9. REDES CON APRENDIZAJE NO SUPERVISADO.

Esta clase de redes no requiere influencia externa para ajustar los pesos de las conexiones entre neuronas, es decir, la red no recibe ninguna información del entorno que le indique si la salida generada es o no correcta, así que existen varias posibilidades en cuanto a la interpretación de la salida de estas redes. En algunos casos, la salida representa el grado de similitud entre la información que se le presenta en la entrada, así como de las informaciones que se le han mostrado en el pasado. En otros casos, algunas redes con aprendizaje no supervisado lo que realizan es un mapeo de características, obteniéndose en las neuronas de salida una disposición geométrica que representa un mapa topográfico de las características de los datos de entrada, de tal forma que si se presentan a la red informaciones similares, siempre sean afectadas neuronas de salidas próximas entre sí en la misma zona del mapa⁶⁸.

Por otro lado, a pesar de que el aprendizaje no supervisado no requiere la presentación a la red de los patrones de salida deseados, el algoritmo y la regla de modificación de las conexiones producen salidas consistentes, por lo que se deduce que durante el proceso de aprendizaje la red es capaz de extraer ciertas propiedades características de los ejemplos de aprendizaje y agruparlos en categorías o clases de patrones similares, lo que se conoce como *clustering*. Así, durante el proceso de aprendizaje, la red mediante un proceso de autoorganización, en función de estímulos (señales o datos) procedentes del exterior, adquiere la capacidad de descubrir por sí misma rasgos comunes, regularidades, correlaciones o categorías en los datos de entrada, e incorporarlas a su estructura interna de conexiones⁶⁹.

Sin embargo, una de las principales críticas al aprendizaje supervisado, dejando de lado los aspectos computacionales, era su dudosa plausibilidad biológica, ya que requiere propagar cierta información (el error cometido) hacia atrás, es decir, en sentido contrario al flujo natural de la información. Por lo que existen diversos métodos sencillos para encontrar códigos económicos que al mismo tiempo permiten una buena reconstrucción de la entrada: el aprendizaje por componentes principales, el aprendizaje competitivo y los códigos demográficos.

⁶⁷ Schneider, W. Connectionism: Is a paradigm shift for psychology. Behavior Research Methods, Instruments, and Computers, 19,1983, 73-83.

⁶⁸ Barlow, H.B. Unsupervised learning, Neural computation, 1:151-160,1989.

⁶⁹ Khanna, Tarun, Op. Cit, p. 51

4.9.1. APRENDIZAJE POR COMPONENTES PRINCIPALES.

El aprendizaje por componentes principales consiste en extraer y describir las componentes de variación compartidas por múltiples unidades de entrada de la red. Esto se logra aplicando el algoritmo de retropropagación mediante la reconstrucción de la entrada sobre las unidades de salida, siendo suficiente una unidad para cada componente principal. Otra forma de este método, se basa en modificar las conexiones en función de las correlaciones entre las actividades de las unidades ocultas y las unidades de entrada⁷⁰.

4.9.2. APRENDIZAJE COMPETITIVO.

En el aprendizaje competitivo, un gran número de unidades ocultas compiten entre sí. Finalmente se utiliza una sola unidad oculta para representar un patrón de entrada determinado o un conjunto de patrones similares. La unidad oculta seleccionada es aquella cuyos pesos incidentes se asemejan más al patrón de entrada. El aprendizaje consiste en reforzar las conexiones de la unidad ganadora y debilitar las otras, con el fin de que los pesos de la unidad ganadora se asemejen cada vez más a los valores de entrada. La reconstrucción del patrón de entrada consiste en reproducir la distribución de pesos de la unidad ganadora. Con este tipo de aprendizaje se pretende que cuando se presente a la red cierta información de entrada, sólo una de las neuronas de salida se active (alcance su valor de respuesta máximo). Por tanto las neuronas compiten por activarse, quedando finalmente una, o una por grupo, como neurona vencedora⁷¹.

De entre los métodos hasta ahora señalados, el principal problema del aprendizaje por componentes principales radica en que eliminan toda redundancia, perdiendo con ello su tolerancia ante fallos, ya que cada patrón o conjunto de patrones de entrada similares queda representado por una sola neurona. La solución a este problema, que además parece ser la utilizada por el cerebro, son los códigos demográficos, una solución intermedia entre las representaciones distribuidas puras y representaciones puramente locales⁷².

4.9.3. CÓDIGOS DEMOGRÁFICOS.

Cada patrón de entrada se representa por un conjunto o población de unidades activas en forma simultánea, de manera que la disfunción de alguna unidad no provoca pérdida de la información. La forma más simple de representar una población de neuronas consiste en componer un grupo de neuronas vecinas con un centro prominente de actividad. En ese caso es suficiente describir dicho centro, más alguna medida de la forma en que la actividad de las unidades adyacentes decae a medida que se aleja del centro.

4.10. REGLAS DE APRENDIZAJE.

En el cerebro humano el conocimiento se halla representado en la sinapsis y como se señaló anteriormente, el aprendizaje puede ser entendido como la modificación de comportamiento inducido por la interacción con el entorno y como resultado de la experiencia, lo que conduce al establecimiento de diversos modelos de respuesta a estímulos externos. En el caso de las redes neuronales artificiales, el conocimiento se encuentra en los pesos de las conexiones entre neuronas.

⁷⁰ Hotelling, H. Analysis of complex statistical variables into principal components. Journal of Educational Psychology 24, 1933, p.p.417-441.

⁷¹ Barlow, Op. Cit, p.p.151-160

⁷² Rojas, R, Op. Cit, p.p. 41-48.

4.10.1 REGLA DE APRENDIZAJE DE HEBB O APRENDIZAJE DE COINCIDENCIA.

En 1949, Hebb, con base en los estudios precedentes de Santiago Ramón y Cajal, propuso que la conectividad del cerebro se halla en continuo cambio, a medida que un organismo aprende tareas funcionales diferentes y que se crean conjuntos de células como producto de dichos cambios. De esta manera señala que las redes neuronales podían aprender y que la capacidad de aprendizaje de las neuronas radica precisamente, en su habilidad para modificar sus conexiones y establecer sinapsis nuevas.

Explícitamente, la aproximación de Hebb señala: *Cuando un axón de una célula A está lo suficientemente cerca para excitar a una célula B, y toma parte repetidamente en el proceso de disparo de dicha célula, se produce algún tipo de cambio metabólico en una de las células (o en las dos), que hace que la eficacia con la que A disparaba se vea incrementada.*

Esta afirmación tenía que ver con la conductividad de la sinapsis, es decir, con las conexiones entre neuronas, en donde, la repetida activación de una neurona por otra a través de una sinapsis determinada aumenta su conductividad, de modo que grupos de células débilmente conectadas, si se activan sincrónicamente, tienden a organizarse en conjuntos más fuertemente conectados, haciéndola más propensa a ser activada en lo sucesivo, induciendo de esa forma la formación de un circuito de neuronas estrechamente conectadas entre sí. De este modo, Hebb defendió la idea de que las neuronas biológicas deben sus propiedades de procesamiento de información a su capacidad de autoorganización, esto es, al aumento de la eficacia sináptica producto de la activación o inactivación simultánea de dos neuronas conectadas por ella, ya que en caso contrario la fuerza de conexión se vería atenuada⁷³.

Hebb introdujo entonces un modelo que ha influido de manera decisiva en el campo de las redes neuronales, esta es, la forma intuitiva del modo en que las neuronas memorizan información y se modelan sintéticamente mediante la denominada regla de aprendizaje de Hebb (también conocida como regla del producto o regla de aprendizaje por coincidencia). Esta regla indica precisamente, que las conexiones entre dos neuronas se refuerzan si ambas son activadas.

Así, de manera análoga al modelo biológico, el aprendizaje en redes neuronales artificiales según la regla de Hebb, consiste en reforzar el peso de las conexiones entre dos nodos que se excitan simultáneamente, donde dicho reforzamiento consiste en una intensificación de la correlación entre la actividad de entrada y actividad de salida; mientras que las conexiones entre neuronas de entrada inactivas y neuronas de salida (activas o inactivas) no se refuerzan.

La propuesta de Hebb de la modificación sináptica durante el aprendizaje, impulsó diversos trabajos sobre redes neuronales adaptativas. La mayor parte de los algoritmos actuales proceden de los conceptos de Hebb, y a pesar de las críticas recibidas, como la existencia de conexiones inhibitorias y no sólo excitatorias, sigue teniendo una gran influencia. Por otro lado, este método presenta la desventaja de que no toma en cuenta la eficacia de la red, por lo que aunque la red ya esté entrenada

⁷³ Khanna, Tarun, Op. Cit, p.p 61-63.

y los valores de entrada generen valores de salida correctos, la regla de aprendizaje continua incrementando los pesos sinápticos entre neuronas activas⁷⁴.

4.10.2. REGLA DE RETROPROPAGACIÓN DELTA GENERALIZADA (APRENDIZAJE SUPERVISADO).

La regla de aprendizaje de retropropagación se basa en el denominado método del gradiente descendente, que consiste en modificar los pesos sinápticos de todas las neuronas de la red con el objetivo de minimizar el error que se comete con el conjunto total de estímulos y respuestas dadas. Este procedimiento se basa en propagar el error hacia atrás a través de capas sucesivas de neuronas, ajustando los pesos de todas ellas. Así, el error que se comete en una neurona intermedia equivale al error a la de la capa siguiente a la que esta conectada por el peso de conexión que había entre ellas.

4.11. ESTRUCTURA DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL.

Anteriormente, se señaló que la distribución de neuronas dentro de la red se realiza de acuerdo con la formación de niveles o capas de un número determinado de neuronas. En consecuencia, existen capas denominadas de entrada, de salida, e intermedias u ocultas, donde la primera actúa como buffer de entrada, almacenando la información suministrada a la red o realizando un preproceso simple de la misma; las capas intermedias por otro lado, son las principales encargadas de extraer, procesar y memorizar la información. Finalmente, la capa de salida actúa como interfaz o buffer de salida, almacenando la respuesta de la red para que pueda ser presentada.

Además del número de capas de la red, en función de cómo éstas se interconectan, se puede hablar de redes recurrentes (feed-back) y redes no recurrentes o redes en cascada (feed-forward). En las redes en cascada la información fluye unidireccionalmente de una capa a otra, esto es, desde la capa de entrada a las capas ocultas y de éstas a la capa de salida, no admitiéndose conexiones intracapa. En las redes recurrentes por otro lado, la información puede retornar a regiones por las que ya había pasado formando ciclos, se admiten además conexiones intracapa (laterales), e incluso de una unidad consigo misma. Las conexiones entre una capa y otra pueden ser asimismo totales, es decir, que cada unidad se conecta con todas las unidades de la capa siguiente, o parciales, si una unidad se conecta con sólo algunas de las capas de la unidad siguiente, generalmente siguiendo algún patrón aleatorio o pseudoaleatorio (por ejemplo, mediante algoritmos genéticos)⁷⁵.

Desde una aproximación temporal se puede distinguir además entre conexiones sin retardo y conexiones con retardo. Esto permite modelar algunos aspectos dinámicos, útiles en la modelación psicofisiológica de la memoria, entre otros.

4.12. TOPOLOGÍA DE LAS REDES NEURONALES.

La arquitectura de las redes neuronales reside en la organización y disposición de las neuronas; en este sentido, los parámetros fundamentales de la red son: el número de capas, el número de neuronas por capa, el grado de conectividad y el tipo de conexiones entre neuronas. De acuerdo con dichos parámetros las redes neuronales se clasifican como:

4.12.1. REDES MONOCAPA.

⁷⁴ Ibid, p. 63

⁷⁵ Ibid, p.p. 61-63

Se establecen conexiones laterales, cruzadas o autorrecurrentes entre las neuronas que pertenecen a la única capa que constituye la red. Se utilizan en tareas relacionadas con lo que se conoce como autoasociación, lo que resulta de gran utilidad para generar informaciones de entrada que se presentan a la red en forma incompleta o distorsionada⁷⁶.

4.12.2. REDES MULTICAPA.

Son aquellas que disponen de conjuntos de neuronas agrupadas en varios niveles o capas.

Por otro lado, según el tipo de conexión, se distinguen las redes de propagación hacia delante (feedforward), y las redes de retropropagación (backpropagation).

4.12.3. REDES DE PROPAGACIÓN HACIA ADELANTE.

Si ninguna salida de las neuronas es entrada de neuronas del mismo nivel o de niveles precedentes, la red se describe como de propagación hacia delante

4.12.4. REDES DE RETROPROPAGACIÓN.

La red se denomina de propagación hacia atrás, si las salidas pueden ser conectadas como entradas de neuronas de niveles previos o del mismo nivel, incluyéndose ellas mismas.⁷⁷

4.13. CLASIFICACIÓN DE LAS REDES NEURONALES.

Como se refirió anteriormente, la caracterización de una red neuronal, se efectúa con base en cuatro aspectos fundamentales: su topología, el mecanismo de aprendizaje, el tipo de asociación realizada entre la información de entrada y salida, así como la forma de representación de estas informaciones.

De acuerdo a la forma de representación de la información de entrada salida, las redes neuronales artificiales se clasifican como realimentadas y unidireccionales; en el primer caso, la información puede circular entre las capas en cualquier sentido, incluido el de salida-entrada. En este caso, se tiene un conjunto de neuronas que actúa como memoria de las características de los patrones procesados previamente. Por otro lado, en las redes unidireccionales la información fluye en un solo sentido, desde las neuronas de entrada hacia las de salida. Al mismo tiempo, el proceso de ajuste se lleva a cabo por periodos, existiendo un ajuste sólo en términos del error obtenido al comparar con el resultado real⁷⁸.

4.14. CARACTERÍSTICAS DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

La resolución efectiva de problemas, requiere la toma de decisiones con base en experiencias pasadas que se asocian y aplican en la generación de conocimiento, con el fin de dar respuesta a nuevas situaciones. Así, las redes neuronales artificiales, en virtud de su carácter de sistemas dinámicos autoadaptativos, poseen la capacidad de adaptarse o autoajustarse al entorno modificando sus pesos y sinapsis, hasta lograr la obtención de resultados específicos. En este sentido, las redes neuronales pueden mejorar su capacidad de discriminación entre entradas similares, siendo capaces asimismo de extraer o abstraer características esenciales de las entradas aprendidas, lo que les permite procesar de

⁷⁶ Ibid, p. 67

⁷⁷ Ibidem, p.69-71

⁷⁸ Ibid, p.p.70-73

manera correcta datos incompletos o distorsionados, así como de aprender de la experiencia y generalizar conceptos⁷⁹.

Por lo que de manera análoga al modo de operación de las neuronas biológicas, en las redes de neuronas artificiales existe un paralelismo inherente a su estructura, que las hace especialmente adecuadas para el procesamiento de información en paralelo, en donde el uso de una gran cantidad de procesadores elementales, en los que cada uno de ellos trabaja simultáneamente con una parte de un problema mayor, aumentan la capacidad de la red de aproximar y clasificar, así como su inmunidad frente al ruido. Esta última propiedad, se debe a que la información o el conocimiento acumulado por la red se halla distribuido en las conexiones entre neuronas, esto significa que las redes neuronales almacenan información no localizada, por lo que la mayoría de las interconexiones entre los nodos de la red tendrán sus valores en función de los estímulos recibidos, generando un patrón de salida que represente la información almacenada. De esta manera, la red neuronal es capaz de seguir funcionando adecuadamente en caso incluso de que una neurona individual o una porción completa de la red neuronal sea destruida, por lo que aún cuando el daño recibido llegue a ser extensivo, el efecto representará sólo una degradación gradual de rendimiento, en forma opuesta a una falla completa (propiedad que se conoce como tolerancia a fallos)⁸⁰.

4.15. TIPO DE ASOCIACION ENTRE LAS INFORMACIONES DE ENTRADA Y SALIDA.

4.15.1. REDES HETEROASOCIATIVAS Y AUTOASOCIATIVAS.

La información aprendida almacenada por las redes neuronales artificiales se registra de manera distribuida en los pesos asociados a las conexiones entre neuronas de entrada y salida. En este sentido, existen dos formas de realizar dicha asociación de entrada/salida. Una primera forma se denomina heteroasociación, y se refiere al caso en el que la red aprende parejas de datos $[(A_1, B_1), (A_2, B_2), \dots, (A_n, B_n)]$, de modo que cuando se le presente cierta información de entrada A_i , la red deberá responder generando la correspondiente salida B_i . La segunda forma se conoce como autoasociación, en ella la red aprende ciertas informaciones A_1, A_2, \dots, A_n , de manera que cuando se le presenta una información de entrada realizará una autocorrelación, respondiendo con el dato almacenado más parecido al de la entrada. Estos dos mecanismos de asociación dan lugar a dos tipos de redes neuronales: las redes heteroasociativas y las autoasociativas. Como su nombre lo indica, las primeras asocian patrones consigo mismo, de manera que son útiles para recuperar o reconstruir patrones incompletos o distorsionados⁸¹.

4.15.2. REDES DE MEMORIA HETEROASOCIATIVA (ASOCIADORES DE PATRONES).

Por otra parte, las redes heteroasociativas, son redes de dos o más capas cuyo fin es asociar, generalmente a través de un proceso de aprendizaje supervisado, pares de estímulos distintos, llamados patrón de entrada y de salida. El objetivo consiste en tratar de conseguir que la presentación de un patrón de entrada provoque la recuperación del patrón de salida con el se asoció durante el aprendizaje.

4.16. PERCEPTRÓN.

⁷⁹ Perlovsky, Leonid, *Neural networks & intellect using model based concepts*, Oxford University Press, New Cork, 2001, p.p. 31-36

⁸⁰ Ibidem, p.33

⁸¹ Rojas, R. Op. Cit., p.p. 50-51

El modelo del perceptrón, desarrollado por Frank Rosenblatt en 1962, constituye el primer asociador de patrones conocido. Dicho modelo se basa en una serie de observaciones realizadas en el ojo, en el que la imagen proyectada sobre la retina es convertida en señales eléctricas gracias a las células sensibles a la luz (fotorreceptores). Estas señales, a través de los axones de las células ganglionares, son transmitidas al cerebro, en donde se lleva a cabo la interpretación de la imagen. De esta forma, en el modelo del Perceptrón las células sensibles de la retina corresponden a detectores conectados con neuronas de la capa de entrada. Asimismo, cada neurona de la capa de entrada se halla conectada con diferentes neuronas de la capa de detección de características, que a su vez se conecta con las neuronas de la capa de salida de la red⁸².

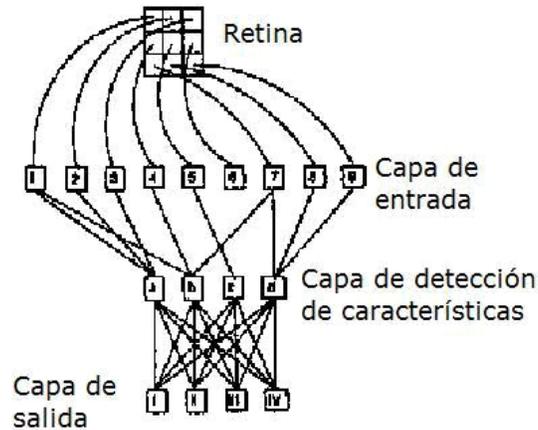


Figura 33. Modelo del Perceptrón

El Perceptrón constituye por tanto, una red lineal no recurrente, compuesta por una capa de fotorreceptores o unidades sensoriales; una capa de asociadores aleatoriamente conectados llamados demonios, equivalentes al conjunto de unidades motoras en redes biológicas y una capa de salida.

A pesar de su alta plausibilidad fisiológica, como se mencionó anteriormente, el perceptrón mostró serias limitaciones en cuanto a su capacidad para representar funciones separables no linealmente, como la función XOR, lo que derivó en un declive en las investigaciones en el campo de las redes neuronales hasta la década de los 80, en que el estudio de nuevas arquitecturas de redes y potencia cada vez mayor de los computadores, permitieron el diseño de redes de mayor eficiencia en la representación de funciones complejas y relaciones no lineales⁸³.

4.17. PERCEPTRÓN MULTICAPA.

Con la intención de dar solución a las limitaciones del Perceptrón clásico o unicapa, nace el modelo del perceptrón multicapa, el cual supuso el resurgimiento del movimiento conexionista. Como su nombre indica, esta estructura consiste de diversos perceptrones unicapa conectados en cascada. La siguiente figura muestra la arquitectura de un perceptrón multicapa:

⁸² Rosenblatt F. *The Perceptron: A theory of statistical separability in cognitive systems*, Principles of neurodynamics; Spartan, 1962.

⁸³ Ibidem. p.23

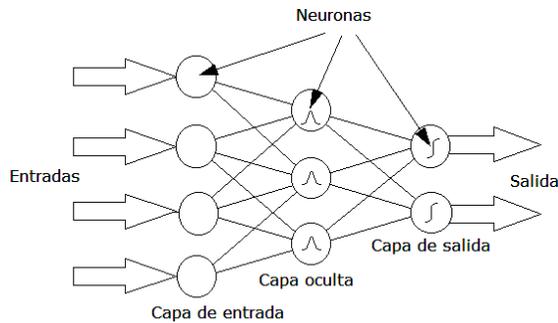


Figura 34. Perceptrón multicapa

La primera capa recibe el nombre de capa de entrada, la última capa de salida y las intermedias se denominan ocultas.

La función objetivo habitualmente usada es la suma de los errores al cuadrado:

$$J = \frac{1}{N \cdot P} \sum_{s=1}^N \sum_{p=1}^P (e_p^s)^2,$$

en la que el subíndice p hace referencia al patrón o muestra de entrenamiento y el superíndice s a la neurona de salida. Por N se entiende el número total de neuronas en la capa de salida y por P el de patrones.

La red aprende así, un conjunto predefinido de pares de entrada y salida dados como ejemplos, empleando un ciclo de propagación-adaptación de dos fases: Una vez que se han aplicado los datos de entrada a la primera capa de unidades de la red, ésta se va propagando a través de todas las capas superiores hasta generar una salida, la cual se compara con la deseada para estimar el error asociado a la predicción, dicho error se transmite entonces hacia atrás, esto es, desde la capa de salida hacia todas las capas intermedias que contribuyan directamente hacia ella. Sin embargo, las unidades de la capa intermedia sólo reciben una fracción del error total, basándose en la contribución relativa de la unidad a la salida original. Este proceso se repite, capa por capa. Luego, basándose en el error total, se actualizan los pesos de conexión de cada unidad con el objeto de ajustar el modelo y disminuir el error final. Así, a medida que se entrena la red, las neuronas de las capas intermedias se organizan a sí mismas de tal modo que aprenden a reconocer distintas características del conjunto de entrenamiento. Sin embargo, la red puede incurrir en sobreajuste, ya que no garantiza alcanzar el mínimo global de la función de error, además de requerir de un gran conjunto de datos de entrada.

4.18. REDES DE RETROPROPAGACIÓN (BACKPROPAGATION).

Como antes se refirió, la carencia de algoritmos para entrenar redes multicapa y las limitaciones en cuanto a la capacidad de representación de las redes unicapa, derivó en un prolongado retraso en el campo de las redes neuronales artificiales. No fue sino hasta la invención y perfeccionamiento del algoritmo de retropropagación, cuando se produjo un nuevo impulso al desarrollo de este campo. Dicho algoritmo fue creado a principios de los años 70 por Werbos y redescubierto a principios de los 80 por Parker y Rumelhart en forma independiente. Sin embargo, su uso se extendió hasta 1986, cuando Rumelhart, Hinton y Williams presentaron una descripción clara y concisa del mismo. Desde entonces han surgido nuevas versiones que han tratado de aumentar la velocidad de convergencia del

algoritmo, así como de superar algunos de sus inconvenientes, como la tendencia a alcanzar mínimos locales y no globales⁸⁴.

Finalmente, cabe señalar que al hablar de redes de retropropagación se hace referencia a un algoritmo de aprendizaje más que a una arquitectura determinada. Por otro lado, cabe señalar que existen distintas versiones o reglas del algoritmo de retropropagación y distintas arquitecturas conexionistas a las que pueden ser aplicadas. En el presente trabajo, será presentada la descripción matemática del algoritmo de retropropagación para redes no recurrentes, con función de activación sigmoideal, capas totalmente interconectadas y operación síncrona. (Algoritmo de Hinton)⁸⁵.

4.18.1. ALGORITMO DE RETROPROPAGACIÓN DE HINTON.

Este algoritmo consiste en aleatorizar los pesos de las conexiones. A continuación, se presenta a la red un patrón de entrada y se calcula la salida.

Esto es, dada la j -ésima unidad de la capa de salida y las unidades i -ésimas de la capa oculta inmediata anterior, se calcula la entrada total ponderada y la salida o activación de la misma.

$$X_j = \sum_{i=1}^n (y_i \cdot w_{ij})$$

$$Y_j = \frac{1}{1 + e^{-X_j}}$$

Una vez calculada la actividad de todas las unidades de salida, se realiza una estimación del error, generalmente una función cuadrática de los errores individuales en los que incurrió cada unidad, lo que equivale a la diferencia entre la salida deseada y la obtenida.

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (d_j - Y_j)^2, \text{ donde } d_j \text{ representa la salida deseada para la } j\text{-ésima unidad.}$$

La rapidez de variación del error al cambiar la actividad de cada unidad de salida, EA , (error respecto a la actividad), se define así, como la diferencia la diferencia entre la actividad o salida deseada y la actividad real, es decir:

$$EA_j = \frac{\partial E}{\partial X_j} = d_j - Y_j$$

Por otro lado, la rapidez de variación del error al cambiar la entrada total que recibe cada unidad de salida, equivale a la tasa de variación del error en relación con su activación, multiplicado por la tasa de variación de la activación al cambiar su entrada:

$$\partial j = \frac{\partial E}{\partial X_j} \cdot \frac{\partial E}{\partial Y_j} \cdot \frac{\partial Y_j}{\partial X_j} \quad j = EA_j Y_j (1 - Y_j) = Y_j (1 - Y_j) (d_j - Y_j)$$

⁸⁴ Chauvin, Y., Rummelhart, D. *Backpropagation*. Hillsdale, Nueva Jersey, LEA, USA, 1996, p.p. 61-63

⁸⁵ *Ibidem*, p.p. 67-73

Análogamente, la rapidez de variación del error al modificar un peso de conexión relativo a una unidad de salida, se calcula como la tasa de variación del error al cambiar su entrada, multiplicado por la tasa de variación de la entrada al modificar dicho peso.

$$EP_{ij} = \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial X_j} \cdot \frac{\partial X_j}{\partial W_{ij}} = \delta_j Y_i$$

Dado que en las unidades ocultas no se tiene una estimación directa del error aportado por cada unidad; es allí donde interviene la retropropagación. De esta forma, la i -ésima unidad de la capa oculta afecta a todas las unidades de salida. Por tanto, para estimar como varía el error al modificar la actividad de la unidad oculta, se requiere sumar los efectos individuales de su actividad sobre todas las neuronas de salida. Cada efecto individual sobre la variación del error, será igual al producto de la tasa de variación del error de la unidad de salida al cambiar su entrada total, por la tasa de variación de su entrada al variar la actividad de la unidad oculta:

$$EA_i = \frac{\partial E}{\partial Y_i} = \sum_{j=1}^m \left(\frac{\partial E}{\partial X_j} \cdot \frac{\partial X_j}{\partial W_{ij}} \right) = \sum_{j=1}^m (\delta_j \cdot W_{ij})$$

Así, conociendo EA para las unidades de cualquier capa se pueden calcular d y EP como:

$$\delta_i = EA_i Y_i (1 - Y_i) = Y_i (1 - Y_i) \sum_{j=1}^m (\delta_j W_{ij})$$

$$EP_{ki} = \delta_i Y_k$$

El disponer de la tasa de variación del error respecto al peso de una conexión (EP), permitió hacer uso de distintas reglas con el fin de reducir dicha inexactitud. Ello derivó en la creación de la denominada regla delta generalizada, la cual calcula el incremento a aplicar a un peso, como una proporción directa de la tasa de variación del error, es decir:

$$\Delta W_{ij} = \eta \delta_j Y_i$$

$$W_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta W_{ij}$$

En otras palabras, el algoritmo de la regla de retropropagación del error, también conocida como regla del gradiente, permite la modificación de los pesos de cada una de las neuronas de la red en forma proporcional al error de su salida, el cual se propaga desde la salida final por las capas intermedias hasta la entrada. Los nodos de capas anteriores reciben una fracción del error proporcional al peso de su conexión, por lo que la actualización iterativa de los pesos de todas las conexiones tiene por objeto disminuir el error, hasta conseguir convergencia o hasta alcanzar una inexactitud aceptablemente pequeña; momento en el aprendizaje se da por concluido⁸⁶.

4.18.2. EXTENSIONES DE LA REGLA DELTA GENERALIZADA (DBD).

La regla DBD (delta-bar-delta) desarrollada en 1988 por Jordan, se basa en el uso de un coeficiente de aprendizaje propio de carácter variable, para cada conexión.

⁸⁶ Ibidem. p.62

$$\Delta W_{ij} = \eta_{ij} \delta_j Y_i$$

Posteriormente, Rummelhart, Hinton y Williams, extienden dicho modelo, mediante la adición de un término proporcional al valor correspondiente al último cambio realizado sobre un peso, denominado momentum⁸⁷.

$$\Delta W_{ij}(t+1) = \eta \delta_j Y_i + \alpha [\Delta W_{ij}(t)]$$

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij}(t+1)$$

A pesar de las modificaciones y mejoras surgidas, el algoritmo de retropropagación en general, presenta ciertos problemas; algunos referentes a su dudosa plausibilidad neurofisiológica y otros en relación a ciertos aspectos computacionales. Estos últimos se deben a que los resultados dependen de los valores iniciales de las conexiones, los cuales poseen carácter aleatorio, por lo que resulta entonces conveniente entrenar varias redes con distintos valores iniciales y elegir la que mejor funcione. Ello implica un aumento considerable en la dimensión de la red, lo que deriva en un aumento exponencial del tiempo de cómputo; existiendo además la posibilidad de incurrir en *interferencias catastróficas* o empeoramiento en el rendimiento del sistema. Esto provoca que las unidades de proceso operen con una activación muy próxima a 1, en cuyo caso el gradiente del error tiende a 0; en consecuencia no se producen modificaciones en los pesos, por lo que el aprendizaje queda detenido, lo que se conoce como *parálisis del sistema*.

Por otra parte, el empleo de un coeficiente de aprendizaje elevado produce un aumento significativo en los pesos, de manera que es fácil sobrepasar el incremento, lo que requerirá de una compensación en el siguiente ciclo. De esta forma se producirían oscilaciones continuas, lo que se conoce como *inestabilidad temporal*.

En relación al problema de los mínimos locales, el algoritmo de retropropagación emplea una técnica por gradiente descendiente, esto significa que la solución sigue la superficie del error siempre hacia abajo, hasta alcanzar un mínimo local, pero no garantiza que se alcance una solución globalmente óptima. Sin embargo, este hecho no impide que se consigan resultados satisfactorios. Con el fin de solventar estos problemas, se han desarrollado diversos métodos, entre los que se encuentran el modo de operación probabilístico y el uso de métodos estadísticos, como el equilibrio termodinámico simulado⁸⁸.

⁸⁷ Rummelhart, D. E. *The architecture of mind: A connectionism approach. Foundations of Cognitive Science*, Cambridge, MA: MIT Press, 1989, p.p.133-159

⁸⁸ Hotelling, H. Op.Cit, p.p.417-441



Figura 35. Problema de los mínimos locales

4.18.3. MÉTODOS ESTADÍSTICOS.

4.18.3.1. EQUILIBRIO TERMODINÁMICO SIMULADO (Enfriamiento simulado).

El equilibrio termodinámico simulado (simulated annealing), se inspira en el modo como se temple el acero en la industria metalúrgica: primero se calienta hasta temperaturas muy altas y luego se deja enfriar, de manera que se obtenga una transición de estados de alta energía a estados de baja energía, hasta alcanzar un mínimo energético global, de esta forma el acero obtenido posee mayor resistencia.

La relación entre la temperatura T (grados Kelvin) y el estado energético, se expresa mediante la distribución de probabilidad de Boltzmann:

$$p(E) = a * e^{\frac{-E}{kT}},$$

donde E denota la energía del sistema, k equivale a la constante de Boltzmann y a corresponde al coeficiente que depende de la naturaleza del material.

Esta función indica la probabilidad de encontrarse en un estado de energía E a una determinada temperatura. Con altas temperaturas resulta igualmente probable tener estados de alta o baja energía. A bajas temperaturas, en cambio, se reduce la probabilidad de hallarse en un estado de alta energía. El estado energético indica así, la capacidad o probabilidad de cambio; por tanto, con temperaturas iniciales elevadas la probabilidad de cambio es mucho mayor y ésta se reduce de manera gradual conforme ocurre el enfriamiento del sistema⁸⁹.

4.18.3.2. MÉTODO DE BOLTZMANN.

El método de Boltzmann, consiste en definir una variable de temperatura T , la cual inicialmente adquiere un valor elevado. Al aplicar los ejemplos de aprendizaje, se calculan tanto la salida como el error cuadrático de la red. Posteriormente, se realiza una modificación aleatoria de un peso específico y se recalculan la salida y la función objetivo.

Si ésta última se reduce, no se debe retener el cambio, sino calcular la probabilidad de aceptar dicha modificación mediante la distribución de probabilidad de Boltzmann, esto es:

⁸⁹ Ibidem, p.p. 420-421

$$P(c) = a * e^{\frac{-c}{kT}},$$

donde $P(c)$ indica la probabilidad de un cambio c en la función objetivo, k denota la constante a elegir para cada problema concreto, y T equivale a la temperatura artificial.

A continuación, se selecciona un número aleatorio r entre 0 y 1 (distribución uniforme) y se retiene el cambio si $P(c) > r$; en caso contrario, éste debe ser rechazado. El proceso descrito se repite reduciendo la temperatura en cada ciclo, hasta lograr un valor aceptable de la función objetivo.

Existen diversas formas de elegir el cambio de peso emulando los procesos termodinámicos referidos, por ejemplo mediante una distribución gaussiana de probabilidad.

$$P(w) = e^{-w^2/T^2}, P(w) = \text{probabilidad de un cambio de peso de tamaño } w$$

Se ha comprobado asimismo que la tasa de reducción de temperatura debe ser proporcional al inverso del logaritmo del tiempo.

$$T(t) = \frac{T_0}{\log(1+t)}$$

Este resultado predice velocidades muy lentas de enfriamiento y conlleva a un gran número de cálculos, y por tanto a periodos de aprendizaje excesivamente largos. Una solución mucho más rápida consiste entonces en sustituir la distribución de Boltzmann por la distribución de Cauchy.

4.18.3.3. MÉTODO DE CAUCHY.

Emplea la distribución de probabilidad de Cauchy en función de la temperatura y el tiempo:

$$P(x) = \frac{T(t)}{T(t)^2 + x^2}$$

En ese caso el tiempo de enfriamiento se reduce drásticamente:

$$T(t) = \frac{T_0}{(1+t)}$$

Por lo que $P(x)$ se puede integrar por métodos usuales, de donde resulta:

$$X_c = \eta [T(t) \cdot \tan(P(x))],$$

donde X_c denota el cambio de peso y η equivale al coeficiente de aprendizaje

4.19. REDES DE HOPFIELD.

Desde un punto de vista topológico, las redes de Hopfield representan un conjunto de N unidades de procesamiento interconectadas, cuyos valores de activación poseen ya sea umbral binario (0,1) o bipolar (1,-1). Operan de forma asíncrona e independiente del resto de los elementos, poseen además

capacidad de adaptación probabilística de la activación de las unidades, conexiones recurrentes y simétricas, y operan bajo reglas de aprendizaje no supervisado.

Las neuronas de la capa media presentan asimismo conexiones de salida hacia otras neuronas de dicha capa, y a su vez, cada neurona de la capa media emite una sola conexión hacia la capa de salida. Estas conexiones (capa de entradas - capa media, y capa media - capa de salida) no implican el cálculo de pesos sinápticos ni de valores umbral. El hecho de que todas las neuronas de la capa media se encuentren interconectadas, permite que en esta capa se produzca una retroalimentación entre neuronas, de forma que al activarse una neurona de esta capa, se altera el estado de activación de otras neuronas, incluido su propio estado⁹⁰.

Es decir, en una red de Hopfield las neuronas de la capa de entrada transmiten inmediatamente su patrón de activación hacia las neuronas de la capa media (y además lo hacen sin variación debida a pesos sinápticos). Sin embargo, las neuronas de la capa media no transmitirán ningún patrón de activación hasta que hayan alcanzado un estado de equilibrio, en el cual el patrón de activación de la capa media se mantiene estable. Hopfield demostró que el patrón de activación de la capa media evoluciona siempre hacia un estado de energía igual o inferior al estado de energía inicial; pero para ello el peso de la conexión entre una neurona i con la neurona j debe corresponder con el peso de la conexión entre la neurona j y la neurona i , es decir. $W_{ij} = W_{ji}$. Se excluye asimismo el caso en el que $W_{ii} = 0$.

Si se cumplen las condiciones anteriores, se tiene además que la capa media es capaz de llevar a un equilibrio en el patrón de activación. En virtud de la función de energía se pueden definir las rutas que seguirá la red desde cada estado de activación. Para referirse a estados de activación que con una probabilidad alta llevan a un determinado punto de equilibrio, Hopfield habla de zonas o áreas de atracción⁹¹, éstas constituyen el conjunto de estados de activación que con una probabilidad mayor a $\frac{1}{2}$, hacen que la capa media tienda a alcanzar uno de los puntos de equilibrio⁹².

La principal aportación de Hopfield consistió precisamente en conseguir que tales redes recurrentes fueran asimismo estables, entendiéndose por estabilidad la tendencia de una unidad de procesamiento de mantener su valor de activación. Hopfield imaginó un sistema físico capaz de operar como una memoria autoasociativa, que almacenara información y fuera capaz de recuperarla aunque la misma se hubiera deteriorado. De esta forma, el almacenamiento de un recuerdo requerirá que la presentación del patrón de entrada conduzca a la red a alcanzar un punto fijo. Ello se logra a través de una adecuada combinación de los valores de los pesos de las conexiones.

De otra forma: El estado del sistema esta dado por los valores de activación Y_k . La entrada de la k -ésima neurona en el ciclo temporal $t+1$ viene dada por $S_k(t+1) = \sum_{j=k} Y_j(t)W_{jk} + \theta_k$

Para obtener el nuevo valor de activación se aplica una función umbral, con la restricción extra de simetría en los pesos de conexión, es decir, $W_{jk} = W_{kj}$, Hopfield demostró que se podía definir una función de energía para cada posible patrón de activación o estado de la red. En consecuencia, el sistema puede ser descrito mediante una función energía de la forma:

⁹⁰ Ellacott, Steve, *Mathematics of neural networks models, algorithms and applications*, Kluwer Academia Publishers, London, 2000, p.p. 23-79

⁹¹ Ibidem, p.p. 2554-2558

⁹² Hopfield J.J. *Neural networks and physical systems with emergent properties*. Proceedings of the national academy of sciences 79, p.p. 2554-2558.

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{j=k} \sum_k Y_j Y_k W_{jk} - \sum_k \theta_k Y_k$$

Esto es, a cada estado de la red se le puede atribuir una cierta cantidad de energía. De este modo, el sistema evoluciona tratando de disminuir la energía mediante un proceso de relajación, hasta alcanzar un mínimo (valle) donde se estabiliza. Los mínimos de energía se corresponden con los recuerdos almacenados durante el aprendizaje de la red. Ante la presentación de un estímulo nuevo se obtendrá una configuración inicial más o menos parecida a alguno de los estímulos almacenados, de esta manera el sistema evolucionará hasta obtener una configuración estable que representa el recuerdo asociado a ese estímulo, entendiéndose por recuerdo, aquellos puntos fijos en la dinámica de la red (puntos de equilibrio), es decir, configuraciones que no cambian con el transcurso del tiempo, aunque se siga aplicando alguna regla de evolución específica⁹³.

Por otro lado, si la configuración inicial discrepa demasiado de los recuerdos almacenados, muy probablemente se alcanzará algún mínimo que no guarde correspondencia con ningún recuerdo almacenado, en cuyo caso la red recuperará una información espuria (falsa); o se podría incluso no alcanzar ningún mínimo, lo que le aportaría inestabilidad, en ese caso se diría que la red se encuentra 'confundida', ya que no es capaz de reconocer el estímulo; es decir, no recuerda. Una tercera posibilidad es que al término de algún proceso en su evolución, la red comience a repetir periódicamente una secuencia definida de estados. Esta dinámica ha permitido la modelación de las excitaciones nerviosas que regulan acciones rítmicas y repetitivas; por lo que esta clase de redes se han empleado con el fin de tratar de reproducir la memorización de secuencias temporales complejas.

