



**UNIVERSIDAD NACIONAL
AUTÓNOMA DE MÉXICO**

**DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO DE LA
FACULTAD DE INGENIERÍA**

**DISEÑO ELECTRÓNICO DE UNA NEURONA CON
SINAPSIS VOLTAJE FRECUENCIA, FUNCIÓN DE
RESPUESTA DE UMBRAL DE FRECUENCIA Y RETARDO
AXÓNICO**

T E S I S

**QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRO EN INGENIERÍA
PRESENTA**

ANTONIO MARTÍN GARCÉS MADRIGAL

DIRECTOR DE TESIS: M. en C. JOSÉ LUIS PÉREZ SILVA

MÉXICO D.F.

2005



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

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

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

Índice

| | |
|--|-----------|
| Introducción | 2 |
| Capítulo 1 Modelo de la Neurona | |
| Neurona biológica | 6 |
| Fundamentos de las neuronas artificiales | 10 |
| Modelo general de neurona artificial | 13 |
| Realización de neuronas artificiales | 16 |
| Capítulo 2 Desarrollo de los circuitos | |
| Opciones de los circuitos | 21 |
| Modelo electrónico de la Neurona Artificial Propuesta. | 21 |
| Sumador | 22 |
| Modulador | 25 |
| Integrador | 31 |
| Circuito discriminador de umbral de frecuencia | 33 |
| Demodulador frecuencia-voltaje | 42 |
| Retardo axónico | 42 |
| Modificación de los perfiles de amplitud de salida | 43 |
| Circuito propuesto | 45 |
| Capítulo 3 Pruebas dinámicas de los circuitos | |
| Pruebas dinámicas de los circuitos | 48 |
| Circuito de una neurona | 48 |
| Circuito de dos neuronas | 55 |
| Conclusiones | 73 |
| Bibliografía | 74 |

Introducción

En la actualidad existen productos de *software* y *hardware* basados en *ingeniería neuronal* de los cuales es posible encontrar una amplia bibliografía, incluso dichos productos se encuentran disponibles comercialmente (lectoras de cheques, reconocedores ópticos de caracteres, equipo electrodoméstico), lo que muestra una aparente etapa de madurez en el área.

Sin embargo, el potencial de desarrollo que presenta esta rama de la Ingeniería dista mucho de llegar a esa plenitud con la que comúnmente es vista, más aún si la comparamos con el nivel de avance de las computadoras digitales, particularmente para los especialistas del área así como en el de sus contrapartes del campo biológico. Un elemento diferencial evidente entre las neuronas biológicas y las neuronas artificiales es la capacidad de las primeras para resolver problemas tan complejos como el caminar, conducir un automóvil, tocar música, pensar, etc, en tanto que en las neuronas artificiales se observan limitaciones inherentes que van desde la complejidad de su análisis y construcción hasta su simplificación conceptual; pese a ello, estos esquemas han logrado posicionarse en la realización de tareas que implican complejos algoritmos en el manejo y procesamiento de información, entre otros: minería de datos, reconocimiento de caracteres y escritura, reconocimiento de voz e imagen, control de robots, predicción de variables financieras, económicas y de preferencias de opinión, entre otros¹. Sin embargo la necesidad de contar con comportamientos más complejos ha llevado a los especialistas del área a buscar nuevos paradigmas para mejorar los esquemas actualmente utilizados^{2,3,4,5}. Esta problemática es en parte una inspiración para la búsqueda de esquemas neuronales artificiales más complejos que permitan incrementar sus capacidades

¹ Neural Stock®, Attrasoft®, Optimach®, Dragon Voice®, Pandora®, Graffit@i, Neurobot, RoboKoneko. Marcas y Proyectos registrados por sus propietarios

² British Journal of Nature, July 2000, "A New Generation of Integrated Neurochips".

³ C. Mead. , Neuromorphic Electronic Systems, Proceedings of IEEE, 78 (10), Oct. 1990.

⁴ A. Prieto, A. Andreou, Microelectronics for Bio-Inspired Systems, Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 30 (2), pp. 87-90, 2002.

