

35  
2EJ



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA  
DE MÉXICO

ESCUELA NACIONAL DE ESTUDIOS PROFESIONALES  
CAMPUS ARAGÓN

“LA MECÁNICA DE LOS IMPULSOS NERVIOSOS  
Y LAS REDES NEURONALES”

T E S I S  
QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE  
INGENIERO EN COMPUTACIÓN  
P R E S E N T A :  
JESÚS REYNA VÁZQUEZ

ASESOR: JOSÉ GONZÁLEZ BEDOLLA



MÉXICO

TESIS CON  
FALLA DE ORIGEN

279944 1999



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.

## A DIOS:

*Por estar siempre a mí lado, por darme las fuerzas necesarias para librar cada uno de los obstáculos que se me presentan y poder vencer cualquier adversidad. Por realizar mis sueños en compañía de aquellos que quiero.*

## A MIS PADRES:

*Por esa lucha, esfuerzo y entrega. Por la alegría y momentos difíciles que hemos pasado juntos. Por los desvelos y sacrificios, pero en especial por todas las cosas que me enseñaron, al inculcar en mí el ejemplo de trabajo y generosidad. A ellos mí más sincero agradecimiento porque sin ella este y muchos otros logros no tendrían sentido. Por darme la vida y enseñarme a vivirla con amor y empeño, para luchar por lo que se quiere y se ama. Por esa entrega total de mí madre y de mí padre, quiero que sepan que su esfuerzo y sacrificio no ha sido en vano. Y sobre todo*

*¡Muchas gracias por ser mis padres!*

# ÍNDICE

	Páginas
<b>INTRODUCCIÓN</b>	A
<b>I.- FUNCIONAMIENTO DE LA NEURONA.</b>	
I.1 Las células.....	2
I.2 Las neuronas.....	4
I.3 Conducción del impulso nervioso.....	8
I.4 Mecanismo del potencial en reposo.....	9
I.5 Mecanismo del potencial de acción.....	11
I.6 Mecanismo de la conducción a través de la sinapsis.....	16
<b>II.- LA DINÁMICA DE LAS REDES NEURONALES.</b>	
II.1 Panorama histórico.....	22
II.2 Definición de una red neuronal.....	25
II.3 Ventajas de las redes neuronales.....	27
II.4 Componentes de una red neuronal artificial.....	30
II.5 Funcionamiento de una red neuronal.....	35
II.6 Funciones preestablecidas.....	38
II.7 Topologías.....	41
II.8 Mecanismo de aprendizaje.....	43
II.9 Tipo de asociación entre la información de entrada y la salida.....	45
<b>III.- LA INTERRELACIÓN DE LA NEURONA Y LA DINÁMICA DE LAS REDES NEURONALES.</b>	
III.1 Membrana Neural.....	50
III.2 El axón y la zona iniciadora de impulsos.....	54
III.3 El soma.....	58
III.4 Árbol dendrítico.....	60
III.5 La sinapsis.....	63
<b>IV.- ALGUNOS MODELOS DE REDES NEURONALES.</b>	
IV.1 Perceptrón.....	67
IV.2 Modelo ADALINE/MADALINE.....	71
IV.3 Modelo Backpropation.....	74
IV.4 Modelo Hopfield.....	76
CONCLUSIÓN.....	80
BIBLIOGRAFÍA.....	81

## INTRODUCCIÓN

El poder y rapidez de las computadoras digitales modernas asombran en verdad. Ningún humano puede esperar alguna vez computar un millón de funciones por segundo. De cualquier modo, existen algunas tareas (reconocimiento de imágenes, voz, toma de decisiones) que ni la computadora más potente podría competir con el nivel tan eficiente del cerebro humano. El resolver este tipo de actividades nos lleva a que el cerebro no sólo usa métodos algorítmicos sino también eurísticos, lo que implica que siempre existirá una respuesta aún cuando una entrada no haya sido considerada con anterioridad y siempre habrá la flexibilidad para tomar decisiones por sí mismo.

El cerebro humano está constituido por elementos inteligentes denominadas biológicamente neuronas, las cuales tienen la capacidad para comunicarse mediante una red de conexión compuesta por axones y sinapsis; una neurona contiene muchas sinapsis, las neuronas transmiten la información entre ellas mediante impulsos eléctricos.

La entrada de una red neuronal biológica está compuesta por un conjunto de sensores que desempeñan la función de receptores los cuales proporcionan los estímulos provenientes del exterior al interior de la red; dichos estímulos están representados por impulsos eléctricos que se encargan de transmitir la información hacia el sistema nervioso central, provocando así, efectos de respuesta humana, la cual puede estar expresada en una gran variedad de acciones.

La información es manejada en tres etapas, las cuales son: el procesamiento, la evaluación y la comparación con la información que se encontraba previamente almacenada dentro del sistema nervioso central. En los momentos en que son requeridas, el sistema nervioso central genera señales de control que son transmitidas hacia los órganos motores, con el fin de tener un monitoreo de los mismos. Este rastreo se lleva a cabo mediante los enlazadores de retroalimentación que se encargan de verificar esta acción.

La elección de este tema de tesis surge como propuesta para dar a conocer el funcionamiento de la neurona y las redes neuronales, en la cual a través de la interrelación de éstas conocer modelos matemáticos y arquitecturas conexionistas de redes neuronales artificiales.

Para lograr este objetivo el proyecto de investigación de la tesis nos muestra en el capítulo I una expectativa general de la anatomía y funcionamiento de la neurona. Mencionando que la materia gris del cerebro está compuesta por células llamadas neuronas, las cuales se encargan de realizar el proceso de información. La membrana de la neurona separa el plasma intracelular del fluido extracelular, que se encuentra fuera de la célula. La membrana actúa de tal manera que mantiene una diferencia de potencial entre el fluido intracelular y el fluido extracelular.

La sinapsis es el efecto de conectar a la neurona con otras neuronas. La conexión se produce en distintos lugares de la célula. Los impulsos nerviosos que pasan a través de las neuronas que están conectadas, pueden dar lugar a cambios en el potencial del cuerpo de la célula receptora. Estos potenciales se denominan potenciales de entrada que pueden propagarse por el cuerpo principal de la célula. Se genera un potencial de acción, dependiendo de un cierto umbral, que viaja a lo largo del axón, para transmitir información a otras células, dando lugar a la comunicación entre ellas.

El capítulo II se establece una expectativa general de las redes neuronales, definiciones, funcionamiento, componentes, etc. Ya que las redes neuronales son el reflejo de numerosos estudios, que conllevan a la imitación del funcionamiento cerebral, y con ello la inmensidad de problemas que no podemos resolver.

El siguiente capítulo muestra la interacción entre las matemáticas y las neurofisiología, en el cual se considera que la neurona está formada por varias partes fundamentales que poseen un elemento común: la membrana. Se describe la morfología y función de esta.

Por lo anteriormente descrito podemos determinar arquitecturas de redes neuronales y en el capítulo IV se muestran algunos modelos de redes neuronales artificiales, ya que se caracterizan por imitar el funcionamiento del cerebro humano, que por tener una gran cantidad de elementos que procesarán la información de manera similar a las neuronas nerviosas.

# CAPÍTULO I

## FUNCIONAMIENTO DE LA NEURONA

## **I.1 Las células**

Los tejidos del sistema nervioso están compuestos de dos principales células las neuronas y la neuroglia, aunque las neuroglia superan dos a uno a las neuronas, éstas últimas son encargadas del sistema nervioso central, se especializan en la conducción de impulsos, cuya función hace posible las demás tareas del sistema nervioso.

La neuroglia ejecuta las funciones menos especializadas de sostén y protección descritas a continuación. Los histólogos identifican estos principales tipos: astrocitos, oligodendroglia y microglia. (Ver fig 1-1).

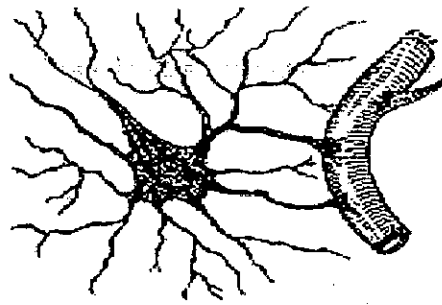
Los astrocitos son las células de neuroglia que tienen forma estelar con muchas ramificaciones, Son las más numerosas de todas las células de neuroglia ya que también existen la microglia y oligodendroglia. Se encuentran en gran cantidad en el encéfalo y la médula espinal, se localizan entre las neuronas y los vasos sanguíneos, donde rematan sus ramificaciones en contacto con los vasos.

A través de estas funciones de contacto, los astrocitos parecen funcionar como una barrera que restringe los movimientos de ciertas sustancias hacia el encéfalo.

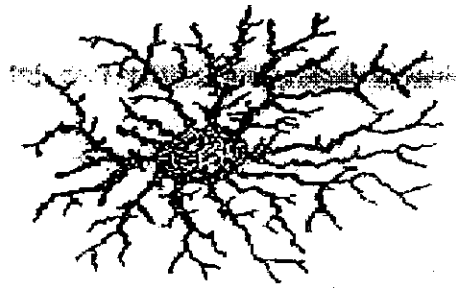
Las células de oligodendroglia son células más pequeñas y tienen menos ramificaciones que los astrocitos. Algunas células de ese tipo se encuentran alrededor de los cuerpos de las neuronas y otras están distribuidas en filas entre las fibras nerviosas de encéfalo y médula espinal. Ayudan a mantener unidas las fibras nerviosas y producen la túnica grasosa de mielina que envuelve las fibras nerviosas localizadas en encéfalo y médula.

Las células de microglia son células pequeñas y por lo general quietas. En el tejido cerebral inflamado, sin embargo, las células de microglia aumentan de tamaño, se mueven y efectúan la fagocitosis.





Astrocito fibroso



Astrocito protoplasmático



Célula de microglia



Células de oligodendroglia

Fig. 1-1 Neuroglia, células de sostén en conexión especial en el encéfalo y médula espinal.

## 1.2 Las neuronas

Las neuronas se clasifican según los dos distintos criterios: dirección en la que conducen los impulsos y números de ramificaciones que tienen. Según la dirección en que conducen los impulsos, las neuronas son de tres tipos: sensitivas, motoras e internunciales. Las neuronas sensitivas o aferentes se encargan de transmitir los impulsos nerviosos a la médula espinal o al cerebro. Las neuronas motoras o eferentes transmiten los impulsos nerviosos desde el cerebro o médula espinal hacia los músculos o tejidos glandulares y las interneuronas conducen los impulsos desde las neuronas sensitivas hacia las motoneuronas. Se encuentran en su totalidad dentro del sistema nervioso central el cual comprende al cerebro y la médula espinal.

Respecto al número de ramificaciones, las neuronas se clasifican en tres tipos: las multipolares, bipolares y unipolares. Las neuronas multipolares tienen sólo un axón, pero muchas dendritas; la mayoría de las neuronas del cerebro y médula espinal son multipolares. Las neuronas bipolares tienen un sólo axón y también una sola dendrita. Éstas las podemos encontrar en la retina y en el oído interno. Las neuronas unipolares se originan en el embrión como neuronas bipolares, pero durante su desarrollo, las dos ramificaciones se fusionan en una corta distancia del cuerpo celular. Se separan en axón y dendrita claramente distinguibles. Ver fig. 1-2.

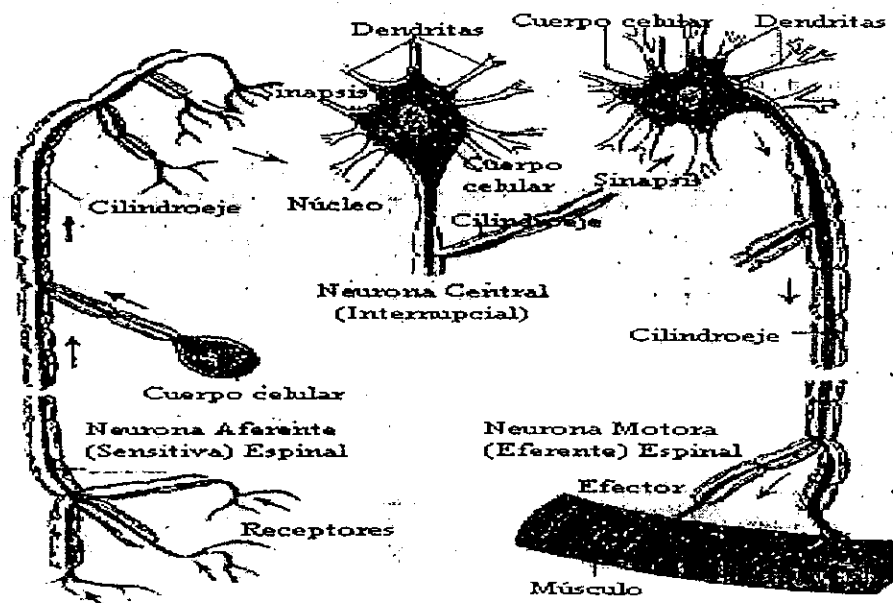


Fig 1-2 Esquema de tres neuronas

## **ESTRUCTURA**

Todas las neuronas están constituidas por un cuerpo celular y por lo menos dos salientes, un axón o cilindroeje y una o más dendritas. Como dendritas y axones extensiones filiformes del soma de una neurona (cuerpo celular), a menudo se llaman fibras nerviosas.

Los acúmulos de cuerpos celulares neuronales tienen un color ligeramente gris. La sustancia gris de encéfalo y médula espinal, está constituida por cuerpos celulares neuronales.

El cuerpo celular, la parte más grande de una célula nerviosa, se parece a las demás células. Contiene un núcleo, citoplasma y diversos orgánulos que se encuentran en otras células: mitocondrias, aparato de Golgi, por incidente el aparato de Golgi se descubrió en las neuronas. El citoplasma de la neurona se extiende desde el cuerpo celular hasta las salientes. Una membrana citoplásmica abarca a toda neurona.

Ciertas estructuras, como dendritas, axones, neurofibrillas, cuerpos de Nissl, vaina de mielina y neurolema se encuentran solamente en las neuronas.

Las dendritas como puede observar en la figura anterior se ramifican con amplitud, como árboles delgados. Los extremos distales de las dendritas de las neuronas sensitivas se denominan receptores, porque reciben los estímulos que inician la conducción. Las dendritas conducen los impulsos hacia el cuerpo celular de la neurona.

El axón de una neurona es una prolongación única que se extiende desde el cuerpo celular de la misma. Aunque la neurona tiene sólo un axón, a menudo éste tiene una o más ramas colaterales. Es más, los axones terminan en muchos filamentos ramificados. Las terminaciones de estos filamentos contienen numerosas vesículas y mitocondrias.

Los axones o cilindroejes varían tanto en longitud como en diámetro, algunos llegan a medir un metro o más de longitud. Otros miden nada más una fracción de centímetro. Los diámetros de los axones varían también considerablemente, desde 20  $\mu\text{m}$  hasta 1  $\mu\text{m}$ , aspecto que tiene interés porque el diámetro de los cilindroejes se relaciona con la velocidad de conducción de los impulsos. En general, cuanto mayor es el diámetro más rápida será la

conducción. El cilindroeje de una neurona conduce impulsos en sentido centrípeto desde su cuerpo celular.

Las neurofibrillas son fibras muy finas que se extienden por las dendritas, los cuerpos celulares y los axones. Las micrografías electrónicas parecen indicar que las neurofibrillas están constituidas por haces<sup>1</sup> de fibras aún más delgadas.

Los corpúsculos de Nissl están constituidos por capas de piezas minúsculas de retículo endoplásmico con muchos ribosomas entre ellas. Con el microscopio de luz los corpúsculos de Nissl parecen grandes gránulos muy diseminados por el citoplasma del cuerpo celular de la neurona, pero no se encuentran en el axón o en la colina axoniana<sup>2</sup>.

Los corpúsculos de Nissl se especializan en la síntesis de proteínas y, por lo tanto, satisfacen las necesidades de estas sustancias para conservar y regenerar las ramificaciones de la neurona y renovar las sustancias químicas que participan en la transmisión de los impulsos nerviosos desde una neurona hacia otra.

La vaina de mielina, envoltura segmentada alrededor de una fibra nerviosa, está constituida por mielina, sustancia grasosa. Un segmento de la vaina de mielina se extiende desde un nodo de Ranvier hasta el siguiente (Fig. 1-3) y lo produce la célula de Schwann o una célula de oligodendroglia. Para formar la túnica de mielina de la célula se envuelve a sí mismo alrededor de la fibra nerviosa a manera de una crepa. Las células de Schwann forman las túnicas de mielina alrededor de las fibras nerviosas periféricas, esto es, las fibras localizadas fuera del encéfalo y la médula espinal. Las células de oligodendroglia forman las túnicas de mielina alrededor de las fibras nerviosas centrales, entre ellas las localizadas en encéfalo y médula.

Las fibras que tienen vaina de mielina se denominan fibras mielínicas, pero las que tienen sólo una capa delgada de mielina se denominan amielínicas. Por el gran contenido de grasa de la mielina, los haces de fibras mielínicas tienen un color blanco cremoso y son las que constituyen la sustancia blanca del sistema nervioso. La sustancia blanca de encéfalo y médula espinal está compuesta por vías o haces constituidos por otros más de

---

<sup>1</sup> Haces: microtúbulos y microfilamentos, estructuras que se encuentran en el citoplasma de otras células.

<sup>2</sup> colina axoniana: parte del cuerpo de la neurona por donde sale el axón.

fibras mielínicas(axones). La sustancia blanca que se encuentra fuera de encéfalo y médula está constituida por nervios, esto es, estructuras compuestas, a manera de cordones, por haces de fibras mielínicas.

EL neurilema, o vaina de Schwann, está constituido por una célula de Schwann envuelta una vez alrededor de una fibra nerviosa, para continuar una vaina continua que encierra las vainas segmentadas de mielina de las fibras nerviosas periféricas. Las fibras de encéfalo y médula no tienen neurilema. Como el neurilema desempeña una parte esencial en la regeneración de las fibras nerviosas cortadas o lesionadas, las fibras nerviosas periféricas se regeneran, pero posiblemente no suceda así con las fibras encefálicas y medulares.

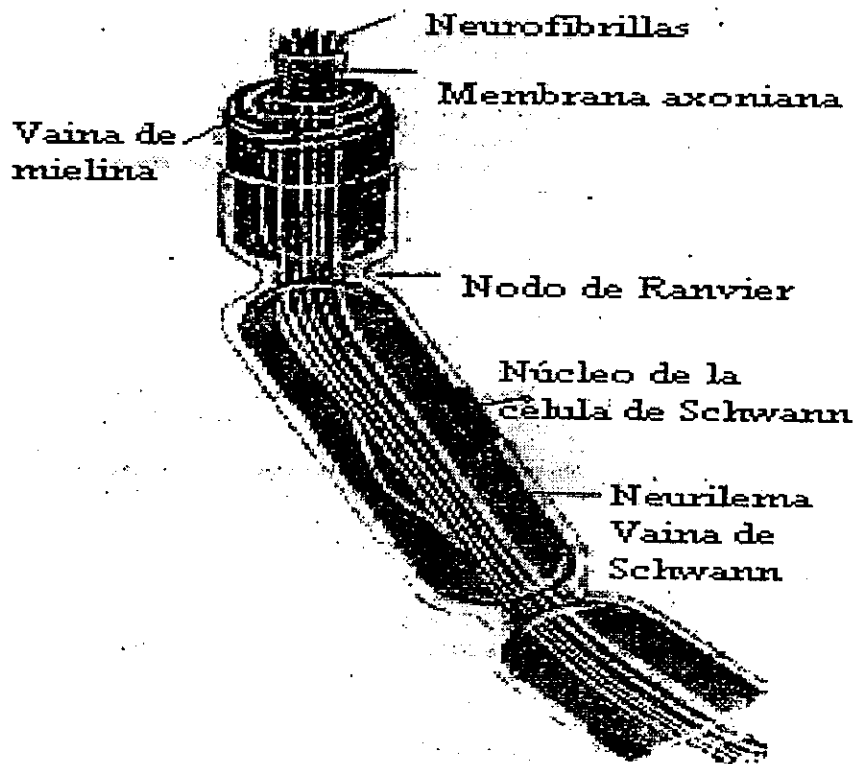


Fig 1-3 Esquema de una fibra nerviosa y sus cubiertas

### **I.3 Conducción del impulso nervioso**

Con la finalidad de comprender la conducción del impulso nervioso, es necesario familiarizarnos con los siguientes términos:

**Diferencia de potencial:** diferencia eléctrica o gradiente eléctrico, por usar otros términos. Se llama diferencia entre las cantidades de carga eléctrica que se encuentran en dos puntos. La diferencia de potencial es una forma de energía potencial, una fuerza que tiene poder de mover positivamente iones de carga positiva cuesta abajo por un gradiente eléctrico, esto es, desde un punto con carga positiva inferior. La magnitud de una diferencia de potencial se divide en voltios o milivoltios(mv).