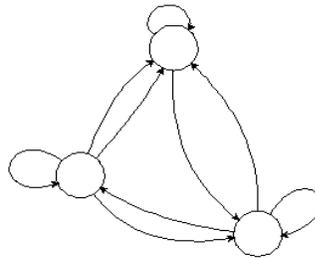


Figura 36. Modelo de Red de Hopfield de 3 unidades

La principal particularidad de la red de Hopfield, radica en que independientemente del estado inicial, se asegura que ésta siempre tenderá hacia una serie de estados estables tras recorrer varias veces la activación de las neuronas y la acción de la activación de unas sobre otras. Por tanto, estas redes pueden usarse como un modelo sencillo para explicar cómo ocurren las asociaciones entre ideas (o recuerdos) en las redes de neuronas del cerebro. Así, una idea parcial correspondería a un estado de activación que formaría parte del área de atracción de una idea más general, la cual actuaría como punto de equilibrio del área de atracción. De manera que al introducir la idea parcial en la red es posible alcanzar la idea general (correspondiente al equilibrio). Por lo anterior, las redes de Hopfield se han aplicado de manera efectiva en la resolución y optimización de diversos problemas, como la percepción y el reconocimiento de imágenes, mostrando una alta inmunidad al ruido y robustez⁹⁴.

Sin embargo, presentan como desventajas, la posibilidad de existencia de ciclos, su tendencia a caer en mínimos locales y sobre todo la incorrecta memorización de un patrón y la aparición de estados

⁹³ Rojas, R, *Neural Networks: A systematic introduction*, Springer-Verlag, New York, 1996, p.p 11-502

⁹⁴ Ibid. p.p. 2554-2558.

parásito imprevistos. Requieren asimismo mucho tiempo de procesamiento para converger a una solución estable, lo que limita su aplicabilidad.

4.20. REDES COMPETITIVAS.

Son redes unicapa o multicapa cuya característica principal consiste en postular algún tipo de competencia entre unidades con el fin de conseguir que una de ellas quede activada y el resto no. Esto se consigue mediante la selección de la unidad cuyo patrón de pesos incidentes se asemeje más al vector de entrada, reforzando dichas conexiones y debilitando las de las unidades perdedoras. La competencia entre unidades se efectúa simulando una característica neurofisiológica del córtex cerebral denominada inhibición lateral. Esto se logra postulando la existencia de conexiones inhibitorias intracapa y conexiones excitatorias intercapa, de tal manera que la presentación de un patrón de entrada tenderá a producir la activación de una única unidad y la inhibición del resto.

Al final del entrenamiento, se consigue que cada unidad responda frente a un determinado patrón de entrada y que por generalización, cada unidad responda frente a patrones de entrada similares, de manera que los pesos aferentes de esa unidad converjan en el centro del grupo de patrones con características similares⁹⁵. Esta clase de redes implementan una regla de excitación de aprendizaje hebbiano. De esta manera se refuerzan las conexiones entre los pares de unidades entra-salida que se activan simultáneamente. La red lateral es intrínsecamente inhibitoria, por lo que realiza la función de seleccionar al ganador, normalmente mediante un método de aprendizaje competitivo.

Las redes competitivas se emplean típicamente como clasificadores de patrones, ya que cada unidad responde frente a grupos de patrones con características similares.

Para estimar el grado de semejanza de los patrones se utilizan distancias o medidas de similaridad, siendo las más comunes:

$$\text{Producto interno } \langle X_i, X_j \rangle = X_i' X_j = \|X_i\| \cdot \|X_j\| \cos(X_i, X_j)$$

$$\text{Distancia Euclídea con Pesos } d(X_i, X_j) = \sum_k [X_i(k) - X_j(k)]^2$$

Por otro lado, se pueden comparar estas redes con los métodos estadísticos de análisis de clusters, que agrupan los datos en grupos con características similares. No obstante, estos modelos no poseen una de las características generales de las redes neuronales: la información no se halla distribuida entre todas las conexiones, por tanto, la destrucción de una sola unidad provocaría la pérdida de la información relativa a todo un grupo o categoría de patrones. Como ejemplo de redes competitivas se pueden citar las redes de Kohonen y las arquitecturas TRA (Teoría de Resonancia Adaptativa) de Grossberg.

4.20.1. REGLAS DE APRENDIZAJE COMPETITIVO BÁSICO.

4.20.1.1. TODO O NADA (WTA (Winner Take All))

⁹⁵ Kecman, Vojislav. *Learning and Soft Computing: Support vector machines, neural networks and fuzzy logic models*, Cambridge, Massachusetts, MIT, 2001, p.p. 21-33

Bajo este esquema se utilizan unidades de entrada y salida binaria y tantos nodos de salida como grupos de características similares (categorías) se deseen utilizar. Únicamente en caso de que la entrada i -ésima y la salida j -ésima están activadas se actualizan los pesos⁹⁶. Es decir:

$$\Delta W_{ij} = g \left[\frac{X_i(k)}{\eta_k} - W_{ij} \right] \Leftrightarrow X_i = X_j = 1,$$

donde g denota una constante, η_k corresponde al número de unidades de entradas activas del patrón k , $X_i = 1$, si la señal de entrada es alta para el patrón k -ésimo y $X_i = 0$, en cualquier otro caso.

Dicha relación señala que si la neurona i gana con el estímulo k , j pierde con el mismo estímulo.

Con el fin de asegurar un ambiente de competencia equitativo, las sumas de todos los pesos que van a dar a las neuronas deben estar normalizados, asegurando $\sum_i W_{ij} = 1$

4.20.1.2. APRENDIZAJE DÉBIL (Leaky Learning).

Con el fin de prever la existencia de neuronas que no aprenden en su totalidad, se usa el aprendizaje *débil*. Es decir, puesto que una neurona sólo aprende si gana en algún momento, es posible que una unidad no gane nunca y por tanto no aprenda nada. Una forma de solucionar este problema consiste en hacer que todos los pesos de la red intervengan en el entrenamiento con distintos niveles de aprendizaje. Por lo que:

$$\Delta W_{ij} = g_1 \left[\frac{X_i(k)}{\eta_k} - W_{ij} \right], \quad \text{del mismo modo,} \quad \Delta W_{ij} = g_w \left[\frac{X_i(k)}{\eta_k} - W_{ij} \right]$$

esto es, si i gana con el estímulo k , j pierde con el estímulo k .

En esta regla, el parámetro g_1 posee un orden de magnitud menor que $X_i(k) = 0$. Por tanto, las unidades que pierden en la competencia sufren un aprendizaje menor que las neuronas ganadoras. Este cambio tiene la particularidad de que las unidades perdedoras se van desplazando hacia la región donde yace el estímulo actual, en la que empiezan a captursarse algunas unidades, o sea, empiezan a ganar⁹⁷.

Lo descrito hasta el momento corresponde a un esquema competitivo clásico, en el que cada neurona actúa de manera individual. Sin embargo, el modelo de Kohonen a continuación descrito, aporta una importante novedad, ya que incorpora a este esquema relaciones entre las neuronas próximas al mapa. Para ello, introduce lo que se denomina función de vecindad, que define un entorno alrededor de la neurona ganadora actual. Su efecto es que durante el aprendizaje se actualizan tanto los pesos de la vencedora como los de las neuronas pertenecientes a su vecindad. De esta manera se logra que neuronas próximas se adapten con patrones similares. La utilización de la función vecindad en el modelo de Kohonen aporta, en comparación al modelo competitivo sencillo, una mejora en el ritmo efectivo de convergencia; así como una mayor robustez del sistema frente a variaciones en los valores iniciales de los pesos. Por otro lado, la principal novedad del modelo referido, consiste en que la modificación de los pesos no sólo se aplica a una neurona específica (la ganadora), sino también a su

⁹⁶ Ibidem, p. 54

⁹⁷ Rojas, R. Op. Cit. p.p. 73-86

vecindad. En consecuencia, el proceso de aprendizaje comprende dos fases fundamentales: una ordenación global o un proceso de autoorganización, en la que se produce el despliegue del mapa y un ajuste fino en el que las neuronas se especializan⁹⁸.

4.20.1.3. REDES DE KOHONEN.

Existen evidencias funcionales que demuestran que en el cerebro, las neuronas se organizan en diversas zonas, de modo que la información captada del entorno a través de los órganos sensoriales, adquiere una representación interna bidimensional. Así por ejemplo, en la visión, se ha detectado la proyección de mapas del espacio visual en regiones específicas de la corteza cerebral. De la misma forma, en el sistema auditivo se ha detectado una organización cortical acorde a la frecuencia a la que cada neurona obtiene la mayor respuesta (organización tonotópica).

Aunque en gran medida esta organización neuronal se halla predeterminada genéticamente, es probable que ella se origine mediante el aprendizaje. Esto sugiere por tanto, que el cerebro podría poseer la capacidad inherente de formar mapas topológicos de las informaciones recibidas del exterior, -entendiéndose por mapa topológico, cualquier representación de la estructura correlacional del medio, así como de las relaciones de vecindad establecidas entre los diferentes patrones de entrada de la red-. Esta teoría podría explicar la ordenación de neuronas especializadas en grupos con características de alto nivel de complejidad⁹⁹.

Es decir, una de las propiedades fundamentales del cerebro radica en el orden sistemático de sus unidades de proceso. Este orden posibilita el que unidades estructuralmente idénticas (neuronas) tengan diferente funcionalidad, debido a que los parámetros que la definen evolucionan en forma diferente según dicha ordenación de células. Esta propiedad es de fundamental importancia para la representación de imágenes visuales¹⁰⁰.

Por otro lado, probablemente, el pensamiento emerja de una competencia entre la información significativa del medio, a través de redes de representación que poseen los aspectos más relevantes de la misma, sin que ello produzca pérdida de conocimiento acerca de las interrelaciones de los elementos que componen dicha información. La estructura topológica de la red absorbe así aquella que se produce entre las características de los datos, de forma tal que el sistema no sólo es capaz de realizar una clasificación de los estímulos, sino que los pondrá en relevo y conservará las relaciones existentes entre las diferentes clases obtenidas.

A partir de estas ideas, Teuvo Kohonen presenta en 1982 un modelo neuronal con capacidad para formar mapas de características por medio de una organización matricial de neuronas artificiales. De esta forma, intenta simular mapas de los fenómenos sensoriales y motores existentes en el modelo de organización del cerebro¹⁰¹.

Con el fin de preservar las relaciones de orden, Kohonen propuso que las neuronas de salida interactuaran lateralmente, generando mapas autoorganizados de características. El objetivo de Kohonen era demostrar que un estímulo externo por sí solo, -suponiendo que posea una estructura

⁹⁸ Ibid. p. 81

⁹⁹ Kohonen, *Self organization and associative memory*, Springer-Verlag, New York, 1989

¹⁰⁰ Ibidem, p.p. 10-11

¹⁰¹ Kohonen, *Self-organizing maps*, Springer-Verlag, New York, 2001.

propia y una descripción funcional del comportamiento de la red-, era suficiente para forzar la formación de mapas topológicos de las informaciones recibidas del exterior¹⁰².

De este modo, las redes de Kohonen operan con entradas en un espacio continuo dirigido hacia una salida discreta, preservando las propiedades topológicas de la entrada. Esto significa que los puntos cercanos en el espacio de entrada son mapeados en neuronas vecinas (o en la misma) en el espacio de salida.

El modelo de Kohonen presenta dos variantes, denominadas LVQ (Learning Vector Quantization) y TPM (Topology-Preserving Map) o SOM (Self-Organizing Map). Ambas se basan en el principio de formación de mapas topológicos para establecer características comunes entre las informaciones (vectores) de entrada a la red. No obstante, difieren dimensionalmente en relación con los vectores de entrada, siendo de una sola dimensión en el caso de LVQ, y bidimensional e incluso tridimensional en la red TPM.

4.20.1.3.1. Mapeos que preservan la topología (MPT).

En este modelo, las neuronas se organizan en una arquitectura unidireccional de dos capas. La primera corresponde a la capa de entrada o capa sensorial, la cual distribuye la información procedente del espacio de entrada a las neuronas de la segunda capa, en donde se lleva a cabo el procesamiento, generando de esta forma un mapa de rasgos.

En el modo de operación normal de la red, los pesos permanecen fijos. Cada neurona (i, j) calcula la similitud entre el vector de entradas X , y su propio vector de pesos sinápticos W_{ji} , de acuerdo con una cierta medida de distancia o criterio de similitud establecido. A continuación, se declara activa la neurona g cuyo vector de pesos W_g es más semejante al de entrada.

De esta forma, cada neurona del mapa sintoniza con diferentes rasgos del espacio de entrada. A través de la presentación y procesamiento de un vector de entrada $X(t)$, la neurona activa modifica sus pesos de manera que se asemejen un poco más a $X(t)$. Con ello se logra que ante el mismo patrón de entrada, dicha neurona responda en un futuro con mayor intensidad¹⁰³.

¹⁰² Ibidem, p.31

¹⁰³ Cottrell, M, Fort., *Etude d'un algorithme d'auto-organisation*, Ann. Institute Henri Poincaré 23, Vol.1, 1987.

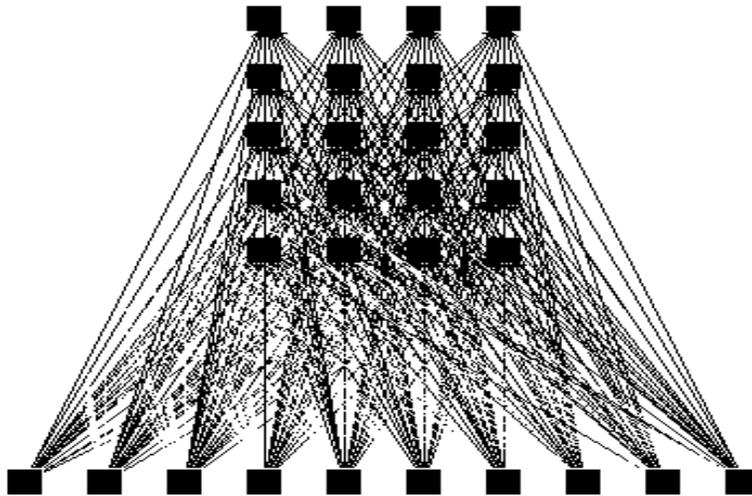


Figura 37. Red de Kohonen

Otra de las cualidades de este tipo de redes consiste en la incorporación a la regla de aprendizaje de cierto grado de sensibilidad con respecto a la vecindad o a la historia; es decir, a su estado anterior. Esto hace que el número de neuronas que no aprendan desaparezca, aumentando así su capacidad de extraer o mapear características topológicas de los datos.

Un ejemplo de regla de aprendizaje con sensibilidad en la historia, aplicada en la modulación de la tasa de aprendizaje es el siguiente:

Se selecciona la neurona activa mediante alguna medida de distancia (Adaptación de los pesos del ganador):

$$W_c(t+1) = W_c(t) + \alpha(t)[x(t) - W_c(t)]$$

En dicha expresión, $\alpha(t)$ es función de la frecuencia con la que la unidad c es seleccionada como ganadora y $u_c(t)$ indica el número de veces que la unidad c se ha activado hasta el momento t .

Generalmente, $\alpha(t)$ toma la forma:

$$\alpha(t) = \frac{t - u_c(t)}{t}.$$

Supóngase entonces que se tienen patrones de entrada N-dimensionales. Inicialmente, los pesos de las conexiones se establecen de manera aleatoria. Posteriormente, se normalizan los pesos de las conexiones incidentes de cada neurona. A continuación se aplica un patrón de entrada, calculando alguna medida de similitud/disimilitud entre las entradas y los pesos de las conexiones¹⁰⁴. Por ejemplo, mediante la distancia euclidiana:

¹⁰⁴ Kohonen, Op. Cit. p.p. 42-44

$$D_j = \sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - W_{ji})^2}, \text{ donde } X_i \text{ denotan los vectores de entrada.}$$

De este modo, la unidad de salida cuyos pesos se asemejan más al patrón de entrada, es decir, el menor valor de D_j , es declarada ganadora. El vector de pesos de la unidad ganadora, W_c , se convierte así en el centro de un grupo de vectores cercanos a W_c ; menor a cierta distancia D .

Los pesos de los vectores de pesos W_j cercanos a W_c , se modifican, según la fórmula:

$$\Delta W_j = \eta(X - W_j), \text{ donde } \eta \text{ representa una constante positiva.}$$

Se consigue entonces que los vectores de pesos de la unidad ganadora y los que pertenecen a su vecindad se asemejen cada vez más al patrón de entrada de la neurona ganadora.

La cuantía de la adaptación se puede escalar de acuerdo a una función de vecindad preestablecida $\Lambda(j, c)$:

$$\Delta W_j = \eta \Lambda(j, c)(X - W_j), \text{ donde } c \text{ es el índice de la unidad ganadora}$$

$\Lambda(j, c) = \frac{\exp(-|r_j - r_c|^2)}{2\sigma^2}$ representa la posición de la neurona j en el espacio de salida, por lo que la convergencia del mapa depende de la correcta elección de r_j . Generalmente $h = 1/m$, donde m denota el número de iteración del proceso de aprendizaje, de esta forma, el tamaño de la vecindad debería decrecer gradualmente. Este proceso se repite con cada uno de los patrones de entrada.

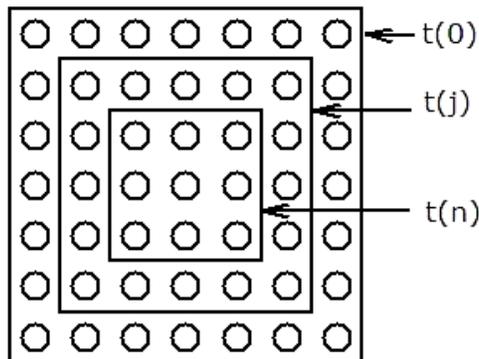


Figura 38. Variación en el tiempo del radio de la vecindad.

Así, a medida que avanza el aprendizaje el valor de la vecindad se reduce. Por otro lado, la precisión de la clasificación de los patrones de entrada aumenta con el número de ciclos de aprendizaje.¹⁰⁵

Entre las ventajas de este modelo, se encuentra la reducción del espacio de entrada a través de un proceso de autoorganización, de manera que el espacio de entrada se conserva, mientras que la

¹⁰⁵ Kohonen, Op. Cit. p.p. 61-68.

dimensionalidad del espacio se reduce. Asimismo, dicho modelo posee la capacidad de agrupar y clasificar la información.

4.20.1.4. MODELOS DE SATISFACCION DE DEMANDA O DE ADAPTACION PROBABILISTICA (REDES PNN).

La red de adaptación probabilística constituye una red multicapa en donde los patrones de entrenamiento son presentados a la capa de entrada, por lo que el número de neuronas en dicha capa equivale al número de variables del problema y el número de neuronas en la capa de salida corresponde al número de categorías posibles. Por tanto, deben existir tantas neuronas en la capa oculta como patrones de entrenamiento. La red produce activaciones en la capa de salida correspondiente a la estimación de la función de densidad de probabilidad para esa categoría, en la que la salida más alta representa la categoría más probable. De este modo, cada unidad se actualiza o no durante el ciclo de procesamiento según cierta probabilidad.

Las PNN representan redes cuyo objetivo principal consiste en alcanzar soluciones (cuasi) óptimas a problemas que exigen tomar en consideración un gran número de demandas simultáneas. Para ello parten de un estado dinámico o inestable y tratan de alcanzar un estado estable mediante un proceso de relajación, estado en el que la mayoría de las demandas sean satisfechas simultáneamente. Para evaluar el estado de la red se suele definir una función de energía, de manera que el proceso de relajación consiste en la disminución del estado energético de la red. Entre este tipo de redes se encuentran las redes de Hopfield y las máquinas de Boltzmann, ambas ejemplos de memorias autoasociativas recurrentes, también denominadas redes retroasociativas¹⁰⁶

4.20.1.5. REDES MORFOLÓGICAS.

Finalmente, entre los modelos de redes neuronales desarrollados durante las últimas décadas, se encuentran las llamadas redes morfológicas desarrolladas por Gerhard Ritter en 1999. Este modelo se basa en un sistema mucho más cercano a la realidad, sustituyendo el sistema producto-suma por suma-máximo, es decir, no se suman directamente todas las salidas de neuronas precedentes para decidir la activación de una, sino que se comprueba si alguna de estas entradas recibe el valor máximo que requiere la neurona para activarse, como un potencial capaz de emitir una señal eléctrica haría en una neurona física. Dichas redes intentan buscar más adaptarse a las neuronas físicas intentando imitar la acción de potenciales eléctricos iónicos evitando efectos multiplicativos a la entrada de una neurona¹⁰⁷.

En este contexto, se encuentran asimismo, las denominadas redes de resonancia adaptativa o redes de Grossberg, éstas incluyen un nuevo sistema para la activación de neuronas que incluye factores como el valor de pérdida de señal con el tiempo o el grado máximo de excitación de una neurona, además de potenciales de inhibición neuronales. Consideran además, capacidades de autoinhibición y autoexcitación (retroalimentación recurrente), ya que las señales dependen del estado anterior y de las nuevas señales de entrada (permitiendo el mantenimiento de patrones de memoria a corto plazo).

Por otro lado, se encuentran las redes con memoria (TDNNs, Time Delay Neural Networks), éstas representan sistemas dinámicos, que a diferencia de un sistema estático, en el que la red no distingue qué información ha adquirido antes y cual después, debido a que ésta permanece oculta por los pesos de las conexiones, la información en este caso sí resulta distinguible puesto que el proceso se inicia en

¹⁰⁶ Rojas, R. Op. Cit, p. 33

¹⁰⁷ Ritter, G, Shulten K, *Kohonen's self-organizing maps: Exploring their computational capabilities*, in Proceedings of the ICNN'88, IEEE International Conference on Neural Networks, volume I, 1988, p.p. 109-116.

momentos distintos en el tiempo. El aprendizaje en esta clase de redes, consiste en encontrar los pesos que producen una salida acorde con la información presente y un número predefinido de elementos del pasado, los cuales poseen memoria en su primera capa, en este caso, memoria artificial de estados pasados lo que permite una entrada continua¹⁰⁸.

De esta forma, las redes neuronales dinámicas representan topologías diseñadas para incluir relaciones temporales de forma explícita, con un retardo en el aprendizaje que equivale a la memoria a corto plazo. Difiere del resto de modelos, en que los patrones a presentar no constituyen conjuntos de prueba independientes uno de otro. El objetivo de la clasificación consiste entonces, en encontrar pesos que separen las trayectorias de las señales, las cuales corresponden a patrones temporales distintos.

4.21. APLICACIONES.

Por lo anterior, las redes neuronales constituyen una tecnología computacional emergente que puede utilizarse en un gran número y diversidad de aplicaciones. Como antes se refirió, existen distintos tipos de redes neuronales, cada uno de los cuales posee una aplicación particular más apropiada. Sin embargo, de manera general, entre las principales áreas de aplicación se encuentran las siguientes:

a) Asociación y clasificación. El objetivo consiste en encontrar la clase a la que pertenece cada elemento de un conjunto de patrones. De esta forma, mediante el uso de funciones discriminantes se asigna una clase predeterminada a cada patrón de entrada o vector de características, creando así fronteras de decisión, en virtud de las cuales se logra la separación de patrones de distintas clases.

b) Aglomeramiento. En este caso, el objetivo consiste en agrupar objetos o patrones similares entre sí, mediante un parámetro de similitud específico.

c) Aproximación de funciones. El objetivo es que la red aprenda o construya una función que genere los mismos datos de salida que produce el proceso modelado con los datos de entrada. Es decir, dado un conjunto de patrones generado a partir de una función desconocida, la tarea de la aproximación consiste en encontrar una estimación de la función original.

d) Predicción y pronóstico. Dada una serie de valores en el tiempo, el objetivo consiste en predecir el conjunto de valores subsecuentes o futuros con base en su historia. Esto es, dado un conjunto de valores en una secuencia de tiempo $\{Y(t_1), \dots, Y(t_m), t_1 < t_2, \dots, t_m\}$, la tarea es encontrar el valor $Y(t_{m+1})$ para algún tiempo futuro t_{m+1} .

e) Sistemas de control. A partir de la dinámica de un sistema definido por $\{u(t), y(t)\}$, donde $u(t)$ corresponde a la entrada y $y(t)$ a la salida resultante del sistema en el tiempo t , la red aprende a controlar un proceso a partir del conjunto de datos entrada-salida. Se parte de un modelo de referencia adaptable, cuya meta es generar la entrada $y(t)$, tal que el sistema siga la trayectoria deseada, determinada por un modelo de referencia específico.

f) Optimización. Una amplia variedad de problemas en diversas áreas de la ciencia, pueden ser tratados como un problema de optimización. Estos problemas usualmente se componen de un conjunto de variables de estado o parámetros que refieren estados del proceso, una función objetivo o función de costo a optimizar y un conjunto de restricciones para el dominio de la función objetivo. El objetivo de

¹⁰⁸ Ellacott, Steve, Op. Cit, p.p. 45-48

un algoritmo de optimización consiste en encontrar el estado que satisfaga todas las restricciones al mismo tiempo que la función objetivo es maximizada o minimizada.

En definitiva, la capacidad de las redes neuronales para el aprendizaje adaptativo, mapeo de señales, así como su tolerancia ante fallos ha permitido su uso en numerosas áreas que involucran el procesamiento de señales, el reconocimiento de patrones complejos(voz e imágenes) , tareas de clasificación, filtrado de ruido, compresión de datos y predicción de series de tiempo¹⁰⁹.

4.22. INHIBICIÓN LATERAL.

La forma de las interconexiones basada en la actividad sincronizada de un grupo de neuronas, codifica la localización de un estímulo así como su modalidad. Sin embargo, las propiedades de excitación difieren entre las distintas zonas de la neurona, por lo que las variaciones regionales poseen una repercusión directa sobre la función celular.

Esta distribución refleja el hecho de que aunque cada sistema sensorial responda a diferentes clases de estímulos, todos los sistemas sensoriales emplean mecanismos similares para procesar la información proveniente de éstos. Es decir, en todo sistema, la discriminación sensorial se realiza mediante tres funciones básicas: una la cumple el receptor, y consiste en la transformación de la energía física del estímulo en actividad nerviosa. Posteriormente, se lleva a cabo la codificación neural; esto es, la representación de los atributos claves del estímulo a nivel neuronal (a este proceso también se le denomina transducción). El receptor responde entonces con variaciones graduales en su actividad, las cuales se relacionan con los cambios que se producen durante la estimulación. La segunda función la efectúa la célula nerviosa sensorial que bajo la influencia del receptor responde, pero ya no de manera gradual, sino con un disparo que representa la generación y transmisión del impulso nervioso. De este modo, la célula nerviosa sensorial en la periferia recibe una modulación de las regiones centrales del cerebro, por lo que su umbral de disparo dependerá de la influencia de aquellas regiones. Finalmente, se lleva a cabo la tercera función que debe cumplirse para asegurar la discriminación sensorial: la integración de la actividad de los receptores¹¹⁰.

Dado que cada receptor responde en forma particular a una propiedad o rasgo de un estímulo, se requiere de la integración de la actividad conjunta de los sistemas sensoriales para que se produzca la percepción de objetos de gran complejidad. El mecanismo para este tipo de capacidad se denomina inhibición lateral. En virtud de esta propiedad se determina asimismo la forma como se organizan los campos receptores, entendiéndose por campo sensorial o receptor, aquella región de una superficie sensorial que al ser estimulada provoca que la célula responda¹¹¹.

En la retina se encuentra la organización celular que permitió a los organismos atender los estímulos significativos de su medio. La retina constituye una porción del sistema nervioso central en la que diversos tipos y subtipos de células nerviosas se encuentran unidos por un patrón sistemático de interconexiones, lo que permite una estructura extraordinariamente organizada en capas nucleares y plexiformes. De esta manera, la organización laminar de la retina incluye: la capa de los receptores o capa nuclear externa; la capa plexiforme externa en la que se hallan las arborizaciones dendríticas de los receptores, de las células horizontales y de las bipolares cuyos somas se encuentran en la capa nuclear interna; la capa nuclear interna en donde se observan células horizontales, bipolares y células amacrinas; la capa plexiforme interna, formada por la dendritas de las células bipolares, amacrinas y

¹⁰⁹ Ellacott, Steve, Op. Cit. p.p. 70-79

¹¹⁰ Alcaraz Romero, Op. Cit. p.p. 134-151.

¹¹¹ Ibidem, p. 142

ganglionares; y por último la capa de las células ganglionares. En la organización retiniana existe además una distribución diferencial de los elementos receptores. En la parte foveal se encuentran los conos y en la región periférica los bastones¹¹².

La incidencia de un haz de luz sobre un área determinada de las estructuras receptoras de la retina origina una respuesta nerviosa, que se precisa debido a que en dicha estructura existen conexiones laterales entre los diversos elementos. La actividad de un grupo de células nerviosas ejerce influencias recíprocas por medio de sus conexiones en las células adyacentes, de este modo se acentúa el contraste entre los límites sensoriales. En consecuencia, la inhibición es más fuerte entre más cercano esté un elemento nervioso de otro que es excitado. De esta interacción entre regiones antagonistas se deriva la denominación inhibición lateral.

De esta forma, se tienen en la retina campos cuyo centro es excitatorio, en los que las células presentan una respuesta que se denomina de encendido, pues su descarga tiene lugar en el momento en que aparece la luz, y campos inhibitorios laterales en que la célula responde no al encendido, sino a la eliminación de la fuente de luz¹¹³.

La información visual recibida por los fotorreceptores y codificada por las interneuronas retinianas, es transmitida en forma de potenciales de acción por los axones de las células ganglionares a través del nervio óptico hasta el núcleo de relevo de la vía visual en el núcleo geniculado lateral.

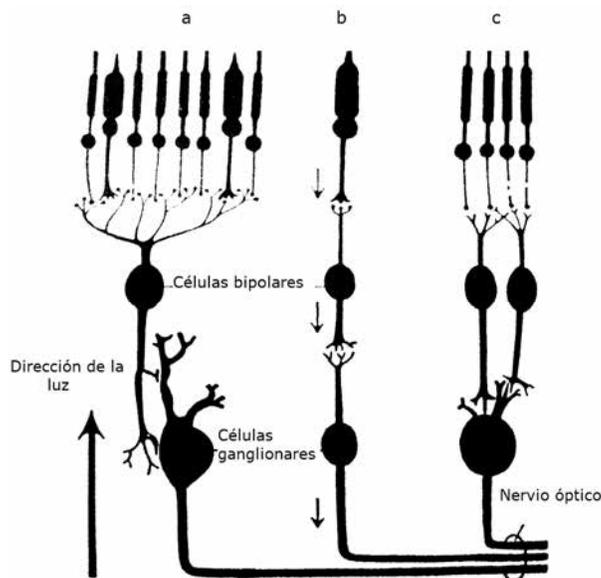


Figura 39. Organización reticular de la retina.

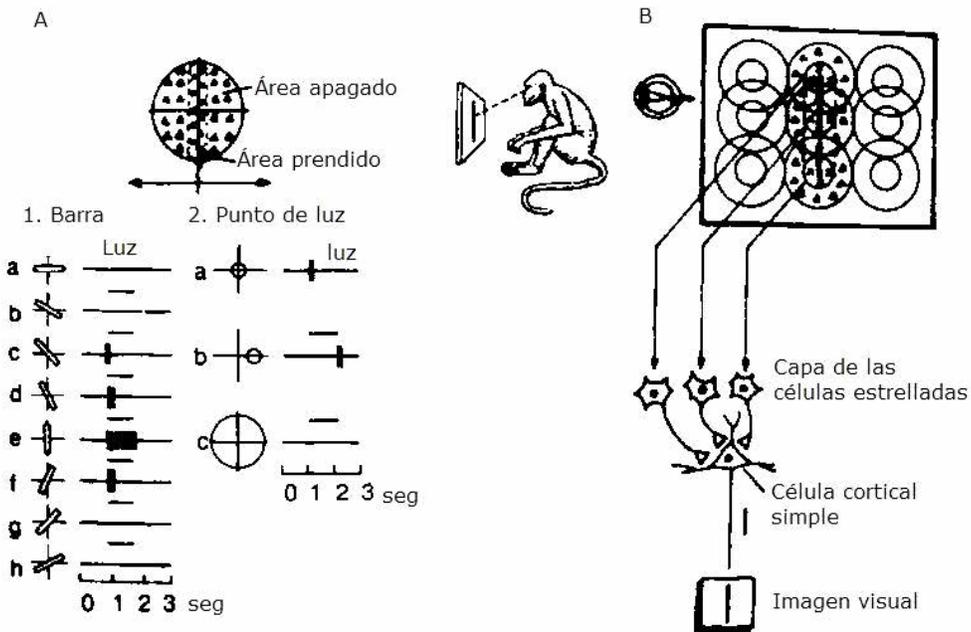
El procesamiento de la información visual en la retina incluye así la formación de tres imágenes. La primera se genera por la acción de la luz sobre los fotorreceptores. Posteriormente la señal es alterada por las células horizontales y se transforma a una segunda imagen en las células bipolares; y esta a su vez se convierte en una tercera imagen en las células ganglionares. En la formación de tercera imagen, la señal es alterada por las células amacrinas de la retina, produciendo un pequeño cambio en el patrón de impulsos en los cuerpos geniculados laterales, de manera que la tercera imagen alcanza la

¹¹² Ibid, p.144

¹¹³ Alcaraz Romero, Op.Cit. p.p.

corteza occipital. Esto se debe a que una de las características de las células bipolares y ganglionares radica en una mejor respuesta ante un estímulo circular, pequeño; en consecuencia, que dentro de su campo sensorial, un anillo de luz alrededor del centro (iluminación del borde) inhibe la respuesta al punto central. La organización diferencial entre centro y periferia de los campos receptivos de las células ganglionares resulta fundamental en el proceso de inhibición lateral. Es decir, las activaciones de las neuronas de cada parte (centro y periferia) se suman, pero la activación general de la célula ganglionar implica calcular los efectos diferenciales de cada parte. De esta manera, si las dos partes del campo receptivo reciben el tipo de estimulación que necesitan, sus efectos se suman y se alcanza un nivel de activación máximo en la ganglionar, pero si el estímulo produce efectos opuestos en el centro y en la periferia, las dos regiones antagonistas compiten entre sí y la célula ganglionar correspondiente se mantiene casi inactiva¹¹⁴.

Existen en consecuencia, dos tipos de campos receptivos y por tanto de respuestas ganglionares: de centro encendido y de centro apagado. En el primer caso, la célula ganglionar se activa máximamente si se activan los receptores del centro de su campo y permanecen sin activar los receptores de la periferia. En el segundo caso, sucede justo lo contrario, la célula ganglionar se halla máximamente activa si los receptores del centro de su campo permanecen inactivos por la luz y sí lo son, en cambio, los situados en la periferia. Se tienen por tanto, células que se denominan de encendido-apagado y de apagado-encendido. Las primeras como ya se dijo, producen una respuesta sostenida cuando el estímulo se presenta en el centro de su campo receptivo, pero se inhibe cuando el estímulo se presenta en la periferia. Al extinguirse el estímulo en esta zona, la célula responde intensamente. Por otro lado, las de tipo apagado-encendido poseen una arquitectura opuesta, pues la estimulación de las zonas periféricas provoca un incremento en la respuesta, mientras que la estimulación en el centro inhibe cualquier actividad espontánea. Al eliminarse el estímulo en esta zona, la célula responde intensamente; sin embargo, debido a que constituyen campos receptivos de efectos opuestos, la activación simultánea del campo receptivo excitador e inhibitor reduce la frecuencia de disparo¹¹⁵.



¹¹⁴ Kandel, Op. Cit. p.p. 715-727.

¹¹⁵ Ibidem, p.p. 723-727.

Figura 40. Discriminación de líneas en las células simples de la corteza occipital. A. Los campos receptivos visuales ocupan un área excitatoria central constituida por una banda rectangular estrecha a cuyos lados se encuentran áreas inhibitorias. Se observa que aquella célula (la célula e) que posee un campo receptivo vertical, responde más intensamente a ese tipo de estimulación, mientras que líneas que no excitan totalmente ese campo receptivo, por encontrarse inclinadas, no suscitan una respuesta de la misma intensidad o no producen respuesta alguna. En B se muestra como una célula cortical simple recibe entradas convergentes de tres células asociativas con campos receptivos similares.

Las propiedades cambiantes del mundo visual y los movimientos que en el mismo ocurren por otro lado, son registrados por un tipo especial de células amacrin, cuya respuesta es de tipo transitorio; es decir, su reacción sólo es generada por el inicio o fin del estímulo, lo que a nivel de las células ganglionares origina las respuestas de encendido-apagado descritas. De esta forma, las células horizontales de la retina, modulan transversalmente el efecto que el neurotransmisor glutamato, liberado por los fotorreceptores ejerce sobre las células bipolares. Gracias a estos mecanismos de modulación o inhibición lateral, las células bipolares de la retina son capaces de responder con despolarizaciones o hiperpolarizaciones a estímulos luminosos puntuales que inciden en el centro de su campo receptor, y de forma completamente antagónica a estímulos luminosos que inciden sobre la periferia de su campo receptor. Por lo que, el centro puede ser excitador con un borde inhibitor (una célula de encendido en el centro) o inhibitor con el borde excitador (una célula de apagado en el centro). La inhibición de la respuesta central por el borde es probablemente debida a una retroacción inhibitoria de un fotorreceptor a otro, mediada por las células horizontales. Así, la activación de fotorreceptores cercanos por la suma del anillo produce hiperpolarización en la célula horizontal, la cual a su vez inhibe la respuesta de los fotorreceptores centralmente activados¹¹⁶.

Por otra parte, el nivel de integración o convergencia de las células ganglionares que conectan con conos y bastones es diferente. Estos últimos son fotorreceptores que se encuentran distribuidos por toda la retina excepto en la región central denominada fovea y disco óptico. Durante el día los bastones se saturan y no responden, la visión no es aguda debido a que las señales de éstos convergen y aunque maximizan la sensibilidad a la luz, se pierde información sobre la localización de la imagen. Por otro lado, los conos se localizan en la fovea y al ser 1000 veces menos sensibles a la luz que los bastones, no se saturan y operan bajo la luz brillante. Esta escasez de convergencia de señales, deriva en una gran agudeza durante la visión diurna. Pasar de luz brillante a tenue causa un incremento en la sensibilidad de la retina que consiste en la adaptación a la oscuridad. En contraste, los fotorreceptores en la oscuridad poseen un potencial de membrana bajo, (despolarizado) debido a la entrada de iones de sodio y calcio a través de canales iónicos dependientes de nucleótidos cíclicos que se encuentran en el segmento externo de la membrana plasmática, el cual a su vez conforma los discos donde se localiza el pigmento visual (rodopsina). De esta forma, la luz causa hiperpolarización del potencial de receptor mediante el cierre de los canales. La transducción en los bastones inicia cuando los fotones capturados por el retinal, se fotoisomerizan, -proceso que requiere de la activación de un mediador químico denominado rodopsina que se une a otro llamado transducina o proteína G, la cual estimula el cierre de los canales iónicos dependientes de nucleótidos cíclicos-, y una vez fotoisomerizado el retinal se disocia de la rodopsina dejando el pigmento blanqueado, el cual se regenera en la oscuridad. Las células ganglionares que integran la información procedente de los bastones poseen un campo receptivo mayor, es decir, una sola célula ganglionar integra información de un gran número de bastones. Por esa razón, la información procedente de los conos tiene que ser procesada de manera más selectiva y precisa que la procedente de los bastones.

Las diferencias entre conos y bastones, así como su distribución espacial a través de la retina, son las responsables de diversos aspectos de la visión. Debido a que los conos se hallan concentrados en la fovea, la percepción del color es mejor para los objetos que se observan directamente al frente. Recíprocamente, se tiene una mínima percepción del color para objetos en la visión periférica, debido a

¹¹⁶ Gardner, Op. Cit, p.p. 175-191

que los bastones se encuentran distribuidos por toda la retina excepto en la fovea, por tanto, la percepción de luz de bajo nivel es mejor en aquella. De esta manera, durante la noche, los objetos confusos se pueden ver por la parte periférica de la retina cuando son invisibles para la fovea. Finalmente, cabe señalar que la relativa insensibilidad de los conos es la responsable de la incapacidad de percibir el color bajo condiciones en que la luz es escasa, tal como sucede en la noche¹¹⁷.

4.22.1. BANDAS DE MACH.

En virtud del mecanismo de inhibición lateral descrito, puede explicarse una ilusión perceptual que se conoce con el nombre de bandas de Mach, en la cual si se observan bandas contiguas de gris y blanco se origina la impresión de que la banda gris a pesar de ser uniforme, aparece como si tuviera un gradiente de saturación; es decir, el gris se ve más intenso en los bordes con el blanco y menos fuerte en las partes más lejanas. Con este efecto, el sistema visual acentúa los cambios agudos de intensidad, de manera que tiende a sobrealorar o infravalorar la intensidad cerca de los límites de dos regiones con intensidades diferentes¹¹⁸.



Figura 41. Escala de grises

En la figura anterior, cuando se observan las franjas de izquierda a derecha, el brillo aparente decae justo antes de cada franja y parece aumentar después de cada una de ellas. Esto hace parecer a la transición de mayor amplitud que en la realidad. De esta manera el ojo realza el contorno para los cambios de intensidad, lo que proporciona una agudeza visual mejorada. Ello se debe a que el sistema visual posee limitaciones fundamentales en relación con la frecuencia de respuesta, así como con la resolución de detalles finos o transiciones de intensidad; procesos que dependen a su vez, del número y organización de los fotorreceptores en la retina, la calidad de la región óptica del ojo (córnea, humor acuoso, cristalino, y humor vítreo), así como de la transmisión y procesamiento de la información visual al cerebro.