⁵ SpikeForce:Real Time Spiking Neurons for Robots Control., <http://www.spikefore.org> 2001.

de procesamiento de información.

La incógnita es: ¿cómo incrementar las posibilidades de acción de la neurona artificial con base en sus propiedades y no sólo basándose en la complejidad de interconexión de la misma?

Una posible respuesta se puede obtener en el trabajo de los neurofisiólogos. En particular sabemos que la ingeniería neuronal tuvo sus orígenes en esas investigaciones, sin embargo, debido a la complejidad de los esquemas analizados y propuestos se ha dado una separación entre estos campos, pues la ingeniería ha optado por la simplificación de los esquemas, en tanto que la fisiología considera de fundamental importancia la complejidad del esquema para la obtención de los comportamientos.

Por esto nos proponemos el objetivo de desarrollar un modelo electrónico de neurona que incluya algunos comportamientos básicos de las *neuronas biológicas* (NB) que han sido descartados en los modelos comunes de neurona artificial (NA)^{6,7,8}, entre otros: el manejo de señales codificadas en frecuencia, aplicación de umbrales de frecuencia para controlar el nivel de disparo de la neurona, modulación de las señales de salida, manejo de múltiples señales de salida, pero adaptándolos al probado desarrollo de las *neuronas artificiales* (NA).

El hecho de incluir estas variantes y proponerlas para su construcción física estriba en la complejidad asociada al análisis matemático de estos sistemas⁹ y por el interés de proponer un prototipo que nos permita generar algunos comportamientos presentes en un *procesador neuronal biológico*, en lo que por

⁶ McCulloch W.S. and Pitts 1943, "A logical calculus of ideas imminent in nervous activity" *Bulls. Maths Biophysics*, 5pp 115-133.

⁷ Widrow, B. and Winter R. 1988, "Neural nets for adaptive filtering and adaptive pattern recognition" *Computer*, March, pp. 25-29

⁸ Hopfield, J.J. 1982 "Neural Networks and Physical Systems with emergent collective computational abilities", *Proceedings of the National Academy of Science*, 79, pp. 2254-2258.

⁹ QUINTANA, Thierry Sergio, Análisis comparativo de dos modelos de procesador neuronal, Tesis de maestría en Ingeniería, U.N.A.M., México 1997.

el momento definiremos como *neurona artificial ampliada*^{10,11,12}, y con ello obtener su relación entrada salida y mostrar algunos comportamientos básicos de circuitos multineurona.

La metodología a la que nos apegaremos para lograr estos objetivos es:

- Analizar los esquemas de neurona utilizados actualmente para incluir los elementos funcionales que creemos son necesarios para incrementar las posibilidades de acción de la neurona artificial.
- Desarrollar los modelos matemáticos de estos elementos para diseñar los circuitos electrónicos que se adapten a estos comportamientos.
- Realizar pruebas de operación en cada uno de estos circuitos.
- Acoplar los circuitos para conformar la neurona ampliada y realizar las pruebas de operación global de la neurona.
- Realizar el acoplamiento en pequeños grupos de neuronas con el fin de verificar la dinámica de operación de las neuronas artificiales ampliadas.

Para adaptarnos a la metodología propuesta, el trabajo se desarrolla en tres capítulos: en el primero realizaremos una breve revisión de la neurona biológica, compararemos los esquemas de la neurona biológica y la neurona artificial y su modelado matemático, así mismo propondremos el esquema de desarrollo para la neurona ampliada. En el segundo desarrollaremos los circuitos que conforman la neurona ampliada y verificaremos la operación de los mismos, de manera individual y acoplados y finalizaremos en el capítulo tres con una serie de pruebas sobre algunos comportamientos de interés en esquemas de una y dos neuronas.