**Membrana polarizada:** membrana cuyas superficies exterior e interior tienen cantidades diferentes de carga eléctrica. En pocas palabras, existe una diferencia de potencial a través de una membrana polarizada.

**Membrana despolarizada:** membrana cuyas superficies exterior e interior tienen cantidades iguales de carga eléctrica. No existe diferencia de potencial a través de una membrana despolarizada.

**Potencial en reposo:** diferencia de potencial que existe a través de la membrana de una neurona cuando ésta no conduce impulsos, es decir, cuando se encuentra en estado de reposo. La magnitud del potencial en reposo varía y suele encontrarse entre 70 y 90 mv. La superficie interior de la membrana de la neurona en reposo es 70 a 90 mv negativa con respecto a su superficie exterior.

**Potencial de acción:** diferencia de potencial que existe a través de la membrana de una neurona cuando ésta se encuentra conduciendo impulsos, es decir, cuando es activa.

**Estímulo:** cambio del ambiente. Algunas clases comunes de estímulos son los cambios de presión, temperatura y composición química del ambiente externo o del ambiente interno del cuerpo.

## **I.4 Mecanismo del potencial en reposo**

La causa directa del potencial en reposo es un exceso mínimo de iones positivos fuera de la membrana celular de la neurona y de un exceso mínimo de iones negativos dentro de ella (Fig. 1-4). Este desequilibrio iónico lo causan los factores que se describen a continuación: la llamada bomba de sodio transporta activamente iones positivos de sodio desde el líquido intracelular hacia el líquido extracelular.

Esto produce una concentración de iones de sodio en líquido intracelular. La bomba de potasio, que está acoplada con la bomba de sodio, opera también a través de las membranas celulares. Transporta activamente iones positivos de potasio hacia el interior de la célula, pero sólo aproximadamente en un número que es la tercera parte de iones positivos de sodio que se extraen de la misma.

Como una membrana celular es aproximadamente 50 a 100 veces más permeable a los iones de potasio que a los iones de sodio, se difunden más iones de potasio que hacia el exterior de la célula que iones de sodio hacia el interior de la misma.

Más aún, puesto que la membrana celular normal es impermeable o relativamente impermeable a los iones negativos que hay dentro de la célula, se difunden muy pocos iones negativos hacia el exterior de la célula para equilibrar el número de iones positivos de potasio que la han dejado.

Esto provoca que una cantidad minúscula de iones negativos quede sobre las células y produce un exceso pequeño de iones positivos fuera de la misma; lo cual, a su vez, crea un potencial de reposo a través de la membrana celular de una neurona que no conduce en ese momento ningún impulso.

En esencia, la difusión de potasio hacia el exterior, cuesta abajo por su gradiente de concentración, crea el potencial en reposo, pero este gradiente de concentración establece gracias a la acción de la bomba de sodio y potasio. Todo lo que interrumpa el transporte activo de sodio y potasio va seguido con

prontitud por equilibrio de los iones y de las cargas eléctricas a ambos lados de la membrana celular de la neurona y despolarización de la misma.

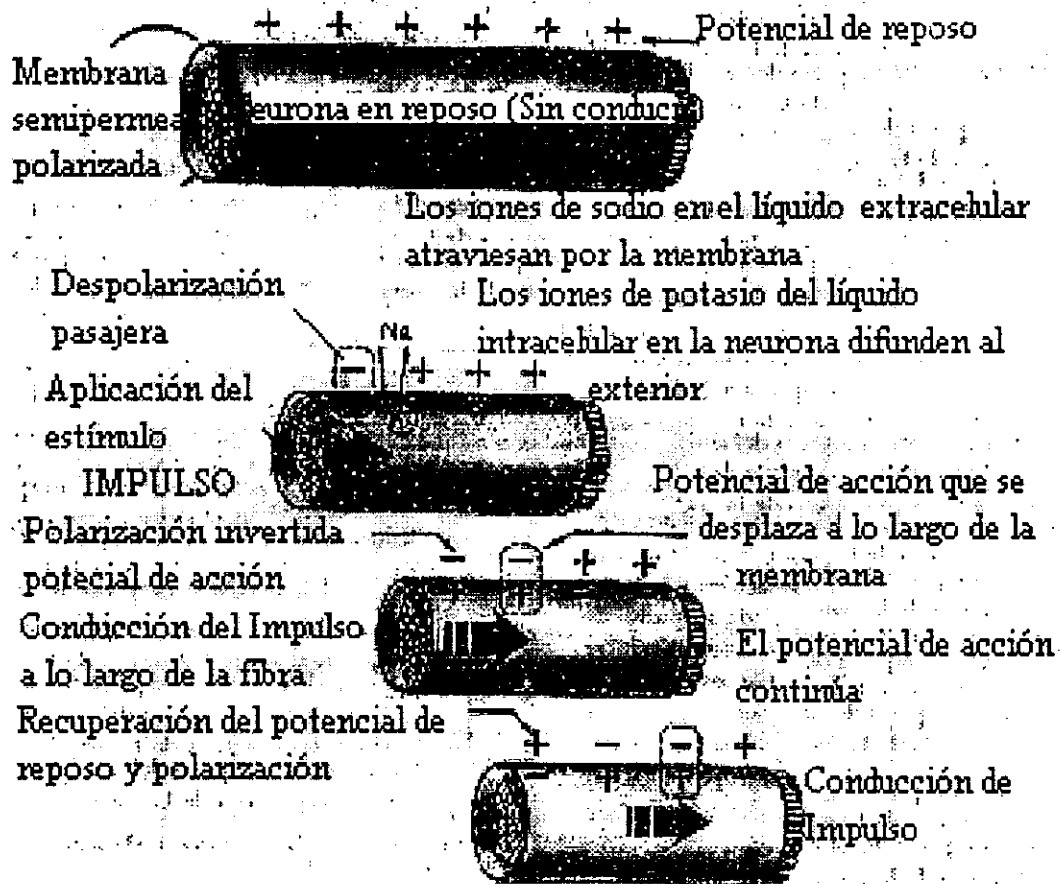


Fig 1-4 El esquema superior representa el estado polarizado de una fibra nerviosa cuando no conduce impulsos y el inferior representa la conducción de un impulso nervioso.



## **I.5 Mecanismo del potencial de acción (IMPULSO NERVIOSO)**

El potencial de acción nervioso es una onda de autopropagación de negatividad eléctrica que viaja a lo largo de la superficie de la membrana citoplásmica de una neurona.

A continuación se describe el mecanismo que produce el potencial de acción, consultar la figura anterior para su mejor explicación.

Al aplicar un estímulo adecuado a la neurona, aumenta mucho la permeabilidad de la membrana a los iones de sodio en el sitio estimulado.

Los iones de sodio se introducen rápidamente en la célula en el sitio estimulado, en el que el exceso de iones positivos en el exterior disminuye a cero. En consecuencia, además el potencial de la membrana disminuye también a cero en este punto. Dicho de otra forma, el sitio estimulado de la membrana deja de estar polarizado y se torna despolarizado; sin embargo, ello es momentáneo, pues siguen llegando a la célula iones de sodio. Casi inmediatamente dentro de la célula hay exceso de iones positivos, lo cual deja exceso de iones negativos en el exterior. En consecuencia el potencial de reposo se ha invertido, y deja de ser potencial de reposo para convertirse en potencial de acción. Con un potencial de reposo típico, la superficie interna de la membrana de una neurona es de 70mv negativa para su superficie externa. En contraste, con un potencial de acción típico, la superficie interna de la membrana neuronal es de unos 30mv positiva para su superficie exterior.

El sitio estimulado y negativo de la membrana crea una corriente local con el punto positivo adyacente, y esta corriente local actúa como estímulo; en consecuencia, en una fracción de segundo, se despolariza el punto siguiente de la membrana y se invierte el potencial de positivo a negativo. Dicho de otra manera, el potencial de acción se desplaza del sitio original de estímulo al siguiente punto de la membrana. Este ciclo se repite una y otra vez en rápida sucesión, por ello, el potencial de acción se desplaza gradualmente a todo lo largo de la neurona.

Del mismo modo que una ola que , cresta por cresta, va del mar a la playa, así se mueve un potencial de acción a lo largo de la membrana de una neurona desde su punto de estimulación en las dendritas o en el cuerpo celular hacia sus terminaciones axonianas. Por lo anterior se puede concluir que el

potencial de acción es una onda de autopropagación de negatividad que viaja a lo largo de la superficie de la membrana plasmática neuronal.

Para el momento en que el potencial de acción se ha desplazado al siguiente sitio de la membrana, el primer punto se ha repolarizado, o se ha restablecido el potencial de reposo. La repolarización resulta de que el aumento de la permeabilidad al sodio producido por el estímulo es momentáneo; pronto es substituido por aumento de la permeabilidad al potasio, el cual, en consecuencia, difunde al exterior, a continuación la permeabilidad de la membrana disminuye y su actividad de bombeo se hace eficaz de nuevo. Una vez más, transporta de manera activa los iones de sodio hacia el exterior de la célula y los iones de potasio hacia el interior de la misma. Otra vez, y en mucho menos tiempo del que tardamos en decirlo, se acumulan más iones positivos en la superficie externa que en la superficie interna de la membrana celular. El potencial de reposo de la célula, en otras palabras, se ha restablecido. La superficie externa en su membrana ya es, de nuevo, eléctricamente positiva en comparación con su superficie interna.

### **1.5.1 Iniciación del potencial de acción**

Cuando un estímulo actúa sobre una neurona, entra en acción el mecanismo del potencial de acción para producir un cambio en el potencial de la membrana de dicha neurona. Sólo si su potencial llega a cierto nivel crítico, llamado umbral de estimulación, se desencadenará la conducción del impulso, dicho de otra manera, se inicia un potencial de acción a causa de un cambio del potencial de la membrana de la neurona desde su nivel de reposo; -70mv, hasta su umbral de estimulación. Una vez iniciado, el potencial de acción se propaga rápidamente por sí mismo a toda la longitud de la neurona. Que un estímulo inicie o no la conducción dependerá de la intensidad o la potencia del mismo. El estímulo suficiente para cambiar el potencial de la membrana hasta su umbral tiene suficiente potencia también para iniciar la conducción del impulso, y se denomina estímulo umbral. Cualquier estímulo más débil que éste se le denomina estímulo subumbral o estímulo subliminal. Cambia el potencial de la membrana pero no lo suficiente para llegar al nivel umbral, de modo que no desencadena la conducción del impulso. Los efectos de dos o más estímulos subumbrales, sin embargo, se pueden disminuir el potencial de la membrana hasta su nivel umbral y, por lo tanto, desencadenar la conducción del impulso.

## **1.5.2 Velocidad de la conducción del impulso**

Todo depende del diámetro de su axón, grosor de la vaina de mielina del axón y distancia entre los nodos mielínicos de Ranvier. Cuanto más grande el diámetro del axón, más rápida la conducción. Las fibras con gran diámetro conducen con más rapidez. Los impulsos viajan a lo largo de la misma velocidad de unos 100m por s. Las fibras con diámetro mas pequeño conducen con más lentitud aproximadamente a 0.5m por s. Las fibras con diámetro de tamaño intermedio conducen a velocidades que oscilan entre las velocidades de las fibras grandes y pequeñas.

Las fibras con grandes vainas de mielina y mayor distancia entre los nodos sucesivos conducen, según otro principio, con una rapidez muchas veces mayor que las llamadas fibras amielínicas que tienen una distancia menor entre los nodos.

## **1.5.3 Vías de conducción de los impulsos**

El camino seguido por muchos impulsos nerviosos es el conocido como arco reflejo. De manera básica, el camino del arco reflejo está constituido por dos o más neuronas, distribuidas en series, que conducen los impulsos desde la periferia<sup>3</sup> hacia el sistema nerviosos central y de regreso hacia la periferia.

La conducción de impulsos por el arco reflejo se inicia en los reflectores y termina en los efectores(Observar la fig. 1-2). Los receptores son el principio, o en términos técnicos, los extremos distales de la dendrita de una neurona sensitiva. El efector es el músculo estriado o esquelético. Las únicas otras clases de efectores son el músculo liso y los tejidos glandulares.

La clase más sencilla de arco reflejo se denomina arco de dos neuronas o monosináptico. Como lo sugieren estos nombres, dicho arco consta de dos neuronas y una sinapsis. Se llama sinapsis el sitio en el que se transmite un impulso nervioso desde una neurona hacia otra. Todas las sinapsis de los arcos reflejos cuyas motoneuronas conducen impulsos hacia los músculos esqueléticos se encuentran en la médula espinal o en la materia gris del encéfalo.

---

<sup>3</sup> Periferia: Cualquier sitio del cuerpo que está fuera del sistema nervioso central

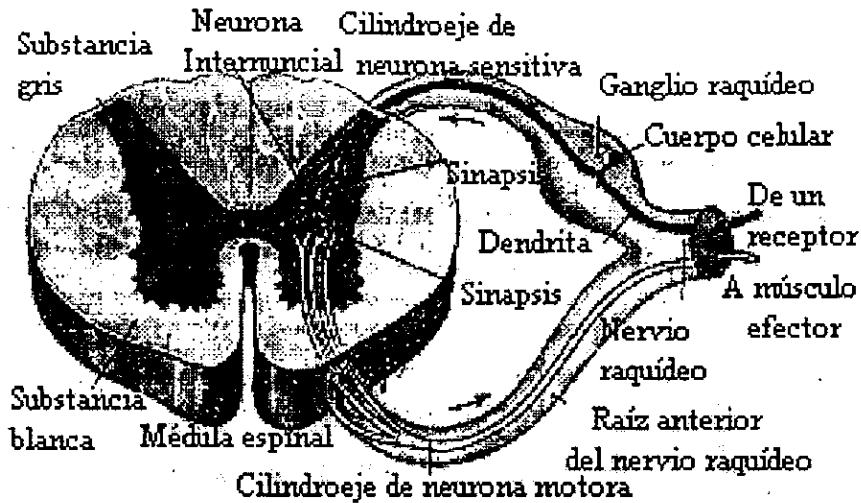


Fig 1-5 Arco reflejo de tres neuronas(Sensitiva, internuncial y motriz)

El arco reflejo de tres neuronas está constituido por tres clases de neuronas: neuronas sensitivas y motoneuronas con interneuronas entre ellas. Como se puede observar en la figura anterior, hay dos sinapsis en un arco de tres neuronas. Los extremos distales de la neurona sensitiva y de la motoneurona de esta figura están localizados en el mismo lado del cuerpo.

Además de los arcos simples de dos y tres neuronas, existen también arcos intersegmentarios (Fig. 1-7) e incluso arcos multineuronales multisinápticos más complejos. Todos los impulsos que se inician en los receptores, sin embargo, no viajan de manera invariable por un arco reflejo completo y terminan en efectores.

Muchos impulsos no llegan a ser conducidos a través de las sinapsis. Más aún, todos los impulsos que terminan en los efectores se inician de manera invariable en los receptores. Muchos de ellos pueden originarse en el encéfalo.

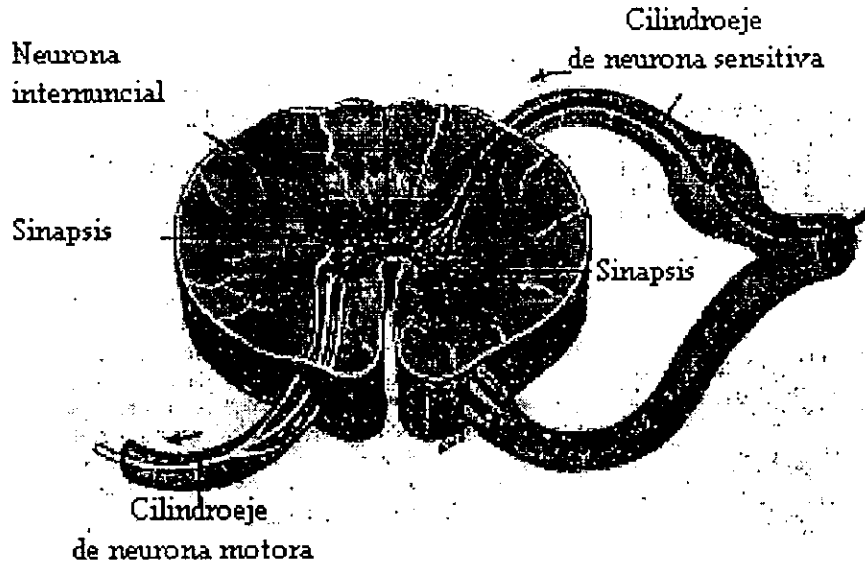


Fig 1-6 Arco reflejo contralateral de tres neuronas. Los impulsos aferentes entran en la médula espinal por un lado, y los eferentes salen por el lado opuesto.

## I.6 Mecanismo de la conducción a través de la sinapsis

Se denomina sinapsis el sitio en el que se transmiten los impulsos nerviosos desde una neurona, llamada neurona presináptica, hasta otra que se denomina neurona postsináptica. Desde el punto de vista estructural, la sinapsis está constituida por un botón sináptico, un surco sináptico y la membrana citoplásmica de la dendrita o el cuerpo celular de la neurona postsináptica.

Se llama botón sináptico a una distensión pequeña en el extremo de uno de los filamentos finos en los que termina el axón de una neurona presináptica. En la figura 1-8 se ilustran varios botones bajo poco poder de amplificación. En la figura 1-9 se muestra un botón sináptico bajo gran ampliación. Las mitocondrias y las numerosas vesículas<sup>4</sup> que se encuentran en botón sináptico y la membrana citoplásmica de la dendrita o el cuerpo celular de la neurona postsináptica. Es un espacio increíblemente estrecho que mide sólo 0.03 de micra. Hay espacios estrechos semejantes, denominados uniones neuroefectoras, que separan las terminaciones axonianas de las motoneuronas y las células efectoras. Las células efectoras son células musculares o glandulares. En los sitios en que hay células musculares las uniones neuroefectoras se denominan uniones neuromusculares o sinapsis entre nervios y músculo. Cuando los efectores son células glandulares, las uniones neuroefectoras se denominan uniones neuroglandulares.