Generalmente, la frecuencia de respuesta del ojo disminuye a medida que se observan transiciones de intensidad, las cuales se vuelven cada vez más finas, tal como se aprecia en la figura siguiente. Otro factor determinante, lo constituye el contraste, esto es, la diferencia de la transición de intensidad. De esta forma, entre mayor sea el contraste, más fino es el detalle que el ojo puede resolver. Finalmente,

¹¹⁷ Ibidem, p.p. 183-191.

¹¹⁸ Ratliff F, Contour and contrast, Scientific American, 226, 1972, p.p.91-101.

cuando las transiciones son demasiado finas o el contraste es demasiado bajo el ojo ya no puede resolverlos; en este punto, el ojo percibe sólo un promedio del nivel de gris del área detallada¹¹⁹.



Figura 42. Patrón que incrementa la frecuencia de izquierda a derecha y decreta el contraste de arriba-abajo.

Este fenómeno, ilustra el complejo proceso que ocurre en el sistema visual humano, donde la intensidad del objeto visto se relaciona con la intensidad promedio alrededor del objeto. El objeto aparece más oscuro si el área circundante es brillante, o más brillante si el área circundante es oscura, por lo que los cambios sutiles de intensidad resultan más aparentes en las regiones oscuras que en las regiones brillantes de la imagen. Las transiciones marcadas de intensidad se acentúan en una imagen, por tanto la respuesta a los detalles de la misma decae cuando los detalles a resolver son demasiado finos¹²⁰.

4.23. VISIÓN Y TRANSFORMADA ONDELETA SOMBRERO MEXICANO (WAVELET MEXICAN HAT).

4.23.0. TEORÍA DE LA VISIÓN DE MARR.

Durante el segundo tercio del siglo XX, David Marr al lado de los neurofisiólogos Keith Nishihara, Tomaso Poggio y Simon Ullman, construyen una teoría de la visión según la cual, el tratamiento de imágenes en el sistema visual humano posee una estructura jerárquica compleja y consta de varios niveles de tratamiento. El tratamiento de bajo nivel según esta teoría, proporciona una representación sobre la que se efectúan las etapas posteriores del tratamiento de la información visual¹²¹.

Esto es, dado que la intensidad de la luz tiende a cambiar en los bordes de los objetos, la iluminación, la disposición de las superficies en una escena, así como la cantidad de luz que reflejan, provocan la caída de un patrón de luz determinado sobre la retina. De este modo, la percepción del contraste es óptima en aquellos casos en que el patrón a estimular se ajusta a la estructura física del campo receptivo.

Bajo este paradigma, las respuestas de las células de la retina conforman una matriz bidimensional de los valores de intensidad en cada uno de los puntos de la superficie sensible a la luz. Estos valores pueden representarse numéricamente (cuanto mayor sea el valor de la cifra más intensa será la luz). Si se ignora el color, estas cifras pueden convertirse de nuevo en sombras de grises y por tanto, en una representación que se conoce como imagen del nivel de gris, que señala la intensidad de luz en cada

¹¹⁹ Ibidem, p.p. 91-101

¹²⁰ Ibid, p. 100.

¹²¹ Marr, David. Visión. Una investigación basada en el cálculo acerca de la representación y el procesamiento humano de la información visual. Ed. Alianza, México. 1985.

punto de la matriz en relación a alguna escala arbitraria. En consecuencia, el sistema visual debe analizar la matriz del nivel de gris para determinar dónde aparecen los límites entre las regiones de distinta intensidad. Sin embargo, dado que la mayor parte de los límites surgen de cambios de iluminación y reflectancia, más que de bordes; e inversamente, algunos bordes no producen límites de intensidad claros, el sistema visual tiene que determinar qué límites corresponden a los bordes de los objetos¹²².

Por otro lado, puesto que la información de la matriz del nivel de gris contiene una cierta cantidad de ruido (fluctuaciones aleatorias que se producen en la propia luz y dentro del ojo), para reducir éste, el sistema visual debe reemplazar cada valor de la matriz por el valor medio local, es decir, por el promedio de él mismo y el de sus valores vecinos. Dado que los valores de la matriz del nivel de gris se encuentran suavizados por el promedio local, surge la cuestión de cómo se detectan los límites de intensidad.

Partiendo de un análisis muy preciso de las capacidades de las células ganglionares, Marr llega la hipótesis de que la representación de base proporcionada por el sistema retiniano está formada por una sucesión de diagramas efectuados a escalas diferentes que constituyen una progresión geométrica, los cuales a su vez, se hallan constituidos por líneas denominadas por Marr *zero crossings* o *cruces por cero*. De esta manera, las células de la corteza visual que se encuentran en la parte posterior del cerebro, son excitadas por una línea de ganglios retinianos vecinos; los cuales a su vez, son excitados por un cambio en el gradiente de intensidad alineado con sus áreas de receptores, de tal suerte que pueden detectar bordes, contornos y otros rasgos de los objetos¹²³.

En consecuencia, la representación de base se relaciona con la detección de cambios de intensidad, y ésta a su vez, se halla determinada por cambios de intensidad que ocurren a escalas diferentes, de forma que su detección óptima exige la utilización de operadores diferenciales con la capacidad de sintonizar a cualquier escala deseada. De esta forma, un cambio súbito de intensidad da lugar a un pico o valle en la primera derivada, o equivalentemente, a un cruce por cero en la segunda derivada, lo que equivale a la detección de bordes a partir de una señal, ya que como puede apreciarse en la siguiente imagen, es precisamente en este punto donde se tendrá un borde.

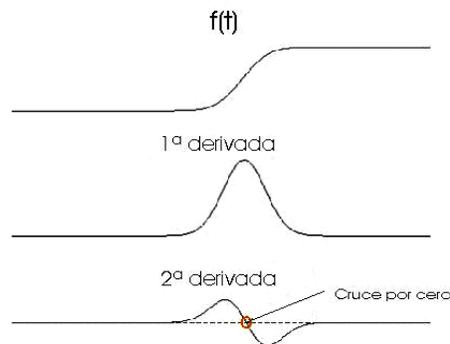


Figura 43. Cruce por cero.

La denominación cruce por cero se deriva de que si la parte más alta de la línea final que resulta de las convoluciones asume el valor +1 y la parte más baja el -1; entonces la mitad corresponde al cero, valor medio del gradiente de inclinación. El límite entre una región brillante y una región sombría, corresponde así a un cambio relativamente abrupto de los valores a otros de distinta magnitud.

¹²² Marr & Hildreth, Theory of edge detection, Proc. R Soc. London, Serie B 207, 1980, 187-217.

¹²³ Ibidem, p.p. 190-192.

En otras palabras, la teoría de detección de bordes propuesta por Marr en 1979, expone que los cambios en una imagen, ya sea por brillo o por color, pueden ser detectados encontrando los ceros del operador convolución $G(x,y)*I(x,y)$ para una imagen I y donde $G(x,y)$ denota una distribución

Gaussiana de dos dimensiones, $G(x, y) = e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$ ¹²⁴.

Marr señala entonces, que el operador que satisface las condiciones expuestas de forma mas satisfactoria, es el filtro ΔG , donde Δ corresponde al operador Laplaciano y G equivale a la distribución Gaussiana normal arriba descrita, la cual da origen a la siguiente figura:

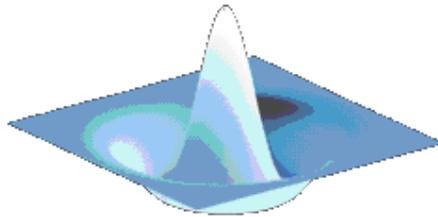


Figura 44. Ondeleta sombrero mexicano

Tal como se observa en la gráfica, ΔG representa un operador de simetría radial, con la forma de un sombrero mexicano ('Mexican Hat') que puede expresarse en términos de la distancia radial r desde el origen:

El sombrero mexicano constituye la aplicación a intensidades de luz que tienen una distribución gaussiana.

$$\Delta G(r) = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left(1 - \frac{r^2}{2\sigma^2}\right) e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}$$

Se observa que

$$\Delta G(x, y) = \frac{1}{\sigma^2} \Psi\left(\frac{x}{\sigma}, \frac{y}{\sigma}\right)$$

donde Ψ representa una wavelet que se conoce hoy con el nombre de wavelet de Marr.

$$\Psi(x, y) = -\frac{1}{\pi} \left(1 - \frac{x^2 + y^2}{2}\right) e^{-\frac{x^2+y^2}{2}}$$

¹²⁴ Ibidem, p.p.200-217.

De esta forma, considérese una imagen definida por sus niveles de gris $f(x, y)$ y sea Ψ la wavelet anterior modificada de acuerdo con la escala σ en las direcciones x e y . Los cruces por cero de la teoría de Marr son las líneas definidas por la ecuación

$$(f * \Psi_\sigma)(x, y) = 0$$

Puesto que la función $\Psi(x, y)$ es par, el producto de convolución $(f*)(x, y)$ es asimismo (salvo un factor), el coeficiente de la transformación wavelet de f . Los valores de las escalas en el contexto de la visión humana, basados en experimentos neurofisiológicos, constituyen una progresión geométrica de la forma

$$\sigma_j = (1.75)^j \sigma_0$$

La conjetura de Marr consiste en que la imagen original queda completamente determinada por las líneas que conforman el *cruce por cero*, de forma que a partir de esta última estructura, sería posible recuperar completamente la imagen original.

La transformada wavelet continua representa un operador lineal que asocia con una señal de energía finita y con una función particular Ψ denominada wavelet madre, -elegida convenientemente en función de la señal-, un número real o complejo de acuerdo con un instante y escala de observación determinados, lo que permite analizar estructuras de la señal que dependen de éstos últimos parámetros, siendo en consecuencia una herramienta útil para detectar, caracterizar y clasificar señales con características espectrales singulares, contenidos transitorios y otras propiedades relacionadas con la falta de estacionariedad.

CAPÍTULO V.

5.0. DINAMICA CLASICA, DETERMINISMO.

En la antigüedad se idealizaba lo inmutable. La permanencia sin embargo, era una virtud exclusiva de la divinidad, causa creadora del orden del universo.¹ Bajo esta concepción, el mundo creado debía parecerse lo más posible al mundo perfecto que Dios contempla, siendo por tanto las leyes que lo gobiernan rigurosas e inalterables. El orden del universo y la perfecta armonía de la naturaleza, constituyeron desde esta perspectiva, la imagen y la prueba de la existencia de la divinidad².

Todo debía poseer un orden y una tendencia espontánea hacia éste, incluso el alma humana. En el *Fedro*, Platón describe el alma humana mediante la comparación de ella con un carro guiado por un cochero y arrastrado por dos corceles voladores. Uno de los corceles, de pelaje blanco, ojos negros y cabeza erguida, representa el honor y la templanza. Este corcel que tiende a ascender y volar cielo arriba, es el símbolo de la voluntad dirigida al bien. El segundo, de cabeza dura, narices chatas, pelaje negro y ojos sanguíneos, contrariamente al primero, representa las fuerzas negativas, el mal y la vida sensual. En esta tensión continua entre el corcel blanco que asciende y el corcel negro que quiere descender en su vuelo, el cochero, símbolo de la razón, tiene que esforzarse por mantener un equilibrio estable y tratar de alcanzar la armonía³.

Del mismo modo para Anaxágoras, en el mundo, todas las cosas, tanto las más grandes como las más pequeñas, estarían gobernadas por un orden, el *nous*, y por una mezcla primitiva (el caos) donde todas las cosas se hallan en germen y hacen posible que el *nous*, como principio del orden, las haga realidad⁴.

De acuerdo con Platón, el Cosmos es racional, y si en el comienzo existía el Caos⁵, fue el *Demiurgo*, el Supremo, el Ordenador, quien dispuso la transformación del universo desde el estado de desorden al de orden. Este ser divino, según Platón, debía ser matemático y habría instaurado por doquier el imperio de las formas y de las proporciones geométricas. En consecuencia, el mundo no sólo se encontraría ordenado, sino que lo estaría matemáticamente. Existen por tanto, tres niveles fundamentales en la jerarquía del universo: las ideas y las formas matemáticas, que constituyen el modelo perfecto de todas las cosas; el Caos original, y un estado intermedio, el mundo imperfecto, complejo, resultado de la obra que hizo el Demiurgo partiendo del Caos y modelándolo sobre la base de las ideas y formas matemáticas. A partir de entonces, la ciencia valorizará aquellas que manifestaban mejor las cualidades ideales atribuidas a una potencia ordenadora, Dios, la naturaleza, o cualquier otra virtud, como la pureza, la simplicidad, la regularidad, la armonía o la belleza. El trabajo

¹ Xirau, Ramón, *Introducción a la Historia de la Filosofía*, UNAM, México, 1968, p.p.23-

² *ibidem*, p.p.58

³ *ibidem* p.p. 62

⁴ Xirau, Ramón. *Historia de la Filosofía*, UNAM, México, 1970, p.p. 19.

⁵ Del griego *χαος* (abismo). En sus orígenes, la palabra *caos* sirvió en las cosmologías antiguas para designar al estado de completo desorden anterior a la formación del mundo, un abismo abierto, un espacio tenebroso, el conjunto mismo de aquellas cosas arrojadas en desorden en el espacio antes de su organización en cosmos. Posteriormente, y por analogía, el caos ha servido para referirse a la completa falta de forma u organización sistemática, a una situación de confusión y desorden. A partir de la década de los sesenta surge una nueva acepción para el caos en el ámbito de la denominada teoría de los sistemas complejos, constituida por todo un conjunto de técnicas matemáticas y estadísticas que sirven para estudiar el comportamiento de procesos que, aparentemente, se comportan de forma aleatoria, aperiódica y carente de toda regularidad, aunque de hecho, su desarrollo está determinado por reglas bien precisas, es decir, por leyes deterministas.

de los científicos consistirá a partir de entonces, en encontrar las estructuras racionales que servirán como modelos al Demiurgo.⁶

Por su parte, Aristóteles afirma que todos los seres, animados e inanimados tienen un principio de orden que los gobierna, pero a diferencia de Platón, tendrá siempre en cuenta los acontecimientos del mundo físico; por tanto, aceptará la existencia del cambio. Con el fin de explicar éste, crea los conceptos de potencia y acto, esto es, la capacidad de una cosa para modificarse y la realización de esta capacidad, respectivamente. Ofrece así, una descripción de los hechos; sin embargo, no explica las causas del mismo. De esta forma, Aristóteles sitúa los elementos que conforman el universo como entes dinámicos e individuales con una causa final: Dios, ese ser absolutamente perfecto que constituirá una suerte de modelo para todas las cosas, por lo que el movimiento de todas las cosas se producirá como por una tendencia a seguir la perfección del modelo del mundo⁷.

El pensamiento cosmológico predomina en las ciencias físicas hasta la segunda mitad del siglo V. a.C., cuando Leucipo y Demócrito formulan la hipótesis de que la naturaleza se encuentra formada por partículas diminutas e indivisibles a las que llaman átomos. De esta manera, contribuyen poderosamente al desarrollo de la ciencia, no sólo por suponer que el mundo estuviese formado por átomos, sino principalmente, porque representan la primera tendencia materialista y determinista en la historia. En otras palabras, tanto Leucipo como Demócrito suponen, en efecto, que todo se encuentra formado por una misma sustancia material. Pero esta suposición de que la realidad entera del mundo puede reducirse a materia tuvo un significado trascendental, la hipótesis de que todo sucede por necesidad⁸. A partir de entonces se aceptará la existencia de cambios en el universo, pero sólo en su reducción al llamado 'principio de causalidad', el cual explícitamente señala: *En el mundo físico nada es fortuito, todo es allí previsible; todo fenómeno tiene una causa que le precede necesariamente, de manera que conociendo la causa se conoce igualmente el efecto; nada se pierde, nada se crea, la causa es conservada en el efecto*⁹.

La ciencia moderna se desarrollará en gran parte con base en este supuesto. En este sentido, dado que la naturaleza procede mediante el orden, y en el mundo las causas producen siempre el mismo efecto, se planteará la necesidad de formular leyes físicas. Surge así, el deseo por establecer leyes universales.

El siglo XII marca el nacimiento de una nueva visión del mundo en las ciencias, las artes y las letras, así como de un particular entusiasmo por los hechos naturales, a ello contribuirán los nuevos descubrimientos geográficos y astronómicos, el crecimiento de una nueva economía y el ensanchamiento progresivo de la vida y el conocimiento producidos durante el renacimiento.

Este nuevo espíritu científico, se halla presente de manera significativa en la figura de Leonardo da Vinci, quien señala que la naturaleza nunca desmiente sus leyes, por lo que ésta posee un carácter regular, preciso. A partir de entonces, las leyes científicas serán consideradas como regularidades rigurosas e inmutables y las inadecuaciones entre ellas y las experiencias destinadas a verificarlas, como una consecuencia de errores humanos y/o imperfecciones de los instrumentos de medición; fallas que se irían corrigiendo progresivamente, en la medida en que tales métodos e instrumentos se perfeccionaran. Los procesos que salían de esos marcos eran considerados tan sólo como ilusiones subjetivas que expresaban la ignorancia provisoria ante procesos demasiado complejos, anomalías atribuidas a la falta de control sobre las variables. De manera que los elementos de azar e

⁶ Platón, *Timeo o de la Naturaleza*, en Diálogos, Porrúa, México, 1989.

⁷ Ibidem, p.p.62

⁸ Ibidem, p.p. 63

⁹ Ibidem, p.p 125-169

impredictibilidad que pudiera tener un sistema sólo reflejarían la imprecisión de los métodos o la ignorancia de quien los estudiaba¹⁰.

Da Vinci afirma asimismo, que ninguna certidumbre puede existir allí donde no puede aplicarse alguna de las ramas de las ciencias matemáticas¹¹. Las matemáticas, al ser más exactas que la experiencia, constituirán la base de la exactitud de cualquier conocimiento. Por tanto, serán consideradas una ciencia ideal, que negará la existencia de verdadera ciencia si ésta carece de fundamentos de tal naturaleza.

A principios del siglo XVI, Copérnico postula que el Sol es el centro del universo, y al establecerlo, coloca la primera piedra del nuevo método científico que nada tiene que ver con las especulaciones teológicas y filosóficas de la antigüedad.

Un siglo más tarde, tiene lugar una extensa labor de recogida de datos astronómicos realizada antes de la invención del telescopio por Tycho Brahe. De esta manera, Johannes Kepler, con base en las observaciones realizadas por Brahe, se percató de que esos datos resultan incompatibles con el sistema heliocéntrico de Copérnico y con el geocéntrico de Ptolomeo y establece tres leyes que describen el movimiento de los planetas basándose en otra de las curvas conocidas por los geómetras de la antigüedad: la elipse. De esta manera, lejos de preocupaciones del mundo católico, Kepler demuestra que el movimiento descrito por los planetas, se efectúa a lo largo de una elipse en la que el sol ocupa uno de sus focos y que al término de una revolución, cada uno de ellos se reencuentra en su posición inicial y traza la misma elipse. Esta visión de un sistema solar perfectamente estable en el cual todas las órbitas son periódicas, no permanecerá por mucho tiempo¹².

En 1687, Newton publica su obra *Principia*, en la que no solo ofrece una teoría mecánica completa, sino en la que enuncia además su ley de gravitación universal, que con el concurso de sus leyes del movimiento, permitirá explicar con gran precisión y detalle el movimiento de los cuerpos celestes. A partir de entonces, habría de tenerse la seguridad de que conociendo la posición y velocidad de todos los planetas en un instante, es posible predecir con exactitud su posición y velocidad en cualquier momento.

El problema de la estabilidad del sistema solar aparece cuando Edmund Halley, después de haber analizado las observaciones caldeas transmitidas por Ptolomeo 2000 años antes, observa que si Saturno se desviaba del Sol entonces Júpiter se acercaba. Extrapolando puramente estas observaciones, Halley demuestra que a seis millones de años de la Tierra, Júpiter y Saturno se sitúan a la misma distancia del Sol. El problema de la estabilidad era pues, una cuestión esencial. Pero para una explicación más profunda, hacía falta otro elemento importante, la mecánica, que estaba aún muy poco desarrollada. Es imposible omitir a este respecto, la mención de las contribuciones de Galileo, entre las que de especial relevancia se encuentra la observación y descripción de las oscilaciones lineales del péndulo, que no sólo permitieron la construcción de relojes mucho más precisos, sino que constituyen el primer ejemplo de una de las técnicas más fructíferas de las matemáticas, la física y otras ciencias: la aproximación lineal.¹³ Las leyes de Newton permitieron a Halley predecir el retorno del cometa que lleva su nombre, y gracias a desarrollos posteriores y a técnicas matemáticas del cálculo diferencial creado, de manera independiente, por Newton y Leibniz, descubrir a LeVerrier y Adams en

¹⁰ Bury, John *La idea del progreso*, Alianza Editorial, España, 1971, p.p.22-23.

¹¹ *Breviario de Leonardo da Vinci*, El Ateneo, Buenos Aires, 1943, p.p. 123

¹² Von Laue, Op. Cit, p.p. 37-41

¹³ *Ibidem*, p. 39

el siglo XIX el octavo planeta, Urano, realizado no a través del telescopio -como había hecho Herschel con Neptuno-, sino mediante lápiz y papel¹⁴.

Este extraordinario valor predictivo de la mecánica celeste, es presentado en forma mejorada a lo largo de los siglos XVIII y XIX por el matemático, físico y astrónomo francés, Pierre Simon de Laplace, a través de los cinco volúmenes del *Traité du Mécanique Céleste*¹⁵, que en su *Theorie Analytique des Probabilités* publicada en 1812, establece una definición sintética del determinismo. La primera hipótesis del determinismo laplaciano era el conocimiento de las leyes que rigen los fenómenos sometidos a estudio. Dos años después, en su *Essai philosophique sur les probabilités*¹⁶, Laplace traza el perfil de una inteligencia sobrehumana 'que si por un instante conociese todas las fuerzas de que está animada la naturaleza así como la situación respectiva de los seres que la componen'; si esta inteligencia, conocida como el demonio de Laplace, fuese además capaz de someter sus datos al análisis matemático, 'abrazaría en la misma fórmula a los movimientos de los más grandes cuerpos del Universo y los del átomo más ligero: nada sería incierto para ella, y el porvenir, como el pasado, estaría presente ante sus ojos'¹⁷. Ésta afirmación constituye la esencia del determinismo clásico: el determinismo laplaciano. En otras palabras, esto quiere decir, que es posible predecir con total certeza el futuro si se conocen las leyes que gobiernan los fenómenos estudiados, así como sus condiciones iniciales. Las leyes universales de la dinámica de trayectorias serán por tanto, conservativas, reversibles y deterministas e implican que la dinámica de un sistema es conocible a partir de la definición de un estado del sistema, sin importar cual sea y que el conocimiento de la ley que rige la evolución, permitirían deducir, con la certeza y la precisión de un razonamiento lógico, la totalidad tanto de su pasado como de su futuro."

Bajo esta concepción de la ciencia, el mundo constituyó un gigantesco mecanismo regido por leyes naturales expresables a través de ecuaciones matemáticas (las ecuaciones del movimiento), por lo que todos los fenómenos que acontecían en el universo, incluso los más complejos, podían ser reducidos a interacciones entre partículas regidas por las leyes de la mecánica clásica, de manera que conociendo las condiciones iniciales necesarias de un sistema, era posible conocer el estado global del mismo en cualquier momento y cualquier variación de pequeña magnitud en las condiciones iniciales, se reflejaría solamente en estados finales ligeramente distintos.

Gracias a la mecánica clásica de Newton, Occidente dispuso desde el último tercio del siglo XVII de la visión de un Universo ordenado y predecible, por lo que hasta principios del siglo XX se aceptará que la mejor descripción que podía tenerse de un fenómeno natural estaba dada por ecuaciones con razones o tasas de cambio, es decir, por ecuaciones diferenciales.

5.1. DINÁMICA NO LINEAL, COMPLEJIDAD.

Uno de los primeros indicios de la falsedad de ese modelo de un determinismo rígido y absolutista, así como de la creencia en la posibilidad de prever el futuro hasta en sus detalles, surgió en los intentos por verificar experimentalmente la vigencia de las leyes científicas¹⁸.

En 1856, diez años después de haber descubierto Urano, LeVerrier cuestiona si el método de aproximaciones sucesivas utilizado por Laplace para calcular las perturbaciones orbitales de un planeta era correcto. Al calcular esas series, LeVerrier se percató que a partir de cierto número de términos, Laplace había hecho uso de las inecuaciones de Newton pero no había conservado los términos

¹⁴ Ibid, p.40

¹⁵ P.S.Laplace, *Oeuvres Complètes*, IX, p325; XI p49, Gauthier-Villars, 1895.

¹⁶ P.S.Laplace, *Essai philosophique sur les probabilités*, 1814, Rééd. Gauthier-Villars, 1921.

¹⁷ Ibid. Op. Cit

¹⁸ Gleick, J. Caos. *La creación de una nueva ciencia*, Seix-Barral, 1989, p.p. 7-30.

lineales de órdenes superiores, estimando que el descuido de dichos términos no aportaría más precisión, y en cambio, le aligeraba los cálculos. No obstante, LeVerrier concluye que es absolutamente necesario considerar todos los términos; por lo que los cálculos de Laplace y de Lagrange no podían ser utilizados sobre un periodo indefinido de tiempo. Surge entonces el deseo por saber, si era posible encontrar los mismos resultados al agregar más términos, tal como habían tratado de hacerlo muchos astrónomos del siglo XIX. LeVerrier desafía así a los matemáticos futuros a encontrar soluciones exactas sin aproximaciones. La dificultad impuesta por los términos más pequeños de las series mostrará años más tarde, que la convergencia de éstas, depende de las condiciones iniciales, por lo que la prueba de la estabilidad del sistema solar constituirá un problema abierto.

No es sino hasta 1892, cuando el matemático francés Henri Poincaré, responde negativamente a la cuestión de LeVerrier y descubre que algunos sistemas derivados de la mecánica, cuya evolución en el tiempo se halla gobernada por las ecuaciones de Hamilton, no siguen el comportamiento regular anteriormente considerado, sino que por el contrario, su comportamiento futuro se torna completamente impredecible. Poincaré demuestra entonces, que la ecuación dinámica de un sistema conformado por tres cuerpos que se atraen por acción de la fuerza de gravedad era insoluble. Así, en su intento por determinar cómo se moverían estos cuerpos, encuentra que describen trayectorias extraordinariamente complejas, trayectorias que ahora se conocen como caóticas. Por tanto, era imposible predecir el movimiento de los tres cuerpos después de cierto tiempo, lo que significa que sistemas como el Sol y los planetas que giran a su alrededor serían también impredecibles después de un tiempo dado, pero para el caso del sistema solar este tiempo es de cientos de miles de años.

De esta forma, descubre que en los movimientos del Sol, de la Tierra y de la Luna; las soluciones son en extremo complicadas, por lo que éstos movimientos no serían jamás reducibles a las soluciones cuasiperiódicas y regulares como las que obtenían los astrónomos con sus desarrollos en series. La incapacidad de determinación de la solución se debía a que las series de perturbaciones utilizadas por los astrónomos para calcular el movimiento de los planetas divergía en un intervalo dado, por lo que no era posible jamás obtener a priori con precisión un valor. Poincaré demuestra así las limitaciones de esta aproximación y señala que existen otras soluciones, pero éstas deben ser construidas en una dinámica mucho más compleja. Sin embargo, su trabajo, así como otros de diversos matemáticos, tuvieron inicialmente una influencia muy limitada, quizá por la ausencia de herramientas de cálculo tan sofisticadas como las computadoras, lo que impidió visualizar algunos de los efectos prácticos de esta clase de fenómenos¹⁹.

La riqueza conceptual de los trabajos de Poincaré, lo hacen el creador y precursor de muchos de los métodos que hoy permiten el estudio de lo que se ha dado en llamar sistemas complejos. Sin embargo, sus aportaciones fueron prácticamente ignoradas por más de seis décadas, hasta que fueron retomadas por matemáticos como Andrei N. Kolmogorov, Vladimir I. Arnold, Stephen Smale, David Ruelle y en particular, por el meteorólogo y matemático norteamericano Edward Lorenz, con el llamado efecto mariposa, cuando empezaron a apreciarse sus importantes implicaciones²⁰.

En relación al trabajo de éste último, a principios de la década de 1960, en una serie de estudios que tienen por objeto realizar una predicción climatológica a largo plazo que aportara la tendencia global para toda una región de dimensiones relativamente grandes, Lorenz construye un modelo atmosférico simplificado de tres ecuaciones no lineales con tres variables. De esta manera, consigue representar la

¹⁹ H.Poincaré, Sur le problème des trois corps et les équations de la dynamique, Acta Mathematica, 1890.

²⁰ Ruelle, David. *Hasard et Chaos*, Editions Odile Jacob, Paris, 1991 p.p.5-49

evolución del clima en un espacio de fases²¹ de tres dimensiones y comprueba para su asombro, que las correspondientes trayectorias daban origen a un atractor de forma curiosa, con dos lazos semejantes a alas de mariposa. Había descubierto el primer atractor extraño²². Dicho atractor posee una estructura muy complicada, que refleja dos tendencias opuestas: las trayectorias vecinas deben converger hacia él, pero por tratarse de un caso de sensibilidad a las condiciones iniciales, las trayectorias deben, al mismo tiempo, diverger distanciándose cada vez más. A esto se suma otra condición, llamada condición de determinismo: las curvas formadas por las trayectorias no pueden cruzarse tocándose en un punto, puesto que de otro modo, a partir de ese punto habría dos curvas, es decir, dos comportamientos diferentes de un mismo sistema, simultáneamente. De estas condiciones resulta un atractor muy difícil de visualizar, cuya forma no puede estar sobre una superficie, ya que de ser así, llegaría un momento en que las trayectorias, al no ser paralelas, forzosamente se cruzarían.

En este espacio de fases, tal como se observa en la siguiente figura, cada una de las alas del atractor representa un posible estado de la atmósfera, por ejemplo tiempo lluvioso en el ala izquierda y tiempo seco en el de la derecha. Si las condiciones iniciales son las que marca el punto uno de la izquierda, la evolución seguirá la trayectoria que se mantiene en la misma ala, por tanto el tiempo será lluvioso. Pero una pequeña perturbación, que cambie las condiciones iniciales llevando a la atmósfera en el punto 2, lleva a la trayectoria 2, que evoluciona hacia el ala derecha, y el tiempo será entonces seco y estable.

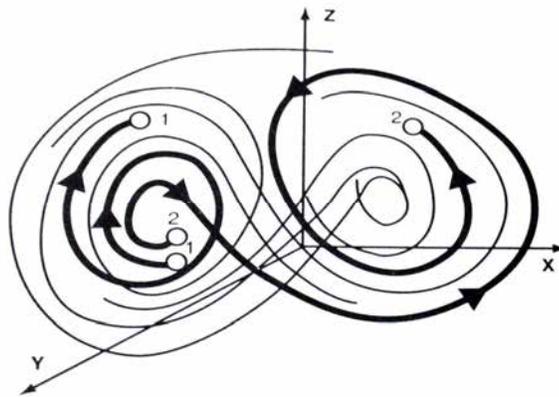


Figura 45. Atractor de Lorenz

Lorenz publicó éste hallazgo tres años después, lo que constituiría el primer ejemplo de un modelo simplificado donde aparece un comportamiento impredecible a largo plazo. Lorenz señaló asimismo, que la causa de tales efectos se debe a la existencia de ciclos *retroalimentadores* y reiteraciones del sistema dinámico complejo que representa la atmósfera terrestre, la cual se encuentra sujeta a turbulencias²³ y convecciones. De esta forma, el calentamiento de la superficie de la Tierra producido por el sol, eleva a su vez la temperatura del aire, y al calentar desde la parte inferior de la estratosfera, genera convecciones.

²¹ Los distintos tipos de dinámicas que exhibe un sistema, pueden ser apreciados gráficamente en los llamados espacio fase o retrato fase, los cuales, al establecer como ejes de coordenadas las variables dinámicas del sistema, permiten representar cómo varía el comportamiento de un sistema a medida que transcurre el tiempo. Se genera así una trayectoria gráfica, una curva, que sirve para dar cuenta de la evolución dinámica de cualquier característica de un sistema que varíe en el tiempo y en el que cada punto del espacio de fases representa un posible estado del sistema.

²² A menudo el comportamiento de una función no lineal, al ser representado en una gráfica del llamado espacio-fase presenta un *atractor extraño*, es decir, un punto hacia el cual converge la dinámica del sistema, a pesar de exhibir una trayectoria impredecible.

²³ Un flujo se denomina turbulento si la velocidad del fluido varía aleatoriamente tanto espacial como temporalmente.

Por otra parte, dado que la distancia entre el Ecuador y los polos es de diez mil kilómetros hasta la troposfera. En esta capa esférica de fluido en rotación aparecen células de convección distribuidas a lo largo de seis anillos que rodean el planeta, tres en el hemisferio Norte, y otros tres en el Sur, como se muestra en la figura siguiente.



Figura 46. Efecto Coriolis

Las flechas gruesas indican el sentido general de la rotación, y las finas la circulación adicional producida por la rotación del planeta (efecto Coriolis).

Existen además, corrientes de aire de muy alta velocidad, formadas por células inestables, móviles, con límites y dimensiones cambiantes que circulan en la estratosfera y que influyen decisivamente sobre el clima a largo plazo. Sus características dinámicas pueden variar en magnitudes que se amplifican al doble aproximadamente cada par de días y actúan a su vez sobre las corrientes de la estratosfera que modifican el clima desde las regiones templadas hasta las polares.

El comportamiento de la atmósfera constituye entonces un sistema dinámico no lineal que exhibe una alta sensibilidad a las condiciones iniciales. Lorenz acuña su famosa expresión de 'efecto mariposa' como ejemplo de esta sensibilidad extrema a las condiciones iniciales de la siguiente forma: *El tenue aleteo de una mariposa en el Amazonas hoy, podría producir una pequeñísima alteración en el estado de la atmósfera, perturbación que si se amplificase progresivamente, en su interacción con el medio irá haciendo diverger cada vez más lo que es respecto de lo que hubiera sido sin la mariposa, de modo que varias semanas más tarde aparecería un ciclón en el Caribe, que, de no haber existido el insecto en cuestión, nunca hubiera surgido*²⁴.

El modelo de Lorenz, describe cualitativamente la forma en que evoluciona el clima. El efecto mariposa, ilustra uno de los aspectos fundamentales descritos por la teoría del caos; esto es, pequeñísimas causas son capaces de provocar consecuencias de grandes dimensiones, lo que se conoce como hipersensibilidad a las condiciones iniciales²⁵.

En el contexto de la investigación científica, el fenómeno descrito remarca la dificultad o quizá la imposibilidad de formular una predicción a largo plazo en el ámbito de la meteorología, pues aún cuando se conozcan con gran precisión las ecuaciones que rigen la evolución del fenómeno y se puedan medir las variables críticas como la temperatura, humedad, presión, masa y velocidad del viento, la complejidad de dicho sistema y su alta sensibilidad a las condiciones iniciales dificultan su predicción más allá de cierto límite temporal.

La obra de Lorenz estimuló nuevas investigaciones y dio lugar finalmente, a la creación de un nuevo campo matemático: la teoría del caos. La visión determinista del mundo queda así derrumbada y revela que el azar forma parte de la realidad física. En consecuencia, no es posible la predictibilidad perfecta de la evolución a largo plazo de los fenómenos complejos, a causa de la imposibilidad de un

²⁴ Lorenz, E. *La esencia del Caos*, C. L. 1979.

²⁵ Sametband, Moisés, *Entre el orden y el caos, la complejidad*. FCE, México, 1994, p.p. 5-105.

conocimiento matemáticamente preciso de todas las causas que intervienen en la producción de un fenómeno particular. Ello demuestra que el mundo no sigue estrictamente el modelo de reloj, previsible y determinista, sino que posee aspectos sumamente complejos, en el que los procesos de la realidad dependen de un enorme conjunto de circunstancias inciertas. Por tanto, las leyes científicas indican a lo sumo, la probabilidad de que los hechos previstos por ellas ocurran dentro de ciertos márgenes establecidos; y ello no se debería a la ignorancia ni a fallas o errores en los métodos y/o instrumentos de medición. Al contrario, mientras más precisas han sido las mediciones y más perfecto se ha tornado el instrumental con que ellas se efectúan, más patente se ha hecho la validez puramente probabilista de las previsiones de leyes físicas²⁶.

²⁶ A. Touraine, *Critique de la Modernité*, Paris. Fayard, p.p.313

5.2. COMPLEJIDAD.

Actualmente y a diferencia de la explicación clásica, la ciencia moderna asume la concepción de la realidad como algo complejo, en la que coexisten el orden y el desorden, el azar, lo previsible y lo imprevisible. El determinismo cede así su lugar a la problemática de un mundo complejo, ligado de manera no solamente antagonista, sino complementaria al desorden²⁷.

Como resultado de ello, en la última década se ha producido en prácticamente todos los campos del quehacer científico, una importante transformación metodológica y conceptual profundamente ligada al estudio de los llamados fenómenos no-lineales cuyo análisis se engloba, parcialmente, dentro de la llamada Teoría de los sistemas complejos²⁸.

En esta revolución conceptual, la noción de complejidad cumple una función trascendental y de importancia crucial en oposición a los simplismos de las ciencias, en los que la simplicidad se caracteriza por un comportamiento previsible, un número limitado de interacciones así como de ciclos de retroalimentación positiva y negativa.

De esta forma, a diferencia de un sistema simple, un sistema complejo es visto como una red o un conjunto de múltiples componentes discretos que interactúan entre sí de manera no lineal, lo que da paso a una estructura con múltiples escalas y diferentes patrones dinámicos; y donde la no linealidad dinámica se refiere a que las causas de las interacciones entre elementos no son proporcionales a los efectos, noción que se contrapone a la idea ampliamente aceptada de que causas pequeñas tienen efectos pequeños y de que a los grandes eventos les corresponden causas de gran magnitud²⁹.

Por otro lado, cabe señalar que la noción de complejidad no es sinónimo de complicación. Resulta entonces conveniente hacer una distinción entre sistemas complejos y sistemas complicados con múltiples elementos. Los sistemas complejos pueden ser estructuralmente simples, pero tal simplicidad no impide que exhiban comportamientos dinámicos diversos y no triviales³⁰. Un litro de gas, por ejemplo, representa un sistema compuesto por muchísimas partículas, sin embargo este es un sistema homogéneo del cual se pueden obtener magnitudes promedio (temperatura, presión, etcétera) que lo describen satisfactoriamente. En este sentido, un litro de gas es un sistema complicado. Un sistema complejo por el contrario, generalmente no puede ser caracterizado mediante valores promedio de alguna variable de estado, ya que no constituyen sistemas homogéneos.

Los sistemas complejos se caracterizan fundamentalmente porque su comportamiento es imprevisible, es decir, resulta prácticamente imposible predecir lo que ocurrirá más allá de un cierto horizonte temporal. Ello se debe a que la existencia de numerosos ciclos de retroalimentación, permite al sistema reestructurarse o modificar el esquema de interacción entre sus variables. De esta forma, los elementos de un sistema se encuentran relacionados de tal suerte, que un pequeño cambio en una parte del sistema puede tener efectos globales, por lo que cualquier variación mínima entre sus elementos componentes puede modificar, de forma imprevisible, las interrelaciones y por tanto, el comportamiento de todo el sistema. El proceso de interacciones, dado que habitualmente resulta de dinámicas antagonistas, genera conductas que no están definidas en los elementos individuales; pero que emergen como un proceso colectivo y por ende, no pueden ser reducidas ni explicadas al considerar en forma aislada a los elementos constituyentes³¹.

²⁷ Henri Atlan (1981) París, Le débat, No. 14 - Juillet, p. 85

²⁸ Sametband, *Entre el orden y el caos, la complejidad*, FCE, México p.p. 15-120

²⁹ Ibidem, p.p.31-36

³⁰ Köppen, Mansilla y Miramontes Pedro. La interdisciplina desde la teoría de los sistemas complejos. Ciencias 79, septiembre 2005, p.p.4-14.

³¹ Ibidem, p. 10

Con el fin de encarar el estudio de los distintos fenómenos que no observan características de linealidad, se ha desarrollado la matemática no lineal. En particular, las ecuaciones diferenciales no lineales son utilizadas frecuentemente en la modelación de diversos fenómenos complejos. Sin embargo, como el comportamiento futuro de esta clase de sistemas deja de ser predecible, las ecuaciones referidas ya no son capaces de indicar qué pasará con el sistema en un momento dado³².