La neurona artificial ampliada a la que se desea llegar incluirá elementos que aumentan la capacidad de procesamiento de información que el procesador

¹⁰ PÉREZ SILVA, José Luis, Garcés Antonio y otros ,2002 “Diseño Electrónica de una Neurona con Sinapsis Voltaje Frecuencia, Función de respuesta a Umbral de Frecuencia y Retardo Axónico”, XVII congreso de la Sociedad Mexicana de Instrumentación

¹¹ PÉREZ J.L. y Garcés A, y otros Electronic Model of Voltage to Frequency and Frequency to Voltage Conversion, Third international Workshop of Mixed Mode Integrated Circuits and Applications, IEEE 1999 pags. 171-174

¹² GARCÉS, A. y Pérez S. J.L., 2005 “Modelo de Neurona con Umbral de Frecuencias”, XX Congreso de la Sociedad Mexicana de Instrumentación.

neuronal recibe, incrementando la variedad de parámetros con los que puede operar y que nos reporta un mayor número de variables a controlar, incluyendo las que actualmente utilizan las neuronas artificiales y otras adicionales no presentes en éstas. Para lograrlo, incluiremos comportamientos de codificación en frecuencia de las señales observados por los neurofisiólogos en las neuronas biológicas, obteniendo con ello la capacidad de manejar de manera complementaria o aún de forma independiente los parámetros de amplificación, filtrado y manejo de umbrales en las señales que opera la neurona, tener la posibilidad de contar con múltiples salidas de manera simultánea y aún lograr que una sola neurona tenga diferentes comportamientos de operación, adaptándose a las señales o interconexiones de su entorno, aproximándonos más a los perfiles de comportamiento presentes en las neuronas biológicas.

Capítulo 1 Modelo de Neurona

Con el fin de obtener una propuesta de modificación de un esquema de neurona artificial a partir de los esquemas encontrados en las neuronas biológicas, haremos una revisión de la fisiología de las neuronas así como de la estructura y modelo matemático general utilizado en la actualidad, con el fin de llegar a proponer el modelo de neurona artificial ampliada dentro de un posible marco de reunión entre estas dos disciplinas.

Neurona Biológica¹³

Como se ha mencionado anteriormente, retomaremos la lectura de la propuesta clásica de las neuronales biológicas con el fin de introducir algunos de esos comportamientos a una estructura conocida de neuronal artificial. En la figura 1.1 encontramos un esquema de neurona biológica:

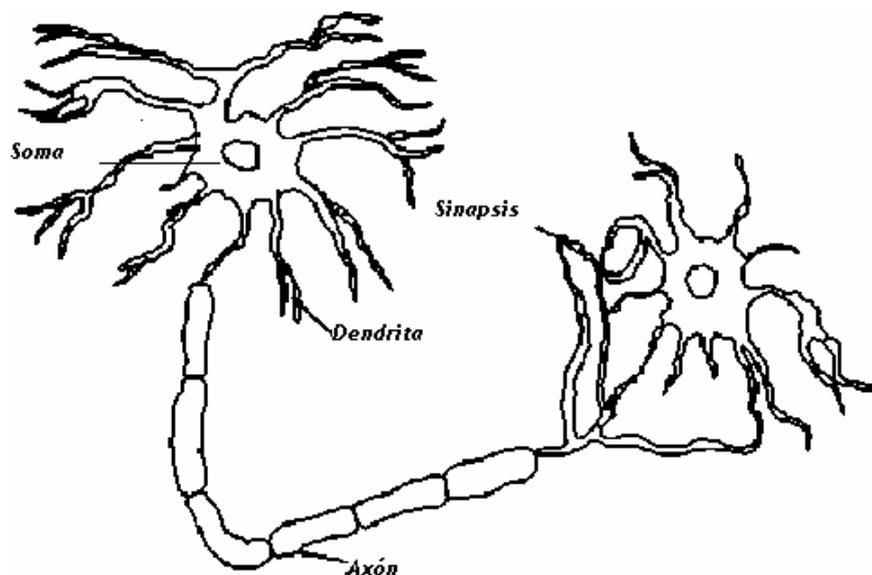


Figura 1.1. La neurona biológica.

¹³ DEL BRÍO, Martín y Sanz Molina, Redes Neuronales y Sistemas Borrosos, Editorial RA-MA España.