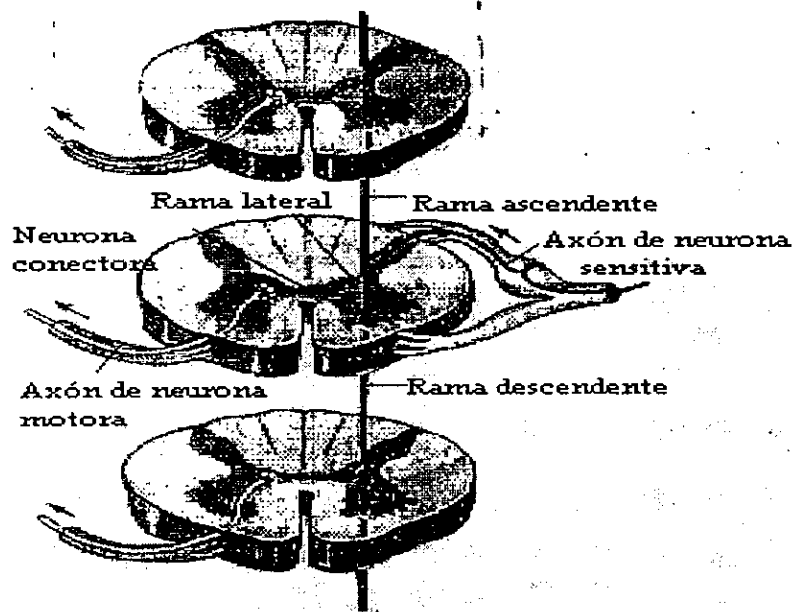


Fig 1-7 Arcos reflejos intersegmentarios

<sup>4</sup> Vesículas: sacos cerrados pequeños

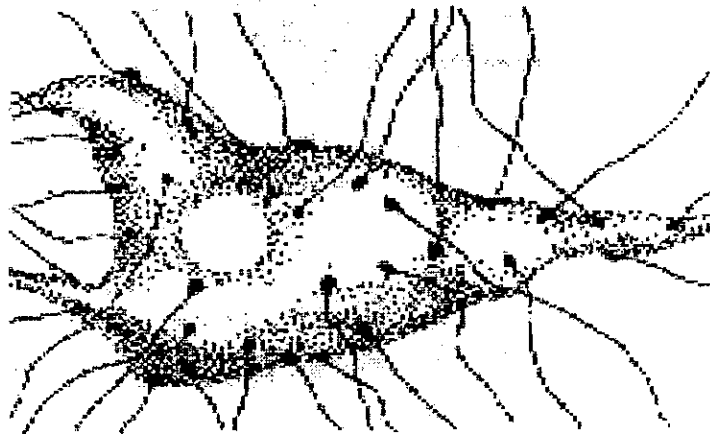


Fig 1-8 Bulbos sinápticos

A través de cada grupo sináptico, en contraposición con el botón sináptico, se encuentran moléculas proteínicas embebidas en la membrana citoplásmica de la neurona postsináptica. A continuación se describen las funciones que tienen estas moléculas proteínicas de conducción sináptica.

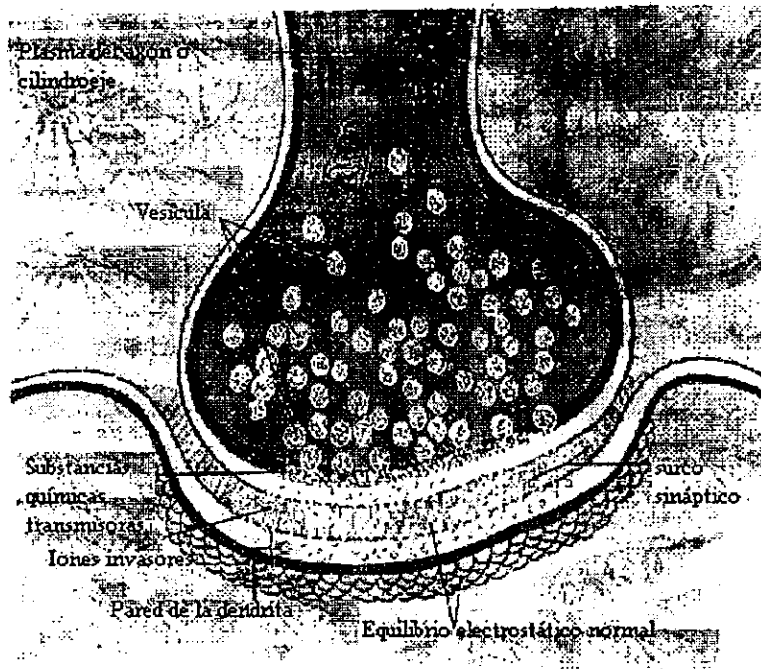


Fig 1-9 Esquema de una sinapsis ilustrando sus componentes

Un potencial de acción que ha viajado a lo largo de una neurona se detiene en las terminaciones de un axón. Los potenciales de acción no pueden cruzar los surcos sinápticos a pesar de lo pequeñas que son estas barreras.

Para iniciar un potencial de acción en una neurona postsináptica opera un mecanismo químico.

Consta de las siguientes etapas:

Cuando un potencial llega a las terminaciones del axón, se libera una sustancia química denominada neurotransmisor desde los botones sinápticos hacia el surco sináptico. Cada una de las numerosas vesículas pequeñas de un botón sináptico almacenan aproximadamente 10000 moléculas del neurotransmisor (Fig. 1-9). Las vesículas se mueven hacia el exterior cuando llega un potencial de acción a nivel del botón sináptico y, conforme alcanzan la superficie del mismo, se fusionan con su membrana superficial y forman aberturas. De estas aberturas salen miles de moléculas neurotransmisoras hacia el surco sináptico.

Las moléculas neurotransmisoras se difunden con rapidez a toda la microscópica anchura del surco sináptico y entran en contacto con la membrana citoplásmica de la neurona postsináptica. Aquí se fijan moléculas proteínicas especiales, denominadas receptores de neurotransmisores. Esto produce abertura de los conductos en la membrana, a través de los que se difunden iones de sodio hacia el interior u iones de potasio hacia el exterior de la neurona postsináptica. Este flujo de iones despolariza la neurona y produce un potencial excitatorio postsináptico. En otras palabras, el flujo de iones inicia la transmisión del impulso nervioso por la neurona postsináptica. La sustancia química neurotransmisoras ha hecho, por lo tanto, un puente sobre el surco sináptico y ha desencadenado la conducción por la sinapsis.

Una vez que se inicia la conducción del impulso por las neuronas postsinápticas, la actividad neurotransmisoras termina con rapidez por uno o dos mecanismos. Algunas moléculas neurotransmisoras que se quedan en el surco sináptico vuelven hacia los nudos sinápticos desde los que llegaron y otras se metabolizan a compuestos inactivos por acción de enzimas específicas.

La investigación efectuada en los últimos años ha revelado información adicional sobre las acciones neurotransmisoras. Cuando ciertos neurotransmisores se fijan a sus receptores en la membrana citoplásmica de la postsináptica, activan una enzima, la adenilciclase, que esta en la membrana. En la actualidad, el receptor de neurotransmisores y la adenilciclase son partes distintas de una gran molécula proteínica que se extiende a lo largo de la



membrana citoplásmica de la neurona. El receptor de neurotransmisores es la parte de la molécula localizada en la parte exterior de la membrana que mira hacia el surco sináptico.

La parte de la molécula que está localizada en la superficie interior de la membrana, mirando hacia el citoplasma de la neurona postsináptica, es la adenilciclase. Esta, activada por la fijación de un neurotransmisor a su receptor, cataliza la conversión de ATP en AMP. El AMP cíclico activa dos enzimas denominadas cinasas. Una está localizada en la superficie de la membrana de la neurona postsináptica. Cuando se activa, añade un grupo fosfato a otra proteína localizada en la membrana. Se cree que esto se cambia la forma o la posición de la proteína, de manera que se abran conductos en la membrana que permiten, por lo tanto, la difusión de iones de sodio hacia el interior, lo que inicia un potencial de acción, esto es, la conducción del impulso por la neurona postsináptica. La otra cinasa activada por el AMP cíclico se encuentra en el citoplasma de la neurona postsináptica. Cuando se activa, se cree que esta cinasa se mueve hacia el núcleo de la célula. Ahí, al alterar la actividad de los genes, produce cambios en la síntesis proteínica de las células. Este segundo efecto del AMP cíclico es de mayor lentitud pero de duración más prolongada que la primera conducción.

El AMP cíclico tiene un sobrenombre descriptivo: “segundo mensajero”. En las neuronas postsinápticas en las que se forma AMP cíclico, las moléculas neurotransmisoras sirven de primeros mensajeros, desde la neurona presináptica que proporciona la información del AMP por medio de la neurona postsináptica. El segundo mensajero, AMP cíclico, inicia tanto los cambios eléctricos efímeros que acompañan a la conducción del impulso como los cambios químicos más duraderos que acompañan la síntesis proteínica. Muchos neurotransmisores disminuyen la negatividad de los potenciales de la membrana postsináptica. Se clasifican en neurotransmisores excitatorios, otros, denominados neurotransmisores inhibitorios, aumentan la negatividad de los potenciales de la membrana postsináptica.

En la mayoría de los casos una sola neurona postsináptica recibe transmisores de muchos axones presinápticos. Algunos de estos axones liberan transmisores excitatorios y algunos liberan transmisores inhibitorios y liberan transmisores inhibitorios en el surco sináptico. La sumación de estas influencias opuestas produce uno de tres cambios en la neurona postsináptica, que son facilitación, conducción de impulsos inhibitorios.

Facilitación es la disminución del potencial de la membrana neuronal postsináptica, que los cambia desde el potencial ordinario en reposos que se llama potencial postsináptico excitatorio. La conducción de impulsos por una neurona postsináptica es iniciada cuando la cantidad de transmisor excitatorio excede a la cantidad de transmisor inhibitorio liberada por los axones presinápticos lo suficiente para disminuir la negatividad del potencial de reposo de la neurona postsináptica hasta su umbral de estimulación.

La inhibición de las neuronas postsinápticas ocurre cuando la cantidad de transmisor inhibitorio liberada por los axones presinápticos excede a la cantidad de transmisor excitatorio liberado por los otros axones presinápticos en el mismo surco sináptico. La inhibición produce un potencial postsináptico inhibitorio en la neurona postsináptica.

Existen docenas de botones sinápticos de docenas de axones presinápticos que hacen sinapsis con cualquier neurona postsináptica, más a menudo con sus dendritas o con su soma. Algunos botones liberan un transmisor excitatorio, y alguno un transmisor inhibitorio. De la suma algebraica de estas sustancias químicas antagonistas depende su efecto en la neurona postsináptica.

Facilitación, conducción de impulsos o inhibición de la neurona postsináptica suelen ser resultado de sumación de los transmisores excitatorios e inhibitorios en el surco sináptico.

Aunque las sinapsis son regiones de contacto entre las terminales axonianas presinápticas y las neuronas postsinápticas, las uniones neuroefectoras son regiones de contacto entre terminales del axón de una motoneurona y un efector, o sea, células musculares o células glandulares; las sustancias transmisoras liberadas en las uniones neuroefectoras estimulan a las células musculares para que se contraigan y las células glandulares para que se secreten.

# CAPÍTULO II

## LA DINÁMICA DE LAS REDES NEURONALES

## **II.1 Panorama histórico**

Una de las metas principales de los científicos durante la historia ha sido construir máquinas capaces de realizar procesos con una determinada inteligencia. Infinidad de intentos llevados a cabo han ayudado a obtener bases fundamentales para la creación de máquinas inteligentes. Al principio los esfuerzos se dirigieron hacia la obtención de autómatas, máquinas que lograran más o menos alguna función del ser humano, pero esto sería únicamente el resultado del desarrollo de la gran habilidad mecánica de los constructores de dichas máquinas. Pero sin embargo aún se sigue investigando con ayuda de herramientas sofisticadas y con mejores resultados, la habilidad mecánica se ha convertido en disposición microinformática, con lo que actualmente contamos con diversas maneras de realizar procesos inteligentes.

A pesar de contar ya con herramientas y lenguajes de programación diseñados únicamente para la implantación de máquinas inteligentes, hubo un problema, éstas eran diseñadas bajo ordenadores que regían bajo la filosofía de Von Neumann, la cual se apoya en un proceso secuencial del tratamiento de la información, de esta forma se obtenía una máquina capaz de realizar tareas mecánicas de manera rápida, pero incapaz de dar resultados cuando se trataba de tareas sencillas.

Desde los orígenes de nuestra humanidad los investigadores han visto la forma de aplicar los principios físicos que rigen nuestra naturaleza para así poder obtener máquinas que realicen los trabajos pesados en vez de nosotros, llegando así a lo que conocemos ahora como motores de combustión interna los cuales necesitan alguna fuente de energía, al igual que nosotros, para llevar a cabo el trabajo. De la misma manera se ha visto construir máquinas implantadas con la forma y capacidad de razonamiento de un ser humano o por lo menos alguna similitud.

Las primeras explicaciones sobre el cerebro y pensamiento fueron dadas por algunos filósofos griegos, tales como Platón y Aristóteles, las mismas ideas sobre el proceso mental las mantuvo René Descartes.

El primero en estudiar el cerebro como una forma de ver la computación fue Alan Turing en 1936, pero los primeros estudios sobre computación neuronal se les atribuyen al neurofisiólogo Mc Culloch y al matemático Walter Pitts, quienes en 1943 describen el modelo de redes construidas a base de

elementos de decisión que eran capaces de realizar operaciones lógicas así como funciones de tipo aritmético-lógico, debido a ésta forma de trabajar se les dio el nombre de neuronas. Éstos investigadores manejan en su teoría la diferencia existente entre una computadora tradicional y una red neuronal artificial, la primera lleva acabo sus procesos de forma secuencial mientras que la otra los realiza de forma paralela.

Donald Hebb en 1949 propone una regla para comprender mejor la conexión entre las neuronas llamada Regla de aprendizaje Hebbiana, la cual afirma que toda la información que viene del exterior puede almacenarse en el interior de las conexiones.

En 1957, Frank Rosenblat comenzó el desarrollo del Perceptrón, un modelo de red neuronal capaz de generalizar, es decir, después de haber aprendido una serie de patrones era capaz de reconocer otros similares aunque no se le hubieran presentado anteriormente, pero sin embargo tenía una serie de limitaciones.

En la década de los 60's los perceptrones crearon un interés muy grande ya que se había demostrado un teorema notable acerca del aprendizaje del perceptrón. Bernard Widrow y Marcial hoff introdujeron un nuevo proyecto llamado ADALINE(ADaptative LINear Elementos). Esta fue la primera red neuronal aplicada a un problema real y su extensión MADALINE que significa varias ADALINE y se ha usado comercialmente durante varias décadas al reconocimiento de patrones, control adaptativo y pronósticos de tiempo.

Uno de los mayores investigadores de las redes neuronales es Stephen Grossberg, ha escrito numerosos libros y desarrollado modelos de redes neuronales. Estudió los mecanismos de la percepción y memoria. En 1967, realizó una red llamada Avalancha, que consistía en elementos discretos con actividad que varía con el tiempo que satisface ecuaciones diferenciales continuas, para resolver actividades tales como reconocimiento continuo del habla y aprendizaje del movimiento de los brazos de un robot.

En Europa y Japón, las investigaciones también continuaron. Kunihiho Fukushima(1977) desarrolló el Neocognitrón, un modelo de red neuronal diseñada para el reconocimiento de patrones visuales, ésta realizaba una simulación de imágenes tomadas mediante una retina artificial.

Litle, Gordon y Hopfield se dedicaron a estudiar el proceso en el que una red neuronal lograra almacenar y extraer información.

En 1987 surge nuevamente programas orientados a la investigación de las redes neuronales de tal forma que se realizaban conferencias con la asistencia de más de 1,800 personas y 19 productos nuevos, ya sea celebrado por la IEEE o por la INNS (International Neural Network Society). También se realizaban publicaciones de revistas enfocadas totalmente al campo de la neurocomputación.

Durante este gran avance se han creado una infinidad de expectativas sobre las aplicaciones que se le darán a las computación neuronal en un futuro, destacando la visión electrónica, el hablar, el razonamiento conjuntamente con la toma de decisiones, control de calidad.

### CUADRO HISTÓRICO DE LAS REDES NEURONALES

FECHA	CONCEPTO
A.de C.	Aristóteles y Platón dan las primeras explicaciones sobre el cerebro y el pensamiento.
1542	René Descartes mantiene las ideas sobre el proceso mental
1936	Alan Turing es el primero en estudiar el cerebro como computadora.
1943	Mc Culloch y Walter Pitts son los primeros en realizar estudios sobre computación neuronal.
1949	Donald Hebb propone una regla para comprender la conexión de las neuronas.(Regla de aprendizaje Hebbiana).
1957	Frank Rosenblet desarrolla el Perceptrón, la red más antigua.
1960	Bernard Widrow y Marcial Hoff introducen un proyecto llamado Adaline y más tarde su extensión Madaline.
1967	Stephen Grossber realiza una red llamada Avalancha, la cual reconoce el habla continua y controla los brazos de un robot.
1977	Se desarrolla el Neocognitron, diseñada para el reconocimiento de patrones visuales.
1986	Se diseña la red de teoría de resonancia adaptativa para el reconocimiento de patrones( radar, sonar, etc.)
Surgen nuevas investigaciones sobre redes neuronales, las cuales han creado una infinidad de expectativas para aplicarlas en el futuro en diferentes ramas.	

## **II.2 Definición de una red neuronal**

Podemos definir de numerosas formas lo que son las redes neuronales desde la más sencilla hasta las que tratan de explicar detalladamente lo que significa red neuronal o computación neuronal, de entre las cuales se encuentran las siguientes:

“Las redes neuronales artificiales pueden ser vistas como una caja negra la cual acepta entradas y produce salidas”<sup>1</sup>

Dicho concepto generaliza lo que es una red neuronal, a la que considera como un grupo de elementos dentro de una caja la cual va a recibir información para procesarla y después producir una o varias salidas.

“Redes neuronales artificiales son redes interconectadas masivamente en paralelo de elementos simples y con organización jerárquica, las cuales intentan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico”.<sup>2</sup>

Una de las definiciones más aceptables sobre las redes neuronales artificiales es la que maneja Drew Van Camp:

“Una red neuronal es un modelo de computadora inspirado en la estructura y estudio de las neuronas reales. Como el cerebro, estas redes pueden reconocer patrones, reorganizar datos y lo más interesante, aprender”.<sup>3</sup>

Es indispensable señalar que las computadoras neuronales no ejecutan las típicas operaciones secuenciales al igual que las digitales.

En las redes neuronales biológicas, las células neuronales corresponden a los elementos de proceso. Las interconexiones se realizan por medio de las ramas de salida que producen una infinidad de conexiones con otras neuronas u otras partes, en sí las redes neuronales son sistemas de simples elementos de proceso bastante conectados entre sí.

---

<sup>1</sup> Patrick K. Simpson “Fundamentos de redes neuronales”.

<sup>2</sup> José R. Hilera / Víctor J. Martínez “Redes neuronales Artificiales”.

<sup>3</sup> Drew Van C. “The amateur scientist”.

Analizando los conceptos, los investigadores llegan a algo en común, que las redes neuronales artificiales están hechas de elementos llamados unidades, las cuales representan a los cuerpos de las neuronas biológicas y realizan las funciones correspondientes de los axones y las dendritas; estas unidades se conectan mediante enlazadores provocando el fenómeno sináptico.

La excitación de la neurona es importante, que en las redes neuronales artificiales ocurre cuando el valor total de la suma de los enlazadores de entrada, excede a un valor ya preestablecido, para entonces, los factores de peso que se encuentren en los enlaces sufran modificaciones y a todo esto se le conoce como aprendizaje.



### **II.3 Ventajas de las redes neuronales**

Las redes neuronales artificiales debido a su constitución y sus fundamentos presentan un gran número de características semejantes a las del cerebro. Son capaces de aprender de la experiencia, de abstraer características esenciales a partir de entradas que representan información irrelevante, de generalizar de casos anteriores a nuevos casos. Lo cual hace que ofrezcan varias ventajas y que este tipo de tecnología se esté aplicando en muchas áreas.

Entre estas ventajas se encuentran las siguientes:

#### **Aprendizaje adaptativo**

La capacidad de aprendizaje adaptativo es una de las características más atractivas de las redes neuronales. Esto es, aprenden a llevar a cabo ciertas tareas mediante un entrenamiento con ejemplos ilustrativos. Como las redes neuronales pueden aprender a diferenciar patrones mediante ejemplos y entrenamiento, no es necesario que elaboremos modelos a priori ni necesitamos especificar funciones de distribución de probabilidad.

Las redes neuronales son sistemas dinámicos autoadaptativos. Son adaptables debido a la capacidad de autoajustarse de los elementos procesales que componen el sistema. Son dinámicos, pues son capaces de estar constantemente cambiando para adaptarse a las nuevas condiciones.

En el procesos de aprendizaje, los enlaces ponderados de las neuronas se ajustan de manera que se obtengan unos resultados específicos. Una red neuronal no necesita un algoritmo para resolver un problema, ya que ella puede generar su propia distribución de los pesos de los enlaces mediante el aprendizaje.

También existen redes que continuán aprendiendo a lo largo de su vida, después de completado el período inicial.