Ello se debe en gran medida, a que la evolución de los sistemas complejos se caracteriza por la intermitencia o fluctuación, es decir, aquella situación en la que el orden y el desorden se alternan constantemente, lo que significa que sus estados evolutivos no transcurren a través de procesos continuos y graduales, sino que suceden por medio de reorganizaciones y saltos abruptos en los que cada nuevo estado constituye tan sólo una transición, un periodo de reposo entrópico. En consecuencia, por lo regular, los sistemas complejos nunca llegan a un óptimo global; esto es, al estado de mínima energía, por lo que crecen progresivamente hasta que alcanzan el límite de su desarrollo potencial. En ese instante, sufren una especie de ruptura que induce una fragmentación del orden preexistente (ruptura de simetría). Pero después, comienzan a surgir regularidades que organizan al sistema de acuerdo con nuevas leyes³³.

La naturaleza en general, posee una fuerte tendencia a estructurarse en forma de entes discretos excitables que interactúan y se organizan en diferentes niveles jerárquicos de creciente complejidad y en los que las leyes que gobiernan la causalidad de un dado nivel, pueden ser totalmente diferentes a las que caracterizan a un nivel superior³⁴.

La ubicuidad de los sistemas complejos, se manifiesta en la inmensa mayoría de los fenómenos observables que se extienden y comprenden los dominios más diversos. Esta abundancia y diversidad sin embargo, no implica una innumerable e inclasificable variedad de conductas dinámicas diferentes. Todo lo contrario, el hecho de que sistemas de naturaleza muy distinta exhiban el mismo comportamiento, independientemente de los detalles particulares de sus componentes, sugiere la existencia de principios organizativos que actúan en el nivel mesoscópico, esto es, en el estado intermedio de la dinámica macroscópica y microscópica. En otras palabras, lo que esta clase de sistemas comparten, son una estructura interconectada y formada por elementos individuales que interactúan para intercambiar información y modificar sus estados internos. Ello hace posible la emergencia de fenómenos globales y colectivos semejantes, sin que los detalles materiales del sistema sean del todo relevantes. De esta manera, es posible identificar propiedades dinámicas similares entre una computadora, el sistema nervioso, el sistema inmunológico, la tectónica de placas, una sociedad de insectos, el crecimiento urbano, las economías de mercado, el tráfico vehicular, etc. a pesar de la aparente disparidad entre estos sistemas.

La aportación fundamental del estudio de los sistemas complejos en la tarea de conocer y transformar la realidad, ha sido precisamente, la identificación de los principios y fundamentos generales de la operación de dichos sistemas, sin importar los detalles particulares de su naturaleza material (física, química, biológica o social). Algunos de los principios generales mencionados, son la existencia de leyes de escalamiento o potencias, la formación de patrones espaciotemporales, autoorganización y emergencia de procesos colectivos. Los estudios en este nuevo campo, han puesto asimismo en evidencia, que dichas propiedades surgen espontáneamente a partir de interacciones entre los elementos constituyentes, en escalas de tiempo y longitud considerablemente mayores que las escalas en las que ocurren dichas interacciones. Estas propiedades llamadas emergentes, han comenzado a

³² Ibid. p.10

³³ Waldrop, Michell, *Complexity (The emerging science at the edge of order and chaos)*, Touchstone Book, Nueva York 1993, p. 86.

³⁴ Cohen J, Stewart I, *The collapse of chaos, Discovering simplicity in a complex world*, Tusquets, La tercera cultura, Barcelona, 1996, p.p.15-23

ser estudiadas con un nuevo conjunto de herramientas y conceptos surgidos de la interacción interdisciplinaria de diversos campos de la ciencia³⁵.

³⁵ G. Bachelard, *Le Nouvel Esprit Scientifique*, PUF, Paris, 1984, pp. 19-20..

5.3. AUTOORGANIZACIÓN.

En la dinámica interna de un sistema interviene la configuración de sus elementos, así como sus relaciones externas, esto significa que el comportamiento global del sistema no se reduce al de sus componentes, sino que existe además una dinámica recíproca entre el exterior y el interior. El sistema evoluciona en un medio con el que tiene lugar un intercambio constante de recursos, energía e información. De esta manera, al verse afectado por perturbaciones aleatorias, un sistema con una estructura u organización dada, modifica su estado en respuesta a la intervención de dicho factor. La estructura disminuye así la entropía del sistema y le aporta una nueva organización; se habla entonces de un proceso emergente³⁶.

La autoorganización constituye un proceso emergente de organización, esto es, un proceso natural en el cual los agentes, elementos o entidades en interacción de un sistema, construyen una forma particular de organización; una disposición de las relaciones de las partes componentes a través de la cual el sistema recupera el equilibrio, lo que induce su adaptación al entorno que lo rodea y contiene. En un amplio sentido, la autoorganización no es otra cosa que una autoadaptación o reorganización orientada por las interacciones con el medio; entendiéndose por adaptación, la estabilidad frente a las variaciones externas, que se traduce en general por una complejificación, especialización u optimización local según un proceso emergente que por lo general involucra un gasto de energía suplementario³⁷.

El estudio de la autoorganización se funda sobre las estructuras de Turing y las estructuras disipativas del químico ruso-belga Ilya Prigogine, quien formaliza sobre el plano termodinámico la aproximación que el matemático inglés Alan Turing³⁸ había bosquejado en 1952, cuando éste concibe un mecanismo de reacción y difusión entre dos reactivos de concentraciones diferentes (a los que denomina morfógenos³⁹), que se difunden en un tejido generando espontáneamente una repartición periódica. Dichas estructuras aparecen cuando dos sustancias, una denominada activadora y otra inhibidora, son colocadas en un medio donde la sustancia inhibidora difunde con mayor rapidez que la sustancia activadora, fenómeno que se conoce con el nombre de difusión. De esta forma, la sustancia activadora favorece su propia producción del mismo modo que la inhibidora. En compensación, ésta última inhibe la producción del activador. Al evolucionar el sistema, se produce una inversión de la entropía, creándose de manera espontánea formas de orden, patrones, manchas o rayas, los cuales resultan de una competencia entre activaciones e inhibiciones a nivel local. Tales estructuras son llamadas disipativas o dispersivas, debido a que consumen mayor cantidad de energía que la organización anterior a la cual reemplazó, por lo que no se mantienen más que en un sistema fuera del equilibrio que se alimenta y se sostiene ininterrumpidamente en el tiempo⁴⁰.

Una vez que el proceso desemboca en la creación de una estructura compleja, (la estructura disipativa), se produce un nuevo desequilibrio. Al pasar a este estado, el sistema tenderá espontáneamente a evolucionar nuevamente hacia el equilibrio, es decir, comienza un ciclo de caos progresivo donde se producen nuevas inestabilidades o fluctuaciones. Mientras el sistema va

³⁶ Von Foerster & Zope, *Principles of Self organization*. Transactions of the Illinois Symposium. International Tracts in computer science & Technology and their applications. Pergamon Press, New York, Volume 9, 1962.

³⁷ Ayres Robert, *Information, Entropy and Progress. A new evolutionary paradigm*, AIP Press, American Institute of Physics New York, 1994, p.p. 151-214

³⁸ Ibidem, p.p. 210

³⁹ Turing Alan. *The chemical basis of morphogenesis*

⁴⁰ Morfogénesis (del griego *morpho* forma, *génésis*, nacimiento): formación de estructuras ordenadas o patrones.

⁴⁰ Prigogine I, Nicolis G, *Exploring complexity*, WH Freeman & Co, 1989 p.p.34-39

adquiriendo mayor complejidad, llega un momento en que alcanza lo que se denomina punto de bifurcación, esto es, un punto donde el sistema puede evolucionar hacia una de dos posibilidades: o bien retornar al estado de equilibrio original, tal como lo prevé la termodinámica clásica, o bien abandonar el estado caótico, entonces el sistema empieza a autoordenarse o autoorganizarse hasta constituir una nueva estructura disipativa.

La noción de bifurcación resulta esencial en los sistemas dinámicos no lineales, en donde las bifurcaciones aparecen cuando para un cierto valor de un parámetro determinado, una de las variables cuyo comportamiento se estudia al modificarse el antedicho parámetro, para un cierto valor del mismo, pasa a tener un número doble de estados posibles. En esta situación, existe un punto de decisión que podría verse como un punto crítico previo a una transición de fase, donde se opta por dos o más soluciones y en donde resulta prácticamente imposible predecir hacia donde evolucionará el sistema, razón por la que también se conoce como estado de improbabilidad⁴¹.

Cabe destacar que las autoorganizaciones espontáneas en los sistemas complejos no siempre ocurren. Sin embargo, cuando éstas se presentan, es condición necesaria que el sistema se encuentre apartado de las condiciones de equilibrio, ya que es en la zona de inestabilidad, lejos del equilibrio, que los cambios se producen.

5.3.1. EMERGENCIA DE PATRONES

El proceso de nacimiento de fenómenos, estructuras coherentes y discernibles que ocurren como resultado de la interacción de los componentes individuales de un sistema complejo, constituye lo que se conoce como emergencia. De acuerdo con su carácter dinámico, los fenómenos emergentes se dividen en espaciales o temporales, en el primer caso se habla de emergencia de formas o patrones geométricos; o de patrones temporales, en el caso de conductas o funciones nuevas⁴².

Se ha observado que en diversos sistemas químicos que deberían tender hacia un estado de equilibrio homogéneo, en ocasiones se producen oscilaciones periódicas macroscópicas que dan origen a sorprendentes estructuras espaciales en forma de ondas espirales⁴³.

Este fenómeno de autoorganización espontánea en química, fue identificado por primera vez por el bioquímico ruso Boris Belousov en 1958, al descubrir que ciertas reacciones químicas pueden generar un rango muy interesante de fenómenos inesperados. De esta forma, al mezclar ciertos reactivos, observa que la solución cambia periódicamente de color, lo que significaba que la reacción retrocedía y volvía a avanzar como si no pudiese decidir qué sentido tomar. Belousov intentó publicar su descubrimiento, pero los científicos de la época se rehusaron, pues consideraban que la única explicación posible para este fenómeno era una mezcla ineficiente de los reactivos, ya que las leyes de la termodinámica se oponen a la existencia de tales oscilaciones.

El escepticismo de los químicos de la época corresponde a la creencia de que en una reacción química típica entre dos reactivos A y B , sus moléculas se mueven al azar; y si una A y otra B colisionan con la energía adecuada, podrán combinarse para formar una molécula C y otra D , que son los llamados productos de reacción, esto se simboliza como: $A + B \rightarrow C + D$. Conforme transcurre el tiempo, los reactivos A y B irán desapareciendo progresivamente a medida que aumenta la proporción de los productos C y D .

⁴¹ Guckenheimer J, Holmes P. *Nonlinear Oscillations, Dynamical Systems and Bifurcation of Vector Fields*, Springer-Verlag, 1983 p.11-15.

⁴² Köppen, Mansilla, Miramontes Pedro, Op. Cit. p. 10

⁴³ Sánchez Faustino, *Matemáticas y Químimca, Una mirada a la cinética química, Clásicos de biología matemática*. CIMAT, 2004.

En un producto aislado se observa que los reactivos A y B nunca se agotan del todo y que con el tiempo, los cuatro, A, B, C y D coexisten manteniendo fija la proporción de cada uno en la solución. Esta proporción ya no varía y se dice entonces que el sistema se encuentra en equilibrio químico, que corresponde al equilibrio al que llegan los sistemas de acuerdo con la segunda ley de la termodinámica. Pero también se puede transformar ese sistema en un sistema abierto, por ejemplo agregando continuamente más reactivos A y B , o retirando parte del C o del D que se producen. En ese caso, mediante la combinación adecuada de los flujos de entrada y salida, las proporciones van variando progresivamente en el tiempo hasta volverse fijas, aunque con valores distintos a los del sistema aislado, resultado que una vez más, es esperable de acuerdo con las leyes de la termodinámica⁴⁴.

Pero la afirmación de Belousov implicaba que estas combinaciones, en lugar de crecer progresivamente con el tiempo hasta alcanzar un equilibrio estable, podrían retroceder hacia el estado inicial, lo que equivalía a contradecir el segundo principio de la termodinámica; y además podían hacerlo repetidamente, oscilando en un sentido y en el otro.

La ubicuidad de los fenómenos periódicos de oscilación en la física, la astronomía y la biología, eran ya conocidos, pero los químicos de la época de Belousov, creían que las reacciones eran inmunes a esta clase de comportamiento, ya que usualmente no se observaba que las concentraciones de los productos intermedios de la reacción alcanzaran un cierto nivel, luego descendieran bruscamente a uno inferior y posteriormente ascendieran repetidamente hasta alcanzar algún punto donde resultasen productos estables resistentes a cambios ulteriores.

No es sino hasta comienzos de la década de los sesenta, cuando Anatol Zhabotinskii retoma el trabajo de Belousov, y después de diversos experimentos, observa que al oxidar en ciertas proporciones ácido malónico por bromato de potasio y ácido sulfúrico en presencia de iones de cerio y hierro, el sistema se autoorganiza dando lugar a ondas macroscópicas observables a simple vista, que surgen como producto del desorden molecular. De esta forma, en la solución inicialmente roja observa que comienzan a aparecer puntos blancos que con el tiempo se transforman en anillos concéntricos débilmente azules que se aniquilan al colisionar entre sí, por lo que la solución cambiaba de color periódicamente, dando lugar a la formación de patrones espaciales, en este caso ondas y espirales en el espacio de reacción⁴⁵.

En esta reacción química, que se conoce como reacción de Belousov-Zhabotinskii, el sistema oscila entre dos estados diferenciados donde anteriormente solo existía uno. Las oscilaciones, se manifiestan por el cambio regular entre los colores rojo y azul. Es decir, en esta clase de reacciones se produce alternancia de colores con un ciclo temporal muy preciso y la secuencia de cambios de color es producida por las oscilaciones periódicas en las concentraciones de especies intermedias de la reacción química, sin que los reactivos iniciales y los productos finales se encuentren sujetos a las mismas. La acumulación de una determinada sustancia en cierto punto y la disminución de la misma en otro, produce la organización de la misma en franjas características⁴⁶.

Esta clase de reacciones en las que la concentración entre los distintos reactivos aumenta y disminuye permanentemente, se denominan reacciones oscilantes. Cabe señalar que no todas las reacciones químicas son de esa naturaleza. Una reacción oscilante requiere, entre otras condiciones, que exista en el mecanismo de reacción al menos una etapa autocatalítica y otra de inhibición, y que se

⁴⁴ Goodwin Brian, Solé, *Signs of life*.

⁴⁵ Sametband, Moisés, Op. Cit. p.p. 105-115

⁴⁶ Vidal, Ch. Les ondes chimiques en: la Recherche, 216, p.p. 147-148.

produzcan en alternancia. Esto es, debe haber una retroalimentación, ello requiere que alguno de los productos que aparecen en una etapa del proceso sea capaz de influir sobre su propia velocidad de formación, lo que se conoce como autocatálisis. En la etapa autocatalítica, la concentración de algunas sustancias crece pronunciadamente. Esto origina el inicio de la etapa de inhibición, en donde el aumento de concentración es frenado hasta una concentración inferior y así la etapa autocatalítica puede reiniciarse de nuevo. Como resultado se da una alternancia permanente entre aumentos y disminuciones de concentración. Ello se debe a que la sustancia que actúa como catalizador influye sobre la velocidad con la que reaccionan químicamente las sustancias presentes y se mantiene sin cambios durante este proceso, pero al variar el flujo de entrada de reactivos, el sistema químico puede pasar a uno cualquiera de dos estados estables diferentes, cada uno de los cuales tiene su propio periodo de oscilación. De esta forma, a diferencia de una reacción química normal, en la que los reactivos y productos se mantienen uniformemente distribuidos en la solución, en este caso, una pequeñísima heterogeneidad se incrementa por el efecto de autocatálisis, de modo que en una región, una sustancia química determinada puede dominar la reacción, mientras que en la vecina, su concentración se agota. A causa del comportamiento autocatalítico, el sistema que inicialmente se encontraba en un estado homogéneo, se autoorganiza en zonas ricas en un reactivo y zonas pobres en él. De esta manera, se activan complejas oscilaciones en el sistema de reacción⁴⁷.

En el caso de la reacción de Belousov-Zhabotinskii la diferencia de concentraciones de los reactivos, produce lo que se denomina ruptura temporal de la simetría. De esta forma, cuando dicha reacción supera una densidad crítica, el sistema pasa súbitamente a un estado de no equilibrio. Este fenómeno de biestabilidad es una función que depende del momento anterior del sistema, lo que se conoce como *histéresis*.

En la figura se observa una simulación tridimensional de la reacción de Belousov-Zhabotinskii. Las zonas más claras indican una mayor concentración de uno de los reactivos.

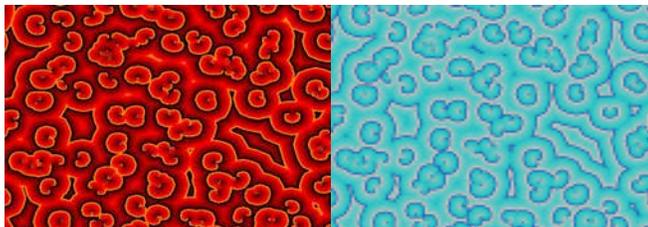


Figura 47. Simulación tridimensional de la reacción Belousov-Zhabotinskii.

Estos patrones sin embargo, no son específicos de las reacciones químicas, se encuentran presentes en otros sistemas en los que existen interacciones no lineales entre elementos individuales. Se hallan por ejemplo, en los patrones que se forman en los medios granulares (granos de arena por ejemplo); bajo la acción de energía mecánica en pulsos se han identificado en la actividad eléctrica del corazón, en modelos matemáticos de dinámica de poblaciones, etcétera. En un nivel de mayor complejidad, se hallan presentes en la formación de patrones de agregación de ciertos microorganismos, cuando estos pasan de una fase solitaria a una fase de organización social, como en el caso de las hormigas.

En este último contexto, se ha observado que en determinado intervalo de densidad poblacional, las colonias de cierto tipo de hormigas alternan lapsos periódicos de actividad e inactividad, con una periodicidad de aproximadamente 25 minutos, comportándose de manera caótica cuando se encuentran aislados y de manera sincronizada cuando se hallan involucrados en interacciones

⁴⁷ Ibidem, p.148.

sociales. Este proceso, llamado facilitación social, produce un orden espontáneo donde no lo había anteriormente⁴⁸.

De esta manera, se observa que la actividad individual es totalmente aperiódica, caótica; sin ningún tipo de regularidad intrínseca. Al aumentar el número de individuos, aparece un comportamiento colectivo hasta que para cierta densidad de hormigas, comienzan a aparecer oscilaciones regulares; es decir, si se modifica la densidad de las hormigas, la colonia redefine sus fronteras con el fin de volver a la densidad óptima para mantenerlas autoorganizadas. En esa densidad crítica el sistema se comporta como un todo y constituye un punto medio entre el orden y el desorden. Ante este fenómeno, un número creciente de estudios ha mostrado que dichos patrones temporales pueden emerger espontáneamente a partir de la sincronización de individuos que de forma aislada se comportan desordenadamente y en la que la conducta social de estas hormigas, se traduce asimismo en estructuras espaciales definidas. Así por ejemplo, la zona en la que se localizan los huevecillos y las larvas, posee una simetría circular que puede ser observada al simular este proceso computacionalmente. El ejemplo de las hormigas se puede comparar con una red neuronal artificial, en donde la fluidez en un sistema caótico se manifiesta cuando las conexiones entre elementos cambian con el tiempo como consecuencia del movimiento al azar o por otras causas. Un elemento que esté inmóvil puede volver a la actividad ya sea por interacción o de forma espontánea, siendo las actividades de esa naturaleza totalmente caóticas. Así, a baja densidad de elementos, las fluctuaciones serían muy irregulares porque habría poca interacción y los elementos no propagarían bien sus cambios. A grandes densidades por otro lado, las fluctuaciones del sistema se tornan periódicas. La activación de un elemento se propaga en forma de onda, pero entre ambos extremos (irregularidad y periodicidad) existe una densidad crítica, un punto de bifurcación en el cual la transmisión de información se hace máxima⁴⁹.

Al parecer, muchas de las conductas sociales observadas en insectos se encuentran también en otros organismos, existen de hecho en todo grupo de individuos que es capaz de interactuar cooperativamente con sus semejantes y son resultado de procesos autoorganizativos que producen conductas colectivas emergentes en las que no intervienen factores externos, hallándose por tanto presentes en las sociedades humanas.

El conocimiento de los fenómenos espontáneos de autoorganización citados, en particular el de la reacción de Belousov-Zhabotinskii, fue aprovechado a comienzos del siglo XX por los biólogos, Meinhardt y Gierer para explicar la estructura periódica de las hojas de ciertos vegetales. De esta forma, consideran el botón terminal del vegetal a la manera de una estructura autoorganizada que contiene dos tipos de sustancias X e Y en concentraciones bien definidas. Cuando una protuberancia sobre una rama y un cierto umbral de concentración de sustancias son alcanzados, el crecimiento de la vieja rama es inhibido en beneficio de la nueva. Este tipo de reacción química autoorganizada y temporal, puede igualmente explicar la forma del rayado sobre la piel de las zebras, o de escalas y cantidades de otros fenómenos biológicos.

En particular, cabe citar el descubrimiento en 1987 por J.Martiel y A.Golbeter, del fenómeno de agregación de colonias de células de la amiba *Dictyostelium discoideum*, una especie de amiba de moho que forma ondas concéntricas y espirales semejantes a las de la reacción Belousov-Zhabotinskii cuando se hallan sobre una superficie de agar o bajo condiciones adversas (falta de alimento). El uso de trazas colorantes permite observar que las amibas se dirigen hacia el centro de las estructuras que forman un claro hilo espiral de gran longitud, mientras que aquellas que quedan inmóviles forman el fondo oscuro en el decorado, formando así un ser complejo semejante a un gusano en el que la

⁴⁸ Cole, B.J. Short-term activity cycles in ants: generation of periodicity by worker interaction, Am. Nat. 1991, 137: 244.

⁴⁹ Sametband, Moisés, Op. Cit. p.p. 101-105.

estructura es no lineal. De hecho, en ausencia de alimento, estas amibas adoptan un nuevo modelo de organización para sobrevivir; sintetizan una sustancia llamada cAMP (monofosfato de adenosina cíclico) y esto ocurre de manera periódica. Cuando esta sustancia difunde en el medio extracelular, la cAMP alcanza la superficie de las células vecinas, las cuales a su vez permiten a las otras células dirigirse hacia la región de gran concentración en cAMP. Dado que la concentración de las células aumenta cerca del centro de emisión de cAMP, el movimiento de las células se amplifica y se autoacelera en una reacción exotérmica, dicho movimiento crea estructuras espirales características. Ello obedece al mismo principio que la reacción Belousov-Zhabotinskii. Así se forma un ciclo de retroalimentación muy semejante a la autocatálisis química que acelera las heterogeneidades iniciales debidas a la emisión de cAMP por las primeras células. Esta reacción puede por sí misma aumentar su propia producción de cAMP a partir de la conversión de ATP (la reserva de energía de la célula) en cAMP. Sin embargo, este mecanismo aún no se encuentra bien comprendido⁵⁰.

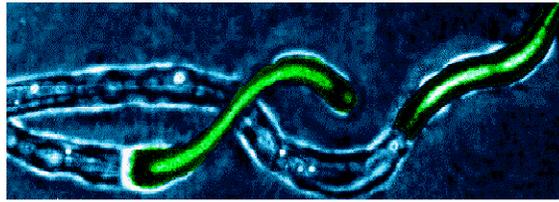


Figura 48. Dictyostelium discoideum

El mismo fenómeno se observa en múltiples ejemplos que van desde las abejas, con organizaciones altamente eficientes que garantizan la obtención de alimento; bandadas de aves volando en formación y asegurando el menor consumo de energía para las largas migraciones; o los cardúmenes que permanecen unidos en todos sus movimientos, cuyo comportamiento asegura la competencia por los recursos de alimento y les provee protección contra los predadores. Ello obedece a las mismas leyes complejas de la dinámica: cada animal por separado obedece leyes relativamente simples, pero es el conjunto de individuos el que crea estos asombrosos sistemas autoorganizados.

Otro notable ejemplo, lo constituye el movimiento de un fluido dando origen a un fenómeno de ordenamiento espontáneo se puede encontrar en la convección térmica, o sea, en el transporte de calor que efectúa un fluido caliente al desplazarse hacia una zona más fría.

Los primeros estudios en convección térmica se deben al físico francés Benard en 1900, quien al colocar aceite entre dos placas metálicas paralelas y calentarlo uniformemente, observa que si el sistema se encuentra en equilibrio, la temperatura de las placas y del fluido será la misma, por lo que las propiedades del sistema serán homogéneas. Sin embargo, si se calienta lentamente la placa de la base, el calor comenzaría a transmitirse hacia el fluido por acción de la difusión térmica y, de seguir calentando la base hasta que la diferencia de temperatura entre placas alcance un valor crítico, el fluido empezará a moverse formando corrientes verticales; a este fenómeno se le conoce como convección.

La producción de dichas corrientes, se debe a que las capas inferiores del fluido más calientes comienzan a dilatarse. Por consiguiente, poseen menor densidad que las capas más frías que se hallan por encima, y al ser más livianas ascienden y son reemplazadas por volúmenes más fríos, de manera que se produce un movimiento circular. Estas corrientes convectivas no son de ninguna manera aleatorias; por el contrario, su dinámica da pie a la formación de patrones poligonales hexagonales característicos, similares a un panal de abejas, conocidos como celdas de Benard⁵¹.

⁵⁰ Winfree, A. T. y S. H. Strogatz, Organizing Centres for three-dimensional chemical waves, en Nature, vol. 311, p.p.611-614.

⁵¹ Sametband, Moisés, Op. Cit. p.p.101-104.

En la figura siguiente puede observarse el fenómeno. En cada una de las celdas de Benàrd asciende fluido caliente por el centro y desciende fluido frío por los bordes. (El color rojo indica los puntos más calientes):

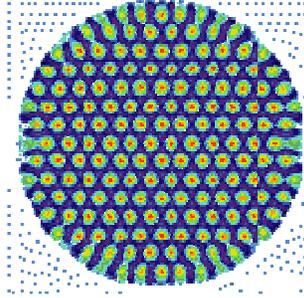


Figura 49. Celdas de Benàrd.

Hoy se sabe que el fenómeno de autoorganización es muy común en la naturaleza. La superficie del Sol se encuentra cubierta por celdas de convección, cada de una las cuales tiene una magnitud del orden de los mil kilómetros; y en general, las mismas celdas se pueden observar en todos los fluidos en los que la convección térmica genera dinámicas similares, tales como las que ocurren en la producción de las corrientes oceánicas, las cuales determinan en buena parte el clima a corto y mediano plazo. Asimismo, los gases de la atmósfera por ejemplo, en ocasiones describen movimientos convectivos similares a los observados en el experimento de Benàrd, dando lugar a la organización en las nubes de patrones geométricos claros⁵².

La teoría de la autoorganización por tanto, pone de manifiesto que la naturaleza posee la capacidad de generar nuevas estructuras, diferentes de la simple agregación de componentes. La ubicuidad de fenómenos donde tiene lugar la autoorganización posee un papel importante y la gran diversidad de fenómenos físicos y biológicos en que ésta se manifiesta, sugiere que el entendimiento de los procesos autoorganizativos puede ayudar a esclarecer aspectos relevantes de la evolución dinámica de diversos sistemas complejos, entre ellos, el cerebro humano⁵³.

⁵² Ibidem, p.103.

⁵³ Wagensberg Jorge. *Ideas sobre la complejidad del mundo*, Tusquets, Barcelona, 1989, p.p.5-6.

CAPÍTULO VI.

CRITICALIDAD AUTOORGANIZADA.

6.0. TRANSICIONES DE FASE Y CRITICALIDAD.

Los diferentes ordenamientos que surgen como producto de la dinámica propia de los sistemas complejos, por lo general, se hallan separados entre sí por transiciones de fase, entendiéndose por fase cualquier porción de materia con propiedades homogéneas. En la naturaleza, la materia puede encontrarse en una gran variedad de fases, siendo las más conocidas las asociadas con los estados de agregación, esto es, con los estados estado sólido, líquido y gaseoso. Lo esencial radica en notar que la entropía (S) crece al pasar de sólido a líquido y de este a gas, es decir, $S(\text{gas}) > S(\text{líquido}) > S(\text{sólido})$. Se dice que un sistema experimenta una *transición de fase* si alguna de sus propiedades cambia discontinuamente frente a la variación de un parámetro en el tiempo¹.

A principios del siglo XX, el eminente físico francés Pierre Curie, demostró que una pieza magnetizada de hierro pierde su magnetización al ser calentada por arriba de la temperatura crítica $T_c = 1043\text{K}$ y la recupera cuando es enfriada debajo de dicha temperatura, este es un ejemplo de transición de fase ya que la magnetización cambia en función de la temperatura. Es decir, los metales poseen resistencia eléctrica, lo que significa que al circular una corriente eléctrica, se produce disipación de energía (efecto Joule). En algunos metales la resistencia eléctrica desaparece por completo por debajo de una cierta temperatura crítica o de transición. Lo que resulta sumamente interesante de este fenómeno, es que justo antes de la magnetización cero se presenta un proceso en el acomodo del espín (momento cinético del electrón) de los átomos de hierro en forma de islas, las cuales a su vez se encuentran constituidas por átomos con el espín apuntado hacia una dirección específica. Estas islas presentan a su vez islas mas pequeñas formadas por átomos con el espín apuntando hacia otra dirección.

El fenómeno que se conoce como *crítico*, resulta relevante debido a la aparición de leyes de escalamiento o de potencias así como por la emergencia de estructuras complejas cuando algunos sistemas se encuentran cerca o en el punto crítico. La transición de fase en la cual el agua se convierte en hielo, constituye un ejemplo de transición de fase en la cual la materia súbitamente va de una fase desordenada a un estado ordenado.

Durante 1970 y 1980 se produjeron múltiples experimentaciones que tuvieron por objeto medir los exponentes críticos de diferentes materiales como polímeros, metales, fluidos, etc. Como resultado, se obtuvo que incluso aquellos materiales que no presentan ninguna similitud podían ser agrupados en un número básico de conjuntos de exponentes críticos, lo que llevó a los físicos a determinar que no existe un número infinito de exponentes y que en el estado crítico previo a la transición de fase, el sistema no es muy sensible a la naturaleza de las partículas que lo conforman ni al detallamiento de las interacciones entre dichas partículas.

En este contexto, en 1977 el químico ruso-belga Ilya Prigogine descubre la existencia de *estructuras disipativas en los sistemas alejados del equilibrio*; esto es, de fenómenos de comportamiento espontáneo coherente; en los que emergen órdenes nuevos, con lo que se enfrenta a un fenómeno de estructuración correspondiente a un alto nivel de cooperatividad desde el punto de vista molecular. Este fenómeno de organización se encuentra muy difundido en la naturaleza. Se trata de fenómenos sumamente ricos que presentan comportamientos periódicos en el tiempo, rupturas espontáneas de homogeneidad espacial o fenómenos aún más complejos. De esta manera, la materia alejada del equilibrio, detecta minúsculas diferencias que son esenciales para la construcción de sistemas

¹ Sametband, Moisés, Op. Cit, p.p. 84-88.

altamente coherentes y complejos. Se les reconoce entonces cierta autonomía, lo que permite hablar de fenómenos de autoorganización².

En los años ochenta, con el fin de tratar de entender la dinámica de todos los sistemas reportados en la naturaleza que presentan fluctuaciones caracterizadas por un exponente menos uno, Per Bak, Kurt Wiesenfeld y Chao Tang proponen una teoría con el fin de explicar el origen de las fluctuaciones intermitentes en los sistemas lejos del equilibrio termodinámico, a la que llamaron criticalidad autoorganizada.

² Prigogine, Ilya. *Las leyes del caos, Drakontos*, Crítica, Barcelona, 1997.

6.1. CRITICALIDAD AUTOORGANIZADA.

El fenómeno de la criticalidad autoorganizada, autoorganización hacia la zona crítica o complejidad al borde del caos, debe su nombre al hecho de que en la naturaleza existen ciertos sistemas que de manera espontánea evolucionan hacia un estado estacionario sin ninguna escala de tiempo ni de longitud características, lo que recibe el nombre de crítico por su analogía con los fenómenos críticos o transiciones de fase, descritos en la sección anterior.

El término criticalidad autoorganizada fue introducido en 1987, por Per Bak, Chao Tang y Kurt Wiesenfeld, en el artículo "*Self-organized criticality: An explanation of $1/f$ noise*", en el que los autores tratan de explicar la ubicuidad de la relación $1/f$ y de las leyes de potencias en numerosos fenómenos naturales. La tesis central de esta publicación, establece que los sistemas dinámicos no lineales evolucionan de modo natural hacia un estado crítico y una vez que han llegado a él, exhiben una propiedad muy característica: una perturbación pequeña puede desencadenar respuestas de diversa magnitud, desde una respuesta pequeña que no produce modificaciones sustanciales en el estado del sistema, hasta una respuesta extrema que provoque el colapso del mismo³.

Inspirado en el autómatas celular del montículo de arena de Christensen, Bak propone una analogía visual que consiste en tirar de manera sucesiva granos de arena sobre una mesa circular.

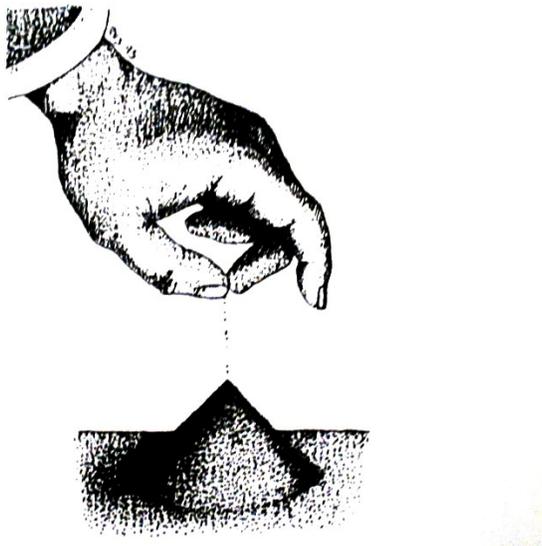


Figura 50. Modelo del montículo de arena

Con el transcurso del tiempo, las acumulaciones de arena crecen uniformemente hasta que alcanzan un límite o ángulo máximo (estado crítico), en el que la caída de un solo grano puede desencadenar avalanchas de muy distintos tamaños, que van desde un grano; o sea, una avalancha pequeña, intrascendente, a avalanchas de mediana magnitud o avalanchas de gran tamaño que lleven al montículo de arena a derrumbarse por completo.

³ Bak, Per. *How Nature Works. The Science of Self-organized Criticality*, Springer-Verlag, New York, 1996 p.p. 7-112.

Esto se debe a que en condiciones de criticalidad, a pesar de hallarse lejos del equilibrio, los sistemas complejos mantienen regularidades globales. En esta situación, el sistema oscila entre distintos estados sin necesidad de tomar energía externa, y los efectos de una fluctuación o evento local pueden repercutir no sólo en las regiones vecinas, sino también en elementos y regiones distantes dentro del sistema. En consecuencia, lo que sucede en una parte y en cierta escala del sistema, afecta su comportamiento global. Existen por tanto, fluctuaciones de todo tamaños, las cuales se distribuyen bajo una ley de potencias. Se habla entonces de correlaciones o relaciones recíprocas en todas las escalas, lo que significa que en cualquier parte del sistema existe información física relevante y que el efecto combinado de todas las fluctuaciones produce regularidades en el ámbito global⁴.

De esta forma, bajo el paradigma de Bak, Tang y Wiesenfeld, la respuesta del sistema a una perturbación local se manifiesta por una reacción en cadena o avalancha. Estos autores muestran entonces, que la importancia de las avalanchas de arena se encuentra ligada inversamente a su frecuencia, es decir, ocurren pocas avalanchas de gran tamaño y muchas de menor tamaño. Finalmente, el montículo cuando no recibe más arena adicional, representa el sistema en el estado crítico, donde una ínfima perturbación fortuita puede arrastrarlo hacia un nuevo e imprevisible estado, encontrándose por tanto características análogas a aquellas presentes en un fenómeno crítico.

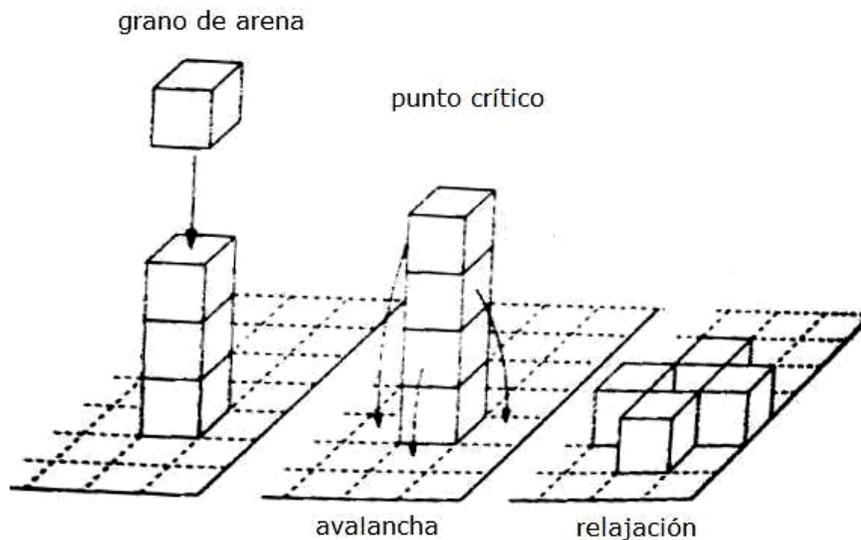


Figura 51. Representación del autómata celular de Christensen

6.1.1. LEYES DE ESCALAMIENTO O DE POTENCIAS

Los sistemas que presentan criticalidad autoorganizada obedecen una ley según la cual el tamaño de un evento o fluctuación es inversamente proporcional a su frecuencia, esto es, siguen una ley de potencias. En términos matemáticos, las leyes de potencia o de escalamiento son relaciones de la forma $y = x^a$; donde a constante, denota el exponente característico que relaciona a todos los datos con la pendiente a . En otras palabras, esto quiere decir que cuando en un sistema complejo los eventos o fluctuaciones se encuentran distribuidos bajo una ley de potencias, los eventos de grandes magnitudes ocurren con muy poca frecuencia; mientras que eventos de magnitudes pequeñas ocurren más frecuentemente⁵.

⁴ Jeldtoft Jensen Henrik, *Self-organized criticality, Emergent complex behavior in physical and biological systems*, Cambridge University Press, MIT, 2000, p.p. 11-74

⁵ Schroeder, M. *Fractals, Chaos, Power Laws*. Freeman, USA 1991p.p. 31-42.

Así, aunque la respuesta dinámica del sistema sea compleja, en el sentido de que no existe un tamaño de acontecimiento ni escala característicos, (lo que significa que el fenómeno se manifiesta y es válido en todas las escalas o niveles del sistema conservando las mismas propiedades que lo caracterizan); el aspecto simplificador radica en que las propiedades estadísticas se describen mediante dichas leyes, cuyos exponentes pueden ser semejantes para sistemas en apariencia muy diferentes. Por tanto, el comportamiento del modelo de arena descrito, posee semejanzas notables con la sismicidad asociada a una zona tectónica activa, así como con un sinnúmero de fenómenos naturales en medios aparentemente disímiles, tales como el comportamiento ante variaciones del mercado de bolsas de valores, los incendios forestales, las extinciones de especies animales y vegetales, la ocurrencia de tormentas y la riqueza de las naciones, por citar algunos ejemplos⁶.

6.1.1.1. LEY DE GUTENBERG-RICHTER

Como producto de la dinámica interna del planeta, la corteza terrestre se dividió en una serie de bloques denominados placas tectónicas, las cuales se hallan en movimiento debido a las corrientes de magma fluido provenientes del interior de la Tierra, lo que a su vez da lugar a la concentración de una gran cantidad de energía en sus bordes, provocando choques y acumulación de tensión entre éstas. La corteza terrestre posee asimismo un comportamiento de tipo elástico, condición necesaria para poder dar lugar a trenes de ondas. De esta forma, cuando las placas son sometidas a la presión de una fuerza de intensidad creciente, sufren una serie de deformaciones como respuesta al esfuerzo al que es sometida. Al principio la deformación es elástica, por tanto pueden retornar a su forma original si cesan las fuerzas. Sin embargo, si el esfuerzo sobre las placas continúa aumentando, llega un momento en que se rebasa el límite de la plasticidad, esto es, se supera la fuerza de sujeción entre las placas, lo que provoca su ruptura, dando lugar a la liberación brusca de una gran cantidad de energía que se convierte en ondas que se propagan desde el lugar de origen hasta los diferentes puntos de la superficie terrestre, dando lugar a lo que se denomina movimiento sísmico o terremoto⁷.

En este contexto, la adición de partículas en el modelo de arena de Bak, representa la adición de tensión debida al desplazamiento relativo entre las dos superficies de las placas continentales; de manera que los múltiples acontecimientos en los que las partículas son transferidas y/o perdidas, son totalmente análogos a los sismos, en los cuales parte de la tensión acumulada es transferida y otra perdida.