El modelo de la neurona biológica se describe como un cuerpo celular dividido en tres partes:

- Soma o cuerpo de la neurona
- Axón o canal de salida del soma
- Las dendritas, o canal de entrada a través de los cuales se conectan las señales provenientes de otros axones

La descripción fisiológica indica que el mayor nivel de procesamiento de las señales que se manejan en una neurona sucede en el soma. La generación de la señal nerviosa está determinada por la membrana neuronal y los iones presentes a ambos lados de ella; la membrana presenta canales iónicos de dos clases, los canales pasivos y los activos. Los primeros son simples porosidades de la membrana y los segundos son canales que se abren o cierran ante la presencia de ciertas sustancias presentes en la neurona.

En estas condiciones el estado de reposo de la neurona está dado por un potencial interno de aproximadamente -60mV debido a las concentraciones de iones negativos en su interior. Sin embargo cuando las sustancias que activan los canales se hacen presentes, originan que el intercambio de iones en la membrana disminuya su potencial interno y una vez sobrepasando un cierto nivel (umbral de disparo, de alrededor de -45 mV), ocasionan una apertura abrupta de los demás poros en el soma causando un cambio en la polaridad de la misma llegando a lo que se denomina el potencial de acción de la neurona (aproximadamente 50 mV).

Este proceso como se indica, es de tipo químico y podemos resaltar que es por la liberación de sustancias de la neurona anterior (neurona presináptica) y de las propiedades de transmisión de estas sustancias en las dendritas de la neurona anterior, lo que permitirá el flujo de los iones (sustancias) hacia la membrana de esta última, generándose un proceso de integración de potencial eléctrico en

ella. Si el proceso de integración de iones es de tal magnitud que alcance y supere un determinado nivel, el umbral de disparo, entonces los canales activos en el soma de la membrana posterior se abrirán abruptamente causando un intercambio de iones que llevaran el soma hasta lo que se denomina el potencial de acción de la neurona.