#### **Autoorganización**

Las redes neuronales usan su capacidad de aprendizaje adaptativo para autoorganizar la información que reciben durante el aprendizaje y/o operación. mientras que el aprendizaje es la modificación de cada elemento procesal, la

autoorganización consiste en la modificación de la red neuronal completa para llevar a cabo un objetivo específico.

Cuando las redes neuronales se usan para reconocer ciertas clases de patrones, ellas se autoorganizan la información usada. Esta autoorganización provoca la generalización: facultad de las redes neuronales de responder apropiadamente cuando se les presentan datos o situaciones a los que no habían sido expuestas anteriormente.

El sistema puede generalizar la entrada para obtener una respuesta. Esta característica es muy importante cuando se tienen que solucionar problemas en los cuales la información de entrada es poco clara; además, permite que el sistema de una solución, incluso cuando la información de entrada está especificada de forma incompleta.

### **Tolerancia a fallos**

Las redes neuronales son los primeros métodos computacionales con la capacidad inherente de tolerancia a fallos. Comparados con los sistemas computacionales tradicionales, los cuales pierden su funcionalidad en cuanto sufren un pequeño error de memoria, en las redes neuronales, si se produce un fallo en un pequeño número de neuronas, aunque el comportamiento del sistema se ve influenciado, sin embargo no sufre una caída repentina.

Hay dos aspectos distintos respecto a la tolerancia a fallos: primero, las redes pueden aprender a reconocer patrones con ruido, distorsionados o incompletos, ésta es una tolerancia a fallos respecto a los datos. Segundo, pueden seguir realizando su función aunque se destruya parte de la red.

La razón por la que las redes neuronales son tolerantes a los fallos es que tienen su información distribuida en las conexiones entre neuronas, existiendo cierto grado de redundancia en este tipo de almacenamiento. La mayoría de los ordenadores algorítmicos y sistemas de recuperación de datos almacenan cada pieza de información en un espacio único, localizado y direccionable.

Las redes neuronales almacenan información no localizada. Por tanto, la mayoría de las interconexiones entre los nodos de la red tendrán unos valores en función de los estímulos recibidos, y se generará un patrón de salida que represente la información almacenada.

## **Operación en tiempo real**

Una de las mayores prioridades de la mayoría de las áreas de aplicación, es la necesidad de realizar grandes procesos con datos de forma muy rápida. Las redes neuronales se adaptan bien a esto debido a su implantación paralela. Para que la mayoría de las redes puedan operar entorno de tiempo real, la necesidad de cambio en los pesos de las conexiones o entrenamiento es mínima. Por tanto, de todos los métodos posibles, las redes neuronales son la mejor alternativa para reconocimiento y clasificación de patrones en tiempo real.

## **Fácil inserción dentro de la tecnología existente**

Una red individual puede ser entrenada para desarrollar un única y bien definida tarea. Debido a que una red puede ser rápidamente entrenada, comprobada, verificada y trasladada a una implantación hardware de bajo costo, es fácil insertar redes neuronales para aplicaciones específicas dentro de sistemas existentes. De esta manera, las redes neuronales se pueden utilizar para mejorar sistemas de forma incremental y cada paso puede ser evaluado antes de acometer un desarrollo más amplio.

## II.4 Componentes de una red neuronal artificial

Como pudimos observar anteriormente una red neuronal en su estructura se compone de elementos básicos los cuales son las unidades, pesos, conexiones y elementos de procesamiento, dependiendo de la aplicación de la red también se necesitan otros componentes como son los vectores de entrada y salida.

Para una mejor ilustración veamos la siguiente figura.

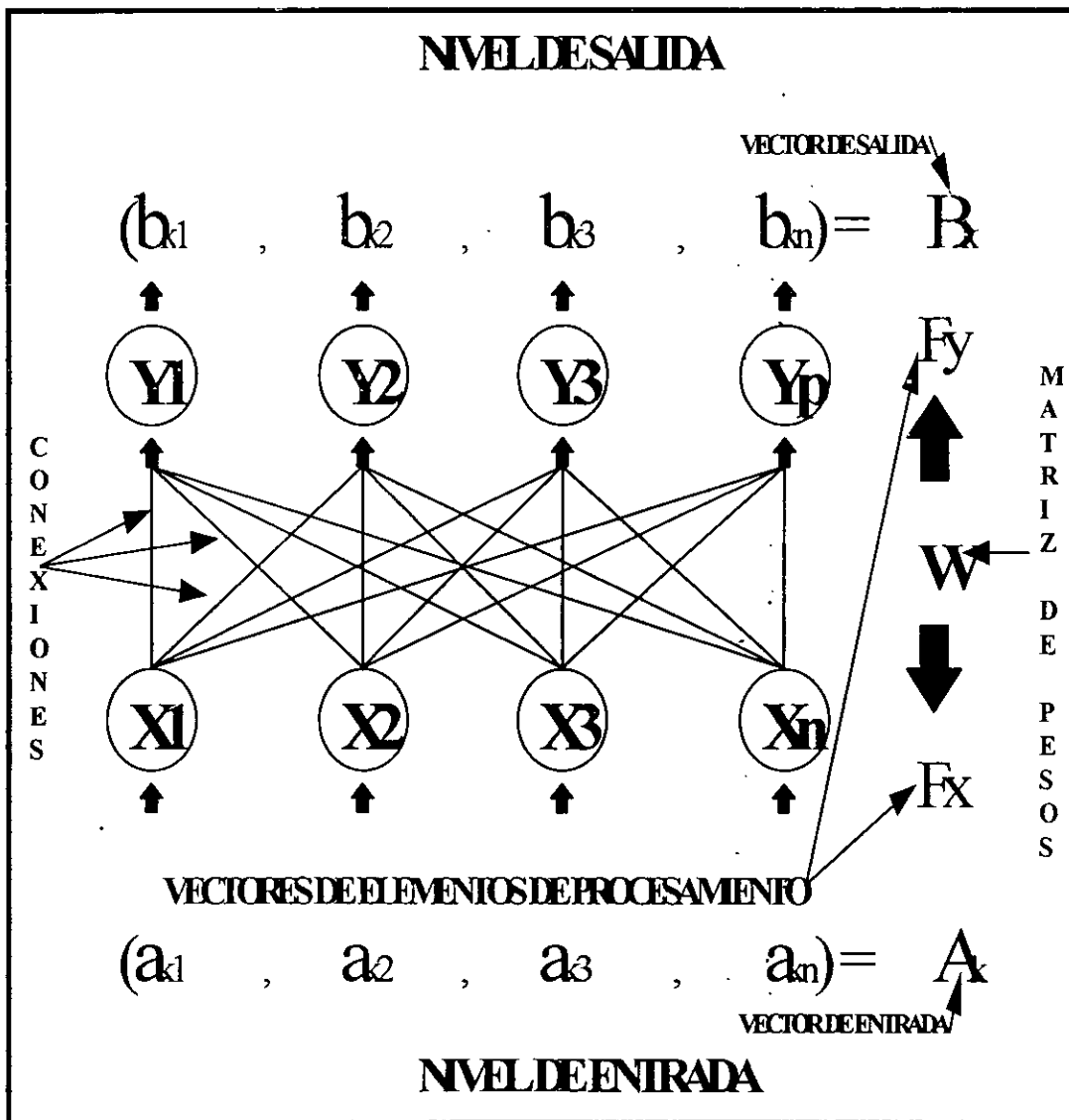


Fig. 2-1 Estructura de una red neuronal artificial

## **UNIDADES**

Las redes neuronales artificiales pueden estar compuestas de tres tipos de unidades: las encargadas de llevar la información del exterior al interior de la red se llaman unidades de entrada. Las unidades de salida tienen como función la de enviar la información ya procesada a la salida de la red.

Las unidades ocultas no son contempladas en todas las redes, pero tienen la función de actuar como intermediario, es decir, reciben la información provenientes de las unidades de entrada, las procesan para finalmente producir un resultado y dirigírselo a las unidades de salida.

## **PESOS**

Son magnitudes eléctricas representadas por valores numéricos, que producen un cambio al ser implementados a los patrones de entrada

## **CONEXIONES**

Sirven para enlazar los nodos o elementos de procesamiento, y permiten el flujo de la información en una sola dirección, siendo ésta representada por una flecha, el flujo de la información se lleva a cabo mediante los trazos y llegan hasta los elementos de procesamiento que es en donde se realizan las operaciones.

## **ELEMENTOS DE PROCESAMIENTO**

Son los elementos más importantes y básicos de una red neuronal artificial. Dicha importancia se debe a que en el interior de éstos se llevan a cabo las operaciones necesarias para obtener los resultados esperados.

Los elementos de procesamiento pueden encontrarse de dos formas distintas, la primera se presenta cuando un elemento de procesamiento se encuentra en el nivel de entrada y por lo cual recibirá un solo patrón de entrada, figura 2-2. La otra se presenta cuando cada elemento de procesamiento se encuentra en un nivel que no sea la entrada, por lo que tiene varias conexiones provenientes de otros elementos de procesamiento de diferentes niveles.

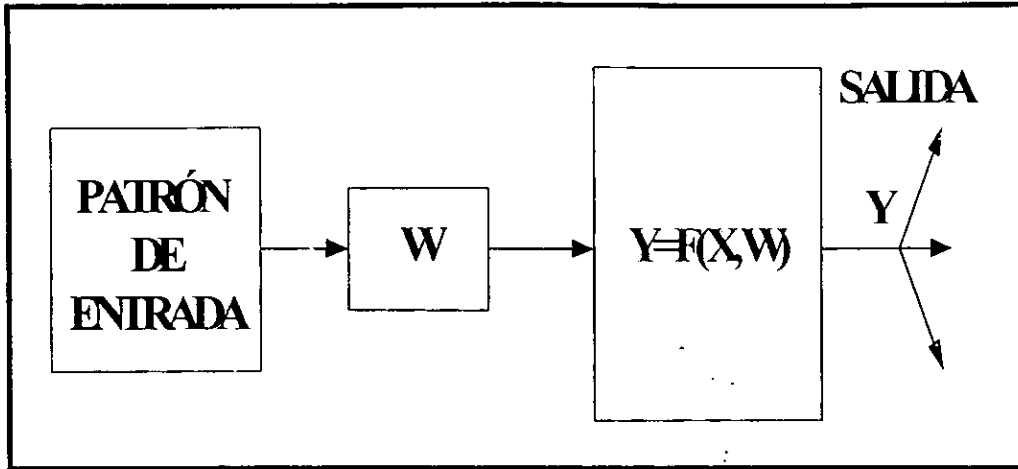


Fig. 2-2 Elementos de procesamiento con una conexión de peso

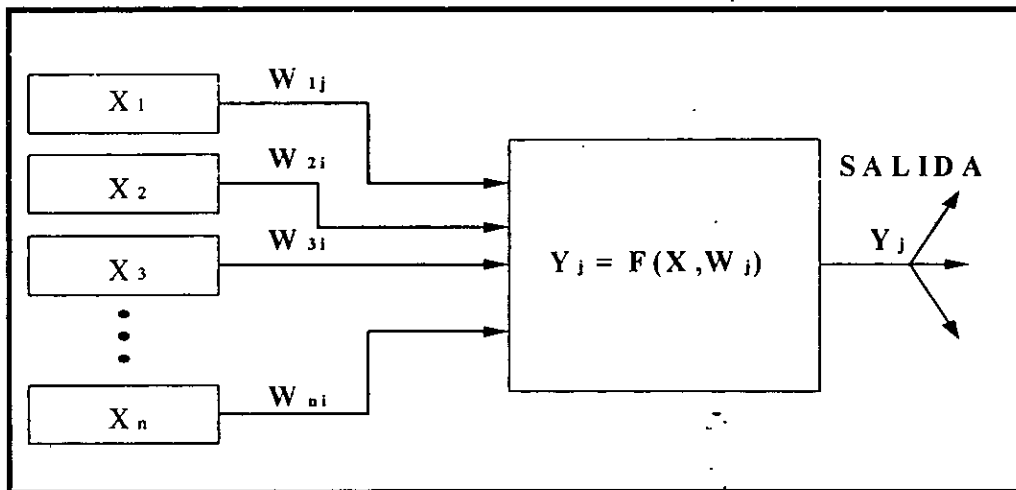


Fig. 2-3 Elementos de procesamiento con varias conexiones de peso.

Los elementos de procesamiento tienen dos puntos importantes:

- a).- El elemento de procesamiento sólo necesita información en las entradas para poder almacenarlas en el interior para finalmente producir una salida satisfactoria.
  
- b).- Los elementos de procesamiento utilizan los valores de entrada para procesarlos y producir un sólo valor de salida para transmitirlo a otro elemento de procesamiento por medio de las conexiones o bien utilizarlo como un valor de salida de la red.

## VECTORES DE ENTRADA Y SALIDA

Las redes neuronales artificiales están compuestas por una infinidad de unidades interconectadas de tal forma que éstas a su vez forman vectores que dependiendo de su ubicación o nivel en que se encuentren dentro de la red neuronal, se les denominan vectores de entrada, vectores ocultos o vectores de salida.

La red tendrá un determinado número de vectores de salida proporcional al número de niveles ocultos que conformen esta red, así como los vectores de entrada.

La red neuronal de la figura 2-1 consta de dos niveles el de entrada y el de salida. Dentro de cada nivel están los elementos de procesamiento que estando en conjunto forman vectores de entrada y salida, cuya función es manejar la información que viene del nivel de entrada y enviar una respuesta hacia la salida.

La nomenclatura para los vectores de entrada y salida se denotan con las primeras letras del alfabeto acompañadas de un subíndice, el cual sirve para indicar la ubicación del vector dentro la red neuronal. De esta manera, el vector de entrada se representa por la ecuación siguiente:

$$A_k = (a_{k1}, a_{k2}, a_{k3}, \dots, a_{kn}) \text{ donde } k= 1,2,3, \dots, n$$

y el vector de salida por la ecuación

$$B_k = (b_{k1}, b_{k2}, b_{k3}, \dots, b_{kn}) \text{ donde } k= 1,2,3, \dots, n$$

Los elementos de procesamiento que se encuentren en un nivel cualquiera, se representa con la misma variable que el fue asignada a dicho nivel.

## VECTORES DE ELEMENTOS DE PROCESAMIENTO

Al conjunto de elementos de procesamiento de un nivel se le conoce como vector de elementos de procesamiento el cual se denota con letras

intermedias del alfabeto, aunque por lo regular utilizar tres niveles de elementos de procesamiento son necesarios para formar una red neuronal artificial. De tal manera, que los elementos de procesamiento que se encuentren localizados en el nivel de entrada se representarán mediante la siguiente ecuación:

$$F_x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$$

De donde cada elemento  $X_i$  recibe información de su correspondiente entrada que se denotará como  $a_{ki}$ . El siguiente nivel de elementos de procesamiento será indicado como  $F_y$ , y así sucesivamente. El segundo nivel de la red de la fig 2-1 es considerado como nivel de salida y se representa así:

$$F_y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$$

### MATRIZ DE PESOS

Los pesos conectados entre los niveles de la red neuronal, sirven para modificar los valores que circulan en las conexiones, son almacenados en un arreglo matricial, denominado como matriz de peso, la que puede estar representada por las últimas letras del alfabeto. En la figura 2-1 se muestra una red neuronal de dos niveles, su respectiva matriz de pesos es como la que se muestra en la fig. 2-4, que sirve para representar las correspondientes conexiones entre los elementos de procesamiento del nivel de entrada señalando como  $F_x$  y los del nivel de salida  $F_y$ . De acuerdo a la matriz de pesos siguiente el valor de 1 significa la conexión de los pesos de los elementos de procesamiento de  $x_1$  con el de  $y_1$ .

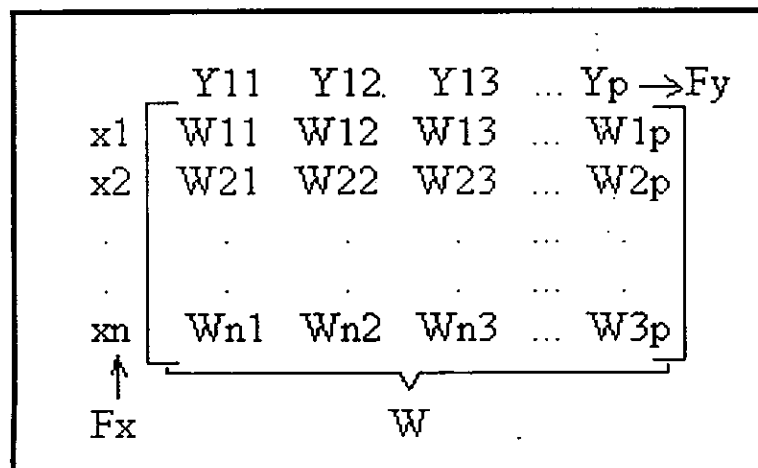


Fig. 2-4 Matriz de peso de una red neuronal



## II.5 Funcionamiento de una red neuronal

La mayoría de los modelos de redes neuronales artificiales presentan dos desventajas, la primera que no tienen la capacidad de proporcionar la geometría semejante a la del funcionamiento de las dendritas y los axones. y la otra, el de interpretar la salida eléctrica, como la produce una neurona biológica, como un simple valor numérico que presenta la magnitud de disparo.

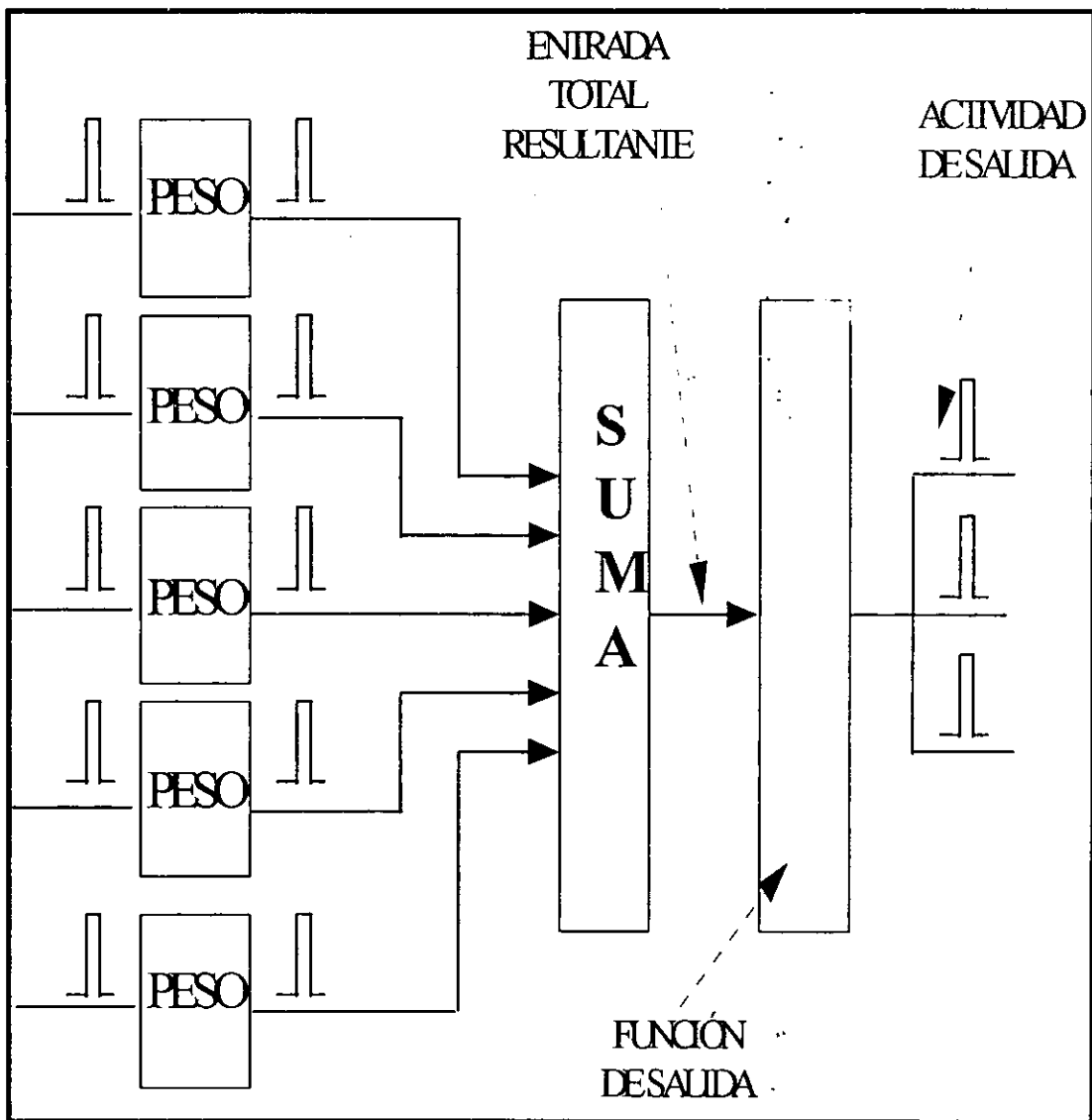


Fig. 2-5 Proceso de sinapsis en una red neuronal artificial

Se puede observar que cada unidad transforma una actividad proveniente del exterior en un vector de entrada, siendo este a su vez transmitido a otras unidades; este proceso se lleva acabo en dos fases: primero, el vector de

entrada es multiplicado por un factor de peso colocado sobre su conector, dando origen a un valor denominado entrada resultante posteriormente se suma simultáneamente con las otras entradas, formando así, un valor denominado entrada total resultante y la segunda que una unidad hace uso de una función de entrada salida con el fin de transformar el valor de entrada total resultante a un valor de salida, llamada actividad de salida.