Los primeros estudios en sismicidad fueron realizados por Charles Richter a mediados de la década de 1930. Una de las contribuciones más valiosas de Richter, fue el descubrir que las ondas sísmicas propagadas por los terremotos pueden proporcionar buenas estimaciones de sus magnitudes. Para ello reunió los registros de las ondas sísmicas de un gran número de terremotos y desarrolló un sistema de calibración para medir sus magnitudes a fin de representar adecuadamente las diferencias entre los terremotos de pequeña y mediana magnitud que observó en el sur de California; y los terremotos de gran magnitud alrededor del mundo, encontrando que dicho sistema podía emplearse para otras regiones del planeta además de California⁸.

Posteriormente, entre 1945 y 1956, de manera conjunta, Beno Gutenberg y Richter estudian los datos disponibles de los sismos de todas las regiones del mundo y encuentran que el número N de sismos mayores de magnitud M , que ocurren en un tiempo determinado, se halla en función de su magnitud, es decir: $\log N = a - bM$, donde a denota una constante que depende del tiempo de muestreo y b

⁶ Jeldtoft Jensen Henrik *Self-Organized Criticality Emergent Behavior in Physical and Biological Systems*, Cambridge University Press, NY, USA, 1998, p.p. 7-153

⁷ Espíndola, J., y Z. Jiménez (1984), *Terremotos y ondas sísmicas*, Cuadernos del Inst. Geofis. / 1, UNAM, México.

⁸ Ibidem, p.p. 17

posee valores característicos para distintas regiones de la Tierra. Por otro lado, observa que la relación entre la magnitud y la energía es logarítmica, esto quiere decir que la magnitud aumenta en la misma proporción que el logaritmo que representa la energía.

Esta fórmula, conocida como ley de Gutenberg-Richter señala además que en un tiempo determinado, la razón del número de sismos de cualquier magnitud, entre el de la magnitud inmediata, siempre será constante, esto significa que la probabilidad de ocurrencia de un sismo de una magnitud dada es constante en el tiempo, pues no depende de que acaben de producirse grandes sismos, o de que haga mucho tiempo que no ocurran; los intervalos pequeños entre los sismos son más probables que los largos; mientras que la probabilidad de que se produzcan en forma simultánea es muy pequeña⁹.

Así, si se grafica, en una escala de ejes logarítmicos, la magnitud de los sismos registrados contra el número de sismos que se registran en cada categoría de magnitud, se obtiene una línea recta decreciente como la que se muestra en la figura siguiente, que delata un proceso que obedece una ley de potencias, en este caso la llamada ley de Gutenberg-Richter, que relaciona la magnitud de los sismos con el número de veces que estos ocurren.

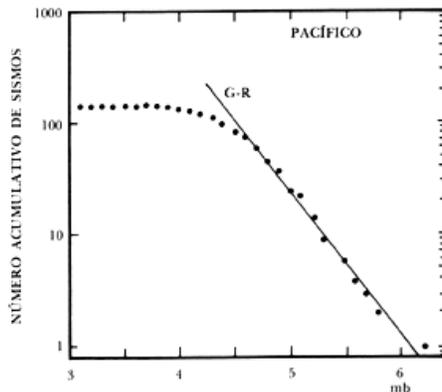


Figura 52. Número acumulado de sismos para toda la región del Pacífico. La línea recta representa la relación Gutenberg-Richter.

La interpretación de la gráfica revela que sismos de magnitudes pequeñas ocurren con una frecuencia mucho mayor que los sismos con magnitudes catastróficas y la relación entre magnitud y frecuencia no es azarosa, obedece una ley de potencias específica, que lo mismo es válida para el planeta entero, como para una región específica.

En la gráfica se observa asimismo, que los puntos que representan las observaciones, no se ajustan a ésta en el caso de magnitudes muy pequeñas o muy grandes. Este fenómeno puede deberse, en parte, a errores en el muestreo, los sismos muy pequeños no se alcanzan a registrar en un número suficiente de estaciones, y por tanto no son localizados ni reportados; mientras que los sismos muy grandes ocurren tan raramente, que los tiempos de muestreo no son significativos, y si se hubiera muestreado durante un periodo mucho más largo, los datos referidos a las grandes magnitudes sí se ajustarían a la recta¹⁰.

Finalmente, para representar sismos de gran magnitud de manera adecuada, Gutenberg y Richter obtuvieron la relación:

$$M_w = \left(\frac{2}{3}\right) \left[(\log_{10} M_0 (\text{dinas / cm}) - 16.0) \right]$$

⁹ Ibid. p.p.18-21.

¹⁰ Ibid. p.20.

Así, por ejemplo para estimar la magnitud de un terremoto $M_0 = 3 \times 10^{13}$ dinas / cm se tiene:

$$M_w = \left(\frac{2}{3}\right) \left(\log_{10} 3 \times 10^{13} \text{ dinas / cm} - 16.0 \right) = \left(\frac{2}{3}\right) (13.5 - 16.0) = \left(\frac{2}{3}\right) (-2.5) = -1.7$$

Cabe señalar que en la escala de Richter existe un límite superior para la intensidad y magnitud de los sismos, debido a la cantidad de esfuerzo que puede soportar el material terrestre y a las dimensiones propias de los continentes¹¹. Dicha escala por tanto, va del uno al nueve, ya que nunca se han observado terremotos con magnitud superior $M_s = 8.9$, límite que representa una condición natural del comportamiento de las rocas.

Si pudieran conocerse cada uno de los factores que influyen en la sismicidad y describir cada punto de la superficie terrestre, entonces podría ser descrito de manera analítica el proceso sísmico y sería posible predecir la ocurrencia de los terremotos como la de los eclipses. Sin embargo, el sistema de placas tectónicas constituye en realidad un sistema complejo formado por entes individuales (las placas) que interactúan entre sí dispersando energía (sismos), el número de parámetros es enorme, por lo que no es posible llegar a una descripción exacta; sino únicamente a evaluaciones probabilistas, aún en el caso de sistemas pequeños como una zona sísmica particular¹².

6.1.1.2. LEY DE PARETO.

Entre los años 1896 y 1897, el economista y sociólogo italiano Vilfredo Pareto, en su obra *Cours d'Économie Politique*, presenta una exposición de la llamada ley de Pareto de la distribución del ingreso. En ella señala que en todos los países y épocas, la distribución de la riqueza sigue un patrón regular logarítmico que se observa como una 'punta', en cuyo extremo derecho, una pequeña fracción de la población es dueña de la mayor parte de la riqueza. Esto es, el número de personas cuyos ingresos personales exceden una cierta cantidad, sigue una ley cuantitativa de potencias, Esta ley de distribución de la riqueza, que caracteriza a las sociedades capitalistas, es válida en todas las escalas, es decir, es válida en cualquier ámbito regional y local en el que exista pobreza. Este tipo de distribuciones es el fomentado por los sistemas desregulados, de competencia libre, donde todos los elementos compiten por un conjunto limitado de recursos (dinero, mercado comercial, político, tierra, poder, etc.) en los que la tendencia general es que los más poderosos en el recurso tiendan a obtener más recurso a partir de los que menos tienen¹³.

¹¹ Gutenberg B., y C. Richter (1954), *Seismicity of the Earth and Associated Phenomena*. Princeton Univ. Press.

¹² Espíndola y Jiménez, Op. Cit.p.p. 26-28.

¹³ Miramontes, Octavio, en <http://scifunam.fisica.unam.mx/mir/biol.html#sistemas%20complejos>

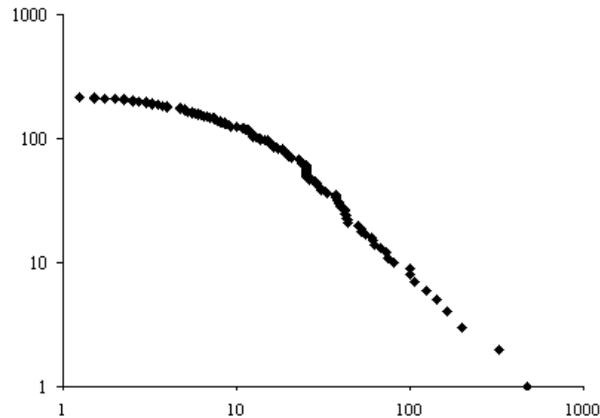


Figura 53. Ley de distribución de la riqueza. El eje de las abscisas representa la magnitud de la riqueza o nivel de recursos y el eje de las ordenadas la población que accede a ellos.

Pareto observa así por ejemplo, que en los Estados Unidos el 90% del total de la riqueza es propiedad del 5 al 15% de la población.

Asimismo, al analizar la distribución desigual de la riqueza en su país, concluyó que el 20% de las personas poseían el 80% de la riqueza, lo cual significa que los ricos que acumulan una inmensa riqueza son muy pocos mientras que los pobres con ingresos mínimos son la gran mayoría.

Pareto realizó asimismo aportaciones muy relevantes a la teoría del equilibrio, desarrollando los principios de una teoría utilitarista del bienestar (óptimo de Pareto). En 1906, con base en sus trabajos precedentes y partiendo de un análisis psicológico de los motivos de la conducta humana, así como de una serie de análisis estadísticos, llega a la conclusión de que la distribución de la renta en cualquier sociedad responde siempre a un mismo modelo, por lo que las políticas encaminadas a redistribuir la riqueza serían inútiles. Pareto desarrolla entonces una teoría de las elites que plantea el carácter inevitable de la desigualdad social y de la dominación de las masas por una minoría selecta¹⁴.

Su esfuerzo por analizar la vida política prescindiendo de las apariencias ideológicas para profundizar en la realidad descarnada de la lucha por el poder, hacen que se le considere además, uno de los iniciadores de la ciencia política. Su análisis refleja una severa crítica y ridiculización de las ideas de progreso, democracia, igualdad y socialismo, poniendo en primer plano el componente de fuerza y de engaño que existe en la historia de la humanidad.¹⁵

Otro descubrimiento de gran trascendencia en el ámbito económico, surge a mediados del siglo XX, cuando el matemático francés Benoit Mandelbrot advierte la existencia de variaciones repentinas en los precios de diversos bienes, contrario a lo esperado en concordancia con las leyes de la teoría económica, según la cual, la variación de los precios de algún producto, por ejemplo el algodón, posee dos componentes, uno de largo alcance, en el que los precios se regirían por fuerzas económicas profundas como la apertura de rutas comerciales, una guerra, alguna innovación tecnológica que modificara el uso del producto, una revolución, etc; y una segunda componente de corto alcance, en la que los precios variarían al azar, debido a un número muy grande de causas, muchas de las cuales no se podrían determinar con precisión. Estos vaivenes, llamados fluctuaciones, poseen carácter transitorio¹⁶.

¹⁴ Pareto Vilfredo, *L'economie et la sociologie au point de vue scientifique*", Rivista di Scienza, 1907.

¹⁵ Ibidem.

¹⁶ Braun Eliezer, *Caos, fractales y cosas raras*, FCE, La ciencia para todos, México, 1996, p.p. 123-130.

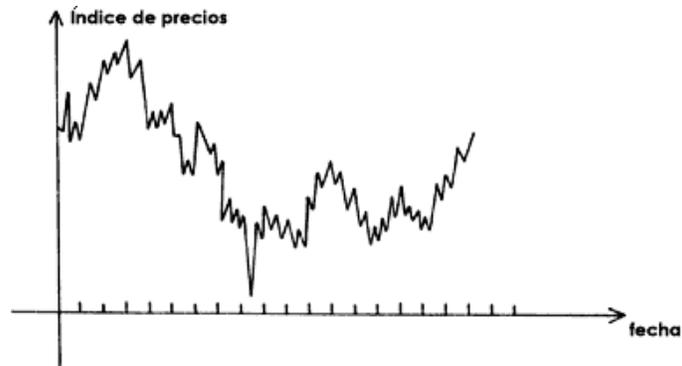


Figura 54. Fluctuación de los índices de precios en la bolsa de valores de un periodo determinado. En ella se observa que las alzas y bajas no poseen regularidad alguna.

Durante mucho tiempo, se pensó que no había relación entre los ritmos de largo y de corto alcance, por lo que se consideró que las variaciones de los precios a largo alcance, seguían una ley determinada en la que esta tendencia a largo alcance, de meses, años o décadas, quedaría determinada de manera muy clara por una curva gaussiana, como la que se muestra en la figura siguiente y que grafica la probabilidad del cambio en el precio, en este caso del algodón. Esta curva, dice que la mayoría de los cambios ocurrirán cuando el precio esté dentro de los límites marcados entre los valores A y B, alrededor de un valor promedio. Así, por ejemplo, la probabilidad del valor C, muy lejano del intervalo AB, es muy pequeña¹⁷.

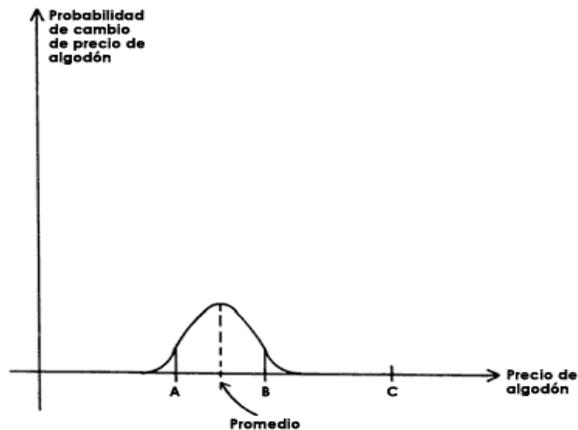


Figura 55. Curva gaussiana.

Sin embargo, en el intento de sobreponer los precios y ajustarlos a dicha distribución que el algodón adquirió de 1880 a 1958, Mandelbrot, colectó los índices en las variaciones de precios de diversos bienes de consumo en los E.U.A., incluyendo este material. Estos datos que contenían las variaciones mensuales durante varios años, revelaron una ley de potencias tanto para el algodón como para los demás bienes, encontrando que no se ajustaban a una curva gaussiana. El error de suponer que los precios del algodón o los de cualquier otra entidad económica, tuvieran una distribución gaussiana, se debía a que una de las suposiciones implícitas que los economistas hicieron al trabajar con esta clase de distribución, era que los precios cambian continuamente. Esto significa que si se produce una variación en el precio de una acción de \$100 a \$40, entonces el precio debe pasar por todos los valores intermedios, o sea, la acción debe adquirir los valores de \$87.5, \$49.25, etc., lo cual resulta falso. Al percatarse de ello, Mandelbrot hizo la suposición de cambios discontinuos en los precios y

¹⁷ Ibidem, p.125

llegó así a la predicción de la distribución de precios que se muestra en la figura siguiente, en la cual se dibuja la gráfica, en el eje vertical, de una cantidad relacionada con la variación de precios, y en el eje horizontal, de los precios. La predicción hecha representa una curva continua y los valores de los datos correspondientes a las variaciones de los precios del algodón, se muestran por medio de puntos. El conjunto de puntos marcados con 1 corresponde a cambios positivos de los precios diarios del algodón. El conjunto de puntos marcado con 2 corresponde a cambios positivos de los precios mensuales; el conjunto marcado con 3 corresponde a cambios de los precios anuales. Los conjuntos 4, 5 y 6 corresponden a cambios negativos en los precios diarios, mensuales y anuales, respectivamente¹⁸.

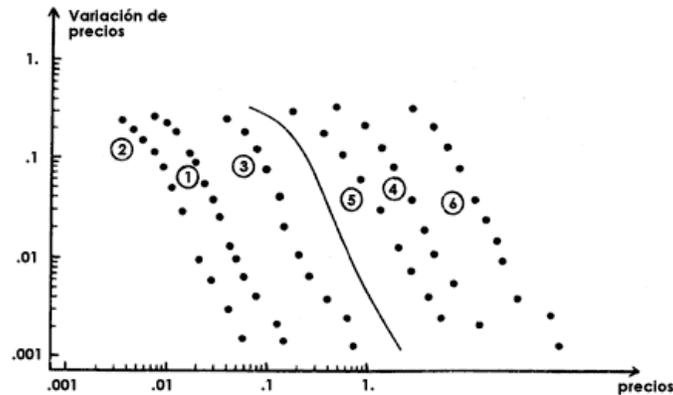


Figura 56. Comparación entre la variación de precios en distintas circunstancias (conjuntos de puntos) con las predicciones (líneas continuas).

Cada línea corresponde a una escala de tiempo distinta, mientras que los distintos conjuntos de puntos corresponden a escalas de tiempo muy diferentes. Si se superpusiera la curva predicha (línea continua), se superpondría en cada uno de los conjuntos empíricos formados por los puntos. Es decir, la misma predicción resulta ser válida a lo largo de diferentes escalas: diaria, mensual y anual. No hay diferencias entre las escalas temporales como se ha pensado. Esto significa que existe similitud y que la estructura de los precios es fractal¹⁹.

De esta manera, Mandelbrot llega a la conclusión de que tales variaciones estaban relacionadas mediante una ley de potencias, de igual manera que lo están los sismos mediante la ley de Gutenberg-Richter descrita. Es decir, las pequeñas variaciones de los precios ocurrían con mucha frecuencia mientras que las variaciones grandes ocurrían muy poco; esto tiene como consecuencia que las variaciones repentinas y de gran tamaño en los precios de bienes, en los índices de las bolsas de valores, etc., sean inevitables, a pesar de la creencia de los economistas en la existencia de 'equilibrios de mercados', 'estabilización económica', etc., términos inspirados en la termodinámica clásica que no considera procesos fuera del equilibrio. Sin embargo, dichos procesos ocurren de manera natural, debido a que las fluctuaciones de grandes dimensiones y consecuencias potencialmente catastróficas, son generadas de manera intrínseca por un complejo proceso de interacciones económicas y son por tanto inevitables cuando se carece de mecanismos de regulación específicos para impedirlos o al menos minimizarlos²⁰. Por otro lado, dado que la mayoría de las series económicas presentan oscilaciones de carácter recurrente pero aperiódico, de amplitud variable pero acotada; y dado que

¹⁸ Ibid. p.p.126-127

¹⁹ Ibid, p.p 128-129

²⁰ Miramontes Octavio, Op. Cit.

forman parte de un sistema económico complejo, las únicas predicciones posibles sobre el comportamiento de los precios son a corto alcance²¹.

²¹ Mantegna, R. et al. (1995). Scaling behavior in the dynamics of an economic index. Nature 376: 46.

CAPÍTULO VII.

AUTOORGANIZACION NEURONAL.

7.0. Antecedentes.

Ya en la antigüedad, desde los tiempos de Hipócrates y Galeno, se sabía del papel que ejercen diversas regiones del cerebro en la elaboración de sensaciones, afectos, percepciones y funciones motoras; de donde trataron de relacionar la mente con el cerebro dando lugar a diversas teorías localizacionistas en las que se atribuye a cada región cerebral una función particular¹.

No es sino en épocas posteriores, cuando Gall y Spurzheim sientan las bases de las teorías localizacionistas modernas con la llamada frenología, esto es, el estudio de las localizaciones cerebrales según la forma de los huesos del cráneo. Los frenólogos afirmaban que era posible determinar las tendencias, el modo de ser y las características mentales de las personas analizando las protuberancias del cráneo y de la cara, pues estas reflejarían cuáles de las áreas cerebrales eran más grandes o más importantes. Debido a la carencia de fundamentos científicos que la sustentaran, la frenología desapareció. Sin embargo, su desaparición no destruyó la idea de que el cerebro se encuentra organizado en diferentes regiones, las cuales probablemente se encuentren asociadas con ciertas funciones específicas².

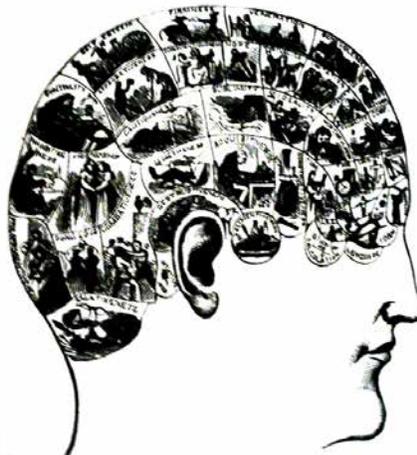


Figura 57. División frenológica según Gall

En 1870, los estudios de Fritsch y Hitzig, al producir movimientos contralaterales mediante la estimulación eléctrica de la corteza motora del perro, dan origen a la confección de mapas con las localizaciones motrices, sensitivas y sensoriales de la corteza cerebral, que culminan con los trabajos de Jackson y Penfield en el siglo XX, en donde en una serie de estudios experimentales en humanos demuestran que al estimular eléctricamente la corteza cerebral era posible observar la contracción de un músculo o grupo de músculos preciso, dependiendo del sitio de la corteza que era estimulado³.

De este modo, se descubre la existencia de una zona especial de la corteza en donde se localizan las motoneuronas responsables del movimiento de los músculos de las extremidades, los dedos, el tronco, la lengua, la cara, etc. Al mismo tiempo, se descubre de manera sorprendente, que la zona de la corteza que controlaba la actividad de los músculos con mayor movilidad o control, como son los del pulgar o los de la lengua, poseía una superficie mucho más extensa que la de aquellos músculos con

¹ Xirau, Ramón *Introducción a la historia de la filosofía*, UNAM, México

² Gall, FJ, Spurzheim, *Anatomie et Physiologie du System nerveux*.

³ Fritsch G, Hitzig E, 1870, reprinted in *Some Papers on the Cerebral Cortex*, Springfield, IL Thomas p.p.73-96.

movilidad limitada y de importancia menor en las funciones motoras, como son los músculos del tronco, incluyendo el tórax y el abdomen. Se construye así el llamado homúnculo motor, en el cual el tamaño de cada región del cuerpo representa comparativamente qué tan grande es el área de la corteza cerebral que controla los músculos de dicha región corporal.

En experimentos paralelos, en los cuales se tocaban levemente con un alfiler o con objetos romos distintas partes del cuerpo y se registraba de manera simultánea la actividad eléctrica de distintas zonas de la corteza, se descubre que existen regiones que reciben específicamente los estímulos sensoriales de la piel de cada zona del cuerpo, y de nuevo existía una correlación entre la capacidad de sentir más finamente y la extensión de la corteza que recibía tales estímulos, lo que constituyó el llamado homúnculo sensorial o receptor. Así por ejemplo, la lengua que representa uno de los órganos con más fina sensibilidad posee un área muy extensa en la corteza. Ambas configuraciones (el homúnculo sensorial y el homúnculo motor) se conocen en conjunto, como representaciones somatotópicas del cerebro.

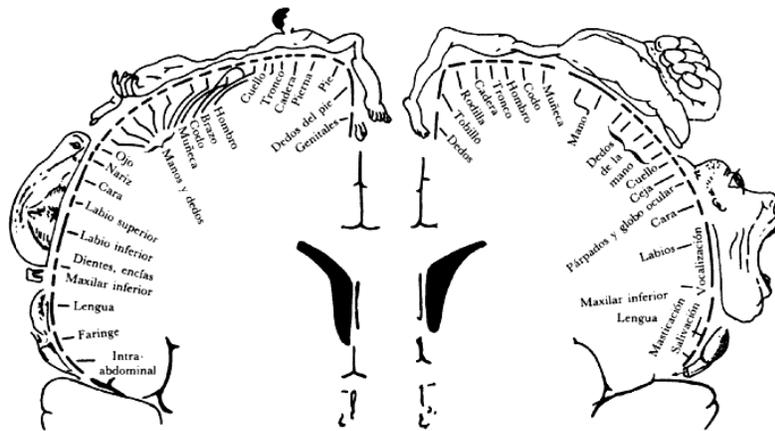


Figura 58. Representación somatotópica del cerebro. Izquierda: Homúnculo sensorial, derecha: homúnculo motor

Asimismo, se observó que las áreas de la membrana basilar en el órgano de Corti, en el oído interno, se encontraban relacionadas con frecuencias tonales particulares y eran proyectadas a regiones corticales con límites muy precisos. Esta representación de las frecuencias de estimulación tonal en la corteza cerebral se conoce con el nombre de representación tonotópica.⁴

Años más tarde, Kleist, estudiando los traumatismos craneoencefálicos de guerra, atribuye a cada función una zona cortical especial. Su clasificación general, traduce una concepción del funcionamiento del sistema nervioso basado más en los sistemas sensitivosensoriales que sobre centros múltiples. Es decir, los sistemas sensitivo-sensoriales corresponden a zonas corticales bien delimitadas en las que cada impulso sensitivo llega a la corteza después de varios relevos a las áreas motoras, existiendo entre estos dos sistemas un sistema secundario o de asociación, propio de cada sistema⁵.

No es sino hacia mediados del siglo XIX, cuando Nielsen establece una clasificación de las funciones corticales, reconociendo al lado de los fenómenos perceptivos la identificación primaria, esto es, la categorización de un estímulo a través de un órgano sensorial. Esto quiere decir que la conclusión de un determinado concepto se efectúa gracias a asociaciones plurisensoriales y de tipo superior.

⁴ Alcaraz Romero Víctor Manuel, *Estructura y función del sistema nervioso. Recepción sensorial y estados del organismo*, 2ª Ed. El Manual Moderno, Universidad de Guadalajara, México 2001, p.p. 107-123

⁵ Cárdenas y Cárdenas Juan, Op. Cit. p.p. 231-244.

Pavlov por su parte, concibe el funcionamiento de cada sentido por la puesta en juego de un aparato nervioso analizador formado por una extremidad periférica, los fascículos conductores y los sistemas centrales de recepción. Es decir, la corteza es concebida según este autor, como un mosaico de analizadores encargados de descomponer en elementos simples los elementos complejos que llegan del mundo exterior. Por medio de estos analizadores se lleva a cabo la discriminación y la concentración de los estímulos exteriores e interiores que al salir por la vía eferente constituyen el reflejo condicionado.

En contra del movimiento localizacionista, se alzan Pierre Marie en Francia, Jackson y Head en Inglaterra, Bethe en Alemania, y Lashley y Goldstein en Norteamérica. Lashley indica que en el funcionamiento de la corteza intervienen grandes porciones de tejido nervioso, en las que se crean vías restringidas de conducción o se establecen sistemas de integración. Lashley demuestra que los procesos de aprendizaje no dependen de modificaciones estructurales a nivel de la corteza. Así pues, la integración según él, no puede expresarse en términos de conexiones neuronales específicas, ya que si se exceptúan las áreas de proyección sensorial, no existe otra especialización anatómica en las otras áreas sensoriales, no siendo así para otras funciones. Un área determinada puede funcionar a diferentes niveles de complejidad y las lesiones pueden perturbar los niveles más elevados sin perturbar los más simples. Esta limitación de la complejidad sería simplemente la traducción de un fenómeno de acción de masa. La inteligencia, según este autor, no sería la suma de funciones especializadas, sino una función dinámica no especializada del sistema nervioso en su conjunto y cuyo déficit correspondiente depende directamente de la cantidad de tejido destruido sin relación con el sitio afectado⁶.

Tal vez los estudios más detallados realizados sobre la interacción dinámica entre dos regiones del sistema nervioso, fueron aquellos que analizan la relación entre la retina y el tectum de varios animales. Se sabe que la retina envía sus fibras al tectum siguiendo un mapa específico donde cada zona de la retina corresponde a una zona del tectum y con la misma relación espacial entre diferentes zonas receptoras. A este hecho se le ha denominado proyección retinotópica, ya que a cada punto de la retina corresponde un área en la corteza cerebral. Los primeros estudios sobre la relación entre estas zonas, los iniciaron Sperry y su grupo al observar que la rotación de uno de los ojos en la rana no afectaba la proyección retinotópica al tectum, aunque sí representaba una seria alteración conductual, pues el animal localizaba estímulos tipo presa en la posición inversa a la que realmente correspondía. Esta alteración era, además, irreversible.

Posteriormente, estos autores estudiaron la proyección de la retina al tectum lesionando parcialmente a la retina y observando cómo se modificaban los mapas por estas lesiones. Se encontró que cuando se lesionaba media retina, el resto se proyectaba a su respectiva posición en el tectum, dejando sin proyección retinal a la otra mitad tectal. Estos estudios llevaron a Sperry a proponer la teoría de la afinidad química para el establecimiento de mapas entre diversas regiones cerebrales. Estudios posteriores mostraron, sin embargo, que aunque inicialmente las lesiones en la retina y en el tectum producían mapas corticales, había un segundo periodo de rearrreglo donde la mitad de la retina lesionada se expandía a todo el tectum, o donde la retina se proyectaba en la mitad del tectum lesionado.

Gaze y su grupo proponen entonces la necesidad de una relación global entre el número de fibras aferentes y células receptoras para la formación de mapas entre diversas regiones cerebrales.

⁶ Ibidem p.p 321

En este sentido, Ramón y Cajal, Marinesco y posteriormente Changeaux postulan que las fibras nerviosas se distribuyen a sus regiones respectivas por la combinación de dos factores, un factor genético, que actúa como evolvente, y un factor empírico que depende de la actividad de las células.

Willshaw y von der Malsburg, combinando las hipótesis de Ramón y Cajal, así como las de Marinesco y Changeaux con la de Sperry, proponen un modelo matemático donde postulan que la organización anatómica entre dos regiones depende de marcadores genéticos, así como de la actividad de las células mediante tres procesos heterosinápticos: competencia, cooperatividad e interferencia. La competencia se manifiesta en diferentes ramas axonales de una misma neurona, de modo que sólo la más activa es la que finalmente permanece. La cooperatividad en cambio, se obtiene por medio de la difusión de marcadores a células vecinas, tanto a nivel pre como postsináptico, lo que tiende a incrementar la eficiencia sináptica. Finalmente, la interferencia ocurre entre dos células que poseen diferentes marcadores genéticos y donde la más fuerte suprime la actividad de la otra⁷. Dicho modelo constituye una de las teorías más aceptadas en la actualidad en relación a la organización cerebral, por lo que su vigencia aún permanece.

En los albores del siglo XX, surge en Alemania una nueva escuela localizacionista dirigida por el anatomista Korbinian Brodmann. Esta escuela trataba de diferenciar distintas áreas funcionales en la corteza basándose en la estructura de las células y en la disposición característica de estas células en capas. Empleando este método citoarquitectónico, Brodmann distingue 52 áreas anatómicas y funcionalmente diferenciadas en la corteza cerebral humana⁸.

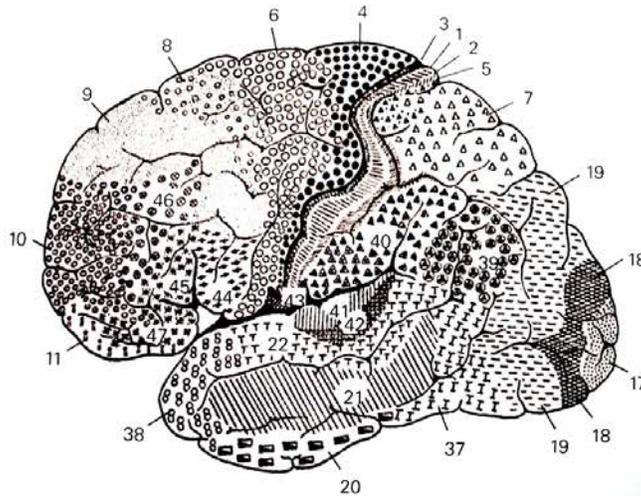


Figura 59. Áreas de Brodmann

A pesar de la existencia de pruebas biológicas de peso respecto a la existencia de áreas diferenciadas en la corteza cerebral, la teoría de Brodmann no fue aceptada sino hasta mediados del siglo XX, cuando Edgar Adrian en Inglaterra, Wade Marshall y Philip Bard en Estados Unidos, descubren que al aplicar un estímulo táctil a diferentes partes del cuerpo del gato, se desencadena actividad eléctrica en distintas subregiones de la corteza, lo que permitió establecer un mapa preciso de la superficie corporal en zonas específicas de la corteza cerebral descritas por Brodmann⁹. Estos estudios establecieron que las áreas citoestructurales de la corteza cerebral, pueden definirse sin ambigüedad de acuerdo con diversos criterios independientes, como son el tipo celular, las conexiones y la función fisiológica. En este sentido, la especialización funcional local se ha revelado como un principio esencial de la

⁷ Changeaux, J.P. *Neuronal Man. The Biology of Mind*. New York: Pantheon Books, 1985, p.p 53.

⁸ Kandel, Schwartz, Jessell, *Principios de Neurociencias*, Interamericana, España, 2001, p.p.5-62

⁹ Adrian, Afferent discharges to the cerebral cortex from peripheral sense organs. *Journal of Physiology* 100:159-191.

organización cortical y se extiende incluso a columnas individuales de células de un área funcional particular¹⁰.

De este modo, la representación no sólo es tónica, sino que se halla asimismo en correspondencia con las características del estímulo. Esto es, en los receptores se captan propiedades elementales del estímulo, como son, su intensidad, su frecuencia, su localización en el espacio, su disposición angular, su dirección, su velocidad, etc. Cada una de estas características es recogida por células particulares que reciben el nombre de detectores de rasgos, los cuales se localizan en las zonas de proyección cortical primaria, así como en los núcleos subcorticales¹¹.

La integración de los diferentes rasgos que componen un estímulo complejo se lleva a cabo en las zonas secundarias o de asociación. Si el estímulo afecta a distintas modalidades, entonces su integración se realiza en zonas terciarias de traslape. Todo lo anterior significa, que en el cerebro, la consecución de las distintas integraciones, requiere de la comunicación entre diversas áreas.

En la corteza cerebral, las relaciones establecidas por los sistemas de comunicación que se acaban de mencionar, se llevan a cabo en conformidad con ciertas particularidades de la organización estructural de la neocorteza, la cual presenta una distribución en capas de los diversos elementos que la componen. Las capas que conforman la corteza cerebral son seis, a saber:

1. Capa molecular plexiforme, constituida por fibras transcorticales y por una cifra reducida de células horizontales y granulosas.
2. Capa granular externa, formada por células piramidales pequeñas y por células de Golgi tipo II
3. Capa de las pirámides medianas, en la que pueden observarse células piramidales de tamaño mediano y grande.
4. Capa granular interna, integrada por células de Golgi tipo II y por algunas células piramidales de tamaño pequeño.
5. Capa de las grandes células piramidales, formada por células piramidales gigantes o células de Golgi tipo I
6. Capa fusiforme, en la que se hallan células ahusadas.

Conviene aclarar la diferenciación que se ha hecho entre neuronas de Golgi, tipos I y II. Las primeras son células con axones de gran tamaño, que establecen la comunicación a larga distancia en el sistema nervioso, mientras que las neuronas de Golgi tipo II son interneuronas de axones cortos que disponen condiciones excitatorias e inhibitorias dentro de radios pequeños del sistema nervioso.

Cuando se analizan las distintas zonas corticales, se encuentra que en las áreas motoras predomina la capa V. De las células piramidales gigantes o células de Betz de esta capa, salen fibras que se dirigen hacia la médula espinal¹².

¹⁰ Ibidem p.p.13

¹¹ Kandel Eric, *The cellular basis of Behavior: An introduction to Behavioral Neurobiology*, Freeman, USA, p.p.3-27.

¹² Alcaraz, Romero, Op. Cit, p.117

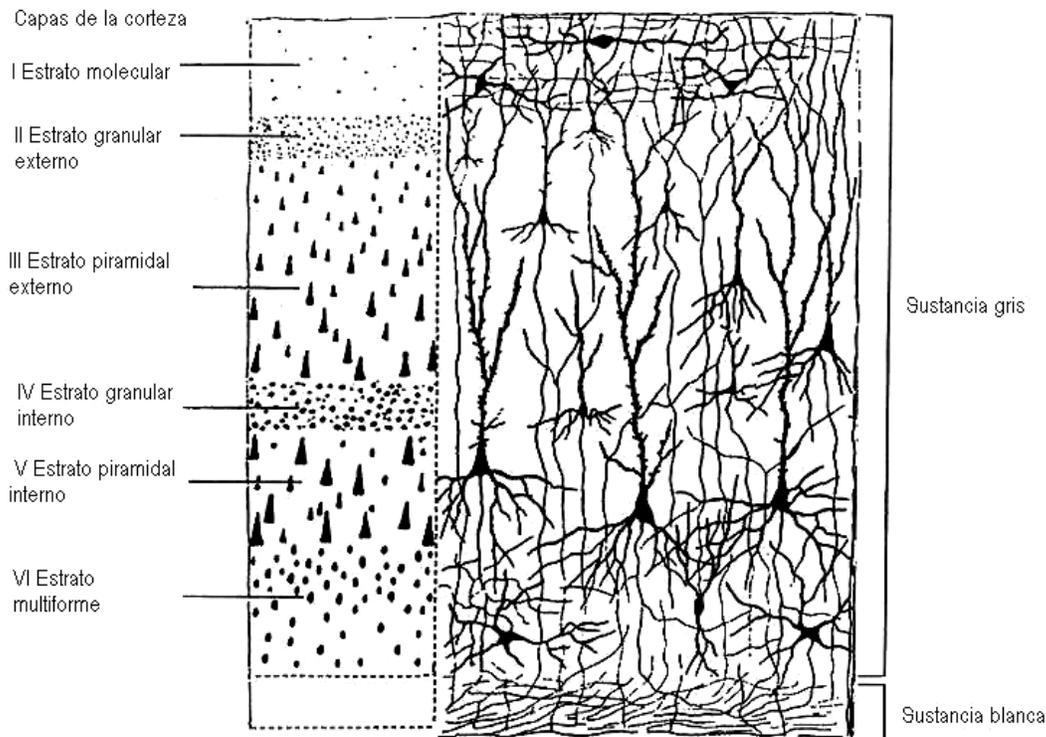


Figura 60. Capas de la corteza cerebral.

En general, casi todas las eferencias del cerebro surgen de las células piramidales distribuidas en las distintas capas de la corteza. Las células piramidales poseen axones largos y somas en forma de pirámide. Su nombre les viene precisamente de este último hecho. Además, las células piramidales presentan arborizaciones dendríticas que se dirigen hacia las capas superficiales de la corteza. Algunas de las células piramidales envían axones hasta la médula espinal y conforman el llamado haz piramidal, cuyo nombre no proviene de la designación que se les da a las células de las cuales se origina, sino de una región cercana al punto en el que sus fibras se cruzan hacia el lado opuesto del sistema nervioso al llegar al tallo cerebral. Otras células piramidales dirigen sus axones a distintos centros de la región subcortical para formar el haz extrapiramidal integrado por fibras que se originan en distintas regiones corticales y cerebelosas¹³.

7.1. COLUMNAS Y MÓDULOS EN LA CORTEZA CEREBRAL.

En la corteza cerebral, además de una distribución en capas de los elementos nerviosos, se da una organización columnar. Esta consiste en el hecho de que se forman series de células dispuestas verticalmente de manera perpendicular a la superficie. Todas las células que componen la columna son sensibles a un rasgo determinado del estímulo. Esta selectividad se logra por la organización traslapante de sus campos receptivos.

Se constituye entonces una especie de módulo en el que las arborizaciones dendríticas se orientan en sentido vertical, lo que hace posible el trabajo de una unidad funcional que responde a aspectos particulares del medio.

¹³ Gardner, *Ibidem*. p.p. 56-93

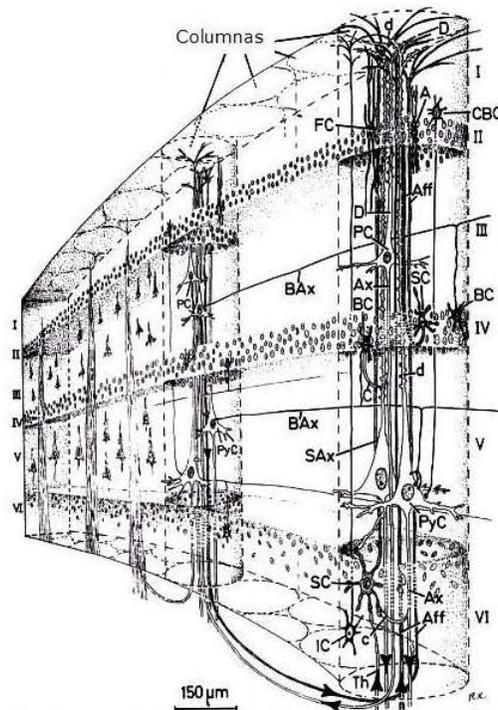


Figura 61. Organización columnar de la corteza

La organización de los módulos implica por tanto un interjuego de los procesos excitatorios e inhibitorios que tienen lugar, disparado por las influencias que enseguida se detallan:

La estimulación aferente específica que proviene del tálamo, llega a neuronas excitatorias dispuestas en la capa IV cortical y en las capas III y V. Las células excitatorias ponen en actividad a las neuronas piramidales de otras capas mediante prolongaciones axónicas que se extienden en sentido vertical y transversal. Gran parte de los axones de estas células trepan por las dendritas apicales de las células de Golgi tipo I e intensifican de esta manera su excitación. Ello lo logran debido a que a lo largo de su trayecto por las dendritas apicales de las células piramidales, forman sinapsis que por la disposición serial que asumen, reciben el nombre de sinapsis en cartuchera.