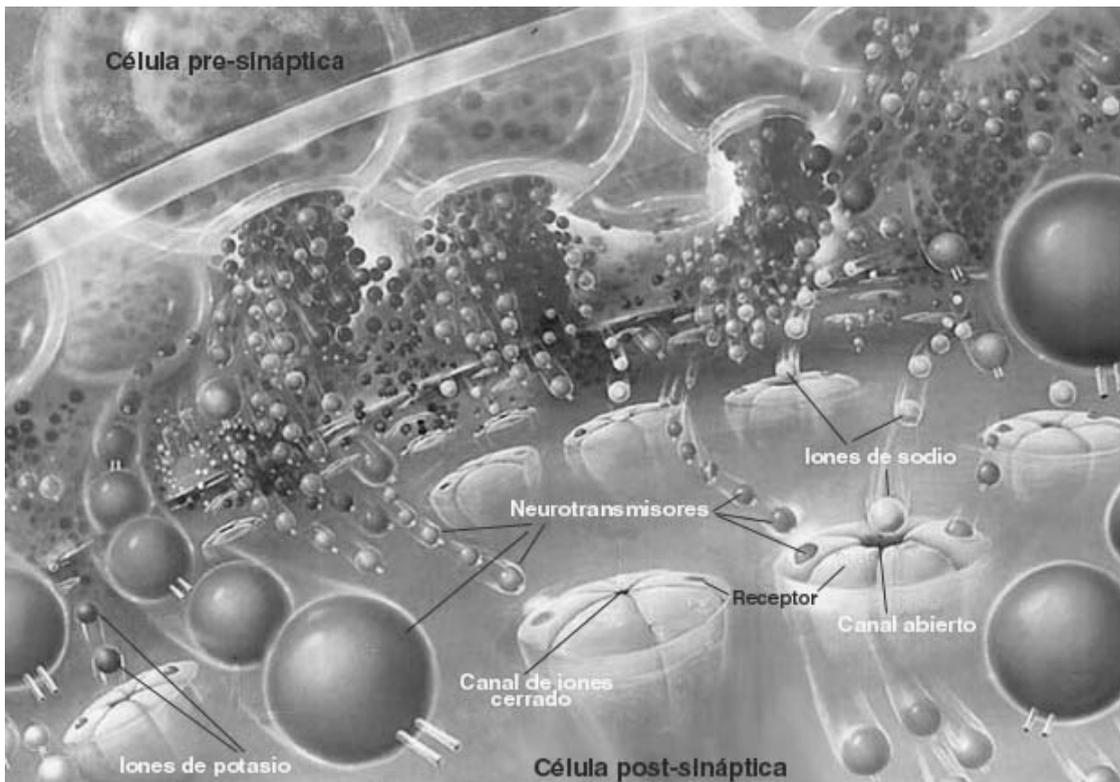


Figura 1.2. Fisiología de la neurona.

Este proceso se da en fracciones de milisegundo, tiempo después del cual la neurona regresa a su estado de reposo (o período refractario), siendo en este lapso que la neurona no puede interactuar con las señales provenientes de otras dendritas. Sin embargo si la estimulación que recibe la neurona es muy intensa, resulta que la activación de la misma se dará con mayor frecuencia conforme mayor sea el nivel de excitación, es decir, la excitación queda codificada en la frecuencia de los pulsos producidos. Es de importancia mencionar que este proceso no puede crecer indefinidamente y hay un límite superior acotado por la existencia del período refractario. Esta descripción nos proporciona una forma de

transmisión de la información de las neuronas, que si es no es la única, sí se considera la mas común.

En la siguiente tabla se indican algunos comportamientos que se presentan en las neuronas biológicas y en las neuronas artificiales, mostrando algún elemento o grupos de elementos que hayan sido simplificados del comportamiento de las primeras, indicando las diferencias.

| Neuronas biológicas | Neuronas artificiales | <i>Consideración de Ingeniería</i> |
|--|---|--|
| Respuesta continua | Respuesta continua | Actualmente aplicado |
| Umbral de disparo | Umbral de disparo | Actualmente aplicado |
| Potencial de acción | Nivel de saturación | Actualmente aplicado |
| Período refractario | Slew Rate (td, tf) | Actualmente aplicado |
| Procesamiento en el Soma | Integración y comparación de señales | Actualmente aplicado |
| Procesamiento de señales en el axón | Procesadores de señales de interconexión | Modelado complejo, no aplicado |
| Transmisión bidireccional de señales en el axón | Realimentación | Modelado complejo, no aplicado |
| Codificación en frecuencia de las respuestas de la neurona | Osciladores controlados por voltaje y por frecuencia | Modelado complejo, actualmente no aplicado |
| Entradas inhibitoras o excitadoras | Entradas inhibitoras o excitadoras | Actualmente aplicado |
| Memoria, retraso y corrimiento de las señales | Procesos de histéresis y registros de corrimiento | Modelado complejo, variantes del esquema |
| Redes neuronales con millones de unidades interconectadas | Redes neuronales con miles de procesadores neuronales | Actualmente aplicado |

Tabla 1. 1. Comparación entre neuronas biológicas y neuronas artificiales.

De la información mostrada en la tabla es importante mencionar que según la descripción fisiológica, la respuesta de la neurona codificada en frecuencia en ocasiones no se presenta cuando la distancia entre un par de neuronas es menor a 1mm. Esto podría ser considerado como una aprobación inmediata para los diseñadores de las neuronas artificiales, tomando en cuenta que esto se da más como una protección a la integridad de la señal que como un comportamiento fundamental, sin embargo de acuerdo a los neurofisiólogos, existen evidencias de que no sólo interviene el factor distancia, si no que se trata de una función desarrollada por la neurona.