La función entrada-salida y los pesos que se manejan en una red neuronal en perfecta combinación, determina el desempeño que logre la red. Por su parte, la función entrada-salida puede encontrarse en cualquiera de las siguientes categorías: lineal, umbral o sigmoideal.

En caso de que la función se encontrase en la categoría de unidades lineales, tendríamos que la actividad de salida de la red neuronal será proporcional al total de las entradas.

Para el segundo caso el de las unidades umbralés, las salidas únicamente pueden tomar uno o dos niveles, el que será determinado dependiendo si el valor de la entrada total resultante sea mayor o menor que alguno de los valores preestablecidos. Por último para el caso de las unidades de tipo sigmoideal, el valor de salida, constante se encuentra en estado de variación y esto trae como consecuencia ciertos cambios en la entrada.

De las tres categorías anteriores, la que se considera más próxima al comportamiento de las neuronas biológicas, es la de las unidades sigmoideales, aunque las tres son consideradas únicamente como aproximaciones al comportamiento real.

La clase de red neuronal artificial que con mayor frecuencia se diseña y se construye es la que se estructura de tres niveles, que se conectan entre sí de la siguiente forma:

El nivel que contiene a las unidades de entrada se conecta al nivel de las unidades ocultas, siendo este a su vez conectado con el nivel formado con las unidades de salida. por su parte el funcionamiento de las unidades de entrada consiste en suministrar la información del exterior de realimentación más reciente en tanto, la función de las unidades ocultas se va componiendo de acuerdo a las actividades que realizan las unidades de entrada en combinación

con los pesos que han sido colocados sobre las conexiones que se encuentran entre las unidades de entrada y las unidades ocultas.

De una forma similar, el comportamiento de las unidades de salida se deriva tanto de las actividades ocultas como de los pesos colocados sobre las conexiones entre ambas unidades.

Este tipo de red además de ser uno de los más sencillos, es uno de los más interesantes debido a que las unidades ocultas tienen la capacidad de construir sus propias interpretaciones acerca de las actividades de entrada, de esta forma, mientras los pesos sufran ciertas modificaciones, darán otras interpretaciones diferentes sobre las actividades de entrada.

## II.6 Funciones preestablecidas

Básicamente existen cinco funciones más utilizadas en las redes neuronales artificiales, las que a continuación se nombran:

### Función lineal

A la salida se obtiene una señal modulada linealmente producida por la función.

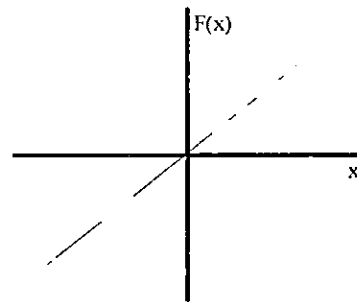
#### ECUACIÓN

$$f(x) = ax$$

donde  $x \in \mathbb{R}$

$a$  = valor escalar positivo

#### REPRESENTACIÓN GRÁFICA



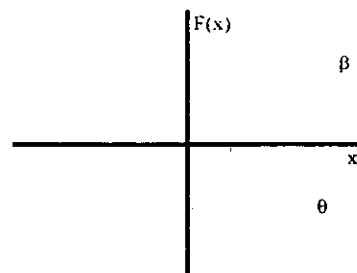
### Función escalón

La forma más fácil de definir la activación de una neurona es considerar que ésta es binaria. La función escalón se asocia a neuronas binarias en las cuales cuando la suma de las entradas es mayor o igual que el umbral de la neurona, la activación es 1; si es menor, la activación es 0. Por otra parte las redes formadas por este tipo de neuronas son fáciles de implementar en hardware, pero a menudo sus capacidades están limitadas.

#### ECUACIÓN

$$f(x) = \begin{cases} \beta & \text{si } x \geq \theta \\ 0 & \text{si } x < \theta \end{cases}$$

#### REPRESENTACIÓN GRÁFICA



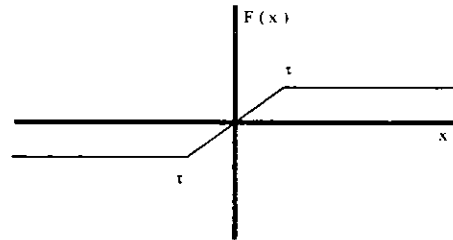
## Función rampa

En las neuronas con función rampa, si la suma de las señales de entrada es menor que el límite inferior, la activación se define como 0. Si dicha suma es mayor o igual que el límite superior, entonces la activación es 1. Si la suma de entrada está comprendida entre ambos límites, superior o inferior, entonces la activación se define un función lineal de la suma de las señales de entrada.

### ECUACIÓN

$$f(x) = \begin{cases} \tau & \text{si } x \geq \tau \\ x & \text{si } |x| < \tau \\ -\tau & \text{si } x < -\tau \end{cases}$$

### REPRESENTACIÓN GRÁFICA



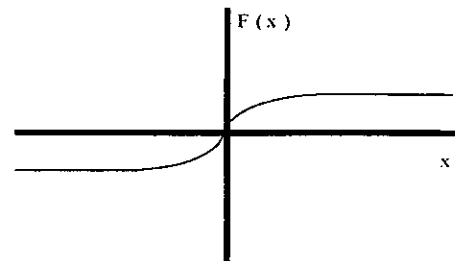
## Función sigmoideal

Con la función sigmoideal, para la mayoría de los valores del estímulo de entrada, el valor dado por la función es cercano a uno de los valores asintóticos. Esto hace que en la mayoría de los casos, el valor de salida esté comprendido en la zona alta o baja del sigmoide. De hecho, cuando la pendiente es elevada, esta función tiende a la función escalón. Sin embargo, la importancia de la función sigmoideal es que su derivada es siempre positiva y cercana a cero para los valores grandes positivos o negativos; además, toma su valor máximo cuando x es 0. Esto hace que se puedan utilizar las reglas de aprendizaje definidas para la función escalón, con la ventaja respecto a esta función, de que la derivada está definida en todo el intervalo. La función escalón no podía definir la derivada en el punto de transición, y esto no ayuda a los métodos de aprendizaje en los cuales se usan derivadas.

### ECUACIÓN

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}}$$

### REPRESENTACIÓN GRÁFICA



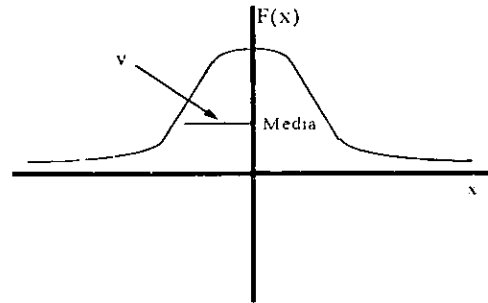
## Función gaussiana

Los centros y anchura de estas funciones pueden ser adaptados, lo cual hace más adaptativas que las funciones sigmoideas. Mapeos que suelen requerir dos niveles ocultos utilizando neuronas con funciones de transferencia sigmoideas; algunas veces se pueden realizar con un sólo nivel en redes con neuronas de función gaussiana.

### ECUACIÓN

$$f(x) = \exp\left(\frac{-x^2}{v}\right)$$

### REPRESENTACIÓN GRÁFICA



## **II.7 Topologías**

La topología de las redes neuronales consiste en la organización y disposición de las neuronas en la red formando capas o agrupaciones de neuronas más o menos alejadas de la entrada y salida de la red. 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.

Cuando se realiza una clasificación de las redes con una sola capa o nivel de neuronas y las redes con múltiples capas.

### **Niveles y conexiones**

La distribución de neuronas dentro de la red se realiza formando niveles o capas de un número determinado de neuronas cada una. A partir de su situación dentro de la red, se pueden distinguir tres tipos de capas:

**De entrada:** es la capa que recibe directamente la información proveniente de las fuentes externas a la red.

**Ocultas:** son internas a la red y no tienen contacto directo con el entorno exterior. El número de niveles ocultos puede estar entre cero y un número elevado. Las neuronas de las capas ocultas pueden estar interconectadas de distintas maneras, lo que determina, junto con el número, las distintas topologías de redes neuronales.

**De salida:** transfieren información de la red hacia el exterior.

La conectividad entre los nodos de una red está relacionada con la forma en que las salidas de las neuronas están canalizadas para convertirse en entradas de otras neuronas. La señal de salida de un nodo puede ser una entrada de otro elemento de proceso, o incluso ser una entrada de sí mismo.

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

adelante. Cuando las salidas pueden ser conectadas como entradas de neuronas de niveles previos o del mismo nivel, incluyéndose ellas mismas, la red es de propagación hacia atrás que tienen lazos cerrados son sistemas recurrentes.

## **Redes monocapa**

Estas redes establecen conexiones laterales entre las neuronas que pertenecen a la única capa que constituye la red. También pueden existir conexiones autorrecurrentes, aunque en algún modelo, esta recurrencia no se utiliza.

Una topología equivalente a la de las redes de una capa es la denominada crossbar(barras cruzadas). Una red de este tipo consiste en una matriz de terminales o barras que se cruzan en unos puntos a los que se les asocia un peso. Esta representación crossbar suele utilizarse como etapa de transición cuando se pretende implantar físicamente una red monocapa, puesto que es relativamente sencillo desarrollar un hardware.

Las redes monocapa se utilizan típicamente en tareas relacionadas con lo que se conoce como autoasociación; por ejemplo, para regenerar informaciones de entrada que se presentan a la red incompletas y distorsionadas.

## **Redes multicapa**

Son aquellas que disponen de conjuntos de neuronas agrupadas en varios niveles o capas. En estos casos, una forma para distinguir la capa a la que pertenece una neurona, consistiría en fijarse en el origen de las señales que recibe a la entrada y el destino de la señal de salida. Normalmente, todas las neuronas de una capa reciben señales de entrada de otra capa anterior, más cercana a la salida de la red. A estas conexiones se les denomina conexiones hacia adelante o feedforward.

Sin embargo, en un gran número de estas redes también existe la posibilidad de conectar las salidas de las neuronas de capas posteriores a las entradas de las capas anteriores, a estas conexiones se les denomina conexiones hacia atrás o feedback.



## II.8 Mecanismo de aprendizaje

El aprendizaje es el proceso por el cual una red neuronal modifica sus pesos en respuesta a una información de entrada. Los cambios que se producen durante el proceso de aprendizaje se reducen a la destrucción, modificación y creación de conexiones entre las neuronas.

En los sistemas biológicos existe una continua creación y destrucción de conexiones. En los modelos de redes neuronales artificiales, la creación de una nueva conexión implica que el peso de la misma pasa a tener un valor distinto de cero. De la misma forma, una conexión se destruye cuando su peso a de ser cero.

Durante el proceso de aprendizaje, los pesos de las conexiones de la red sufren modificaciones, por tanto se puede afirmar que este proceso ha terminado cuando los valores de los pesos permanecen estables.

Un aspecto importante respecto al aprendizaje en las redes neuronales es el conocer cómo se modifican los valores de los pesos, es decir, cuáles son los criterios que se siguen para cambiar el valor asignado a las conexiones cuando se pretende que la red aprenda una nueva información.

Estos criterios determinan lo que se conoce como la regla de aprendizaje de la red. De forma general, se suelen considerar dos tipos de reglas: las que responden a lo que habitualmente se conoce como aprendizaje supervisado y las correspondientes a un aprendizaje no supervisado.

Es por ello que una de las clasificaciones que se realizan de las redes neuronales obedece al tipo de aprendizaje utilizado por dichas redes. Así se puede distinguir:

*Redes neuronales con aprendizaje supervisado*

*Redes neuronales con aprendizaje no supervisado*

La diferencia fundamental entre ambos tipos estriba en la existencia o no de un agente externo (supervisor) que control el proceso de aprendizaje de la red.

Otro criterio que se puede utilizar para diferenciar las reglas de aprendizaje se basa en considerar si la red puede aprender durante su funcionamiento habitual o si el aprendizaje supone la desconexión de la red; es decir su inhabilitación hasta que el proceso termine. En el primer caso, se trataría de un aprendizaje ON LINE, mientras que el segundo es lo que se conoce como aprendizaje OFF LINE.

Cuando el aprendizaje es OFF LINE, se distingue entre una fase de aprendizaje o entrenamiento y una fase de operación o funcionamiento, existiendo un conjunto de datos de entrenamiento y un conjunto de datos de test o prueba que serán utilizados en la correspondiente fase. En las redes con aprendizaje OFF LINE, los pesos de las conexiones permanecen fijos después que termina la etapa de entrenamiento de la red. Debido precisamente a su carácter estático, estos sistemas no presentan problemas de estabilidad en su funcionamiento.

En las redes con aprendizaje ON LINE no se distingue entre fase de entrenamiento y de operación, de tal forma que los pesos varían dinámicamente siempre que se presente una nueva información al sistema. En este tipo de redes, debido al carácter dinámico de las mismas, el estudio de la estabilidad suele ser un aspecto fundamental de estudio.

## **II.9 Tipo de asociación entre la información de entrada y la salida**

Las redes neuronales son sistemas que almacenan cierta información aprendida: esta información se registra de forma distribuida en los pesos asociados a las conexiones entre neuronas.

Por tanto, puede imaginarse una red como cierto tipo de memoria que almacena unos datos de forma estable, datos que se grabarán en dicha memoria como consecuencia del aprendizaje de la red y podrán ser leídos a la salida como respuesta a cierta información de entrada, comportándose entonces la red como lo que habitualmente se conoce por memoria asociativa; es decir, cuando se aplica un estímulo la red responde con una salida asociada a dicha información de entrada.

Existen dos formas primarias de realizar esta asociación entre entrada/salida que se corresponden con la naturaleza de la información almacenada en la red. Una primera sería la denominada heteroasociación, que se refiere al caso en el que la red aprende parejas de datos, de tal forma que cuando se presente cierta información de entrada deberá responder generando la correspondiente salida asociada.

La segunda se conoce como autoasociación, donde la red aprende ciertas informaciones de tal forma que cuando se le presenta una información de entrada realizará una autocorrelación, respondiendo con uno de los datos almacenados, el más parecido al de entrada.

Estos dos mecanismos de asociación dan lugar a dos tipos de redes neuronales: las redes heteroasociativas y las autoasociativas. Una red heteroasociativa podría considerarse aquellas que computa cierta función, que en la mayoría de los casos no podrá expresarse analíticamente, entre un conjunto de entradas y un conjunto de salidas, correspondiendo a cada posible entrada una determinada salida.

Por otra parte, una red autoasociativa es una red cuya principal misión es reconstruir una determinada información de entrada que se presenta incompleta o distorsionada y sólo le asocia el dato almacenado más parecido.

En realidad, estos dos tipos de modelos de redes no son diferentes en principio, porque una red heteroasociativa puede ser siempre reducida a una

autoasociativa mediante la concatenación de una información de entrada y su salida asociada, para obtener la información de entrada de la red autoasociativa equivalente.

También puede conseguirse que una red autoasociativa se comporte como una heteroasociativa, simplemente presentando, como entrada parcial de la autoasociativa, la información de entrada para la heteroasociativa y haciendo que la red complete la información para producir lo que sería la salida de la red heteroasociativa equivalente.

Las redes heteroasociativas, al asociar informaciones de entrada con diferentes informaciones de salida, precisan al menos de 2 capas, una para captar y retener la información de entrada y otra para mantener la salida con la información asociada. Si esto no fuese así, se perdería la información inicial al obtenerse el dato asociado, lo cual no debe ocurrir, ya que en el proceso de obtención de la salida se puede necesitar acceder varias veces a esta información, que por tanto, deberá permanecer en la capa de entrada.

En cuanto a su conectividad, existen redes heteroasociativas con conexiones hacia adelante, redes con conexiones hacia atrás y redes con conexiones laterales. También hay redes heteroasociativas con las neuronas dispuestas en capas multidimensionales. El aprendizaje de este tipo de redes puede ser con supervisión o sin supervisión.

Las redes heteroasociativas pueden también clasificarse según el objetivo pretendido con su utilización. Así, en algunos casos el objetivo es computar una función general de su entrada. En otros casos el objetivo es realizar una clasificación, relacionando un gran número de informaciones de entrada con un pequeño número de informaciones de salida, que representan los conjuntos en los que se pueden clasificar los datos de entrada.

Las redes autoasociativas asocian la información de entrada con el ejemplar más parecido de los almacenado conocidos por la red. Este tipo de redes pueden implementarse con una sola capa de neuronas. Esta capa comenzará reteniendo la información inicial presentada a la entrada, y terminará representando la información inicial presentada a la entrada, y terminará representando la información autoasociada. Si se quiere mantener la información de entrada y salida, se deberían añadir capas adicionales, sin embargo, funcionalidad de la red puede conseguirse en una sola capa.

En cuanto a la conectividad en este tipo de redes, existen conexiones laterales entre la neuronas y en algunos casos, conexiones autorrecurrentes. Respecto a el tipo de aprendizaje, habitualmente el utilizado por estas redes es no supervisado, aunque existe alguna con aprendizaje.

Las redes autoasociativas suelen utilizarse en tareas de filtrado de información para la reconstrucción de datos, eliminando distorsiones o ruidos. También se utilizan para explorar relaciones entre informaciones similares, para facilitar la búsqueda por contenido en bases de datos y para resolver problemas de optimización.

**CAPÍTULO III**

**LA INTERRELACIÓN  
DE LA NEURONA  
Y  
LA DINÁMICA DE LAS  
REDES NEURONALES**

Sin duda la neurona es la unidad más importante del sistema nervioso. Por lo visto en el primer capítulo podemos considerar que la neurona está compuesta por el árbol dendrítico y soma, una zona iniciadora de impulsos, axón y la sinapsis.

El árbol dendrítico es el canal de entrada y junto con el soma integra la información que llega a la neurona; mientras que el axón y la sinapsis constituyen el canal de salida y la sinapsis es la unión entre dos neuronas.

Conjuntamente con estas partes integrantes de la neurona se encuentra una membrana que presenta propiedades diferentes dependiendo de la región y actúa en función de la propiedad eléctrica de la neurona, llamado el umbral.

Este umbral divide la actividad eléctrica de la neurona en conducción pasiva y activa, que son los tipos más importantes de conducción eléctrica en el procesamiento de información y transmisión del sistema nervioso. Las diferentes partes integrantes de la neurona se distinguen entre sí por los diferentes niveles de umbral.

En el cerebro y la médula espinal viajan las señales eléctricas a través de los axones de las neuronas. La mayoría de las neuronas tienen nada más un axón, el cual tiene varias ramificaciones y se ensancha en su extremo distante, terminando en las dendritas, en el soma de otras neuronas o en algún músculo.