El impulso aferente así amplificado, es sujeto a una modulación inhibitoria de células localizadas en las capas III y IV, puestas en actividad también por los impulsos del sistema de proyección o de manera indirecta por las acciones de las células excitatorias. Los influjos inhibitorios se ejercen principalmente sobre los módulos vecinos. Se reduce así la actividad de las células piramidales de los módulos adyacentes al que recibió la excitación principal. De esa manera se logra circunscribir la excitación a una sola columna.

La acción inhibitoria se realiza mediante contactos sinápticos sobre el soma de las neuronas piramidales al que converge un gran número de fibras provenientes de las neuronas inhibitorias, para formar una especie de cesta o canasta, de ahí que a las células inhibitorias se les conozca como células en cesta. Se encuentra asimismo una alternancia de columnas con diferentes sensibilidades a distintos rasgos del estímulo, de ahí la necesidad de que la excitación se limite a columnas específicas para asegurar la discriminación del rasgo.

Las fibras comisurales y de asociación de la corteza terminan en las capas I y II, en donde hacen sinapsis con las dendritas de las células piramidales y con las de las células piramidales estrelladas de la capa II. A esa región también llegan axones de las células de Martinotti que se encuentran en las

capas V y VI. Los axones del sistema de asociación y del comisural, así como los de las células de Martinotti no se encuentran dispuestos de la misma manera que los axones de las células excitatorias cuya actividad es inducida por el sistema de proyección específico. La organización estructural de los axones de las células excitatorias es la más efectiva para extender la activación nerviosa. En consecuencia, la acción excitatoria de los axones de las neuronas del sistema de asociación es menor.

Por otro lado, la inhibición no se difunde sino que se limita a los efectos ejercidos sobre las células piramidales estrelladas de la capa II, en virtud de que las células inhibitorias de esta capa cortical poseen axones muy cortos. Las áreas de inhibición en las capas más superficiales poseen en consecuencia, radios más pequeños dentro del propio módulo y no actúan sobre los adyacentes. Otras células que realizan acciones inhibitorias intramodulares son las células en candelabro de la capa II, que hacen sinapsis sobre las dendritas apicales de las células piramidales de las capas más profundas. De este modo se atenúa la amplificación de la actividad que realizan las neuronas excitatorias.

Las acciones de los diferentes módulos son concertadas por las fibras de asociación y las comisurales, cuyos axones se originan en las células piramidales. Dichos módulos pueden ser vistos como unidades de entrada y salida. A ellos llegan aferentes específicos, fibras comisurales y de asociación. Son puntos de partida también de aferentes piramidales, extrapiramidales y de fibras asociativas a módulos adyacentes, a módulos en áreas terciarias y secundarias, así como a zonas homólogas en el hemisferio opuesto¹⁴.

7.2. PRINCIPIOS DE ORGANIZACIÓN EN EL SISTEMA NERVIOSO.

De la estructura de los módulos en la corteza cerebral y en general de la forma como se organizan los diversos centros de integración en el sistema nervioso, se pueden extraer ciertos principios citoarquitectónicos presentes en los sistemas corticales, que permiten explicar su mecánica funcional. Estos principios son los siguientes:

- Geometría tridimensional: Las estructuras nerviosas no se organizan sobre un solo plano en cadenas seriales sino en volúmenes. En el cerebro, las integraciones se realizan en paralelo, en áreas en las que se ponen en relación instrucciones diferentes.
- Distribución en capas y volúmenes: En los distintos núcleos se observa cómo las células tienden a distribuirse en capas y a arreglarse en columnas. Existen en consecuencia, capas horizontales y columnas que forman módulos verticales.
- Salidas y entradas múltiples: A las capas y columnas llegan influencias de zonas y estructuras distintas. Las eferencias se dirigen asimismo, hacia un gran número de regiones a un mismo nivel, como sería el caso de los sistemas transcorticales o transcallosos o a niveles diferentes como en el sistema piramidal y extrapiramidal.
- Conexiones laterales múltiples que podrían ser complejificadas por las relaciones intermodulares a nivel de las células piramidales.
- Divergencia y convergencia: A las células nerviosas llegan fibras provenientes de muchas otras células (principio de convergencia); simultáneamente, cada célula manda fibras a un gran número de neuronas (principio de divergencia).
- Inhibición y excitación: Las células excitadas se regulan por influencias inhibitorias. Cualquier descarga neuronal es el resultado de la suma algebraica de las influencias excitatorias e inhibitorias.
- Aferentación en retorno y aferentación anticipada. (Feedback y feedforward): La aferentación en retorno corresponde a la información que una célula o estructura recibe acerca de los niveles de su

¹⁴ Alcaraz Romero, Op. Cit. p.p. 76-83

propia actividad, lo que permite una especie de autocontrol. La aferentación anticipada por otro lado, representa el hecho de que en una vía nerviosa ciertas fibras se saltan algunos relevos para disponer en la estructura terminal un estado de antelación.

- Reverberación y dispersión temporal: La aferentación en retorno y la anticipada determinan que el tiempo de excitación de una estructura nerviosa sea mayor que el tiempo en el cual actúa un impulso aferente. Además, por el principio de convergencia, una estructura nerviosa permanecerá activa debido a la recepción de impulsos provenientes de distintas áreas en diferentes momentos. Asimismo, la existencia de lazos cerrados, como los de ciertas aferentaciones en retorno, da lugar a que la actividad pueda mantenerse durante un prolongado periodo de tiempo.

-Direccionalidad: La excitación en las células nerviosas ocurre en un solo sentido.

Finalmente, las neuronas de una capa particular pueden ser interpretadas como los ejes de un espacio de estados representando el posible estado de actividad del estrato neuronal¹⁵.

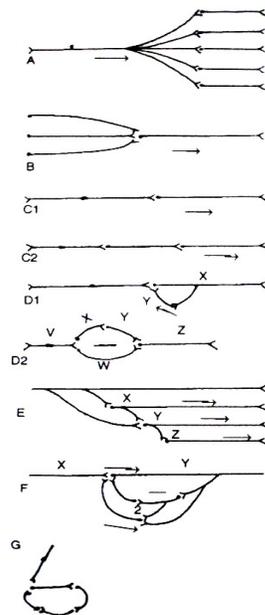


Figura 62. Principios de organización estructural A. Divergencia. El axón de una célula presináptica se ramifica para hacer sinapsis con varias células postsinápticas. B. Convergencia. Varias células presinápticas hacen contacto con una sola neurona. C1 y C2. Arco reflejo compuesto por neurona sensorial y una neurona motora, respectivamente. D1. Circuito de aferentación en retorno. Una colateral de la neurona X activa a la neurona Y, la cual a su vez ejerce una acción inhibitoria sobre la neurona X. D2. Circuito de aferentación anticipada. La neurona sensorial V activa a las neuronas W y X puestas en contacto directo con la neurona Z e indirecto con la neurona Y, respectivamente. E. Otra forma de divergencia con la participación de diversas neuronas. F. Otra forma de aferentación en retorno. G. Circuito reverberante. La actividad neuronal se mantiene porque forma un lazo cerrado.

7.3. SISTEMAS NEUROQUÍMICOS EN LA CORTEZA.

En cuanto a la neuroquímica de la organización cortical, cabe señalar que la actuación de los neurotransmisores se realiza asimismo de manera jerárquica a través de las distintas capas. Así por ejemplo, el glutamato y el aspartato parecen ser los neurotransmisores que actúan en las capas III y V formadas por neuronas piramidales de las que surgen los sistemas eferentes de mayor importancia de la corteza. Una sustancia especial que se denomina polipéptido intestinal vasoactivo parece mediar la actividad de las neuronas excitatorias fusiformes y bipolares con prolongaciones verticales. Ambos tipos de células se hallan situados en las capas II y IV. El polipéptido p intestinal vasoactivo fue

¹⁵ Alcaraz Romero, Op.cit. p.82

descubierto inicialmente en el intestino, pero posteriormente se le encontró en el cerebro, en donde a su capacidad de influir sobre los vasos sanguíneos para aumentar el flujo circulatorio local se le pudieron agregar, además funciones excitatorias de las células nerviosas. Debido a esos dos efectos, el polipéptido llega a sincronizar la actividad excitatoria dentro de los módulos corticales. En esta tarea, interviene otro péptido, la colicistocinina que actúa sobre las neuronas bipolares de la capa V. Los efectos de la colicistocinina se diferencian de los del polipéptido intestinal vasoactivo, en que la excitación que aquella provoca no se difunde hasta la capa I como sucede con las activaciones producidas por el polipéptido intestinal vasoactivo¹⁶.

Algunos otros péptidos como la sustancia P intervienen en las sinapsis de otras capas como la II y la IV. Asimismo, en todas las capas corticales es posible encontrar serotonina, excepto en la corteza cingulada posterior, en la que solo se le halla en las capas I y II.

La noradrenalina por otro lado, parece desempeñar una función en los módulos de la corteza somatosensorial al nivel de la capa IV en la que se reciben las aferencias del sistema de proyección. Los módulos de la corteza somatosensorial han recibido también el nombre de *barriles* porque se presume que en su centro existe un vacío. Del mismo modo, las fibras noradrenérgicas establecen relaciones intermodulares a través de fibras tangenciales. A la capa IV llegan del mismo modo fibras colinérgicas. Por lo que respecta al sistema dopaminérgico, éste parece encontrarse en las regiones asociativas de la corteza¹⁷.

Por último, se supone que el GABA es el causante de las acciones inhibitorias que permiten establecer la especificidad de los módulos corticales. De esta manera, Curtis y Jonson, demostraron mediante el uso de un antagonista del GABA, la biculina, que las células visuales simples de la corteza pierden su selectividad direccional cuando el GABA deja de realizar sus funciones. Estas acciones del GABA se llevan a cabo por medio de las neuronas estrelladas multipolares sin espinas dendríticas, que hacen sinapsis en cesta sobre las células piramidales.

7.4. MAPAS DE ASOCIACIÓN FUNCIONAL.

Las características estructurales citoarquitectónicas del cerebro descritas, reflejan una función fisiológica específica y ocupan un área determinada.

La corteza en general presenta dos sectores funcionales, uno posterior que está en relación con la recepción de aferencias y otro situado anteriormente que está en relación con las eferencias que no son sino las respuestas originadas por aquellas¹⁸.

Las informaciones sensoriales, recogidas tanto en la superficie del cuerpo como en los órganos de los sentidos, convergen y circulan permanentemente entre distintos puntos de la corteza, donde son transformadas en percepciones del mundo exterior. En el centro del cerebro se encuentra el tálamo, circundado por los dos hemisferios cerebrales, que se dividen a su vez en tres zonas: el lóbulo piriforme, el hipocampo y la neocorteza.

Las informaciones de cada modalidad sensorial hacen escala en los grupos de células del tálamo, para ser enviadas a una región precisa de la corteza mediante canales de transferencia de información independientes para cada modalidad sensorial. En la neocorteza se aprecian claramente tres regiones

¹⁶ Alcaraz, Romero, Op. Cit. p.p. 112-117.

¹⁷ Ibid, p. 114

¹⁸ Ibid. p.p.115-122

correspondientes al sentido del tacto y la coordinación del comportamiento motor (zona somatoestésica), así como la correspondiente a la audición y la región emparentada con la visión¹⁹.

Estas áreas en donde se producen sensaciones bien definidas (visión, audición, tacto, gusto, etc.) son llamadas áreas secundarias o de asociación de la corteza, las cuales combinan y elaboran los impulsos aferentes primarios y forman percepciones unisensoriales complejas capaces de ser recordadas en condiciones adecuadas (un sonido, un color, etc.).

A mediados del siglo XIX, Flechsig llamó a estas regiones centros sensoriales primarios, pues en su opinión, representaban la primera etapa del tratamiento de la información sensorial que llega a través del tálamo a la neocorteza. Las áreas asociativas, que sólo recibían informaciones sensoriales por medio de las áreas primarias, eran consideradas por Flechsig como zonas secundarias que permitían la asociación entre sí de las diferentes modalidades sensoriales; por tanto constituían, las funciones psíquicas del hombre.

Posteriormente, Rose y Woolsey demuestran que la estimulación sensorial (un destello o un sonido, por ejemplo) genera una actividad eléctrica en las zonas primarias de Flechsig. Años más tarde, estudios paralelos demuestran que la parte de la neocorteza denominada asociativa, se encuentra organizada de hecho en un mosaico de bloques que corresponden a formas o representaciones de superficies sensoriales. Las conexiones entre distintas zonas de la misma porción de la superficie sensorial forman una compleja red (al menos para los sistemas somatoestésicos y visual) y son bidireccionales. Dicha complejidad sugirió que cada suceso neuronal repercute en todas las áreas sensoriales corticales correspondientes a la misma modalidad. Por otra parte, cabe señalar que el tratamiento de la información sensorial más allá de las áreas primarias se realiza de modo distribuido, con múltiples intercambios de información entre las diferentes representaciones corticales de la superficie sensorial²⁰.

A finales del siglo XIX, Jackson, considerado el fundador de la neurología británica moderna, propuso una teoría que en los últimos 40 años se ha visto confirmada. Jackson establece que la corteza se encuentra organizada de forma jerárquica y que algunas áreas corticales sirven a las funciones integradoras de orden superior que no son puramente motoras ni sensitivas, sino de asociación. Estas áreas de la corteza de orden superior, relacionan aferencias sensitivas a respuestas motoras y realizan los procesos mentales interpuestos entre aferencias sensitivas y las eferencias motoras. Los procesos que Jackson atribuía a estas áreas, comprenden la interpretación de la información sensitiva, la asociación de las percepciones con la experiencia previa, la atención y la exploración del medio²¹.

La visión de Jackson con respecto a las áreas de asociación se ha confirmado en la actualidad con una base experimental sólida. Ahora se sabe que cada corteza sensitiva primaria se proyecta a áreas de la corteza próximas, de orden superior, llamadas áreas de asociación unimodal, que integran información aferente de una única modalidad sensorial. Así por ejemplo, la corteza de asociación visual integra la información sobre la forma, el color y el movimiento que accede al cerebro a través de vías independientes. Las áreas de asociación unimodales se proyectan a su vez a las áreas de asociación motoras multimodales localizadas en el lóbulo frontal. Éstas últimas transforman la información sensitiva en movimientos planificados y calculan los programas para esos movimientos, que después son transmitidos a la corteza motora para su puesta en práctica. Como las áreas de asociación multimodal integran modalidades sensitivas y vinculan la información sensorial a la planificación de los

¹⁹ Calvin, C. *The Cerebral Code. Thinking a Thought in the Mosaics of Mind*. Cambridge MA. MIT Press., 1996

²⁰ Cárdenas y Cárdenas, Op. Cit, p.p. 715-725

²¹ Ibid, p.p. 718-720

movimientos, se piensa que constituyen los sustratos de las funciones sensoriales más elevadas, como son, el pensamiento consciente, la percepción y la acción dirigida a objetivos²².

Entre las principales áreas sensitivas y motoras primarias, así como de asociación entre las áreas multimodales de asociación de la corteza cerebral, resultan de especial importancia tres áreas. El área de asociación posterior, situada en el límite de los lóbulos parietal, temporal y occipital, vincula información de diversas modalidades sensitivas para la percepción y el lenguaje. El área de asociación límbica, a lo largo del borde interno del hemisferio cerebral, por otro lado, se ocupa de las emociones y del almacenamiento de la memoria. Finalmente, el área de asociación anterior (corteza prefrontal) es la encargada de la planificación de los movimientos.

Los estudios de las vías sensitivas aferentes y las áreas de asociación de la corteza se han traducido en tres principios importantes del procesamiento de la información sensitiva:

1. La información se procesa en una serie de relevos a lo largo de varias vías paralelas, desde los receptores periféricos hasta la corteza sensitiva primaria y de ella a la corteza de asociación unimodal y a la corteza de asociación multimodal de la parte posterior del hemisferio.
2. La información que representa diferentes modalidades converge en áreas de la corteza que integran esa información en un fenómeno plurisensorial.
3. Las áreas de asociación posteriores que procesan información sensitiva, se encuentran profusamente interconectadas con las áreas frontales de asociación, responsables de la planificación de las acciones motoras. Estas áreas de asociación anteriores, convierten los planes sobre conductas futuras en respuestas motoras concretas, tales como saciar el hambre comiendo, por citar un ejemplo.

El procesamiento cortical de la información sensitiva, se ha estudiado más a fondo en los sistemas visual y somatosensorial, pero los principios generales derivados de estas modalidades son válidos para el resto de los sistemas. Las áreas de asociación son capaces de gobernar procesos cognitivos complejos porque reciben información de diversas áreas sensitivas de orden superior y transmiten la información a áreas motoras superiores que organizan acciones planificadas después de un procesamiento y transformación adecuados²³.

²² Purves. Op. Cit. p.p. 17-19

²³ Ibid. p. 112

CAPÍTULO VIII.

SINCRONIZACIÓN.

8.0 Antecedentes.

El concepto de tiempo transcurrido, ha sido motivo de preocupación e interés para el hombre desde la antigüedad. La incesante sucesión del día y la noche constituye la referencia temporal más conspicua y fiable del planeta y quizá sea la primera usada por el hombre primitivo. Igualmente, los cambios climáticos asociados a la justa ordenación de las estaciones, han representado una importante referencia temporal para la regulación de las actividades humanas. Ello tal vez se deba a que la importancia de conocer y medir el tiempo esté relacionada con la necesidad del hombre primitivo de predecir y anticiparse a los fenómenos naturales para asegurar su supervivencia.

Por medio de la observación de fenómenos tales como la alternancia del día y de la noche, las fases de la luna o de las estaciones del año, el hombre primitivo pudo inferir la importancia de los fenómenos cíclicos en el orden del Universo. Pudo así observar la existencia de fenómenos unidireccionales como el crecimiento, el envejecimiento y la muerte, de los que pudo deducir la naturaleza inexorable e irreversible del paso del tiempo. La tristeza asociada a la pérdida de sus seres queridos y la consciencia inamovible de su propia muerte, contribuyeron en alguna medida, a la concepción de la vida como un tránsito más bien breve hacia una existencia atemporal. Asociadas a tales concepciones sobre la vida, cada corriente desarrolló su propia concepción de la naturaleza del tiempo, ya sea como fenómeno lineal, con un principio y un fin, o bien como un fenómeno cíclico en el que el tiempo se regenera periódicamente; ésta última concepción, como una suerte de inmortalidad¹.

De esta manera los hombres de la antigüedad tuvieron consciencia de la sucesión de los acontecimientos y de la duración de sus vidas. Todas las culturas elaboraron calendarios e instrumentos para medir las duraciones, a la vez que creaban lenguajes que contenían numerosas alusiones del transcurso del tiempo. Calcular el tiempo, valorar duraciones y predecirlas poseyó un valor de supervivencia fundamental, por lo que el cálculo más o menos preciso del transcurso temporal probablemente pudo haberse originado en la observación del desplazamiento aparente del sol y las estrellas en el firmamento, de los cambios en la apariencia de la Luna y de las alteraciones en el paisaje durante las estaciones. El uso de marcas o referencias de tiempo a partir de dichos procesos geofísicos permitió perfeccionar los métodos de estimación del tiempo y finalmente, desarrollar dispositivos capaces de medirlo con precisión. Los primeros artefactos para medir el tiempo, se basaron en la sombra proyectada por el desplazamiento del Sol y aparecieron hace más de 5 mil años, e indicaban con cierto grado de error el paso de las horas. Otros dispositivos usaban el desplazamiento de volúmenes constantes de agua, como las clepsidras, las cuales se hallan en las inscripciones funerarias en la tumba de Amenofis I en el año 1500 a.C. La clepsidra tendría un uso destacado en Grecia y en Roma. La posibilidad de fabricar ampollas cristalinas permitió el desarrollo de los relojes de arena, más fácilmente transportables que los de agua, y de los que hay antecedentes desde el siglo III d.C. Otro tipo de reloj es el de aceite, que permitía medir el tiempo sobre todo por la noche, mediante el volumen consumido de este combustible al arder. El aceite se almacenaba en un depósito vertical graduado y su combustión permitía asimismo la iluminación del entorno. Un sistema similar, aunque menos preciso, fue el uso de velas graduadas. Estos dos últimos sistemas fueron utilizados hasta mediados del siglo XVIII².

Hacia la Edad Media, la invención del péndulo por Galileo, permitió a Huygens fabricar relojes de mayor precisión, dada la regularidad en la oscilación del brazo pendular. Se desarrollan entonces los

¹ José Antonio García Segoviano, *Astrología y Cronobiología*, Ciencias 62, julio 2001, México, p.p 27-35

² Golombek, D.A , *Cronobiología del tiempo perdido. Fisiología de los ritmos biológicos*, Boletín de las Sociedad Mexicana de ciencias fisiológicas, 4:12-19,1997.

primeros relojes mecánicos, denominados de torre, accionados por la fuerza de un peso situado en el extremo de una cuerda. Estos relojes se encontraban en conventos, monasterios e iglesias, indicando las horas canónicas (maitines, laudes) y también las horas laicas (apertura y cierre de los mercados o de las puertas de la ciudad).

No es sino hasta principios del siglo XX, cuando los avances tecnológicos permitieron la sustitución de algunos componentes mecánicos por dispositivos eléctricos basados en fenómenos atómicos, como la frecuencia de oscilación del cuarzo, lo que derivó en la construcción de aparatos mucho más precisos, cuyo uso ha perdurado hasta la actualidad.

8.1. BREVE HISTORIA DEL TIEMPO BIOLÓGICO.

La mayor parte de las funciones de los seres vivos no se expresan en forma constante, por lo que al estudiar durante un periodo suficientemente prolongado un proceso orgánico en cualquier ser vivo, se puede observar la alternancia de periodos de máxima actividad con periodos de actividad escasa o nula. Cuando estas variaciones se presentan con cierta regularidad, se denominan ritmos biológicos. Los ritmos biológicos se hallan presentes en las estructuras moleculares, en la expresión de los genes, en la conducta de los individuos, en el ciclo sueño/vigilia, en la actividad de las células nerviosas, entre otros. Algunos de estos ritmos se repiten en tan sólo algunas milésimas de segundo, como la actividad de las neuronas cerebrales o el batir de las alas de determinados insectos; mientras que otros se repiten cada cierto número de años, como la reproducción en los ciervos³.

Los fenómenos de ritmicidad biológica son conocidos por el hombre desde épocas remotas. Ya en el siglo V a.C. Aristóteles describe la hinchazón de los ovarios del erizo de mar durante la luna llena y siglos más tarde, Cicerón menciona que las poblaciones de ostras y otros moluscos cambian en número según las fases lunares⁴.

En 1657, Santorio Santorio observa que las variaciones en su peso corporal y la turbidez de su orina ocurrían de forma mensual. Posteriormente, Antoine Lavoisier explica la existencia de variaciones diurnas en el peso de un sujeto sano. En 1735, el naturalista sueco Karl Linné, además de crear *Sistema Naturae*, un sistema de taxonomía de plantas, realiza una de las primeras aplicaciones prácticas de los ritmos biológicos. De esta manera, basándose en la regularidad de la apertura y cierre de los pétalos de diversas flores, Linné crea en 1745 un mapa de flores para el reloj de jardín, en el que cada especie de flor seleccionada se abría o cerraba a una hora determinada, desde las seis de la mañana hasta las seis de la tarde, de tal forma que al comprobar qué especie floral tenía los pétalos abiertos o cerrados se podía saber la hora.

El primer experimento conocido en relación con los ritmos biológicos, tuvo lugar en 1729, cuando el astrónomo y matemático francés Jean Jacques d'Ortous DeMairan notó que una planta sensitiva de su jardín abría sus hojas durante el día y los cerraba durante la noche. Ante este hecho, DeMairan decidió comprobar si se trataba de alguna relación con la luz del día y con este fin encerró la planta en un armario oscuro. Para su sorpresa, al observarla, la planta continuó abriendo y cerrando sus hojas con el mismo ciclo que mostraba en el exterior⁵.

³ Gruart, Agnes, Delgado, Escobar, Aguilar Roblero Raúl, *Los relojes que gobiernan la vida*. La ciencia para todos, 188, FCE, México, 2002. p.p. 19-182

⁴ Ibidem, p.p. 32

⁵ Pikovsky A., Rosenblum & Kurths, *Synchronization A universal concept in nonlinear sciences*, Cambridge Nonlinear sciences 12, Cambridge University Press, 2001, p.p 2-8

Más tarde, una comunicación del experimento realizado por DeMairan fue enviada y presentada en la Academia real de Ciencias de Paris, por su amigo y miembro de la misma, Marchant, en la que postula que la planta era capaz de percibir la acción solar sin estar expuesta directamente a ésta. Sin embargo, ni DeMairan ni Marchant vislumbraron que la ritmicidad observada en el abrir y cerrar de las hojas podría ser resultado de la actividad metabólica de la planta.

Hacia 1758, Henri Louis Duhamel, enterado de las observaciones de DeMairan, decide repetir el experimento en condiciones controladas de un modo más riguroso, ya que no creía que una planta alejada de la influencia del Sol. fuese capaz de mantener el movimiento de sus hojas de acuerdo con el día y la noche. Por lo que muy probablemente DeMairan había pasado por alto alguna leve filtración de luz hacia el interior del armario donde se encontraba la planta. Así pues, después de seleccionar cuidadosamente una bodega donde no pudiera penetrar ningún rayo de Sol, Duhamel colocó la planta en su interior. No obstante, la planta continuó su ciclo de actividad y reposo durante varios días, por lo que ésta vez decidió repetir el experimento en un armario, pero colocando además la planta en un tubo de cuero que no permitía el paso de la luz. Los resultados sin embargo, fueron iguales a los reportados por DeMairan.

Convencido de la validez de sus observaciones e intrigado por las causas del fenómeno, Duhamel se propuso determinar si acaso la temperatura era el estímulo que provocaba los movimientos de la planta. Para ello repitió el experimento en un invernadero en el que la temperatura se mantuvo considerablemente elevada. Sin embargo, incluso así, los resultados fueron similares a los anteriores experimentos, la planta continuó imperturbable su ciclo de actividad y reposo. A partir de estos experimentos, Duhamel concluye que el movimiento de las hojas de la planta sensitiva no dependía ni de la luz, ni de la temperatura.

Hacia 1832, Agustín Pirus DeCandolle, notable botánico suizo que desarrolló un nuevo sistema para la clasificación de las plantas, publica en su obra *Physiologie Végétale* diversas observaciones realizadas en la *Mimosa púdica*, que confirmaban los hallazgos de DeMairan y Duhamel y que mostraban además, que los movimientos de las hojas de esta planta no dependían tampoco de la humedad.

Posteriormente DeCandolle realiza un experimento inverso a los realizados por DeMairan y Duhamel, es decir, en lugar de estudiar los movimientos de la planta en completa oscuridad, lo hace manteniendo las plantas con iluminación continua. Para ello coloca las plantas bajo la luz constante de una lámpara. Bajo esas condiciones, las plantas continuaron presentando el ciclo de apertura y cierre de sus hojas, pero, para su sorpresa, el ciclo se completaba en 22 horas aproximadamente. Con este experimento, DeCandolle demuestra que era posible desviar el periodo del ritmo biológico de la *mimosa*, de la duración del día. En otra serie de experimentos, DeCandolle coloca algunas plantas en el interior de un gabinete, de modo que estuviesen en la obscuridad durante el día y en plena luz durante la noche. Después de algunos días en que las plantas no presentaron una ritmicidad evidente, éstas reiniciaron su alternancia entre actividad y reposo, pero en lugar de ajustarse al ritmo nictameral (noche/día) local, lo hicieron al patrón de luz y oscuridad en el que se encontraban dentro del gabinete.

Estos estudios indicaron que los movimientos de las hojas no dependían de la luz, sin embargo, se encontraban claramente ligados a su presencia y ausencia, esto es, a la hora de salida y puesta del Sol en la situación normal de las plantas.

Los trabajos de DeMairan, Duhamel y DeCandolle resumen en conjunto, la mayoría de las estrategias experimentales utilizadas en los estudios contemporáneos sobre ritmicidad biológica. El sometimiento de los organismos a luz u oscuridad continua así como la inversión del ciclo luz/oscuridad constituyen

algunas de las estrategias necesarias para caracterizar los ritmos biológicos. Cabe observar que, aunque los autores no lo tuvieron en cuenta, sus resultados mostraron con claridad la existencia de un proceso endógeno, es decir, generado por el mismo individuo, que gobernaba el ciclo de actividad y reposo en las plantas.

Hacia finales del siglo XIX, Wilhelm Pfeffer repite y extiende las observaciones de DeCandolle, reiterando el origen endógeno de este fenómeno. En 1880, Charles Darwin propone el papel adaptativo de los movimientos de las hojas de las plantas, en su obra *The Power of Movement in Plants*, donde plantea que los cambios de posición de las hojas de las plantas afectan la irradiación de su temperatura a través de la superficie expuesta y en virtud de este mecanismo, las plantas son capaces de protegerse del frío⁶.

En 1929, la holandesa Antonia Kleinhoonte, al estudiar una planta leguminosa, la *Canavalia ensiformis*, sugiere que el ciclo de movimiento de las hojas de estas plantas es hereditario. Para probar dicha hipótesis, cultivó algunas semillas en ciclos o días de iluminación de 16 horas (ocho horas de luz y ocho de oscuridad), y mantuvo los retoños en tales condiciones durante 18 días. Registró entonces que el movimiento de las plantas seguía un ciclo de 16 horas, pero al ser expuestas a la iluminación continua las plantas recobraban un ritmo de 24 horas que coincidía con el día y la noche verdaderos. Este experimento fue repetido con el uso de días de diversa duración y en algunas ocasiones, colocando las plantas en oscuridad continua en lugar de luz continua. Con esta demostración se estableció la naturaleza endógena del fenómeno. Sin embargo, pasarían aún varios años antes de que desarrollara el concepto de reloj biológico, tal como se acepta actualmente.

La idea de un factor ambiental desconocido como causa de la ritmicidad de las plantas fue replanteada hacia 1916 por la investigadora Rosa Stöpel, de la Universidad de Hamburgo, quien al repetir los estudios de Pfeffer sobre el movimiento de las plantas, observa la persistencia del ciclo del movimiento de las hojas de la *Calendula officinalis* con un periodo de 24 horas exactas. Esto la lleva a concluir la existencia de un factor *X*, responsable de la ritmicidad en el comportamiento de la planta, ya que si el fenómeno fuese generado en forma autónoma, debería esperarse cierto grado de variación individual. Sorprendentemente, no es sino hasta 1928 cuando Edwin Bünning y Kart Stern, de la Universidad de Frankfurt, trataron de determinar si la carga eléctrica de la atmósfera constituía el factor *X* referido por Stöpel. Estos autores llegan a la conclusión de que dicho factor no era sino un artefacto producido por la luz roja que Stöpel encendía diariamente para poder regar sus plantas. En ausencia de tal estímulo el ciclo de sueño de las plantas se desviaba de las 24 horas con ciertas diferencias entre individuos, tal como Stöpel había esperado⁷.

Hacia 1936, Bünning propone por primera vez, la hipótesis de que los organismos poseen un mecanismo interno que les permite medir el tiempo y cuya manifestación incluye los ritmos de floración y movimiento de las hojas de las plantas, esto es, un reloj biológico. Dicho mecanismo constaría de dos fases, una diurna (fotofílica o amante de la luz), en la cual se acelera la floración y la apertura de las hojas, y una nocturna (escotofílica o amante de la oscuridad,) en la cual se inhibe la floración y la apertura de las hojas.

Posteriormente, al estudiar la hora en que las pupas de la mosca de la fruta emergen de su capullo transformándose en adultos, fenómeno conocido como eclosión, Bünning observa que ésta ocurre siempre durante la madrugada en un lapso de tiempo muy estrecho. Además, debido a que el ciclo vital de la mosca de la fruta dura tan sólo 11 días, Bünning pudo estudiar el efecto de mantener las moscas expuestas a la luz y temperatura constantes, por 15 generaciones sucesivas. Observa así, que las

⁶ Gruart, Delgado, Escobar, Roblero, Op. Cit. p.p. 34-60.

⁷ Ibid, p.p. 36-40

moscas de la última generación, que habían sido privadas durante varias generaciones de estímulos ambientales cíclicos, eclosionaron con la misma puntualidad que las moscas de la primera generación o que aquellas que siempre habían permanecido en condiciones naturales, con lo que demuestra en forma concluyente, el carácter hereditario de los ritmos biológicos.

A pesar de la relevancia de los descubrimientos realizados por Bünning en la mosca, el estudio formal de los ritmos en los insectos, se inicia en el laboratorio de Kart von Frisch a partir de dos relatos anecdóticos. En las vacaciones del verano de 1910, el psiquiatra suizo Augusto Forel nota que las abejas de un panal cercano se acercaban a la mesa de la terraza a la hora del desayuno. Al principio lo hacían durante el desayuno, pero días más tarde las abejas comenzaron a llegar a la terraza antes de su inicio. Cuando la familia decide almorzar en el interior de la casa, Forel nota que durante varios días las abejas seguían presentándose a la terraza a la hora acostumbrada del desayuno, y a ninguna otra hora.

Años más tarde, el científico alemán Hugo von Buttel Reepen observa que las abejas liban en los campos de trigo sólo durante la mañana, cuando el néctar brota de los capullos de la planta. Al haber observado que la fragancia de la flor de trigo estaba presente tanto en la mañana como en la tarde, Von Buttel Reepen descarta este factor como el causante del horario del campo.

Tanto Forel como Buttel-Reepen sugieren entonces que las abejas poseen una memoria o sentido del tiempo. Esta idea es retomada por Ingeborg Beling, discípula de Von Frisch, quien a través de un programa de investigación sistemática muy laborioso, repite las observaciones de Forel y Von Buttel-Reepen en condiciones controladas en el campo y posteriormente, realiza una serie de manipulaciones experimentales en el laboratorio. Beling publica en 1929 sus observaciones en las que muestra que los fenómenos descritos por Forel y Von Buttel-Reepen se podían repetir en condiciones controladas. Es decir, después de un periodo de entrenamiento, las abejas se anticipaban a la disponibilidad de alimento cada 24 horas con precisión cronométrica, aun cuando no había alimento en el comedero. Posteriormente, al repetir el experimento en el laboratorio, pero manteniendo constante los niveles de luz, temperatura, humedad y carga atmosférica, Beling demuestra que las abejas presentan la misma regularidad en su comportamiento que cuando eran observadas en el campo. Sin embargo, al tratar de repetir el experimento colocando el alimento cada 19 horas, las abejas fueron incapaces de aprender el diseño experimental. Esto lleva a Beling a concluir que el sentido del tiempo en las abejas se encuentra regulado por algún factor ambiental desconocido, asociado al ciclo de 24 horas de rotación de la Tierra. No fue sino muchos años más tarde, que éste hallazgo tuvo una explicación satisfactoria: los relojes biológicos sólo responden a estímulos con periodicidad cercana a la propia (en este caso 24 horas), a lo que se llama límite de sincronización⁸.

En 1948, Von Frisch concluye, tras una serie de experimentos, que las abejas pueden usar la posición del Sol como una especie de brújula. Simultáneamente, Gustav Kramer, llega a conclusiones similares al estudiar los factores involucrados en la conducta migratoria de los estorninos. Tanto las abejas como las aves migratorias parecen capaces de orientarse en el espacio determinando la posición del Sol en el firmamento y compensándola de acuerdo con la hora del día, por lo que para poder llevar a cabo tal compensación los animales debían poseer un mecanismo interno de gran precisión para medir el tiempo.

Hacia 1955, Max Renner, colaborador de Von Frisch, realiza diversos experimentos que demuestran que las abejas poseen un reloj biológico interno. Entrena así bajo condiciones constantes de luz, temperatura y humedad un grupo de abejas para que se presentasen diariamente a un comedero entre las 8 y las 10 de la mañana. Una vez que hubo considerado que las abejas estaban adecuadamente entrenadas, las trasladó vía aérea a un laboratorio en Nueva York, el cual reproducía exactamente las

⁸ Ibidem, p.p.40-41

mismas condiciones de observación. Las abejas se presentaron con puntualidad al comedero, pero manteniendo el horario de París, país en que fueron entrenadas. Estos experimentos demostraron, sin lugar a dudas, que la capacidad de medir el tiempo en las abejas no depende de factores ambientales, sino que está gobernada por mecanismos internos de sus organismos.

A mediados del siglo XX, Colin Pittendrigh, fascinado por los hallazgos de Kramer sobre los mecanismos de orientación espacial del estornino que sugerían la existencia de un reloj biológico, así como por el hecho de que la duración del ritmo de eclosión de la mosca se afectara por la temperatura del ambiente; supuso, que si se tratase del mismo mecanismo, el reloj de las aves presentaría variaciones en su velocidad de acuerdo con la temperatura del ambiente. Sin embargo, para compensar adecuadamente la posición del Sol, el reloj biológico debería mantener su velocidad angular constante. Pittendrigh decide así repetir el experimento de Bünning estudiando la hora de eclosión de dos grupos de moscas colocadas en oscuridad continua a 26 y 16 grados centígrados, respectivamente. Para su sorpresa, al día siguiente observa una diferencia cercana a 12 horas entre ambos grupos, lo que sugería que la baja temperatura disminuía la velocidad del reloj biológico implicado en el mecanismo de eclosión. Sin embargo, al día siguiente, la diferencia entre ambos grupos era de solo dos horas, y hacia el tercer día no había diferencia en la hora de eclosión de las moscas mantenidas a dichas temperaturas. Estos resultados indicaban que el proceso que controla la eclosión de la mosca de la fruta, era capaz de mantenerse constante a pesar de una gran diferencia de temperatura. Lo que, por otra parte, la hacía un mecanismo idóneo para servir como reloj. A partir de estos estudios, Pittendrigh desarrolla el marco conceptual de los relojes biológicos tan ampliamente difundido y aceptado en la actualidad.

Así pues, a lo largo del siglo XX no solo se acepta la existencia de diversos ritmos biológicos, sino que cambia la concepción acerca de su significado biológico y de su relevancia experimental y práctica. En la actualidad se conoce el concepto de tiempo biológico como el fundamento de los mecanismos de adaptación de los organismos a su entorno físico y vital, así como la base de los mecanismos encargados de coordinar las funciones orgánicas en el devenir temporal⁹.

8.2. RITMICIDAD BIOLÓGICA.

La recurrencia de un fenómeno biológico en intervalos regulares de tiempo, constituye lo que se denomina *ritmo biológico*. Todos los seres vivos, incluidas las plantas, muestran algún tipo de variación fisiológica, ya sea en su tasa metabólica, producción de calor, floración, etc., que se produce en forma recurrente y que suele estar asociada con un cambio ambiental rítmico. Por esta razón, los ritmos biológicos no constituyen un fenómeno casual ni tan solo un seguimiento pasivo de las condiciones ambientales, sino que forman parte de una adaptación al entorno que es fundamental para la supervivencia de las especies. La función de la ritmicidad de las variaciones fisiológicas parece estar así dirigida a lograr una mejor adaptación de los organismos a las condiciones ambientales que fluctúan diariamente, por cuanto aseguran que diversos procesos tengan lugar sincronizadamente en el tiempo y en relación con las oscilaciones cíclicas diarias. En este sentido, se dice que dicho mecanismo es anticipatorio, ya que los organismos han interiorizado las variaciones internas cíclicas permitiéndoles anticipar la producción de respuestas y emitir la óptima en relación con las características ambientales¹⁰.

Una cuestión fundamental acerca de los ritmos biológicos, consiste en conocer si éstos se originan en respuesta a fenómenos ambientales cíclicos, en cuyo caso se considerarían de origen exógeno; o bien, si son generados por el organismo mismo, entonces se considerarían de origen endógeno. Es decir, si

⁹ Ibidem, p. 53.

¹⁰ Gruart, Op. Cit. p.41

al mantener al organismo en cuestión en condiciones ambientales constantes, el fenómeno persiste en forma rítmica, se estima que es endógeno. Por el contrario si el ritmo desaparece, entonces se determina que el fenómeno es dependiente de un agente exógeno. El ritmo cardiaco y el respiratorio por ejemplo, se originan en forma endógena, de la misma forma que los impulsos eléctricos de las células nerviosas.

Por otro lado, aquellos ritmos biológicos que son el resultado de la adaptación del organismo a las variaciones cíclicas en el ambiente, se caracterizan porque en condiciones naturales la frecuencia del ritmo endógeno equivale a la de los ciclos geofísicos con los que se relacionan. Entendiéndose por ciclo, la sucesión de acontecimientos que tienen lugar de forma repetitiva siempre en el mismo orden, sin tener en cuenta el tiempo en que tienen lugar. Mientras que cuando un ciclo ocurre en un intervalo de tiempo constante y previsible se habla de ritmo. Sin embargo, cuando se estudian en condiciones constantes, tales ritmos biológicos se presentan con una frecuencia, cercana, pero no necesariamente igual, a la que muestran en condiciones naturales. Así, se tienen ritmos que se repiten con una frecuencia cercana al ciclo producido por la interacción tierra-luna que generan las mareas, otros casi diariamente, otros en concordancia con la rotación o las fases de la luna; y otros más, próximos al ciclo anual. Estos fenómenos biológicos reciben por tanto, el nombre de ritmos circamareales, circadianos, circalunares y circanuales, respectivamente¹¹.