El axón es el encargado de llevar las señales o mensajes al exterior, que se inician en una zona del axón (zona generadora de impulsos) y son propagados por todo el axón, soma y dendritas. Tales impulsos consisten en breves cambios e instantáneos (casi 1mseg.) en el potencial de la membrana axonal; son impulsos con una amplitud constante aproximadamente de 100mv en todo el axón.

Después de la transmisión de un potencial de acción a lo largo del axón, la neurona pasa por un periodo durante el cual no pueden generarse impulsos por algunos milisegundos, después viene un periodo en el que los potenciales de acción pueden generarse con una sensibilidad reducida.

Otra de las propiedades esenciales de la neurona es el dispositivo principal que transmite señales de una neurona a otra, si un potencial de acción arriba a una sinapsis se inicia un proceso electroquímico que conduce a la

liberación de un neurotransmisor, que se difunde desde la membrana presináptica hasta la membrana postsináptica de otra neurona provocando así, una actividad eléctrica que durará mientras el transmisor se desactive. Este potencial se integra a otros potenciales de otras neuronas y viaja hasta el lugar iniciador de impulsos, donde se producirá un nuevo impulso dependiendo del umbral.

La neurona como motoneurona es una neurona de la médula espinal encargada de controlar cada uno de los movimientos musculares. Por su morfología pareciera que el soma es el originador del axón, dendritas e impulso, pero no, únicamente es un controlador metabólico de la , y no el lugar más importante.

### **III.1 Membrana neural**

La forma de la membrana neural en la actualidad está formado por dos capas de lípidos, como si fuera un emparedado, sus extremos polares están dirigidos hacia el interior y una resistencia estructural que se origina de proteínas.

La membrana separa el exterior e interior de la neurona, entre los que existe una diferencia de potencial de 50 a 100 mv; este potencial de reposo es distinto en la concentración de iones en ambos lados. Los impulsos nerviosos se inician en algunos sitios de la neurona siempre que la diferencia de potencial sea mayor al valor umbral. Los iones en la generación del potencial de reposo son el potasio, sodio y el cloro; la concentración de sodio y potasio es mayor en el fluido extracelular, mientras que en el interior de la neurona la concentración de potasio es mayor.

La difusión de los iones de regiones de alta concentración a regiones de baja concentración origina el potencial de reposo. Esta difusión puede ser calculada por la ley de Fick de la siguiente forma:

$$\frac{dM}{dt} = DA \frac{dC}{dx}$$

donde:

M = moles,                    D = constante de difusión de la sustancia,  
C = sustancia,                x = espesor,  
A = área.



Para las sustancias con carga, como los iones, existe un factor adicional que modifica el movimiento iónico, esta razón es dada por la fórmula de electrodifusión:

$$\frac{dM}{dt} = \frac{nF}{RT} DAC \frac{dE}{dx}$$

donde:

n = carga de ion, F = constante de Faraday,  
R = constante universal de los gases, E = potencial eléctrico,  
T = temperatura absoluta.

El flujo iónico debido a la difusión química, es contrarrestado por el flujo causado por el potencial de la membrana y se presenta un balance cuando estos flujos son iguales. Esta igualdad conducen a la fórmula:

$$E_c = 60 \log \frac{[C_o]}{[C_i]}$$

donde:

$C_o$  = concentración de la sustancia C en el exterior,  
 $C_i$  = concentración de la sustancia C en el interior.

Esta fórmula se conoce como la ecuación de Nernst y da el potencial de equilibrio  $E_c$  para una especie iónica particular. Para este caso existe un potencial de equilibrio para cada uno de ellos:

$$E_{Cl} = 60 \log \frac{[Cl_i]}{[Cl_o]} = -70mv$$

$$E_k = 60 \log \frac{[K_o]}{[K_i]} = -90mv$$

$$E_{Na} = 60 \log \frac{[Na_o]}{[Na_i]} = +60mv$$

Los métodos de experimentación con los axones han jugado un papel muy importante en la neurofisiología, o sea, la introducción de los microelectrodos en el axón y la perfusión, es decir, la extracción del axoplasma de las fibras y su sustitución por disoluciones artificiales. Particularmente se trabaja con los axones gigantes de calamar. Un experimento elemental consiste en introducir en el axón dos microelectrodos: el primero sirve para a estimulación eléctrica de la excitación, el segundo para medir el potencial generado.

El experimento muestra que la magnitud y la marcha temporal de las corrientes de acción no dependen de la magnitud de la corriente estimuladora y que no surgen potenciales de acción, si el estímulo eléctrico no alcanza cierto valor umbral.

Para la excitación del axón es necesaria una cantidad mínima de electricidad. Al disminuir la duración del impulso dado es necesario aumentar la intensidad de corriente. Para los impulsos prolongados existe una intensidad de corriente mínima, suficiente para la excitación; una corriente más débil no es efectiva para cualquier duración.

Con este experimento han medido el potencial de reposo de la neurona y se ha encontrado que es de 70mv negativos en el interior. Existe un modelo matemático que permite predecir el potencial de la membrana a partir de las concentraciones de los iones presentes. Esta ecuación tiene la siguiente forma:

$$E_m = 60 \log \frac{P_k [k_o] + P_{Na} [Na_o] + P_{Cl} [Cl_i]}{P_k [k_i] + P_{Na} [Na_i] + P_{Cl} [Cl_o]}$$

donde:

$P_c$  = son los coeficientes de permeabilidad para el ion c.

Para el cloro no existen problemas entre sus potenciales de equilibrio y de reposo. Para poder mantener la concentración de potasio treinta veces mayor en el interior que en el exterior, es necesario que el potencial de la membrana sea de -90mv. Algo parecido sucede con el sodio, ya que para mantener la concentración diez veces mayor en el exterior es necesario que el potencial de reposo de la membrana sea de +60mv.

Para poder obtener los resultados del experimento fue utilizado un bombeo de sodio y potasio en contra del gradiente electroquímico. Esta bomba de sodio y de potasio implica un transporte activo que requiere un suministro continuo de energía para poder existir, al que se conoce como bomba metabólica.

Los experimentos en las membranas han permitido realizar mediciones de su resistencia y capacitancia, dando como resultado de 500 a 10000ohm-cm<sup>2</sup> y de 1 a 5μf/cm<sup>2</sup>, respectivamente. Estas propiedades han permitido proponer un modelo eléctrico de parámetros concentrados de la membrana pasiva, que se fundamenta en que la neurona consiste en un citoplasma conductor separado del fluido extracelular igualmente conductor por una membrana aisladora debido a su doble capa de lípidos.

Las soluciones iónicas son buenas conductoras como los metales y los lípidos aisladores como el vidrio. Por lo que es válido utilizar el modelo resistivo-capacitivo de la membrana, se puede observar una constante de tiempo de la membrana:

$$T = RmCM = 1 \text{ mseg}$$

También existe un decaimiento espacial para un cambio de potencial, o sea, una constante espacial  $\lambda$ , la que determina que tan lejos y a que intensidad se propaga una perturbación en la membrana.

La membrana forma un cilindro, el potencial se atenúa. La constante espacial se puede calcular con la expresión:

$$\lambda = \sqrt{\frac{Rm}{\rho_i + \rho_o} \left( \frac{D}{4} \right)}$$

donde:

- $Rm$  = resistencia de la membrana ohm-cm<sup>2</sup>,
- $\rho_i$  = resistividad del citoplasma (50ohm-cm),
- $\rho_o$  = resistividad del fluido extracelular (20ohm-cm),
- $D$  = diámetro interno de cilindro.

Podemos observar que la constante espacial depende del diámetro y en el caso de axones difiere con el grado de mielinización, ya que cada capa de mielina aumenta la resistencia transversal de la membrana.

### III.2 El axón y la zona iniciadora de impulsos

El axón es la superficie cilíndrica, constituida por membrana que contiene el axoplasma. Los axones periféricos tienen una envoltura mielínica formada por muchas capas. La vaina mielínica se interrumpe a intervalos de 1 a 2 mm y forma los nodos de Ranvier, que tienen un ancho de 0.5 a 2.5  $\mu$ . Por lo que no hay canales entre la membrana del axón y el medio externo, este contacto solamente está disponible en los nodos.

En el axoplasma existen neurotúbulos, que se suponen están asociados con el transporte bidireccional de materiales a lo largo del axón. En 1936 se reportó el descubrimiento de un axón gigante en el calamar (500  $\mu$ ).

Esto permitió registrar el potencial de acción y generó el tratamiento matemático de los nervios. Este tratamiento se fundamenta en la teoría del cable, que considera un cilindro de longitud infinita simulado con un modelo eléctrico resistivo-capacitivo. El análisis de este modelo llevó a la ecuación diferencial parcial:

$$\lambda^2 \left( \frac{\partial^2 V}{\partial x^2} \right) = V + \tau \left( \frac{\partial V}{\partial t} \right)$$

donde:

$$V = V_e - V_i,$$

$\lambda$  = constante espacial de la membrana,

$\tau$  = constante de tiempo de la membrana.

El axón está especializado de manera única en el sistema nervioso para conducir o propagar impulsos. Como en todas las membranas, en la del axón existe una diferencia de potencial eléctrico, negativa en el interior.

La membrana del axón está dotada de la capacidad de modificar su permeabilidad con respecto a ciertos iones. La conductancia de la membrana depende del potencial de la membrana, relación que hace posible la generación del potencial de acción.

Para la producción de un potencial de acción se varía el potencial de la membrana desde el potencial de reposo (-70mv) hasta el umbral (-50mv), se

genera un potencial de acción; es decir, no todos los estímulos eléctricos generan potenciales de acción, sino que el estímulo debe ser suficientemente grande para conducir al potencial de la membrana a un nivel crítico o umbral.

El potencial de acción es una variación casi instantánea del potencial de la membrana, desde -70mv hasta +40mv.

Los potenciales de acción se propagan sin atenuación a lo largo de los nervios con una velocidad de 0.5 a 100m/seg. Para los axones con cubierta de mielina la velocidad de conducción es directamente proporcional al diámetro y, en los nervios sin mielina, varía con la raíz cuadrada del diámetro.

El mecanismo iónico del potencial de acción puede resumirse de la siguiente forma: en condiciones de reposo, la conductancia de la membrana para el potasio es mucho mayor que la conductancia para el sodio.

La conductancia para el sodio es inmediatamente sensible al potencial de la membrana una vez que este ha llegado al umbral, la conductancia aumenta debido al cambio en el potencial y a su vez este cambio vuelve a aumentar la conductancia; es la conducta típica de un proceso regenerativo o con retroalimentación positiva.

Este gran aumento de  $G_{Na}$  produce el correspondiente aumento en la corriente de sodio que tiende a dominar la situación y trata de llevar rápido el potencial de la membrana hasta el potencial de equilibrio para el sodio (+60mv), no logra llegar a este valor, porque al aproximarse a él, la corriente de sodio dada por:

$$I_{Na} = G_{Na} (V - V_{Na})$$

tiende a cero. Un segundo mecanismo hace que la conductancia del potasio se vuelva sensible al potencial de la membrana, conforme el potencial se mueve hacia el potencial de equilibrio del sodio, la conductancia del potasio aumenta.

Por otro lado la inactivación del sodio, que una vez en acción hace que el potasio domine la situación y lleve el potencial de la membrana al potencial de

equilibrio para el potasio (-90mv) pero con un tiempo de decaimiento mayor que el tiempo de levantamiento del potencial de acción.

En este descenso del potencial de la membrana se produce un sobregiro negativo y después de cierto tiempo el potencial de reposo se restablece.

Si se provoca un segundo impulso durante el intervalo de tiempo entre el pico del primer impulso y el final del sobregiro negativo, se encuentra que el umbral está más elevado y el nervio es relativamente refractario a estimulación adicional.

Esto se debe a la combinación de la inactivación del sodio y al aumento de  $G_K$ . En un tiempo anterior, el axón es refractario absolutamente, es decir, no es posible evocar un segundo impulso con ninguna estimulación por fuerte que sea.

Esto se debe a que  $G_{Na}$  ya está activada y no puede responder para dar un segundo impulso durante los primeros 0.5mseg. El período refractario en los axones establece un límite superior a la frecuencia de propagación de impulsos alrededor de 1000pps.

Los impulsos en axones con mielina se conducen a mayor velocidad que en los axones sin mielina. La vaina de la mielina es un excelente aislador de las corrientes en la membrana y de este modo solo hay conducción entre los nodos Ranvier. Este modo de conducción se conoce como saltatoria, puesto que el impulso salta entre nodo y nodo.

Además de facilitar una velocidad de conducción mayor, la cubierta de mielina reduce la cantidad de corriente necesaria para despolarizar una sección de la membrana y propagar un impulso.

Hodgkin y Huxley modelaron la conducta del potencial de la membrana durante un potencial de acción. El modelo es eléctrico resistivo-capacitivo y representa una membrana activa, es decir, capaz de generar potenciales de acción. Este modelo cuenta con conductancias variables para tomar en cuenta los cambios en la permeabilidad de la membrana durante el potencial de acción.

En lugar de incluir solamente al cloro, se consideran también los llamados iones de fuga, reunidos en una conductancia total  $G_l$  y un potencial

de equilibrio V1. Utilizando el modelo eléctrico y los resultados de los experimentos del axón de calamar, Hodgkin y Huxley obtuvieron cinco ecuaciones que simulan la forma del potencial de acción.

Estas ecuaciones son:

$$\dot{I} = C\dot{m}V + I_i$$

$$I_i = \bar{g}_{Na}m^3h(V - V_{Na}) + \bar{g}_kn^4(V - V_k) + \bar{g}_l(V - V_l)$$

$$\dot{m} = \alpha_m(V)(1 - m) - \beta_m(V)m$$

$$\dot{h} = \alpha_h(V)(1 - h) - \beta_h(V)h$$

$$\dot{n} = \alpha_n(V)(1 - n) - \beta_n(V)n$$

### III.3 El soma

El cuerpo de la neurona se distingue por poseer un gran núcleo donde se encuentran nucléolo, cromosomas y genes, un alto contenido de ribosomas en el citoplasma que están libres o unidas a la retícula endoplásmica y un alto contenido de mitocondrias.

Estas características son compatibles con las actividades sintéticas y secretorias, así como con una gran capacidad para producir energía, es decir, el soma es el centro trófico y metabólico de la neurona. El soma es el punto focal de crecimiento embrionario de las dendritas y axón; puede localizarse en la zona dendrítica, dentro del axón o estar unido al axón. (Fig.3-1)

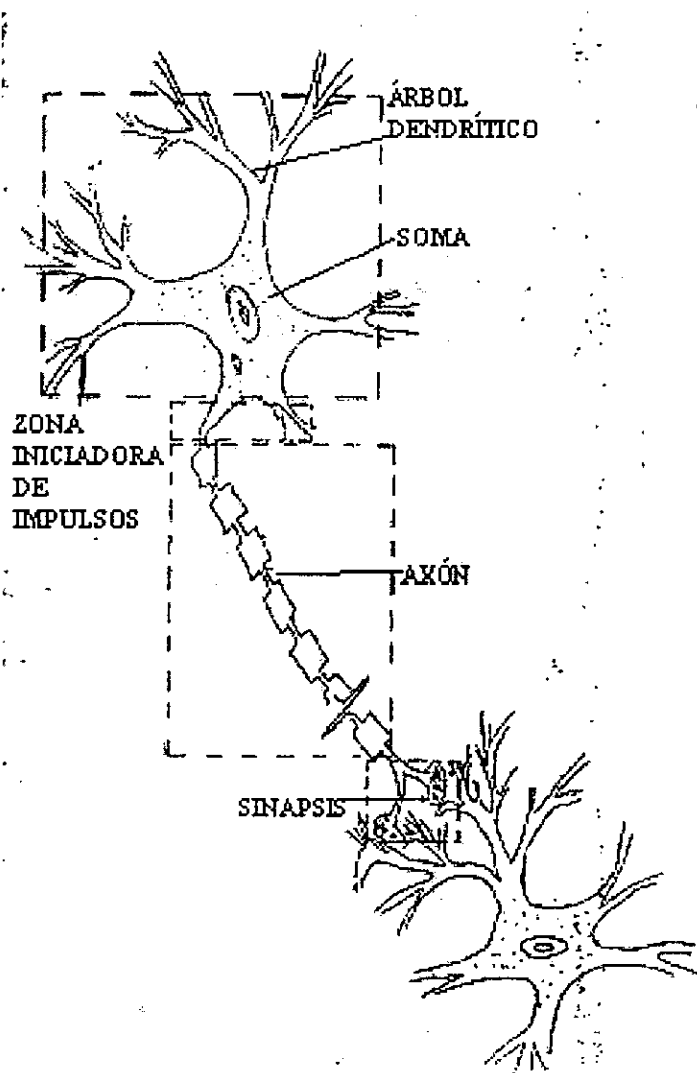


Fig. 3-1. Neurona



Desde el punto de vista de las funciones eléctricas de su membrana, el soma conduce pasivamente o decrementalmente, es decir, no es susceptible de producir impulsos, semejándose así al árbol dendrítico, ya que ambos son integradores de la actividad eléctrica que reciben.

El soma fue considerado por mucho tiempo como el centro de la neurona, ahora se sabe que en cuanto a las funciones electroquímicas, su ubicación es irrelevante.

### **III.4 Árbol dendrítico**

Las dendritas son ramificaciones o extensiones citoplásmicas de la neurona, no tienen cubierta de mielina aunque pueden contener mitocondrias y se encuentran completamente incrustadas de botones sinápticos de otras neuronas.

El conjunto de dendritas es una arborización que toma gran parte de la superficie neuronal y es el componente principal de la materia gris de los animales superiores y de la neuropila de los inferiores.

La membrana dendrítica es eléctricamente inexcitable y requiere que su actividad sea inducida por un transmisor químico que es liberado por la membrana presináptica y después transformado en una señal eléctrica: el potencial postsináptico que puede ser excitatorio si despolariza al potencial de la membrana o inhibitorio si lo hiperpolariza.

La característica principal de la zona dendrítica y del soma es la incapacidad para generar impulsos y la capacidad de actividad eléctrica graduada o subumbral. Se conoce con bastante certeza que una gran parte de la superficie de la membrana neuronal no es capaz de conducir activamente sino decrementalmente.

El árbol dendrítico y el soma se comportan así y esta habilidad les permite responder gradualmente y poder sumar más o menos algebraicamente la actividad eléctrica que reciben. Estas regiones capaces de respuesta graduada se conocen como integradoras.

La estructura dendrítica recibe influencia sináptica excitatoria o inhibitoria distribuida espacial y temporalmente. La actividad total se integra y puede modificar considerablemente el estado del potencial de la membrana. Al menos en algunas neuronas, el árbol dendrítico puede ser un factor importante para determinar la respuesta de la neurona.

Las constantes de tiempo y espacial de la membrana son importantes, se les considera como la propiedad principal de la conducción decremental. Con la constante de tiempo puede detectarse e integrarse cualquier pauta temporal compleja que llegue a una sinapsis; con la constante espacial, las influencias sinápticas que arriban en diferentes localizaciones de la superficie receptora

pueden interaccionar mutuamente. Esta gran versatilidad en el manejo de la información arribante hace posible que se ejerza una influencia decisiva en la región de impulsos. Sin estas dos constantes de la membrana sería imposible que la información viajara por la extensa superficie dendrítica y llegará a la región iniciadora de impulsos.

La gran variedad de formas dendríticas encontradas en los diversos tipos de neuronas y la importancia que ha manifestado la conducción decremental han sido motivación suficiente para investigar el papel funcional de la estructura dendrítica.

Se ha descubierto que cierta clase de estructuras dendríticas pueden tratarse como cilindros equivalentes de longitud finita y, en consecuencia, se le puede caracterizar matemáticamente por medio de la ecuación del cable.

La importancia de este modelo radica en que permite tomar en cuenta las entradas espacio-temporales en la neuronas, facilitando así el análisis de problemas tales como la distribución funcional de sinapsis excitatorias e inhibitorias.

Este modelo para la estructura dendrítica de una neurona se compone de A árboles dendríticos idénticos cada uno con R órdenes de ramificación simétrica. Se supone que todas las ramificaciones son bifurcaciones simétricas que satisfacen la ley de la potencia de los 3/2:

$$(1/2)D^{3/2} = d^{3/2}$$

donde D es el diámetro de la dendrita madre y es el diámetro de cada una de las dendritas hijas. Cada árbol es matemáticamente equivalente a un cable electrónico, unidimensional, de dimensión finita y con membrana pasiva y uniforme. Este modelo permite estudiar la respuesta transitoria del potencial de la membrana para corrientes inyectadas en una rama. De la teoría del cable unidimensional, se sabe que las distribuciones transitorias del potencial a lo largo de la membrana pasiva del cilindro, deben satisfacer la ecuación del cable:

$$\lambda^2 \left( \frac{\partial^2 V}{\partial x^2} \right) - \tau \frac{\partial V}{\partial t} - V = 0$$

El análisis compartamental que permite convertir la ecuación diferencial parcial en ecuación diferencial ordinaria y las condiciones de frontera en condiciones iniciales.

También se ha utilizado la transformada de Laplace, y en el caso más sencillo, se supone que  $V(x,t)$  es el potencial de la membrana medido con respecto al potencial de reposo y que  $V(X,s)$  es su transformada de Laplace, se puede demostrar que la solución de la ecuación del cable en cualquier punto  $x$  a lo largo de un cilindro equivalente al que se le inyecta corriente a una distancia  $L$  es :

$$V(X, s) = \frac{[\sinh \gamma x + k_0 \cosh \gamma x] Z_L I(s)}{(K_0 + K_L) \cosh \gamma L + (1 + K_0 K_L) \sinh \gamma L}$$

donde  $I(s)$  es la transformada de Laplace de la corriente  $i(t)$  inyectada en  $x=L$ ,  $K_0=Z_0/Z_c$ ,  $K_L=Z_L/Z_c= R/\gamma$  como la impedancia característica de la rama dendrítica primaria,  $Z_0$  la impedancia terminal del soma y  $Z_L$  la impedancia de las ramas dendríticas secundarias, siendo  $R$  la resistencia axial por unidad de longitud en la rama dendrítica primaria  $\gamma = (\tau s + 1)^{1/2} / \lambda$ .

### III.5 La sinapsis

La sinapsis puede definirse como un conjunto de estructuras especializadas en comunicar una neurona con otra. Este conjunto incluye a la terminal del axón y su contenido, a la membrana dendrítica inmediatamente adyacente y al pequeño espacio que separa al botón terminal y a la dendrita el estrecho sináptico.

La membrana del axón, adyacente al estrecho sináptico, se llama la membrana presináptica y su contraparte dendrítica se conoce como la membrana postsináptica.(Fig 3-2)

Las sinapsis se encuentran en las dendritas de interneuronas y motoneuronas; también pueden encontrarse en el soma si este se ubica entre las dendritas y el axón, como en la mayoría de las neuronas de los vertebrados; una neurona central puede tener hasta 50,000 sinapsis.

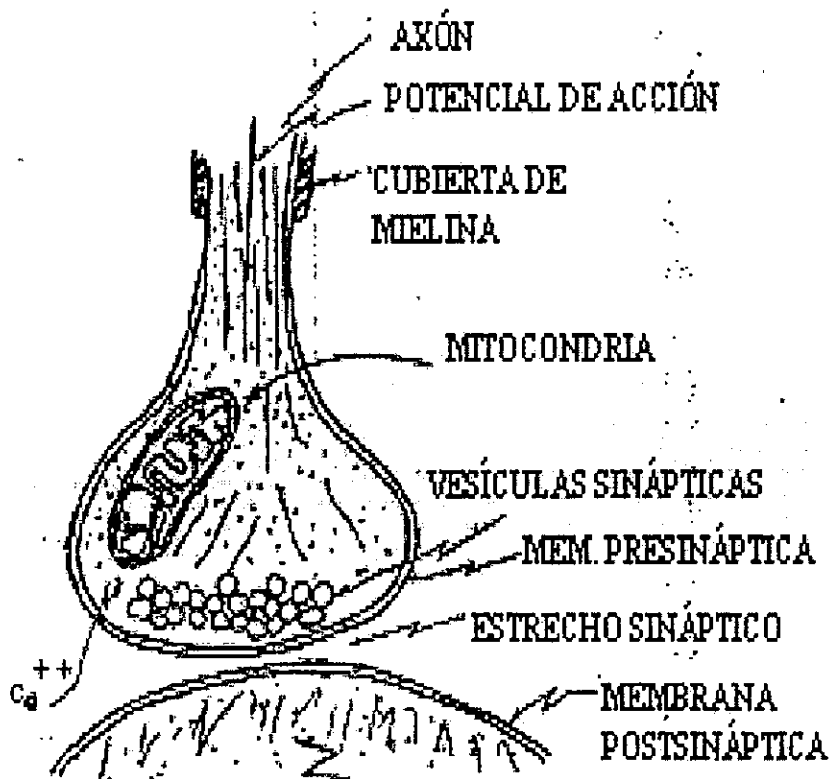


Fig. 3-2 Estructura de una sinapsis

El botón terminal contiene gran cantidad de vesículas esféricas densamente empacadas y llenas de sustancia neurotransmisora. Las vesículas son notablemente uniformes en tamaño. El botón también contiene agrupaciones de mitocondrias que indican la existencia de procesos metabólicos en su interior. La mayoría de las neuronas manufacturan, almacenan y liberan un solo tipo de neurotransmisor que puede ser: acetilcolina, noradrenalina, dopamina o serotonina.

El impulso nervioso viaja por el axón y cuando llega a la terminal de este, cesa produciendo una despolarización que después de un retardo relativamente considerable, produce el inicio de secreción del transmisor químico en el estrecho sináptico.

Algunas sinapsis son inhibitorias, su acción tiende a suprimir en lugar de promover una descarga, pero no hay diferencia entre los impulsos conducidos por fibras nerviosas excitatorias o inhibitorias, tienen efectos opuestos debido a que liberan sustancias transmisoras diferentes.

El transmisor se difunde e interacciona con sitios en la superficie externa de la membrana postsináptica conocidos como receptores. La interacción transmisor-receptor conduce eventualmente a fluctuaciones en el potencial de la membrana postsináptica.

En la membrana postsináptica los cambios en conductancia son causados por la acción del transmisor químico, pero si se le estimula eléctricamente no da ninguna respuesta.

En la gran mayoría de los casos, la comunicación entre neuronas es medida químicamente, esto ha creado un gran interés en el papel de las vesículas sinápticas. La microscopía electrónica ha dado varias pistas sobre lo que sucede cuando se libera el transmisor.

### **III.5.1 Modelo de la sinapsis**

Un modelo matemático muy sencillo de una sinapsis es el que propuso Perkel es un programa digital; donde se establecen dos tipos de sinapsis químicas, una en la que se libera cierta cantidad de neurotransmisor cada vez que llega un impulso y otra en la que se libera una cantidad de neurotransmisor en función de la historia reciente del arribo de impulsos.

La variable de estado asociada con la sinapsis es la cantidad disponible de transmisor  $T$ , considerada como contenida en un recipiente que se reabastece continuamente de acuerdo con la siguiente ecuación:

$$\frac{dT}{dt} = -\gamma(T - \tau)$$

donde  $\gamma$  es la constante de decaimiento y  $\tau$  es el nivel de reposo del recipiente. El recipiente posee una dinámica, entre arribo de impulsos, dada por:

$$T(t) = \tau + (T_0 - \tau)e^{-\gamma t}$$

donde  $T_0 = T(0)$ .

Cada impulso que llega a la sinapsis libera una fracción de  $f$  del contenido actual del recipiente y  $fT$  es la cantidad de transmisor que se difunde hacia la membrana postsináptica. A la cantidad que permanece en el recipiente  $(1-f)T$ , se le agrega inmediatamente una cantidad  $G$ , de manera que después de un impulsos se tiene:

$$T_0 = (1-f)T_b + G$$

donde  $T_b$  es el nivel del recipiente antes de que llegara el impulso.

**CAPÍTULO IV**

**ALGUNOS MODELOS  
DE  
REDES NEURONALES**



Los modelos de las redes neuronales han recibido el nombre de arquitecturas conexionistas debido al trabajo de imitar el funcionamiento del cerebro humano, ya que se caracterizan por tener un gran número de elementos que procesan la información de modo similar a las neuronas nerviosas y conexiones entre ellos; como se dijo anteriormente los pesos en las conexiones solidifican el conocimiento de una red.

Este trabajo no tiene la finalidad de estudiar a detalle todos los modelos de redes neuronales, por lo que solamente se mencionarán algunos.

#### IV.1 Perceptrón

Este fue el primer modelo de red neuronal artificial desarrollado por Rosenblatt en 1958. Despertó un enorme interés en los años 60, debido a la gran capacidad para aprender a reconocer patrones sencillos:

Un Perceptrón, formado por varias neuronas lineales para recibir las entradas a la red y una neurona de salida, es capaz de decidir cuándo una entrada presentada a la red pertenece a una de las dos clases que es capaz de reconocer.

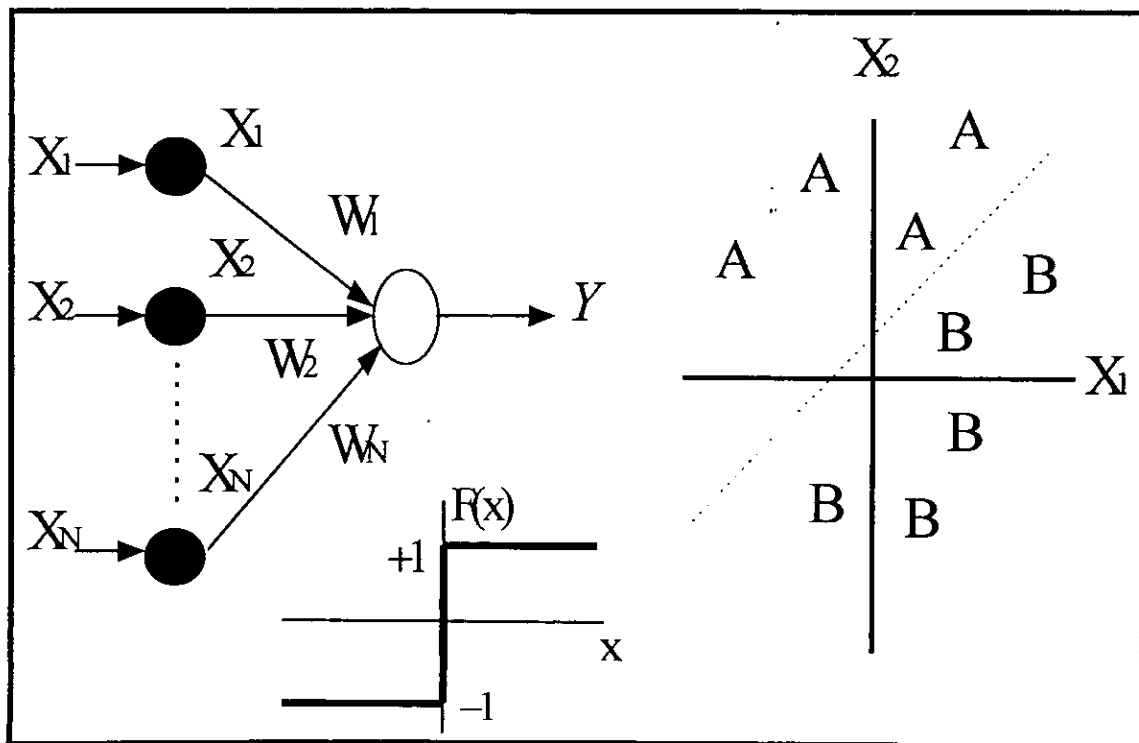


Fig. 4-1 Perceptrón

La única neurona de salida del perceptrón realiza la suma ponderada de las entradas, resta el umbral y pasa el resultado a una función de transferencia de tipo escalón. La regla de decisión es responder +1 si el patrón presentado pertenece a la clase A, o -1 si el patrón pertenece a la clase B. La salida dependerá de la entrada neta y del valor umbral  $\theta$ .

Una técnica utilizada para analizar el comportamiento de redes como este, es representar en un mapa las regiones de decisión creadas en el espacio multidimensional de entradas a la red. En estas regiones se visualiza qué patrones pertenecen a una clase y cuáles a otra.

El Perceptrón separa las regiones por un hiperplano cuya ecuación queda determinada por los pesos de las conexiones y el valor umbral de la función de activación de la neurona. En este caso, los valores de los pesos pueden fijarse o adaptarse utilizando diferentes algoritmos de entrenamiento de la red.

Sin embargo, el Perceptrón, al constar solamente de una capa de entrada y otra de salida con una única neurona, tiene una capacidad de representación bastante limitada. Este modelo sólo es capaz de discriminar patrones muy sencillos, linealmente separables. El caso más conocido es la imposibilidad del perceptrón de representar la OR-EXCLUSIVA.

El algoritmo de aprendizaje del Perceptrón es de tipo supervisado, lo cual requiere que sus resultados sean evaluados y se realicen las modificaciones del sistema si fuera necesario. Los valores de los pesos pueden determinar el funcionamiento de la red; estos valores se pueden fijar o adaptar utilizando diferentes algoritmos de entrenamiento de la red.

El algoritmo original de convergencia del Perceptrón fue desarrollado por Rosenblatt. Se pueden utilizar Perceptrones como máquinas universales de aprendizaje, aunque, no pueden aprender a realizar todo tipo de clasificaciones, solamente aprender clasificaciones fáciles.

Esta limitación se debe a que un Perceptrón usa un separador lineal como célula de decisión, con lo cual no es posible realizar sino una sola separación lineal.

## Perceptrón multinivel

Es una red de tipo feedforward compuesta de varias capas de neuronas entre la entrada y la salida de la misma. Esta red permite establecer regiones de decisión mucho más complejas que las de dos semiplanos.

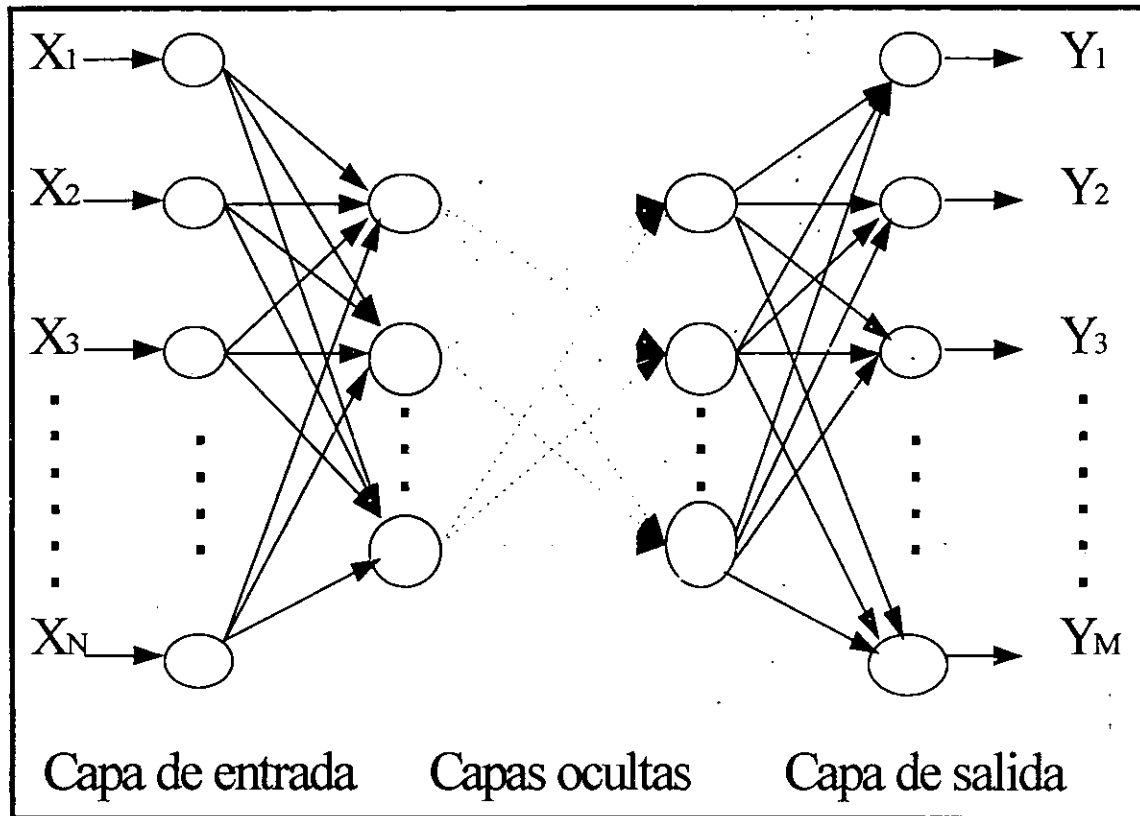


Fig. 4-2 Perceptrón multinivel

El perceptrón básico de dos capas sólo puede establecer dos regiones separadas por una frontera lineal en el espacio de patrones de entrada. Un perceptrón con tres niveles de neuronas puede formar cualquier región convexa en este espacio.

Las regiones formadas por cada neurona de la segunda capa. Cada uno de estos elementos se comporta como un Perceptrón simple, activándose su salida para los patrones de un lado del hiperplano.

Si el valor de los pesos de las conexiones entre las neuronas de la segunda capa y una neurona del nivel de salida son todos 1 y el umbral de la

salida es  $(N_2 - a)$  donde  $0 < a < 1$ , entonces la salida de la red se activará sólo si las salidas de todos los nodos de la segunda capa están activos.

Esto equivale a ejecutar la operación lógica AND en el nodo de salida, resultando una región de decisión intersección de todos los semiplanos formados en el nivel anterior. La región de decisión resultante de la intersección serán regiones convexas con un número de lados a lo sumo igual al número de neuronas de la segunda capa.

## IV.2 Modelo ADALINE/MADALINE

Las redes ADALINE y MADALINE fueron desarrolladas por Bernie Widrow en la Universidad de Stanford poco después de que Rosenblatt desarrollara el Perceptrón. Las arquitecturas de ADALINE y MADALINE son esencialmente las mismas que las del Perceptrón. Ambas estructuras usan neuronas con funciones de transferencia escalón. La red ADALINE está limitada a una única neurona de salida, mientras que MADALINE puede tener varias. LA diferencia fundamental respecto al Perceptrón se refiere al mecanismo de aprendizaje ADALINE y MADALINE utilizan la denominada regla delta de Hidrow-Hoff o regla del mínimo error cuadrado medio(LMS), basada en la búsqueda del mínimo de una expresión del error entre la salida deseada y la salida lineal obtenida antes de aplicarle la función de activación escalón. Debido a esta nueva forma de evaluar el error, estas redes pueden procesar información analógica, tanto de entrada como de salida, utilizando una función de activación lineal o sigmoideal.

En cuanto a la estructura de la ADALINE, es casi idéntica a la del Perceptrón elemental, sus autores la consideran formada por un elemento denominado combinador adaptativo lineal(ALC), que obtiene una salida lineal(s) que puede ser aplicada a otro elemento de conmutación bipolar, de forma que si la salida del ALC es negativa, entonces la salida de la red ADALINE es -1.