Esta nomenclatura fue introducida por Franz Halberg, hacia 1959, en particular para los ritmos circadianos, de donde su uso se extendió para los restantes ritmos. Debido a que el periodo t de éstos, en condiciones constantes (luz, temperatura, etc.), es aproximado -pero no igual- al del ciclo ambiental con el que se sincroniza T , Halberg introdujo el prefijo *circa* (alrededor de, próximo a) seguido del sufijo correspondiente al ciclo ambiental al que correspondan.

Por la importancia que han tenido los ritmos circadianos como modelo experimental para entender los restantes ritmos, aquellos se han tomado como referencia para clasificarlos a todos de acuerdo con su periodo. De esa forma se tiene una clasificación general de los ritmos en tres grupos: en ritmos de baja, mediana y alta frecuencia. Los de alta frecuencia, poseen periodos que oscilan entre fracciones de segundos (0.2ms) y treinta minutos; entre ellos son característicos los ritmos de actividad eléctrica neuronal y los ritmos cardiaco y respiratorio. Los ritmos de frecuencia media por otro lado, son ritmos cuyo periodo es superior a treinta minutos e inferior a seis días. Entre ellos se encuentran los circadianos, de aproximadamente veinticuatro horas. Finalmente, los ritmos de frecuencia baja presentan un periodo superior a los seis días, por lo que generalmente reciben específicos, tales como circaseptanos, e incluso pueden incluir ritmos como los circalunares, estacionales y circanuales.

Por otra parte, los ritmos circadianos han sido los más estudiados tanto en lo referente a su descripción y fenomenología, como en cuanto a los mecanismos fisiológicos y moleculares de los que dependen; y su valor de periodo les permite sincronizar a los ritmos ambientales que posean un valor de periodo de 24 horas, como son los ciclos de luz y de temperatura. Las propiedades dinámicas de los ritmos circadianos por otro lado, han servido como marco conceptual para entender las propiedades de otros ritmos asociados a los fenómenos geofísicos. No obstante, la precisión de la ritmicidad en la rotación de la Tierra y la intensidad de las variaciones en los fenómenos que esta rotación produce, superan por mucho otros fenómenos ambientales que dependen de la traslación de la Tierra y de la Luna. Por lo anterior, no debe extrañar que otros tipos de ritmos biológicos difieran de los circadianos en algunas de sus propiedades, sobre todo las que se relacionan con el día y la noche¹². Asimismo, cabe señalar que el ciclo de las mareas incide en forma muy importante en la actividad de las especies que viven en la costa y a lo largo de los litorales. Los ritmos circamareales se han observado en conductas de

¹¹ Aguilar Romero, Op. Cit, p.p. 39-65

¹² A. Gale y J. A. Edwards Physiological correlates of human behavior. 57-58. London Academic Press.

exploración por locomoción o nado, de migración a lo largo del litoral, así como de alimentación y de reproducción en ciertos animales¹³.

En 1981, Enright realiza una clasificación de los ritmos biológicos en tres grupos, de acuerdo con su frecuencia de oscilación. Así, se denominan ritmos ultradianos los que tienen una frecuencia mayor que los circadianos; es decir, que ocurren más de una vez durante un día. Y se denominan infradianos aquellos de menor frecuencia que los circadianos; es decir, aquellos que requieren más de un día para que se repitan. Como puede observarse, los ritmos circamareales se superponen con los ritmos ultradianos, mientras que los circalunares se superponen con los ritmos infradianos. Para evitar confusiones derivadas de estas superposiciones, algunos autores han propuesto llamar ultradianos a los ritmos con periodos de 30 minutos a las 6 horas, e infradianos a los de 28 horas a los seis días¹⁴.

Se observa la presencia de ritmos ultradianos en todos los órdenes de vertebrados estudiados. Si se considera por ejemplo, el comportamiento animal, existen diversos fenómenos que se alternan en forma conspicua más de una vez al día, tales como la actividad y el reposo, la exploración y la ingestión de alimentos. Asimismo, se pueden citar variaciones ultradianas en la formación y en la composición de la orina, en los movimientos del estómago y de los intestinos y en el caso del ciclo menstrual de la mujer. En primates superiores, incluido el hombre, se ha descrito asimismo la presencia de ritmos ultradianos en funciones cognoscitivas, como el nivel de atención, la capacidad de aprendizaje, o la habilidad motora para llevar a cabo complejas secuencias de movimientos.

De esta manera, los ritmos circadianos de carácter endógeno, establecen una fase estable con estos ciclos externos alargando o acortando su valor de periodo e igualándolo al del ciclo ambiental, con base en mecanismos biológicos análogos a las propiedades cronométricas de un reloj. Entre los ritmos circadianos se encuentran los ciclos sueño-vigilia, secreción hormonal como el cortisol, melatonina y la prolactina, el latido cardíaco y la ventilación pulmonar, así como las funciones de reproducción celular, de nutrición, de crecimiento, etc. Dado que esta clase de ritmos se ha puesto de manifiesto en todos los seres vivos, dicha ubicuidad sugiere que tal vez la ritmicidad circadiana se haya originado como una propiedad intrínseca a la vida.

En un contexto adaptativo, el ritmo cardíaco y el respiratorio responden a demandas diferentes que el ciclo sueño-vigilia y los ciclos reproductivos. Así, mientras que los primeros representan una de las estrategias encontradas en la naturaleza para proveer oxígeno a las células de un organismo multicelular complejo, los últimos constituyen la adaptación del organismo a las estaciones del año.

Por otro lado, cabe señalar que a pesar de que algunos procesos fisiológicos como el ciclo sueño-vigilia o la ingesta de alimentos, presentan una alternancia o ritmicidad realmente obvia, su estudio sistemático no se inicia sino hasta la década de los años cincuenta del siglo pasado. Ello se debió a la resistencia de los fisiólogos clásicos a aceptar la existencia de variaciones significativas en los parámetros orgánicos, ya que uno de los pilares más sólidos de la medicina experimental, fue el concepto de medio interno desarrollado por Claude Bernard hacia 1865, el cual establecía la constancia de dichos parámetros frente a las variaciones o perturbaciones del medio externo. Más tarde, el concepto homeostasis, propuesto con Walter B. Cannon en 1932, completa las tesis central de Bernard sobre el medio interno. De este modo, Cannon propone la existencia de un estado estable de las variables orgánicas, -por ejemplo la concentración de azúcar en la sangre-, caracterizado por un delicado balance de los parámetros fisiológicos frente a las perturbaciones del medio externo (equilibrio dinámico). Fueron el concepto de estado estable, aislado del equilibrio dinámico, junto con la

¹³ Gruart, Agnes, Delgado, Escobar, Roblero. Op.Cit. p.66

¹⁴ Ibidem.

relevancia de la teoría homeostática, los que obstaculizaron el desarrollo del estudio de los ritmos biológicos en la medicina¹⁵.

A pesar de la reticencia inicial, en los años más recientes, se han aceptado como plausibles una multitud de observaciones acerca de la existencia de variaciones periódicas en la mayoría de los procesos bioquímicos, fisiológicos y conductuales, que desempeñan un papel clave en la integración de los procesos funcionales de los seres vivos, incluido el hombre. Esto tiene importantes consecuencias en la concepción de los mecanismos de regulación fisiológica, así como en las posibles causas y manifestaciones de diversos procesos patológicos¹⁶. Por lo que una de las razones para distinguir entre los ritmos biológicos asociados a adaptaciones fisiológicas y aquellos relacionados con fenómenos geofísicos, es que ésta distinción permite realizar generalizaciones útiles para cada una de estas dos clases de procesos, a partir del estudio de las características particulares de sus elementos. En este sentido, el estudio del ciclo diario de actividad-reposo permitiría conocer algunas propiedades de otros ritmos vinculados con procesos geofísicos, como los ciclos reproductivos que se repiten cada mes o cada año. Por otra parte, el estudio de los ritmos cardíaco y respiratorio, por ejemplo, puede brindar información valiosa sobre las propiedades de otros ritmos relacionados con procesos fisiológicos, como son, aquellos relacionados con la actividad eléctrica neuronal, así como en la secreción pulsátil de determinadas hormonas.

8.3. RELOJES BIOLÓGICOS.

La existencia de ritmos en periodos de tiempo constantes, implica la presencia de alguna clase de reloj interno. En particular, la persistencia de ritmos biológicos en condiciones ambientales constantes, indica la presencia de un reloj biológico, esto es, un sistema capaz de generar un orden temporal en las actividades del organismo, el cual oscila con un periodo regular y utiliza las oscilaciones como referencia temporal interna. Esta clase de mecanismos, independientemente de su naturaleza, posee características generales como la cronometría; esto es, la capacidad de medir el tiempo. Dicha medición se efectúa con relación a claves ambientales, lo que les permite reconocer la hora local. De esa forma, la utilización de información temporal les permite controlar aspectos bioquímicos, fisiológicos y conductuales. Finalmente, poseen mecanismos humorales y neurales para la transmisión de la ritmicidad¹⁷.

Se considera que los relojes biológicos representan el funcionamiento de programas temporales que se hallan inscritos en el genoma, los cuales son el resultado de la adaptación de los organismos a un entorno físico que presenta variaciones cíclicas generadas por los movimientos de rotación y traslación de la Tierra y la luna alrededor del Sol. Por tanto, para mantener su precisión en cualquier latitud y época del año, los relojes biológicos poseen la capacidad de corregir el efecto que los cambios en la temperatura del ambiente pudieran tener sobre su funcionamiento.

A esta característica, se le denomina compensación de la temperatura y constituye uno de los enigmas más importantes de los ritmos biológicos. El misterio de este fenómeno radica en la forma de explicar un fenómeno biológico insensible a la temperatura, cuando ésta representa un factor primordial en la regulación de la actividad de las enzimas. (Un aumento en la temperatura, produce un incremento de la actividad de las enzimas, mientras que una disminución de la temperatura implica un decremento de la actividad de las enzimas).

¹⁵ Alcaraz Romero, Op.Cit. p.p. 51-53

¹⁶ Ibidem.p.p.58

¹⁷ Glass L. & Mackey, M. C., *From Clocks to Chaos: The Rhythms of Life*, Princeton University Press, Princeton, 1988.

Como se señaló en la sección referente a autoorganización, las enzimas se encargan de acelerar las reacciones químicas del organismo y optimizan el uso de la energía, esto se denomina en lenguaje bioquímico *disminución de la delta G*. Es decir, cada enzima se especializa en acelerar un tipo de reacción química, ya sea para unir o separar moléculas específicas en sitios determinados de su estructura. Estas reacciones químicas que ocurren en los seres vivos con gran rapidez, podrían tardar mucho tiempo en llevarse a cabo fuera del organismo en ausencia de las enzimas adecuadas. Así pues, demostrar la existencia de una función biológica que presenta la misma cinética a diferentes temperaturas representa un problema que aun no ha sido resuelto satisfactoriamente, ya que implicaría la existencia de una enzima o grupo de enzimas que no modifica su actividad en un amplio rango de temperaturas. La hipótesis más aceptada de acuerdo con el conocimiento actual acerca del comportamiento de las enzimas, sugiere en cambio, que la función del reloj depende de un juego de enzimas con diferentes temperaturas óptimas, delicadamente ajustadas entre sí.

Resulta así sorprendente la capacidad de los relojes circadianos para medir con gran precisión cada una de las horas que forman un ciclo completo, lo que en términos técnicos se describe en términos de velocidad angular constante. En otras palabras, esto quiere decir que todas las horas que mide el reloj interno del organismo son iguales entre sí. Gracias a esta propiedad, los relojes internos pueden usarse como referencia interna, como por ejemplo para orientar el vuelo de las aves y en general, en el desplazamiento de especies migratorias que utilizan la posición del Sol como brújula. Otras características que garantizan la precisión del reloj circadiano son su independencia de la retroalimentación conductual, esto es, el reloj no se afecta por las conductas que regula¹⁸.

Es necesario resaltar, que hasta la fecha, los únicos relojes biológicos que se han podido identificar, son los responsables de los ritmos circadianos. Aun no está claro, si los relojes biológicos son responsables de otros ritmos como los circamareales, los circalunares y los circanuales, si son entidades anatómicas o moleculares circunscritas, como ocurre con los ritmos circadianos, o bien, si son entidades que resultan de procesos funcionales distribuidos en varias estructuras moleculares del organismo. Existe así un debate con respecto de la naturaleza de los relojes biológicos, es decir, se cuestiona si los relojes son estructuras internas y funcionan como marcapasos o si son resultado de múltiples procesos fisiológicos en las que participan diversas estructuras¹⁹.

Así pues, es posible distinguir entre aquellos ritmos biológicos que suponen soluciones particulares a problemas fisiológicos específicos, y aquellos que representan una solución general de adaptación a un entorno común a todos los organismos y que presenta oscilaciones cíclicas. En el primer caso, la ritmicidad en la función biológica es con frecuencia el resultado de la tendencia a oscilar de los sistemas de regulación de las distintas funciones orgánicas, en particular los llamados sistemas de retroalimentación negativa. En el segundo caso, la ritmicidad es el resultado de programas temporales o relojes biológicos, inscritos en el código genético, como una adaptación a los diversos ciclos temporales que provocan los cambios geofísicos²⁰.

8.4. RITMICIDAD.

Dado que la repetición regular en el tiempo es lo que define a un ritmo biológico, la primera característica por determinar en un fenómeno de tal naturaleza, es el lapso (periodo) en el que ocurre dicha repetición. Otra forma de describir esta característica, es a través de la frecuencia, esto es, el número de veces que ocurre el fenómeno durante un intervalo de tiempo arbitrario. Cuando dicho lapso

¹⁸ Aguilar Roblero Raúl, Teorías básicas de los ritmos biológicos, Psiquis, 2:121-132, 1993

¹⁹ Ibidem, p. 124

²⁰ Folkard, S; Monk, Th. *Circadian Performances Rhythms*. 1985, Gran Bretaña. John Willey & Sons: 37-51.

es igual al periodo, la frecuencia del ritmo en cuestión equivale a la unidad. Así por ejemplo, el ritmo del sueño que posee un periodo de 24 horas, tiene una frecuencia de una vez al día.

Con base en estas observaciones, en 1988, Mc Fadden y Cleveland aplican el adjetivo de rítmico a aquellos fenómenos que se repiten a intervalos más o menos regulares y establecen cuatro parámetros fundamentales en la definición de los mismos: el tiempo requerido para que un fenómeno describa una oscilación y se encuentre en posición equivalente (periodo), el valor máximo o pico del fenómeno (acrofase), la magnitud entre el valor máximo o cresta al valor mínimo o valle (amplitud), así como el valor medio de los registros que forman el ciclo (mesor). El momento (hora, día o mes) en que ocurre un hecho característico dentro del ciclo en estudio, se denomina fase y corresponde al valor del fenómeno en cada instante del ciclo.

A causa de que el periodo de los ritmos en libre curso varía entre diversos individuos, la comparación de los ritmos de varios sujetos requiere la normalización de su fase. Para ello se toma un suceso de referencia, por ejemplo el inicio de la actividad o la cresta de la función, y se estima el periodo. De esa forma, el periodo de un ciclo iguala los 360 grados de un círculo, y al fenómeno de referencia se le asigna arbitrariamente un valor en grados. Cuando se compara la fase de dos ritmos distintos, ya sean biológicos o de cualquier otra naturaleza, la diferencia se puede presentar tanto en unidades de tiempo como en grados de un círculo. Esta diferencia se denomina relación o ángulo de fase.

En ciertas condiciones, los ritmos biológicos pueden presentar cambios en la fase en que ocurre un cambio característico del mismo. Al evento característico seleccionado para estimar la fase se le llama marcador de fase. Así pues, la distinción entre animales nocturnos y diurnos hace referencia a la fase en la que el sujeto está despierto o activo, y es esta última característica la que constituye el denominado marcador de fase. Si el cambio consiste en que el marcador de fase se realiza después de lo esperado se le denomina retraso de fase. Cuando por el contrario, el marcador de fase ocurre antes de lo esperado, entonces se le denomina adelanto de fase. En ocasiones pueden ocurrir cambios en la hora de presentación de un marcador de fase, como una respuesta transitoria a una perturbación ambiental o fisiológica. Por tanto, para considerar un cambio de fase como tal, es necesario que el reloj se mantenga en forma estable, lo cual solo ocurre cuando el reloj subyacente al ritmo ajusta su hora.

En el caso de los ritmos asociados a algún ciclo geofísico, las variaciones de frecuencia que presentan individuos distintos de una misma especie son muy pequeñas. Para el mismo individuo, la variación del tiempo que dura cada ciclo de un proceso fisiológico determinado, es aún menor. De hecho, la estabilidad en la duración del periodo se encuentra íntimamente relacionada con señales del ambiente que dependen de los ciclos geofísicos, como la salida y la puesta del Sol, la duración del día y la noche, las fases de la luna, las mareas, los cambios de humedad, la temperatura y la presión atmosférica que caracterizan a las estaciones del año o la combinación entre varios de estos fenómenos. Tales señales ambientales, permiten que cada día, mes o año, se ajuste el periodo y la fase del ritmo biológico de que se trate, fenómeno que se conoce como sincronización.

8.5. SINCRONIZACIÓN.

El término sincronización proviene del griego *χρονος* (chronos, tiempo) y *συν* (syn al mismo tiempo, común), lo que en una traducción más directa significa 'compartiendo el tiempo común o lo que ocurre al mismo tiempo'. El ajuste de ritmos debido a la interacción de los elementos que componen un fenómeno particular, constituye la esencia de la sincronización. Entendiéndose por sincronización, la emisión de respuestas durante la misma fase y frecuencia. Por tanto, la sincronización puede definirse como la capacidad de los ritmos biológicos para ajustar su periodo endógeno con mecanismos de sincronización internos, a los que se denomina sincronizadores. Como consecuencia de la

sincronización se establece y mantiene una relación de fase estable entre el sincronizador y el ritmo endógeno y se asegura la correspondencia del tiempo biológico con el geológico²¹.

Cuando un organismo se encuentra aislado de cualquier referencia temporal externa, es decir, bajo condiciones ambientales constantes, se dice que se encuentra en curso libre. El periodo del ritmo que se manifiesta en curso libre se conoce como periodo endógeno y se designa por la letra griega tau τ . Si las condiciones ambientales sufren pocas modificaciones, el valor de τ se mantiene constante, de modo que el ritmo del organismo se considera estable. El ritmo τ es una característica propia de cada especie que se transmite de forma mendeliana, por lo que muy probablemente se encuentre determinada genéticamente. Como la duración de los ciclos circadianos en curso libre no siempre es de 24 horas, debe referirse a ellos como días subjetivos esto es, si se dividen en 24 horas subjetivas u horas circadianas (1 hora circadiana = $\tau / 24$).

En cuanto al perfil de los ritmos circadianos, estos se denominan con base en el número de picos que presentan. El patrón más frecuente es el bimodal, como es el caso del ritmo de cortisol plasmático. Es importante destacar que aunque el valor de τ es relativamente constante y determinado genéticamente, existen factores exógenos que pueden afectar este valor. Entre ellos el más importante, o al menos el más estudiado, es la luz ambiental.

Cuando un animal se encuentra bajo condiciones ambientales periódicas manifiesta un ritmo circadiano con el mismo periodo que el entorno. En este caso se dice que el ritmo está sincronizado por el entorno ambiental. Esta sincronización significa que el ritmo exógeno no genera ningún ritmo en el organismo, sino que sincroniza ritmos endógenos ya existentes. La sincronización surge como una necesidad de adaptación al entorno con el fin de obtener un mayor aprovechamiento energético y de recursos. La existencia mecanismos específicos de sincronización resulta indispensable, ya que los ciclos de luz varían en su duración a lo largo del año²².

8.5.1. MECANISMOS DE SINCRONIZACIÓN.

Cualquier sistema capaz de generar cambios cíclicos constituye lo que se denomina un oscilador. Entre los mecanismos o elementos de sincronización, se encuentran dos tipos diferentes de osciladores, por un lado, aquellos identificables como unidades físicas y diferenciables del resto del organismo; y por el otro, aquellos que emergen como una propiedad resultante de la interacción de elementos interconectados en ciclos de retroalimentación. Resulta por tanto, sumamente importante diferenciar el concepto de oscilador del de marcapasos, ya que un marcapasos puede estar constituido por uno o más osciladores; sin embargo, un oscilador puede no constituir un marcapasos, tal como ocurre en muchas regiones del sistema nervioso central, mientras que un marcapasos forzosamente debe ser un oscilador²³. Las funciones de los relojes biológicos, consisten en sincronizarse con los ciclos ambientales, transmitir esta información a sistemas efectores que expresan la ritmicidad, de manera que se produzca un acoplamiento entre los osciladores del organismo con el fin de lograr un funcionamiento global coordinado.

A los estímulos ambientales con capacidad de sincronizar o reajustar el ritmo de un individuo a la evolución del ciclo interno, se les llama sincronizadores o *zeitgeber*, palabra en alemán que significa indicador o dador de tiempo. Para situar un fenómeno en el tiempo, se hace referencia al *zeitgeber time*, que consiste en contar horas de 60 minutos a partir del momento en que se aplica el *zeitgeber*. Por otro lado, para que un agente concreto pueda funcionar como *zeitgeber*, debe ser capaz de

²¹ Aguilar Roblero Raúl, 'Teorías básicas de los ritmos biológicos', Psiquis, 2:121-132, 1993

²² Gruart et al, Op. Cit. p.p.47-81

²³ Journal Physiology. 551:191-205.

sincronizar un ritmo controlando su periodo con una relación de fases estable, de manera que el cambio de fase máximo que produzca sea igual a la diferencia entre el periodo del ciclo externo y la del ritmo endógeno. Por ello debe diferenciarse de la coordinación relativa, que se produce cuando un elemento ambiental cíclico es capaz de producir cambio de fase en el marcapasos endógeno pero no de forma suficiente como para producir sincronización²⁴.

La alternancia entre luz y oscuridad representa el elemento de sincronización más común. Otros fenómenos geofísicos que se han propuesto como sincronizadores son el magnetismo terrestre, las radiaciones cósmicas y los campos electromagnéticos débiles. Del mismo modo la temperatura, así como algunos fenómenos que dependen de otros organismos funcionan como sincronizadores en determinadas circunstancias y especies animales, como por ejemplo, el contacto social con seres de la misma especie, la disponibilidad de alimento y la actividad motora. Este último tiene gran importancia y deriva de la observación de que la realización de actividad física a determinadas horas es capaz de sincronizar el ritmo de animales sujetos a condiciones ambientales constantes, como en el caso de las hormigas ya descrito.

Por otro lado, el fenómeno sincronización mediante luz o fotoperiodismo, permite a los animales de diferentes latitudes adecuarse a las condiciones óptimas del medio, de acuerdo con los cambios estacionales del mismo. Se han propuesto diversas teorías y modelos para explicar el fenómeno del fotoperiodismo, sin embargo, se encuentra bien fundamentado que la melatonina constituye la señal química fundamental para el reconocimiento de la señal fotoperiódica por el sistema circadiano. La presencia de ritmos circadianos u otros ritmos en organismos celulares, indican que todos los componentes necesarios para la existencia y funcionamiento de un reloj biológico en los organismos pluricelulares se encuentran a nivel celular y molecular. Los organismos unicelulares exhiben ritmos en la velocidad de fotosíntesis, metabolismo oxidativo, fototaxis, y migración vertical, por mencionar algunos. Finalmente, la sincronización puede ser paramétrica o no paramétrica, dependiendo de si se producen fotoperiodos completos o no, en el último caso las curvas de respuesta de fase incluyen una zona de atrasos (noche subjetiva temprana) una zona de avances (noche subjetiva tardía), así como una zona sin cambios (día tardío subjetivo)²⁵.

8.6. ESTRUCTURAS NEURONALES QUE REGULAN EL TIEMPO BIOLÓGICO.

El conjunto de estructuras cuya labor consiste en organizar los ritmos de determinados procesos fisiológicos, constituyen lo que se denomina sistema de sincronización. Este sistema consta del núcleo supraquiasmático (NSQ), las vías aferentes, que conducen la información de señales externas al organismo u otras zonas del sistema nervioso al NSQ, y las vías eferentes, que acoplan el marcapasos con los sistemas efectores que producen los ritmos. Se han identificado otras regiones del sistema nervioso que participan en los mecanismos que sincronizan el reloj circadiano, o que transmiten la salida del reloj hacia los órganos que expresan ritmos de tal naturaleza. En particular, existen tres estructuras relacionadas con sistemas fotorreceptores que se encuentran asociadas a la regulación de los ritmos circadianos, estas son, la glándula pineal o epífisis, la retina y el núcleo supraquiasmático.

Al mismo tiempo, las vías eferentes se pueden clasificar según la zona del sistema nervioso central a la que se proyectan. Entre las vías eferentes que se dirigen al hipotálamo destacan: las eferentes al núcleo paraventricular, presumiblemente involucrado en el control de los ritmos de funciones hormonales y autónomas; las eferentes al área preóptica, involucrada en la regulación de la temperatura, balance de fluidos y en la conducta sexual. Finalmente se hallan las eferentes al área

²⁴ Alcaraz Romero Víctor M, *Estructura y función del sistema nervioso. Recepción sensorial y estados del organismo*. El Manual Moderno, Universidad de Guadalajara, Instituto de neurociencias, México, 2001, p.p. 39-107

²⁵ *Ibidem*, p.p. 49-64

retroquiasmática, desde la cual se envían señales a los hemisferios cerebrales (regulación de la conducta), tronco encefálico (regulación autonómica) y a la médula espinal (control sensorial y motor). Por otro lado, las vías eferentes que se dirigen a regiones fuera del hipotálamo incluyen las que se proyectan al tálamo (locomoción), sistema límbico (memoria y tono afectivo) y al núcleo geniculado lateral. Este sistema utiliza una serie de neurotransmisores, siendo el GABA el más abundante en el NSQ y en las vías eferentes.

Estas regiones que se conectan con el núcleo supraquiasmático, se localizan en diferentes áreas del encéfalo, estableciendo sus relaciones anatómicas desde la etapa embrionaria y manteniéndolas a lo largo del desarrollo del sujeto. Cada una de estas conexiones cumple funciones específicas en relación con el reloj biológico. Por tanto, es posible decir que el reloj biológico constituye un sistema distribuido, es decir, un conjunto de elementos del sistema nervioso localizados en diversas regiones de éste, participan coordinada y sincrónicamente en diferentes aspectos de una misma función.

Una de las principales vías de entrada de información nerviosa sensorial al núcleo supraquiasmático procede de la retina. Como se señaló anteriormente, en esta estructura se encuentran diversos tipos neuronales organizados en capas sucesivas. En la capa más externa, se hallan dos tipos de células fotorreceptoras llamadas conos y bastones. Algunos bastones codifican la cantidad de luz o luminiscencia presente en el ambiente. Estos fotorreceptores que se comunican con un tipo especial de neuronas, las células ganglionares tipo W, que se localizan en la capa más interna de la retina. Esta capa interna contiene las neuronas ganglionares, cuyos axones conforman el nervio óptico y por tanto son las encargadas de transmitir la información visual detectada en la retina hacia el cerebro. Los axones de las neuronas ganglionares tipo W se conectan asimismo con las neuronas del núcleo supraquiasmático y forman la vía retino-hipotalámica²⁶.

Debido a que esta clase de células también se encuentran conectadas con los bastones que detectan la cantidad de luz, permiten la sincronización de este reloj con el ciclo de luz-obscuridad, al informar a las neuronas del núcleo supraquiasmático sobre la luminosidad del ambiente. Por otra parte, los axones de las neuronas ganglionares tipo W se bifurcan justo antes de entrar al núcleo supraquiasmático. Una de sus ramas axónicas se conecta también con las neuronas de otra área del cerebro llamada hojuela intergeniculada. A su vez, algunas de las neuronas de la hojuela intergeniculada envían sus axones al núcleo supraquiasmático, de manera que este último recibe información redundante sobre la intensidad de iluminación ambiental.

Ello permite un fino ajuste de la fase del reloj circadiano con respecto al ciclo luz-obscuridad. Además la hojuela intergeniculada participa en la sincronización del reloj a otros estímulos no fóticos, por lo que su función como vía de sincronización a diversos estímulos, podría depender de su ubicación estratégica en el tálamo, que funciona como una central telefónica a donde arriban y distribuyen su destino casi todos los mensajes sensoriales dirigidos a la corteza cerebral. Otras áreas del cerebro que envían sus axones hacia el núcleo supraquiasmático son el núcleo del rafe mediano y el núcleo talámico paraventricular. El rafe se localiza en el tallo cerebral, que es la región que comunica al cerebro con la médula espinal y donde se controlan diversas funciones vegetativas como la frecuencia cardíaca, la respiración y el sueño. En particular, el rafe interviene en la regulación del sueño, y es posible que la conexión entre los diversos núcleos del rafe y el núcleo supraquiasmático permita ajustar el reloj circadiano a los cambios inducidos por las alteraciones del ciclo de sueño, como por ejemplo una vigilia prolongada²⁷.

²⁶ Ibidem, p.p. 50-56

²⁷ Ibid, p.p. 60.64

Por su parte, el núcleo talámico paraventricular, que como su nombre lo indica se encuentra en el tálamo, participa en el mantenimiento de la actividad de la corteza cerebral durante la vigilia. Es posible que su conexión con el núcleo supraquiasmático participe junto con la hojuela intergeniculada en la sincronización del reloj circadiano a estímulos no fóticos. Finalmente, aunque existen otras áreas del cerebro que envían sus axones hacia el núcleo supraquiasmático, su función en relación con el reloj biológico, es aún desconocida. La mayoría de las estructuras que envían sus axones a las neuronas del núcleo supraquiasmático, también envían sus axones de regreso a este núcleo, formando así ciclos de retroalimentación cuya función no ha sido dilucidada todavía. La más importante cuestión surgida a partir de la organización de los relojes biológicos, reside en su organización. De esta manera, se formulan dos posibles alternativas: que el reloj emergiera mediante un proceso de autoorganización de la interacción de las distintas neuronas del núcleo supraquiasmático; o que cada neurona del núcleo funcionara como un reloj independiente.

La respuesta a dicha cuestión no fue dada en forma contundente sino hasta 1995, cuando el grupo encabezado por Steven Reppert, de la Universidad de Harvard, logra cultivar neuronas del núcleo supraquiasmático sobre una malla de alambres microscópicos. Este procedimiento permitió el registro simultáneo y constante de la actividad eléctrica de varias neuronas localizadas en el pozo de cultivo. De esta forma, Reppert y su grupo demuestran que la mayoría de las neuronas supraquiasmáticas presentan ritmos circadianos, en forma independiente una de otra. Con este experimento se establece en forma clara y definitiva que la propiedad de funcionar como oscilador es inherente a cada neurona de dicho núcleo. Sin embargo, considerando que el núcleo contiene alrededor de 16 mil neuronas, aunque solo una pequeña fracción de ellas funcione como oscilador, parece necesario determinar cómo se acoplan estos osciladores neuronales entre sí. A este respecto, es posible que el acoplamiento entre estos osciladores neuronales individuales ocurra a través del circuito de retroalimentación entre el núcleo supraquiasmático y la glándula pineal, que emergiera mediante un proceso de autoorganización. La demostración de que la propiedad de oscilador circadiano corresponde a cada neurona, ha estimulado el estudio de los procesos celulares y moleculares que participan en el mecanismo del reloj biológico²⁸.

Por otra parte, la afirmación de que el NSQ sea el principal marcapasos endógeno viene apoyada por experimentos que demuestran que la manipulación o destrucción del NSQ implica la alteración de prácticamente todos los ritmos circadianos, sobre todo los correspondientes a la actividad motora, ingestión de alimentos, temperatura central, conducta sexual, ciclo sueño-vigilia y la actividad de diversas hormonas, como la ACTH. Esto se produce por la disrupción tanto de comunicaciones nerviosas como de vías endocrinas. No obstante, es probable que el NSQ no sea el único marcapasos endógeno existente, ya que es frecuente observar la presencia simultánea de varios ritmos con periodos diferentes. Así, se ha demostrado, al menos funcionalmente (aunque no anatómicamente), la existencia de otros osciladores que determinan ritmos que no desaparecen con la destrucción del NSQ. Mediante experimentos con lesiones selectivas, se han podido identificar diferentes áreas del NSQ que controlan ritmos diferentes. La estructura funcional del NSQ por tanto, equivale a la de un sistema oscilador múltiple, donde cada célula puede actuar como un oscilador independiente que exhibe su propio ritmo circadiano en su actividad eléctrica. Finalmente, cabe señalar, que El NSQ posee características propias que están presentes en la mayoría de especies estudiadas, se compone de neuronas de tamaño relativamente pequeño, de axones cortos y campos dendríticos pequeños que presentan una frecuencia espontánea de descarga muy baja. Su actividad no se modifica con los cambios de temperatura. La mayoría de las neuronas del NSQ varían su actividad espontánea en respuesta a la entrada de luz por la retina, por lo que generalmente responden con un aumento en su frecuencia de descarga de forma proporcional a la intensidad de la luz proveniente de la retina.

²⁸ Reppert, S.M & I, Sauman 'Period and timeless tango: A dance of two clocks genes' Neuron, 15:983-986, 1995.

8.7. ESTRUCTURAS MOLECULARES QUE REGULAN EL TIEMPO BIOLÓGICO.

Como se mencionó anteriormente, la sensibilidad de la retina depende de tres factores; a saber, la fototransducción, que es el proceso por el cual los fotorreceptores reciben la luz y la convierten en impulsos. El pigmento que recubre los fotorreceptores en su porción más cercana al tallo ocular, se denomina pigmento proximal, mientras que el pigmento que recubre los fotorreceptores en su porción más alejada del tallo ocular, se denomina pigmento distal. Ambos pigmentos, funcionan como la pupila del ojo de los mamíferos, dejando pasar mayor o menor cantidad de luz, dependiendo de la cantidad presente en el ambiente. Sin embargo, el pigmento proximal depende directamente de la actividad de los fotorreceptores y presenta un ritmo muy evidente cuando existe relativamente poca luz o también en condiciones de obscuridad continua²⁹.

Por su parte, el pigmento distal se halla regulado por dos hormonas secretadas por células especializadas del pedúnculo óptico, y presenta ritmo circadiano de gran amplitud, cuando el sujeto se encuentra ante luz continua brillante. El reloj ubicado en el tallo ocular regula el ritmo que depende de los pigmentos proximales y que se manifiesta en la presencia de luz tenue u obscuridad continua.

Como se mencionó anteriormente, el desarrollo de técnicas electrofisiológicas basadas en el uso de electrodos y amplificadores, permitió medir con facilidad y precisión las variaciones en frecuencia, voltaje e intensidad de diversos fenómenos bioeléctricos. En el sistema nervioso estos fenómenos son muy peculiares y característicos. En la visión por ejemplo, la luz permite un aumento de la producción del mensajero químico llamado GMP cíclico (monofosfato de adenosina cíclico), el cual produce un cambio eléctrico en la membrana celular. Esta despolarización, permite a su vez, la apertura de los canales permeables al calcio y el ingreso de cierta cantidad de estos iones al citoplasma. El ingreso de calcio al citoplasma celular, a su vez, produce mediante una serie de eventos desconocidos el ajuste de un reloj y permiten así la sincronización de los ojos a la luz. En condiciones de reposo, el calcio es expulsado de la célula o almacenado en depósitos intracelulares, lo que impide que siga actuando en el citoplasma celular.

El sistema que transmite la oscilación del reloj a la membrana de la célula para que ésta exprese su ritmicidad característica, depende de cambios en la permeabilidad de la membrana a las moléculas del ión potasio en las neuronas retinales basales. Dichas modificaciones en la permeabilidad producen variaciones en el potencial eléctrico de la membrana, las cuales a su vez, inducen cambios en la frecuencia de los potenciales de acción de estas neuronas. Aún no se han podido identificar los canales involucrados en los cambios en la permeabilidad de la membrana al potasio (existen más de 10 tipos diferentes de canales de potasio), ni el mecanismo por el cual el oscilador del reloj controla la apertura y cierre de dichos canales. En cuanto al oscilador circadiano, éste tampoco ha sido identificado a nivel molecular.

8.9. SINCRONIZACIÓN EN REDES NEURONALES BIOLÓGICAS.

Dado que la ritmicidad constituye una característica habitual del modo de trabajar del sistema nervioso, lo es asimismo del patrón de disparo de la mayor parte de neuronas individuales. A nivel neuronal, el comportamiento rítmico se debe a dos factores principales: las propiedades intrínsecas de la membrana celular (canales, propiedades pasivas de membrana) y/o a la información sináptica procedente del circuito en que dicha neurona se halla inmersa. Así, de la misma manera que las funciones vitales se hallan sincronizadas e integradas en los ciclos geológicos y son susceptibles de adaptarse a ellos, la actividad de las neuronas del cerebro se encuentra autoorganizada

²⁹ Gray, C. M., König, P., Engel, A. K. & Singer, W. Oscillatory responses in cat visual cortex exhibit inter-columnar synchronization which reflects global stimulus properties. *Nature* 338, 334-337 (1989).

funcionalmente sobre la base de osciladores de frecuencia y propiedades distintas, que establecen, en definitiva, la función de cada tipo neuronal y determinan por tanto, la forma de autoorganización del sistema nervioso³⁰.

La cuestión principal en torno a la sincronización en redes neuronales biológicas, consiste en conocer cómo pueden generar las neuronas frecuencias de disparo de potenciales de acción en rangos tan definidos para cada tipo neuronal³¹. La respuesta a dicha cuestión radica en la capacidad de las neuronas para producir biopotenciales, la cual depende fundamentalmente de la membrana plasmática que las delimita. Esto es, cómo se señaló anteriormente, las neuronas producen potenciales de acción cuando se despolarizan hasta cierto voltaje denominado potencial umbral. De ahí que sus frecuencias de disparo sean similares en frecuencia a la oscilación característica del potencial de membrana de cada tipo neuronal³². Existen por tanto para cada tipo, diversas clases de canales iónicos que realizan distintas tareas funcionales en la regulación del potencial de acción. Ello se debe a que la organización cinética de los distintos canales iónicos presentes en la membrana plasmática, hace que el potencial de membrana oscile a frecuencias óptimas. Tal complejidad cinética ofrece posibilidades funcionales solo entrevistas hasta ahora. De unos años para acá se ha hecho cada vez más evidente que gran parte de las funciones perceptivas, cognoscitivas y motoras, dependen en gran medida de propiedades oscilatorias presentes en determinados tipos neuronales. Por ejemplo, la percepción depende de la sincronización a 40 Hz de conjuntos neuronales localizados en la corteza cerebral sensorial, así como en determinados núcleos talámicos. Del mismo modo, los actos motores se organizan y coordinan sobre osciladores neuronales que funcionan a frecuencias distintas, en cuyo caso, cada uno de ellos posee una frecuencia de resonancia óptima, es decir, aquella a la que éstos oscilan con mayor amplitud y menor gasto energético³³.

Como resultado, en condiciones naturales, la actividad neuronal tiene lugar en la forma de ráfagas de impulsos y no de impulsos aislados. Las neuronas, operan descargando impulsos nerviosos en forma rítmica y sincrónica, de manera análoga al modo en que responden los nervios sensoriales ante la estimulación de su receptor. Cabe señalar que las implicaciones de la ley todo o nada de la conducción nerviosa, son las que determinan el carácter sincrónico del Sistema Nervioso, ya que de acuerdo con dicha ley, el impulso avanza sin disminuir o desvanecerse; además todos los impulsos son semejantes en cualquier fibra nerviosa, siendo la única variación posible el número y distribución de las pulsaciones que avanzan por unidad de tiempo. Esta modulación de frecuencia es precisamente, la que permite que cualquier fibra nerviosa transporte diferentes modelos de impulsos de manera sincrónica. Ello posibilita la codificación de frecuencias en términos de tipos especiales de actividad³⁴.

Esta sincronización, que ocurre como resultado de la función, crea nueva información que no se encuentra inscrita en los genes. Se trata de una causalidad sistémica, es decir, la información se halla distribuida por el sistema que incorpora principios de autoorganización, de modo que buena parte de la información se va generando con el funcionamiento, por lo que a mayor número de neuronas más varía la competitividad entre ellas así como la sincronización de las ramificaciones³⁵.

Finalmente, cabe señalar que aunque muchas células del organismo presentan de manera intrínseca y espontánea ritmicidad, la función fisiológica se deriva de las interacciones de esas células con cada una de las otras para generar los ritmos esenciales para la vida. Por otra parte, en general, los ritmos

³⁰ Felig, Philip, Baxter John, Broadus Arthur, Lawrence Forman, *Endocrinología y Metabolismo*, Mc Graw Hill, México 1983, p.p. 135-153

³¹ Strogatz, Steven, *Sync The emerging science of spontaneous order*, Penguin Books, London, 2003, p.p.11-322

³² Strogatz, Op. Cit, p.p.11-322

³³ Alcaraz, Op. Cit. p.p. 117-123

³⁴ Hermann, Op. Cit. p.p. 110-111

³⁵ Ibidem.

fisiológicos son generados por sistemas con una dinámica no lineal, por lo que pueden ser exitosamente interpretados mediante diversos modelos matemáticos. Sin embargo, incluso los modelos teóricos más simples muestran la enorme complejidad de la estimulación periódica de las oscilaciones no lineales³⁶. Si bien dichos modelos permiten realizar predicciones acerca de los efectos inducidos por cambios en los parámetros, tales como un cambio en la frecuencia y amplitud de un estímulo periódico, exhiben una dinámica sumamente compleja, por lo que la función y origen de estos aún es pobremente entendida.