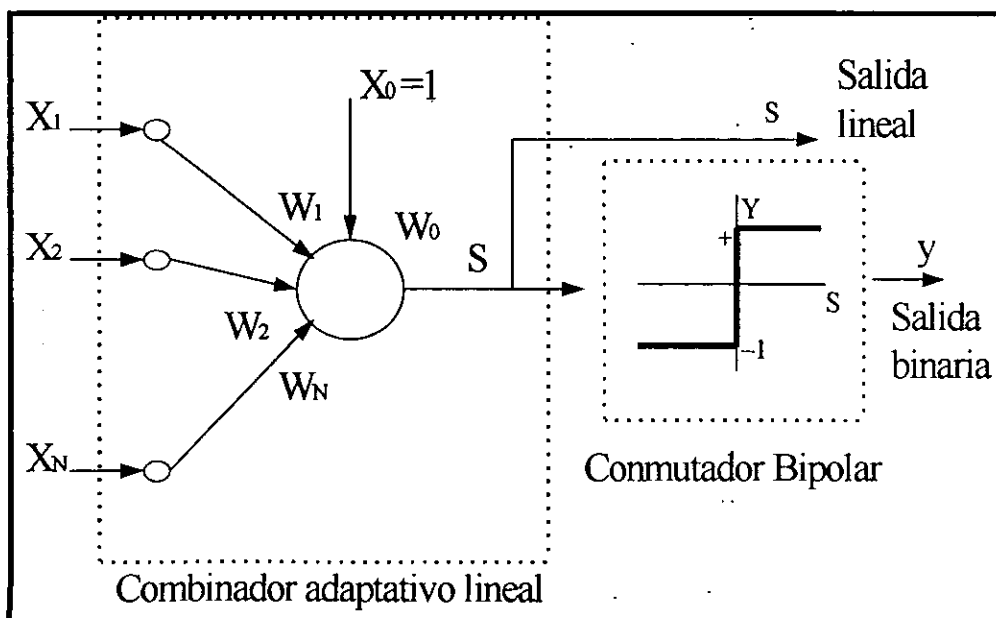


Fig. 4-3 Adaline/Madaline

El ALC realiza el cálculo de la suma ponderada de las entradas:

$$s = w_0 + \sum_{j=1}^N w_j x_j$$

Como en el caso del Perceptrón, el umbral de la función de transferencia se representa a través de una conexión ficticia de peso  $w_0$ .

Esta es la salida lineal que genera el ALC. La salida binaria correspondiente de la red ADALINE es, por tanto:

$$y(t+1) = \begin{cases} +1 & s > 0 \\ y(t) & s = 0 \\ -1 & s < 0 \end{cases}$$

La red adaline se puede utilizar para generar una salida analógica utilizando un conmutador sigmoideal, en lugar de binario; en tal caso, la salida  $y$  se obtendrá aplicando una función sigmoideal, como la tangente hiperbólica o la exponencial.

La red MADALINE es una combinación de módulos ADALINE básicos en una estructura de capas que supera algunas de las limitaciones de la red ADALINE original.

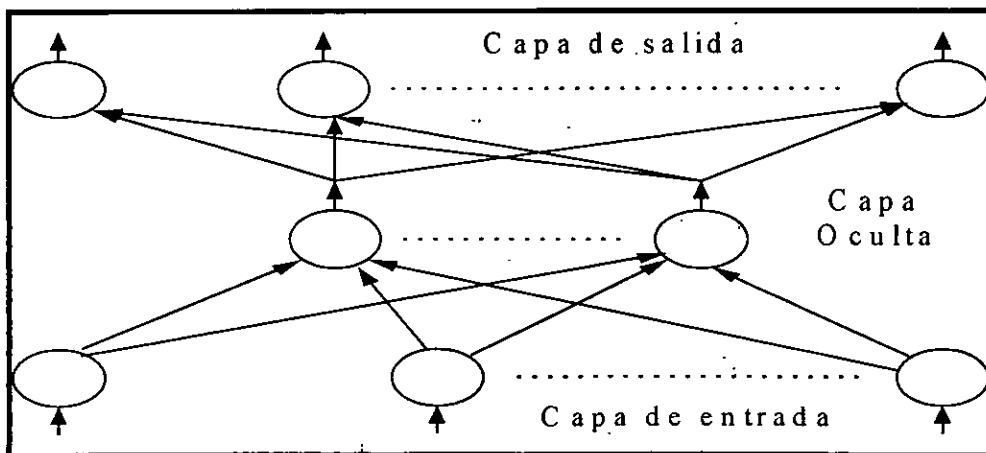


Fig. 4-4 Red Madaline

El entrenamiento de estas redes no puede ser el mismo que el de la red ADALINE. El algoritmo LMS podría aplicarse a la capa de salida, puesto que se conoce el vector de salida deseado para cada una de las tramas de entrada de entrenamiento.

in embargo, lo que se desconoce es la salida deseada para los nodos de cada una de las capas ocultas. Además, el algoritmo LMS funciona para las salidas lineales del combinador adaptativo y no para las digitales de ADALINE. La forma de aplicar las ideas del algoritmo LMS para entrenar una estructura tipo MADALINE pasa por sustituir la función de salida por una función continua derivable.

### IV.3 Modelo Backpropation

En 1986, Rumelhart, Hinton y Williams, se basaron en trabajos de otros investigadores para formalizar un método para que una red neuronal aprendiera la asociación que existe entre los patrones de entrada a la misma y las clases correspondientes, utilizando más niveles de neuronas que los utilizó Rosenblatt para desarrollar el Perceptrón.

Este método conocido en general como backpropagation, está basado en la generalización de la regla delta, a pesar de sus propias limitaciones, ha ampliado de forma considerable el rango de aplicaciones de las redes neuronales.

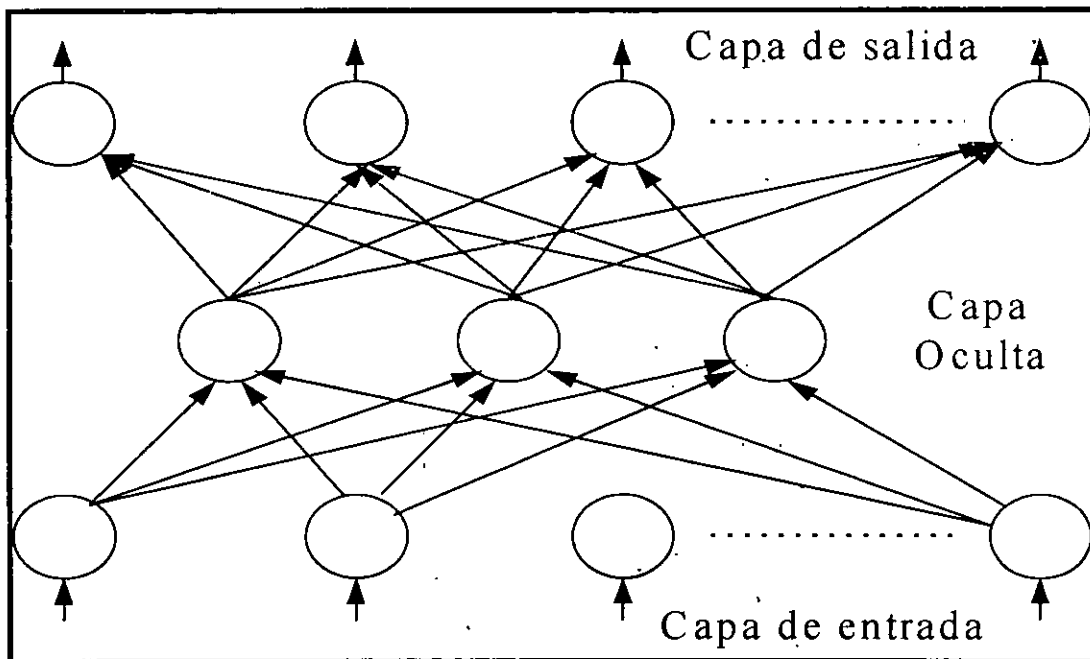


Fig. 4-5 Red de Backpropation

El algoritmo de propagación hacia atrás, o retropropagación, es una regla de aprendizaje que se puede aplicar en modelos de redes con más de dos capas de células.

Una característica importante de este algoritmo es la representación interna del conocimiento que es capaz de organizar en la capa intermedia de las células para conseguir cualquier correspondencia entre la entrada y la salida de la red. En muchos casos es imposible encontrar los pesos adecuados para establecer la correspondencia entre la entrada y la salida mediante una red sin



capas intermedias. Con una capa de neuronas ocultas, si es posible establecer dicha correspondencia.

De forma simplificada el funcionamiento de una red de backpropagation consiste en un aprendizaje de un conjunto predefinido de pares de entradas-salidas dados como ejemplo, empleando ciclo propagación-adaptación de dos fases: primero se aplica un patrón de entrada como estímulo para la primera capa de las neuronas de la red, se va propagando a través de todas las capas superiores hasta generar una salida, se compara el resultado obtenido en las neuronas de salida con la salida que se desea obtener y se calcula un valor del error para cada neurona de salida.

Después estos errores se transmiten hacia atrás, partiendo de la capa de salida, hacia todas las neuronas de la capa intermedia que contribuyan directamente a la salida, recibiendo el porcentaje de error aproximado a la participación de la neurona intermedia en la salida original.

Este proceso se repite, capa por capa, hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido un error que describa su aportación relativa al error total. Basándose en el valor del error recibido, se reajustan los pesos de conexión de cada neurona, de manera que en la siguiente vez que se presente el mismo patrón, la salida esté más cercana a la deseada; es decir, el error disminuya.

La importancia de esta red consiste en su capacidad de autoadaptar los pesos de las capas intermedias para aprender la relación que existe entre un conjunto de patrones dados como ejemplo y sus salidas correspondientes.

Para poder aplicar esa misma relación, después del entrenamiento, a nuevos vectores de entrada con ruido o incompletas, dando una salida activa si la nueva entrada es parecida a las presentadas durante el aprendizaje. Esta característica importante, que se exige a los sistemas de aprendizaje, es la capacidad de generalización, entendida como la facilidad de dar salidas satisfactorias a entradas que el sistema no ha visto nunca en su fase de entrenamiento. La red debe encontrar una representación interna que le permita generar las salidas deseadas cuando se le dan las entradas de entrenamiento y que pueda aplicar, además, a entradas no presentadas durante la etapa de aprendizaje para clasificarlas según las características que compartan con los ejemplos de entrenamiento.

#### IV.4 Modelo Hopfield

Sin duda uno de los principales responsables del desarrollo que ha experimentado el campo de la computación neuronal ha sido J. Hopfield, quien construyó un modelo de red con el número suficiente de simplificaciones para poder extraer analíticamente información sobre las características relevantes del sistema, conservando las ideas fundamentales de las redes construidas en el pasado y presentando una serie de funciones básicas de sistemas neuronales reales.

Además, Hopfield supo establecer un paralelismo entre su modelo y ciertos sistemas extensamente estudiados en física estadística, lo cual ha permitido aplicar todo un conjunto de técnicas bien conocidas en este campo y, con ello, producir un avance en la comprensión del funcionamiento de las redes neuronales.

Con su aportación, Hopfield redescubrió el mundo casi olvidado de las redes autoasociativas, caracterizadas por una nueva arquitectura y nuevo funcionamiento, al que tuvo que añadir otro tipo de reglas de aprendizaje.

Este modelo de Hopfield consiste en una red monocapa con  $N$  neuronas cuyos valores de salida son binarios : 0/1 ó -1/+1. En la versión original las funciones de activación de las neuronas eran de tipo escalón, por lo que se trataba de una red discreta, ya que posteriormente Hopfield desarrolló una versión continua con entradas y salidas analógicas utilizando neuronas con funciones de activación tipo sigmoideal.

Cada neurona de la red se encuentra conectada a todas las demás. Además, los pesos asociados a las conexiones entre pares de neuronas son simétricos. Esto significa que el peso de la conexión de una neurona  $i$  con otra neurona  $j$  es de igual valor que el de la conexión de la neurona  $j$  con la  $i$  ( $w_{ij} = W_{ji}$ ).

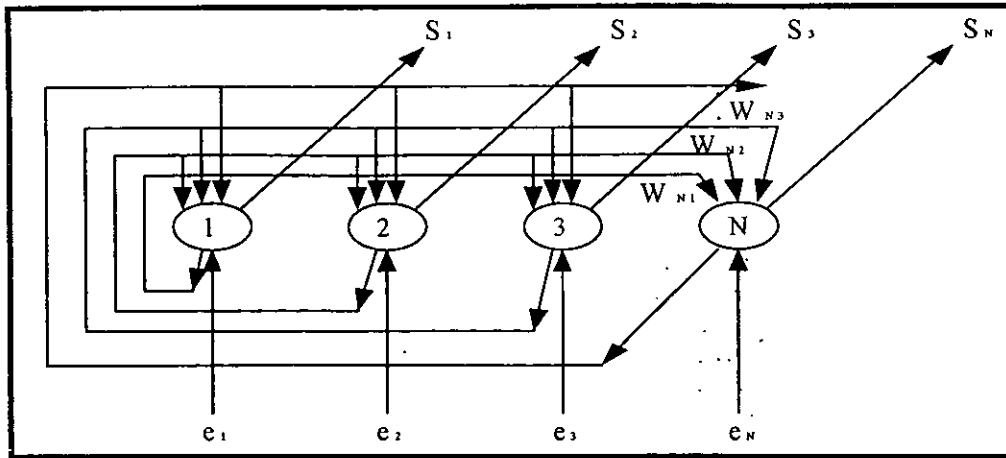
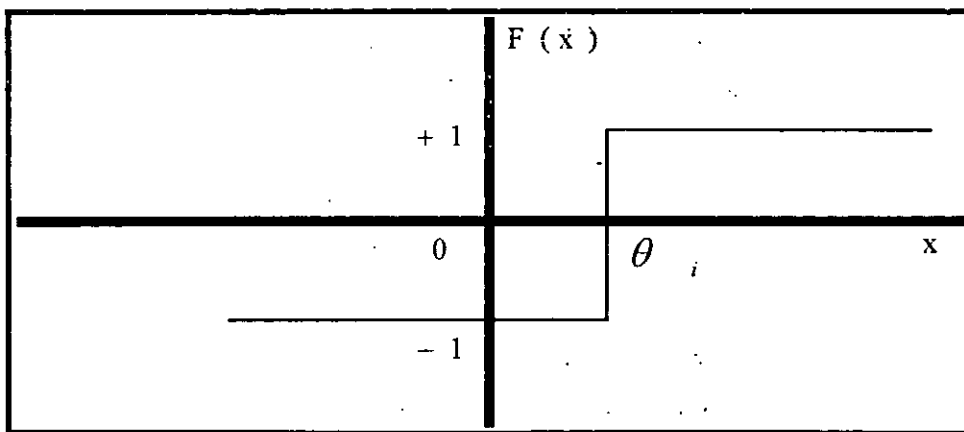


Fig. 4-6 Red Hopfield

La versión discreta de esta red fue ideada para trabajar con valores binarios  $-1$  y  $+1$ , por lo que, la función de activación de cada neurona ( $i$ ) de la red ( $f(x)$ ) es de tipo escalón.



$$f(x) = \begin{cases} +1 & \text{si } x > \theta_i \\ -1 & \text{si } x < \theta_i \end{cases}$$

Cuando el valor de  $x$  coincide exactamente con  $\theta_i$ , la salida de la neurona  $i$  permanece con su valor anterior.  $\theta_i$  es el umbral de disparo de la neurona  $i$ , que representa el desplazamiento de la función de transferencia a lo largo del eje de ordenadas. En el modelo de Hopfield discreto suele adoptarse

un valor proporcional a la suma de los pesos de las conexiones de cada neurona con el resto.

## **Funcionamiento**

Una de las características de este modelo, es que se trata de una red autoasociativa, Así, varias informaciones diferentes pueden ser almacenadas en la red, como si se tratara de una memoria, durante la etapa de aprendizaje, si se presenta a la entrada alguna de las informaciones almacenadas, la red evoluciona hasta estabilizarse, ofreciendo entonces en la salida la información almacenada, que coincide con la presentada en la entrada.

Si la información de entrada no coincide con ninguna de las almacenadas, por estar distorsionada o incompleta, la red evoluciona generando como salida la más parecida.

La información que recibe esta red debe haber sido previamente codificada y representada en forma de vector con tantas componentes como neuronas (N) tenga la red.

Esta información es aplicada directamente a la única capa de que consta la red, siendo recibida por las neuronas de dicha capa. Si se considera una neurona concreta de la red, esta neurona recibiría como entrada las salidas de cada una de las otras neuronas, valores que inicialmente coincidirán con los de entrada, multiplicadas por los pesos de las conexiones correspondientes.

La suma de todos estos valores constituirá el valor de entrada neta de la neurona, al que le será aplicada la función de transferencia, obteniéndose el valor de salida correspondiente, 0/1 ó -1/+1 si la red es discreta, y un número real en el rango  $[0,1]$  ó  $[-1,1]$  si es continua.

Este proceso continúa hasta que las salidas de las neuronas se estabilizan, lo cual ocurrirá cuando dejen de cambiar de valor. Entonces, el conjunto de estos (N) valores de salida de todas las neuronas constituye la información de salida que ha generado la red, que se corresponderá con alguna de las informaciones que durante la etapa de aprendizaje fueron almacenadas en la misma.

## CONCLUSIÓN

Uno de los objetivos principales que persigue el ser humano desde mucho tiempo atrás es el trasladar su inteligencia a las máquinas, de ahí que las redes neuronales nos enseñen la forma de sistematizar sofisticadamente la relación hombre-máquina y se vaya desplazando hacia entornos más parecidos como al universo o al funcionamiento de la madre naturaleza; hay que recordar que el hombre no inventa solamente descubre, este es el gran reto para el próximo milenio y una de las áreas primordiales para el siglo XXI es establecer la revolución de los lenguajes y las redes neuronales será la herramienta técnica y científica que diseñará las diferentes interfaces de las nuevas generaciones de las computadoras neuronales.

La capacidad de captar ideas, imágenes, estímulos y la asimilación de los mismos, sus respuestas a problemas de manera inmediata, son por citar algunas de las características más importantes del sistema neurológico en el hombre.

Al reproducir estas características en una máquina (sistema de cómputo), sin duda la tecnología tendría un gran avance, las computadoras actuales quedarán atrás y los sistemas de cómputo funcionarían por medio de redes neuronales, por lo cual esto tendría un gran peso para otros campos de investigación en la ciencia.

Este trabajo de investigación nos muestra lo que en realidad el hombre no ha profundizado lo suficiente al estudio de la función de un sistema neurológico y como simularlo.

Ya que el funcionamiento neuronal ha sido simulado a través de modelos matemáticos para poder ser implantados por hardware y/o software a partir de modelos computacionales.

Indudablemente el hombre podría llegar a obtener avances impresionantes si se adentrara a la investigación de este tema.

## BIBLIOGRAFÍA

(1).- NEUROL NETWORKS

James A. Freeman /David M. Skapura  
Ed. Addison 1992

(2).- NEUROL COMPUTATION AND SELF-ORGANIZING MAPS.

Helge Ritter/Thomas Martínez/Klaus Schulten  
Ed. Addison 1992

(3).- NEURONAL NETWORKS

Cliffard Lau  
Ed. IEEE 1991

(4).- REDES NEURONALES ARTIFICIALES

José R. Hilera / Víctor J. Martínez  
Ed. Rama 1995

(5).- BIOINGENIERÍA

Pat Murphy  
Ed. ISA 1992

(6).- INGENIERÍA ARTIFICIAL

José Mumpin Poblet  
Ed. Mar Combo 1987

(7).- INGENIERÍA ARTIFICIAL

Elaine Rich/Kevin Knigth  
Ed. Mc Graw Hill 1994

(8).- FOUNDATIONS OF NEURAL NETWORKS

Taron Khanna  
Addison-Wesley 1990

(9).- FUNDAMENTOS DE REDES NEURONALES

Patrick K. Simpson  
Ed. Rose 1985

(10).- NEURAL NETWORK PRINCIPLES

Robert L. Harvey

Ed. Printice-Hall 1994

(11).- BIOFÍSICA

M. V. Volkenstein

Ed. Mir Moscú 1997

(12).- EL SISTEMA NERVIOSO HUMANO

Murray L. Bar

Ed. Harla 1995

(13).- THE AMATEUR SCIENTIST

Drew Van Camp .

Ed. Scientific Americanan 1993

(14).- PROYECTO PARA UN CEREBRO

William R. Ashby

Ed. Tecnos, S.A. Madrid 1980

(15).- INTRODUCTION TO ARTIFICIAL NEURAL SYSTEM

Jacek M. Zurada

Ed. Publishing Company 1992

(16).- APUNTES DE BIOINGENIERÍA

Arturo Ocampo Álvarez

ENEP ARAGÓN

### **Páginas de Internet**

(17).- <http://www.neurona.com>

(18).- <http://www.redes.com>

(19).- <http://www.nervioso.com>