8.10. SINCRONIZACIÓN EN REDES NEURONALES ARTIFICIALES.

Dado que las redes neuronales artificiales constituyen representaciones extremadamente simplificadas de la neurona real, en la cual, la conmutación ocurre a intervalos regulares y discretos, deberían ser asimismo mecanismos sincrónicos. Sin embargo, en virtud del carácter dinámico de la red neuronal artificial, en el instante t cada neurona puede encontrarse activa o inactiva, dependiendo de si la neurona supera o no el umbral de excitación. Conforme transcurre el tiempo, esto es, en el instante $t + 1$, cada unidad pondera las entradas con los pesos asignados a cada una y sólo en caso de que el total de excitación transmitida supere el valor umbral, la neurona transmitirá el impulso³⁷. La función que rige la transición se expresa entonces como: $y(t + 1) = 1 \Leftrightarrow \sum W_i X_i \leq \theta$.

Por lo que la dinámica que rige la actualización de los estados de las unidades puede ser de dos tipos: asíncrona y/o síncrona. En el primer caso, las neuronas evalúan su estado continuamente a medida que reciben información y lo hacen de manera independiente. En el segundo caso, la información se recibe de forma continua, pero los cambios se realizan simultáneamente, como si existiera un reloj interno que decidiera cuando cambiar su estado. Por tanto, los sistemas artificiales quedan probablemente entre ambas posibilidades, no existiendo una clasificación estricta del carácter sincrónico o asíncrono de la dinámica que gobierna esta clase de sistemas.

³⁶ Lara Aparicio, Miguel, Modelos matemáticos de los ritmos circadianos: De Wigglesworth a Winfree, Clásicos de la biología matemática, Siglo XXI editores, México, 2002 p.p.154-168.

³⁷ Randall, O'Reilly, Munakata, Computational Explorations in cognitive neuroscience, Understanding the mind by simulating the brain. MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, 2000, 97-146.

CAPÍTULO IX.

SINCRONIZACIÓN Y AUTOORGANIZACIÓN HACIA LA ZONA CRÍTICA EN REDES NEURONALES (EMERGENCIA ESPONTÁNEA DE SINCRONÍA)

Los estudios anatómicos y fisiológicos de la interacción entre ciertas zonas de la corteza, muestran que la arquitectura y distribución de las neuronas en zonas específicas es muy regular. Esta regularidad sugiere que durante el desarrollo del sistema nervioso, existen mecanismos por medio de los cuales las células pueden autoorganizarse en formas específicas.

En este sentido, estudios embriológicos demuestran que durante el desarrollo del cerebro, se establece un mecanismo de competencia entre las neuronas por un factor de crecimiento. En este proceso, se produce la sincronización que permitirá establecer la correspondencia entre cada neurona y cada órgano o aparato. La autoorganización hacia la zona crítica en el sistema nervioso, se halla presente justamente en el desarrollo neuronal, proceso de gran complejidad que tiene lugar para la exacta coordinación de todo el proceso evolutivo, en el que ocurre la división, diferenciación o muerte de las células; en el que órganos coordinan su crecimiento y secreciones; así como la activación e inactivación de la diversidad de síntesis y procesos metabólicos, en armonía con otros eventos que tienen lugar en áreas remotas del organismo. Asimismo, por lo regular los fenómenos rítmicos frecuentemente van acompañados por organizaciones espaciotemporales y múltiples transiciones de estado estables. En este sentido, la autoorganización hacia el estado crítico constituye un fenómeno intrínseco ligado al proceso de sincronización, esto es, la emergencia espontánea de ritmos que se ajustan de manera automática en respuesta a estímulos¹.

El desarrollo del sistema se verifica al pasar de un estado más general y homogéneo (indiferenciado) a otro más especial y heterogéneo (diferenciado). Esta transición de fase se da gracias a la especialización funcional del cerebro, en la que de manera progresiva algunos elementos se encargan de acciones específicas, al tiempo que se observa una subordinación a elementos dominantes (partes conductoras). De esta forma, se instala en el sistema un orden jerárquico de partes o procesos. Este principio de diferenciación es muy frecuente en el desarrollo embrionario, donde las células se van agrupando y subordinando a los llamados organizadores. En el cerebro también se comprueba una superposición de estratos neuronales que adoptan el papel de partes conductoras. El sistema nervioso presenta así, cierto grado de autoorganización que lo hace capaz de una autorregulación que no muestra dependencia con las unidades neuronales que conforman la base de su estructura. Dicha autoorganización, tal como lo demuestra Lashley a finales del siglo XIX, no comprende ningún vitalismo místico, ya que la morfología de la corteza cerebral alcanza una complejidad tal, que cada una de las partes ejerce una influencia sobre las otras con un alto grado de intensidad, dominancia y subordinación. La organización del cerebro se convierte así en una estructura de relaciones, en donde todas las reacciones pueden asociarse espontáneamente, ello implica la existencia de plasticidad, algún grado de adaptación y autoorganización².

En consecuencia, es posible afirmar que de la actividad conjunta y la integración de todas las regiones cerebrales surge la mente. La mente se configura como una propiedad emergente (no explicable por la mera consideración de las partes componentes) de la autoorganización de la actividad eléctrica y metabólica del cerebro³.

9.0. AUTOORGANIZACIÓN HACIA LA ZONA CRÍTICA EN REDES NEURONALES ARTIFICIALES.

¹ Ham, Leeson, *Tratado de Embriología Humana*, Interamericana, Barcelona, 1979.

² Ibidem, p.p. 1149-1150

³ Churchland, P.S.. *Neurophilosophy. Toward a Unified Science of the Mind/Brain*. The MIT Press: Cambridge, 1990 p.p.17.

En el caso de las redes neuronales artificiales, la emergencia de comportamientos complejos se debe asimismo a la presencia mecanismos autoorganizantes. En particular, el mecanismo de autoorganización que establece el modelo de Kohonen en su variante SOM ó MPT (mapeos que preservan la topología), radica en su capacidad de aprendizaje adaptativo para representar la estructura geométrica (orden topológico) subyacente en el conjunto de datos de entrenamiento de la red. De esta forma, la representación en la red es posible gracias a la autoorganización topográfica de las neuronas, que se realiza de acuerdo a las relaciones de similitud entre los datos representados por la cercanía entre las neuronas y los vectores de referencia correspondientes⁴.

Como se señaló anteriormente, en la arquitectura que definen esta clase de redes, cada neurona de la capa de entrada se encuentra conectada con cada una de las neuronas de la capa de salida mediante un peso o función de vecindad, de manera que produce una excitación en las más próximas e inhibición en las más alejadas. Se establece entonces algún tipo de competencia, (especialmente inhibitoria) basada en el aprendizaje hebbiano entre neuronas, con el fin de conseguir que solo una de ellas quede activa. De este modo, la red trata de establecer una correspondencia entre los datos de entrada y el espacio bidimensional de salida⁵.

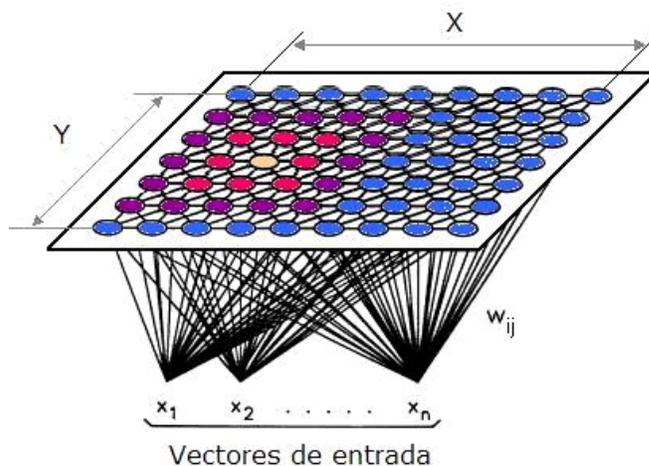


Figura 63. Red de Kohonen

En otros términos, considérese un conjunto de N neuronas, representadas en una malla N -dimensional. Inicialmente, los pesos de las conexiones se establecen de manera aleatoria. En la fase de aprendizaje cada neurona del mapa sintoniza con diferentes rasgos del espacio de entrada, es decir, cada neurona (i, j) calcula la similitud entre el vector de entradas X , y su propio vector de pesos sinápticos W_{ji} de acuerdo con una cierta medida de distancia o criterio de similitud establecido.

En este caso, mediante la distancia euclídea:

$$D_j = \sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - W_{ji})^2}, \text{ donde } X_i \text{ son los vectores de entrada.}$$

⁴ Kohonen T, Self organized formation of topologically correct feature maps, Biological Cybernetics,44, 1982.

⁵ Randall C, O'Reilly and Yuko Munakata, Op. cit. p.p 69-99

De esta forma, la unidad de salida cuyos pesos se asemejan más al patrón de entrada, es decir, el menor valor de D_j , es declarada ganadora o activa. El vector de pesos de la unidad ganadora W_c , se convierte así en el centro de un grupo de vectores cercanos a W_c ; menor a cierta distancia D .

Dado que la red posee cierto grado de sensibilidad a la historia con respecto a la modulación de la tasa de aprendizaje, es decir, a su estado anterior, se tiene:

$$W_c(t+1) = W_c(t) + \alpha(t)[x(t) - W_c(t)],$$

donde $\alpha(t) \in [0,1]$ es función de la frecuencia con la que la unidad c es seleccionada como ganadora.

Los pesos de los vectores de pesos W_j cercanos a W_c , se modifican, según la fórmula:

$$\Delta W_j = \eta(X - W_j) \text{ donde } \eta \text{ representa una constante positiva.}$$

Se consigue entonces que los vectores de pesos de la unidad ganadora y los que pertenecen a su vecindad se asemejen cada vez más al patrón de entrada de la neurona ganadora.

De esta manera, cada peso de la neurona $X_i(t), i=1,2,\dots,N$ es actualizada como: $X_i(t+1) = X_i(t) + \alpha(t)h(|i-v(t)|)(\omega(t) - X_i(t))$ donde el incremento o ganancia $\alpha(t)$ con $0 < \alpha(t) < 1$ durante la fase de entrenamiento es normalmente una función decreciente con el tiempo. La función $h(|i-v(t)|)$ representa la vecindad y decrece como $|i-v(t)|$. Este proceso se repite con cada uno de los patrones de entrada⁶.

Debido a que la magnitud de la modificación, se encuentra en función de la distancia física entre la neurona activa y cada una de las neuronas vecinas, la neurona declarada activa posee la capacidad de modificar el vector de referencia de las unidades vecinas. Se produce entonces el fortalecimiento de las conexiones, de modo que las neuronas con respuesta máxima, incrementan la actividad de sus neuronas vecinas e inhiben la actividad de las neuronas más lejanas. Esta competencia con activación-inhibición de otras neuronas, resulta en cúmulos de neuronas vecinas que responden máximamente a entradas de tipo similar, y llevan a la formación de mapas que preservan la topología. Esto permite que sólo la neurona máximamente activa presente activación-inhibición.

A partir de esta interacción, es posible que las neuronas cercanas a la unidad activa, aprendan del dato de entrada y modifiquen su vector de referencia con la finalidad de adecuarse al tipo específico de dato, de tal suerte que si una neurona representa a un conjunto de datos, sus vecinas representarán datos similares. Al final se consigue que cada neurona responda frente a un determinado vector de entrada, de forma que los pesos aferentes de esa unidad converjan dentro de un grupo de patrones con características similares. De este modo, ante el mismo patrón de entrada, dicha neurona responderá en el futuro con mayor intensidad.

El efecto inducido por esta regla de aprendizaje, no es otro que el de acercar de forma iterativa el vector de pesos de la neurona de mayor actividad (ganadora) al vector de entrada, lo que puede interpretarse en términos de rotaciones de vectores. Así, en cada iteración el vector de pesos de la

⁶ Flanagan, John. A. Neuron Weight Dynamics in the SOM and self-organized criticality, IEEE, 2000.

neurona vencedora rota hacia el de entrada y se aproxima a él, en una cantidad que depende de la magnitud de la tasa de aprendizaje.

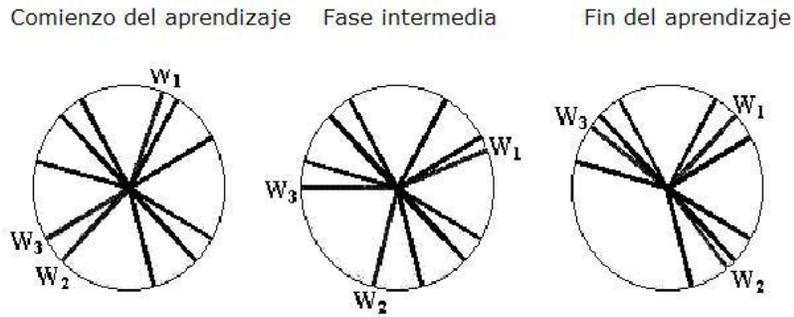


Figura 64. Fases del aprendizaje

La figura anterior, muestra cómo opera la regla de aprendizaje para el caso de múltiples patrones pertenecientes a un espacio de entrada de dos dimensiones.

De esta forma, la red incorpora relaciones entre las neuronas próximas en el mapa. La semejanza entre las clases, garantiza que las neuronas topológicamente próximas, sean sensibles a entradas físicamente similares.

La introducción de la función de vecindad anteriormente referida, define un entorno alrededor de la neurona activa, cuyo efecto estriba en que durante el aprendizaje se actualicen tanto los pesos de la vencedora, como los de las neuronas pertenecientes a su vecindad. De este modo, se logra que neuronas próximas sintonicen con patrones similares, quedando así reflejada sobre el mapa una cierta imagen del orden topológico presente en el espacio de entrada. La vecindad por tanto, constituye una función que define en cada iteración si una neurona de salida pertenece o no a la vecindad de la vencedora. En general, la vecindad decrece a medida que avanza el aprendizaje y depende de un parámetro denominado radio de vecindad, que representa el tamaño de la vecindad actual. Por tanto, a medida que avanza el aprendizaje aumenta la precisión de la clasificación de los patrones de entrada⁷.

De hecho, en el caso unidimensional se ha encontrado que el peso de la neurona, independientemente de las condiciones iniciales, convergerá hacia una configuración ordenada D , donde, $D = \{W : w_1 < w_2 < \dots < w_N\} \cup \{W : w_1 > w_2 > \dots > w_N\}$

⁷ Flanagan, Op. Cit., p.p. 40-42

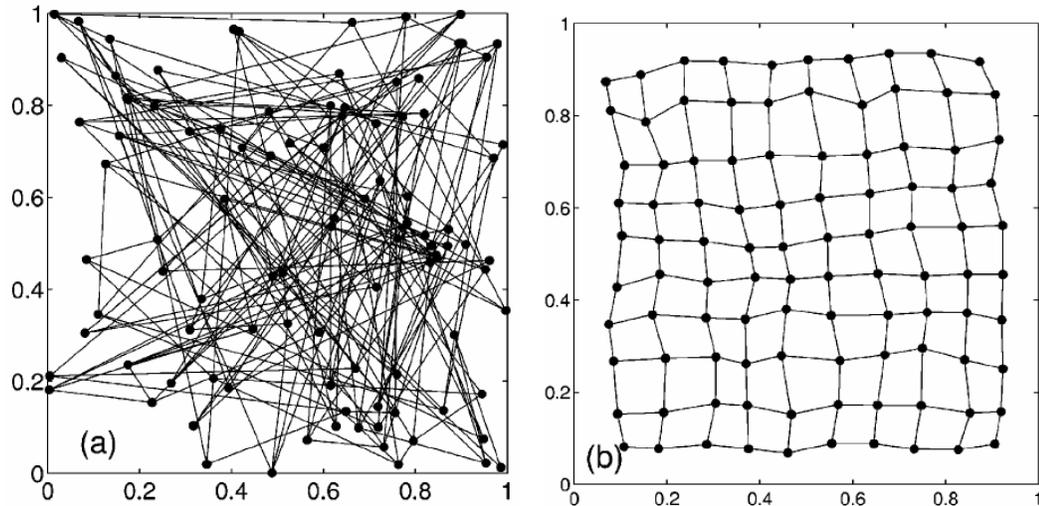


Figura 65. Evolución temporal de los vectores de referencia de un mapeo que preserva la topología hacia una configuración ordenada.

El SOM constituye un modelo de autoorganización de las conexiones neuronales (los pesos sinápticos), que se traduce en la habilidad del algoritmo para alcanzar un estado ordenado a partir de configuraciones iniciales desordenadas⁸, por lo que la importancia de esta clase de redes radica precisamente en su tendencia a afinar la predisposición de una neurona sin supervisión del exterior. De esta forma, a diferencia de lo que sucede en el aprendizaje supervisado, al no existir ningún estímulo externo que indique si la red está operando de manera correcta o incorrecta, durante el proceso de aprendizaje ésta debe descubrir por sí misma rasgos comunes, regularidades, correlaciones o categorías en los datos de entrada, e incorporarlos a su estructura interna de conexiones. En este sentido, los mapeos que preservan la topología, constituyen un mecanismo autoorganizante que brinda la posibilidad de producir automáticamente una representación del conjunto de datos en una estructura bidimensional, de manera que en dicha representación se haga evidente la emergencia de propiedades que ayuden a entender el orden subyacente en el conjunto de datos⁹.

Por tanto, la dinámica de esta clase de redes es comparable a aquella que presenta un sistema que opera en forma críticamente autoorganizada. Como se señaló anteriormente, los sistemas dinámicos que exhiben autoorganización hacia la zona crítica, al ser sujetos a perturbaciones aleatorias, durante su evolución, convergen hacia un estado crítico independientemente de las condiciones iniciales. El estado crítico se caracteriza por funciones de correlación que decrecen algebraicamente con la distancia y son escala-invariantes. La existencia de tales correlaciones es asumida cuando las propiedades estadísticas del sistema se pueden describir mediante leyes de potencias simples, es decir, leyes según las cuales el tamaño de un evento o fluctuación es inversamente proporcional a su frecuencia.

En el caso de los mapeos que preservan la topología, la distribución de los eventos a través del análisis y simulación de los mismos, demuestra que éstos se encuentran gobernados por leyes de potencias en ambos dominios, espacial y temporal. Por tanto, modificaciones en la tasa de aprendizaje de grandes magnitudes ocurren con muy poca frecuencia; esto es, pocas neuronas sufren modificaciones sustanciales en sus pesos sinápticos, mientras que modificaciones de magnitudes pequeñas ocurren más frecuentemente e influyen en la mayor parte de las neuronas. Esto muestra que

⁸ Cottrell, M. Fort, J. Pagés, G. Theoretical aspects of the SOM algorithm. *Neurocomputing* 21 (1998) 119-138.

⁹ Randall, O'Reilly, Munakata, *Op Cit*, p.p.70-74

el orden de configuración del SOM es crítico, la actividad de variables se halla caracterizada por una función de probabilidad que decrece algebraicamente con la distancia. Este estado crítico constituye un atractor del sistema y la convergencia hacia él ocurre sin una especificación detallada de las condiciones iniciales y de manera robusta¹⁰.

En ese sentido, en la interpretación del SOM como un sistema dinámico no lineal complejo, la entrada X es considerada como una perturbación para el sistema, el cual, independientemente de las condiciones iniciales se dirige hacia el estado autoorganizado. En otras palabras, la configuración organizada representa un atractor para el sistema. El SOM, puede entonces ser visto como un sistema dirigido por perturbaciones, en el que al menos en el caso unidimensional, los pesos alcanzan una configuración ordenada bajo condiciones iniciales mínimas en la entrada e independientemente del tipo de entrada.

Como se señaló anteriormente, en general, el término autoorganización se emplea para describir la capacidad de ciertos sistemas fuera del equilibrio para desarrollar estructuras y patrones en la ausencia de control o manipulación por parte de un agente externo, lo que correspondería en el caso del SOM al proceso de aprendizaje no supervisado. El término criticalidad por otro lado, significa que la modificación de pesos en una neurona puede perturbar el sistema localmente y el efecto de la perturbación va a influir solo en una vecindad. Finalmente, en la transición de fase, la alteración local se propagará hacia el sistema en su totalidad, de modo que si una neurona sufre una modificación sustancial, forzosamente existirá una que modifique sus pesos de manera poco significativa, esto quiere decir que aunque sólo los elementos cercanos que constituyen el sistema interactúan directamente, la interacción alcanza y atraviesa el sistema de forma global, por lo que el sistema se vuelve crítico en el sentido que todos los miembros del sistema se influyen uno sobre el otro¹¹.

La evolución del sistema hacia un estado críticamente autoorganizado requiere asimismo, una separación de escalas de tiempo, la cual se halla íntimamente relacionada con la existencia de umbrales y metaestabilidad. Es la existencia de un umbral la que asegura la separación de escalas de tiempo. Es decir, La fuerza aplicada debe ser consistente para poder alcanzar cierto umbral. Por lo anterior, es posible considerar al SOM no como un algoritmo de aprendizaje, sino como un sistema dinámico no lineal que opera en criticalidad autoorganizada, dirigido por perturbaciones (la entrada a ser aprendida), la cual converge hacia una configuración organizada, que corresponde a un atractor. La cuantía de la adaptación se puede escalar de acuerdo a una función de vecindad preestablecida, que depende del incremento de los pesos, es decir: $\Delta W_j = \eta h(j, c)(X - W_j)$ donde c denota el índice de la unidad ganadora

Esta autoorganización induce la generalización, facultad de las redes neuronales artificiales de responder apropiadamente cuando se le presentan datos o situaciones a las que no había sido expuesta anteriormente. En consecuencia, las redes neuronales de Kohonen resultan muy adecuadas para la resolución de problemas en los cuales es difícil o imposible definir un modelo explícito, por ejemplo en el procesamiento de datos a gran escala.

¹⁰ Flanagan, Op. Cit. p.p 39-47.

¹¹ Randall, O'Reilly, Munakata, Op. Cit, p.p.137-202.

RESULTADOS.

Dado que no existe un marco matemático claro de las condiciones necesarias bajo las cuales aparece el comportamiento críticamente autoorganizado, la falta de formalización teórica deriva en la carencia de una estructura matemática bien definida en el estudio de la mayor parte de los sistemas complejos.

Sin embargo, el análisis y exploración de la evolución de esta clase de sistemas, se realiza de manera efectiva a través de la simulación computacional. En particular, se demostrará a continuación haciendo uso de éstas herramientas, que a pesar de que el análisis de autoorganización en el SOM ha sido confinado para el caso unidimensional; en el caso multidimensional, la dinámica presente en esta clase de redes es asimismo críticamente autoorganizada.

A fin de mostrar que el mapeo autoorganizado representa un sistema que se autoorganiza hacia la criticalidad, es necesario referir el conjunto de variables del sistema que siguen un comportamiento descrito por una ley de potencias; es decir, aquellas cuyo comportamiento es semejante al de la pila de arena anteriormente referido.

En este trabajo, se ha identificado al vector de pesos de las neuronas activas en la fase de organización, como la variable que sigue una distribución de ley de potencias.

Es decir, dado que el vector de pesos W_n de una neurona es modificado de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$W_n(t+1) = W_n(t) + \alpha_n h(g_n(t))(X_i - W_n(t)),$$

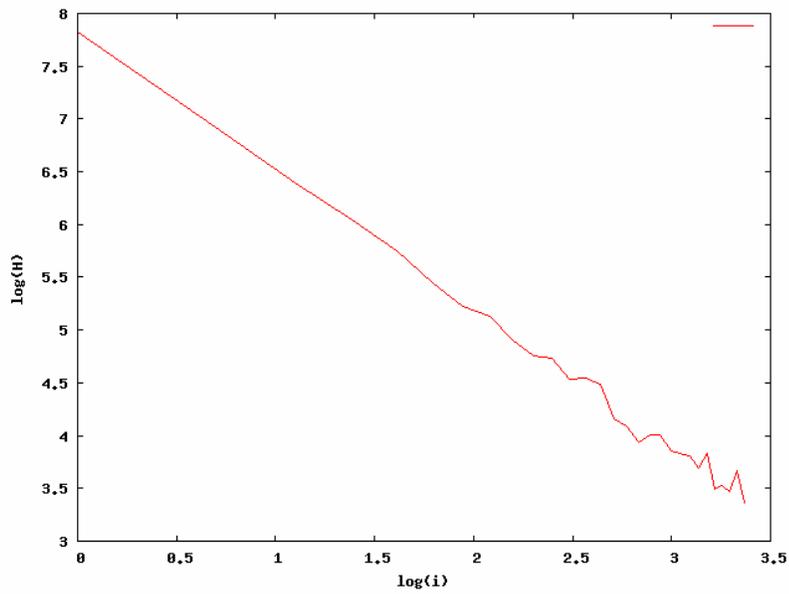
en donde α_n denota el parámetro de aprendizaje y se refiere a la longitud del salto que el vector de pesos da en dirección a la posición del vector de características que se está mapeando, X_n y $h(g_n(t))$ corresponden a la función de vecindad de la neurona activa g (aquella a la que es mapeado el vector de características del estímulo) a la neurona n .

Los vectores de pesos de las neuronas que conforman la red se ven afectados debido a que pueden encontrarse en la vecindad de las neuronas activas, o ser ellas mismas las neuronas activas para un determinado estímulo. Es durante la fase de ordenamiento que ocurren los cambios más intensos en los vectores de pesos (como consecuencia de los valores que toma α). Si se analizan los cambios ΔW_n que experimentan los vectores de pesos de las neuronas activas, se observa que su distribución obedece una ley de potencias.

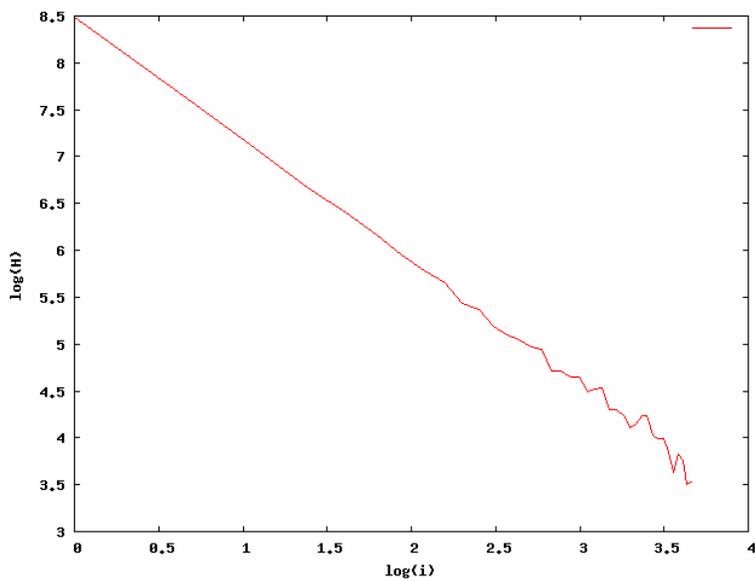
Los experimentos computacionales que llevaron a la conclusión anterior, se resumen a continuación.

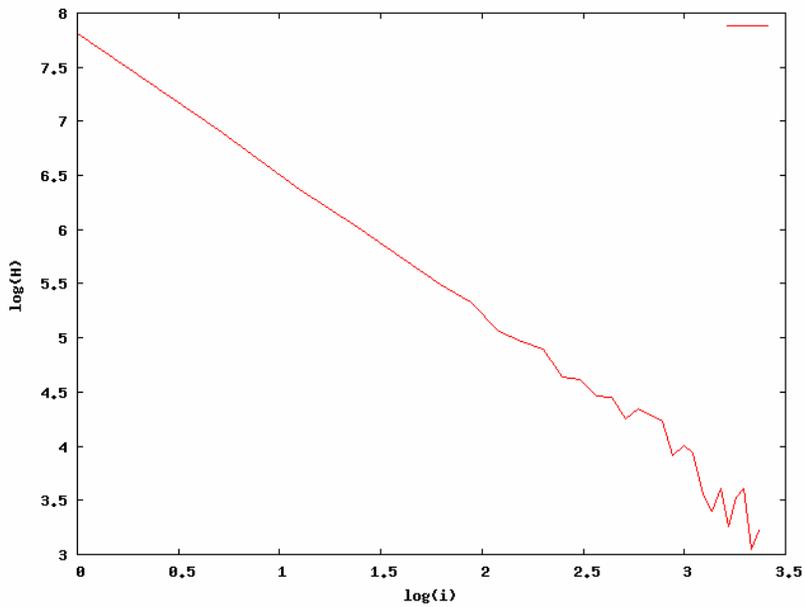
Para cada neurona n , se registra ΔW_n durante la fase de organización. Se normaliza ΔW_n a fin de que se encuentre definido en el intervalo $[0,1]$, el cual a su vez se subdivide en m subintervalos, identificados como i_1, \dots, i_m . Cuando ΔW_n se encuentra en el subintervalo k , la variable $H(k)$, que denota el número de veces que el valor ΔW_n pertenece al intervalo k , se incrementa en 1. En la figura siguiente se muestra la gráfica de $H(i)$ como función de i para 20 subintervalos. Los datos son aproximados por una ley de potencias de la forma:

$$H(\tau) = 1 / \tau^\beta, \beta = 1.3$$



En la figura que se muestra a continuación, se observa para la misma neurona, la gráfica correspondiente a 40 subintervalos, mientras que en la figura posterior se presenta el comportamiento para otra neurona de la misma red. Se advierte entonces que las gráficas son semejantes y exhiben la misma distribución.





Como ya se ha mencionado, el mapeo autoorganizado genera un mapa en un espacio de baja dimensión (en general, de dimensión dos) que aproxima la distribución de los estímulos en un espacio de alta dimensión. Cabe mencionar aquí, que la distribución obtenida no siempre constituye una buena aproximación. Los motivos que explican el que un mapeo autoorganizado sea incapaz de generar una distribución adecuada aún no están claros, pero existe suficiente evidencia que muestra que el número de neuronas en la red constituye un factor importante¹. Si el número de neuronas es menor que el número de estímulos, la dinámica libre de escala no se observa. De la misma forma, empíricamente se ha encontrado que si el número de neuronas es mucho mayor que el número de estímulos, (aún no se ha determinado que tan grande en relación a aquel), esta conducta tampoco se observa.

Los resultados descritos, se obtuvieron sobre tres conjuntos de datos: *ionosphere* (dim34), *iris* (dim5) y *double spiral* (dim 2), los cuales se encuentran disponibles en: www.cis.hut.fi

¹ Cottrell, M. Fort, J. Pagés, G. Theoretical aspects of the SOM algorithm. *Neurocomputing* 21 (1998) 119-138.

CONCLUSIONES.

En este trabajo se abordó el estudio del sistema nervioso desde el punto de vista de la dinámica no lineal y se demostró que en virtud de su carácter complejo, exhibe como propiedad característica autoorganización hacia la zona crítica. Dicha autoorganización provee al cerebro de una citoarquitectura anatómica, neuroquímica y funcional estratificada de gran complejidad, que podría posibilitar la emergencia de capacidades cognitivas superiores.

La estructura del sistema nervioso se sustenta por tanto, en el establecimiento de múltiples redes neuronales que adquieren una distribución jerárquica en la que la actividad de las neuronas se encuentra organizada espacial y funcionalmente sobre la base de osciladores de frecuencia y propiedades distintas, que establecen en definitiva, la función de cada tipo neuronal y determinan la forma de autoorganización del sistema nervioso, así como su carácter sincrónico.

En consecuencia, los ritmos fisiológicos pueden ser generados y enviados por el sistema nervioso central a través de vías anatómicas y bioquímicas específicas. De esta manera, a pesar de que las células nerviosas poseen semejanzas con otras células del organismo por su periodicidad inherente, en virtud del papel jerárquico propio de las primeras, ellas modulan una función oscilatoria fundamental, por lo que muy probablemente distintas áreas del cerebro se encuentren involucradas en funciones rítmicas de diferentes órganos o subsistemas, lo que demuestra la existencia de alguna especie de sincronización local. Dicha sincronización implica a su vez la existencia de interrelaciones periódicas significantes entre células vecinas, de modo que no todas las células se convierten simultáneamente en marcapasos periódicos. En este sentido es posible hablar de la formación de cúmulos sincrónicos, cuyos elementos vecinos ajustan sus frecuencias en forma periódica. La existencia de una considerable diversidad de estados metabólicos sobre la población de células, probablemente origina una configuración de territorios bajo la influencia de diferentes células centrales, proceso que ocurre de manera gradual a través de un mecanismo de competencia entre conjuntos inhibitorios y excitatorios. En este contexto, la autoorganización hacia el estado crítico constituye un fenómeno intrínseco ligado al proceso de sincronización, esto es, la emergencia espontánea de ritmos que se ajustan de manera automática en respuesta a estímulos.

Por otro lado, dado que la formación de regiones funcionales se halla sujeta a constante modificación, dependiendo en gran manera del uso que se haga de las vías sensoriales, es posible afirmar que la autoorganización del sistema nervioso en regiones funcionales de gran complejidad se ve influido por un proceso continuo de aprendizaje y evolución, lo que a su vez demuestra que los seres vivos no se encuentran completamente determinados por la información genética que describe al organismo con detalle.

La analogía con el paradigma conexionista, en particular, el análisis del modelo de Kohonen expuesto, permitió observar que del mismo modo que en el modelo biológico, el mecanismo de autoorganización hacia el estado crítico que establece dicho modelo, radica en su capacidad de aprendizaje, en este caso aprendizaje adaptativo no supervisado. Por tanto, el término autoorganización se emplea propiamente para describir la capacidad de la red para desarrollar estructuras y patrones en la ausencia de control por parte de un agente externo, lo que le brinda la posibilidad de producir automáticamente una representación del conjunto de datos en una estructura bidimensional. Este proceso, basado en una competencia inhibitoria entre neuronas, resulta en cúmulos de neuronas vecinas que presentan una respuesta máxima a entradas de tipo similar, conduciendo a la formación de mapas que preservan la topología, por lo que del mismo modo que las vías sensoriales se organizan anatómicamente, la información sobre la localización de un estímulo en la red se conserva.

Por medio del análisis y simulación computacional de eventos en el mapeo que preserva la topología, se aportó la demostración de la presencia de autoorganización hacia la zona crítica en la red de Kohonen para el caso multidimensional; en donde se advierte, que de manera análoga al caso unidimensional, la distribución de los eventos se encuentra gobernada por leyes de potencias simples, tanto en el dominio espacial como temporal. En consecuencia, las modificaciones en la tasa de aprendizaje de grandes magnitudes ocurren con muy poca frecuencia, mientras que modificaciones de magnitudes pequeñas ocurren más frecuentemente e influyen en la mayor parte de las neuronas. Esto muestra que el orden de configuración del mapeo que preserva la topología es crítico y que la actividad de las neuronas se encuentra caracterizada por una densidad de probabilidad que decrece algebraicamente con la distancia. El estado crítico, representa aquel punto en que la modificación de pesos en una neurona puede perturbar el sistema en una vecindad local. La transición de fase por otro lado, señala que la alteración local se propagará hacia el sistema en su totalidad. Consecuentemente, el sistema se vuelve crítico en el sentido que todos los miembros del sistema se influyen uno sobre el otro. Este estado crítico constituye un atractor del sistema y la convergencia hacia una configuración ordenada no siempre ocurre; sin embargo, para el caso unidimensional es posible asegurar que la convergencia se produce de manera automática e independientemente de las condiciones iniciales.

Por tanto, es posible considerar que tanto el modelo de Kohonen como el sistema nervioso, constituyen un sistema dinámico no lineal que opera en criticalidad autoorganizada, dirigido por perturbaciones, las cuales corresponden, en el caso artificial, a la entrada a ser aprendida, y a los estímulos sensoriales provenientes del exterior, en el sistema nervioso; los cuales convergen hacia una configuración ordenada, que corresponde en ambos casos a la representación del conocimiento.

Existen todavía áreas del conocimiento que por su carácter abstracto y subjetivo, plantean preguntas a las que es difícil dar una respuesta definitiva y racional. La complejidad neuronal dificulta el estudio del cerebro humano, por lo que desarrollar mecanismos que permitan comprender aspectos globales del comportamiento de este sistema constituye un reto colosal. En este sentido, la inteligencia artificial, en particular, las redes neuronales artificiales, así como la utilización de técnicas propias del análisis de series de tiempo, proveen una herramienta útil en la simulación y exploración de la organización del cerebro que pueden aportar en los procesos y ordenaciones neurológicas, diversos datos útiles que permitan perfeccionar y enriquecer las teorías existentes en relación a la organización y funcionamiento del sistema nervioso.

APÉNDICE.

SISTEMAS DINÁMICOS

Un sistema constituye un conjunto de elementos sistemáticamente ordenados que interactúan entre sí con el fin de alcanzar un objetivo dado. De esta definición se desprenden dos implicaciones fundamentales. Primero, que existe una influencia mutua entre sus elementos componentes, por lo que cualquier cambio experimentado en uno de ellos repercute y afecta inevitablemente al resto. Y segundo, que una serie de elementos reunidos, que no persigue un propósito común, de ninguna manera constituye un sistema. En síntesis, para que el comportamiento de un sistema se encuentre adecuadamente descrito, es necesario conocer, además de sus elementos, las interacciones o relaciones entre ellos. Esto es, se requiere conocer los valores de todos los elementos, o sea, sus estados; así como sus transiciones, es decir, los cambios dinámicos de esos estados. Se requiere por tanto, describir tanto la estructura como la función del sistema mismo¹.

Dado que todo sistema se encuentra inmerso en un medio ambiente específico, en general, éste va a afectar su funcionamiento. Para medir en cierta forma, esta influencia o interacción, Ludwig von Bertalanffy, el fundador de la Teoría general de sistemas, formula el concepto de permeabilidad. De esta manera, los sistemas escasamente permeables, es decir, aquellos que no intercambian materia, energía o información con el entorno, se conocen con el nombre de sistemas cerrados. Por el contrario, los sistemas medianamente y altamente permeables son los que presentan alguna interacción con el medio ambiente y se denominan sistemas abiertos. Asimismo, dentro de la categoría de sistemas abiertos, se encuentran aquellos que son influidos pasivamente por el medio ambiente, llamados no adaptativos, y los que reaccionan y se adaptan al entorno, llamados adaptativos².

A su vez, los sistemas se dividen en dinámicos y estáticos, según modifiquen o no su estado interno a medida que transcurre el tiempo. Cuando el conocimiento del estado actual del mismo hace que se pueda conocer el estado en cualquier otro instante futuro o pasado, el sistema dinámico se denomina lineal. Esto significa desde un punto de vista físico, que la respuesta a una suma de efectos, es la suma de las respuestas a cada uno de ellos. Por otro lado, los sistemas no lineales son aquellos que no presentan tal comportamiento, pero si se conoce el estado actual del sistema y la ecuación no lineal que lo modela, se podrá conocer el estado que el sistema alcanzará en el futuro³.

Los sistemas dinámicos se clasifican asimismo en sistemas dinámicos disipativos o conservativos si su energía total se mantiene constante. Contrariamente a los sistemas conservativos, en los disipativos la energía no se conserva, sino que va disminuyendo debido a pérdidas por fricción u otros efectos. También pueden exhibir periodicidad, de modo que el estado del sistema es el mismo cada cierto tiempo. Tanto para sistemas lineales como no lineales, si el sistema está modelado por una ecuación diferencial ordinaria, se denomina determinista, esto es, existe una forma de determinar su comportamiento futuro dadas determinadas condiciones iniciales. En tales circunstancias se puede esperar un comportamiento regular y predecible del sistema.

Hasta principios del siglo XX se aceptaba que la mejor descripción que podía tenerse de un fenómeno natural se encontraba descrita por ecuaciones con razones o tasas de cambio, es decir, por

¹ De Rosnay J, *Le Macroscopie*, Hermann, Paris, 1979, p.p. 23.

² Bertalanffy, L. V. *Teoría general de sistemas*, Fondo de Cultura Económica, México, 1976.

³ Hirsch, M. The Dynamical Systems Approach to Differential Equations, *Bulletin of the Amer. Math. Soc.* 11, Number 1, 1984, p. 164.

ecuaciones diferenciales. En este sentido, los elementos de azar e impredecibilidad que pudiera tener un sistema sólo reflejarían la imprecisión de los métodos o la ignorancia de quien los estudiaba.

Sin embargo, la evolución de algunos sistemas, en ocasiones se vuelve aleatoria con la intervención de pequeñísimas perturbaciones en los parámetros iniciales, por lo que al cabo de un tiempo la dinámica del sistema se vuelve impredecible. Se está entonces ante una realidad no evaluable a través de una matemática de procesos lineales en la que las causas simplemente se suman, sino que se complican al superponerse, los llamados sistemas complejos⁴.

⁴ Ibidem, p.p.26