Adicionalmente podemos mencionar que el modelo clásico de neurona biológica de Hodgkin y Huxley¹⁴ es similar a lo expuesto, es decir, la neurona proporciona su respuesta con base en trenes de pulsos de determinada frecuencia, a través de una conversión de voltaje a frecuencia, de tal forma que el nivel de activación de la neurona queda codificado en su frecuencia de disparo. La simplificación propuesta en las NA estima que la frecuencia de disparo es equivalente a una tensión continua, sin embargo al simplificarlo no queda evidencia funcional de este comportamiento ya sea en la operación local de la neurona o en la respuesta transmitida asociada a este factor y de esta forma se logra un circuito más simple de analizar

Como se mencionó en la presentación de este trabajo la pregunta a contestar es: ¿Cuáles alternativas del esquema biológico podrían ser las más convenientes de implantar en una neurona artificial? ¿Qué beneficios esperamos al manejar una mayor complejidad en las señales?

Fundamentos de las neuronas artificiales (NA)¹⁵

El estudio de las NA puede orientarse básicamente en dos direcciones: como modelos del sistema nervioso o de los fenómenos cognitivos. Las neuronas artificiales son sistemas que copian la estructura neuronal del cerebro para

¹⁴ HODGIN y Huxley, *Journal of Physiology* 1952, pags. 117 y 500-544

tratar de reproducir sus capacidades funcionales.

La estructura de las neuronas artificiales, está dada por un conjunto de células individuales ampliamente interconectadas entre sí. Se estima que el sistema nervioso contiene alrededor de 100 mil millones de neuronas, estas neuronas están constituidas por un cuerpo celular o soma del que surge un conjunto de ramificaciones compuesto por las dendritas y el axón. Desde el punto de vista funcional las neuronas constituyen procesadores de información sencillos que poseen un canal de entrada de información, las dendritas, un órgano de cómputo, el soma y un canal de salida, el axón.

La unión entre dos neuronas se denomina *sinapsis*. En dicha unión encontramos las neuronas presinápticas y las postsinápticas.

Las sinapsis son direccionales, es decir, la información fluye siempre en un solo sentido. Las señales nerviosas se pueden transmitir eléctrica o químicamente y la generación de dicha señal está determinada por la membrana neuronal. Como se ha mencionado anteriormente, la membrana contiene canales iónicos, algunos de ellos son de tipo pasivo, esto es, son simples poros de la membrana y otros de tipo activo en los que los poros se abren ante ciertas sustancias. Las corrientes iónicas que se forman provocan potenciales postsinápticos excitadores (positivos) o inhibidores (negativos), que se van integrando en el soma tanto de forma espacial, como de forma temporal; siendo éste el origen de la existencia de la sinapsis excitadora y la sinapsis inhibidora. Si se ha producido un suficiente número de excitaciones, la suma de los potenciales puede llegar a elevar el potencial de la neurona por arriba de su umbral de disparo, causando que se abran los canales iónicos activos, provocando una despolarización brusca de la neurona, llevándola a un potencial de reposo mínimo, también conocido como un potencial de reposo estable. Este proceso constituye la generación de un potencial de acción y que al propagarse a lo largo del axón da lugar a la transmisión eléctrica de la señal nerviosa. Tras haber sido provocado un potencial de acción, la neurona sufre un periodo refractario, durante el cual no

¹⁵ PÉREZ SILVA, José Luis, Garcés Antonio y otros, 2002, "Diseño Electrónica de una Neurona con Sinapsis Voltaje Frecuencia, Función de respuesta a Umbral de Frecuencia y Retardo Axónico", XVII congreso de la Sociedad Mexicana de Instrumentación.

puede generar un nuevo pulso.

Un hecho importante es que el pulso así generado es "digital", en el sentido de que existe o no pulso, asumiendo que todos ellos son de la misma magnitud. Ante una estimulación más intensa disminuye el intervalo entre pulsos, esto es, la neurona se disparará con mayor frecuencia, es decir, la excitación queda codificada en la frecuencia de los pulsos producidos. Por otra parte, la frecuencia de disparo de la neurona no puede crecer indefinidamente, sino que existe una frecuencia máxima de respuesta debido a la existencia del periodo refractario. La frecuencia de disparo oscila habitualmente entre uno y cien pulsos por segundo, aunque se sabe que algunas neuronas pueden llegar hasta los quinientos pulsos durante pequeños periodos de tiempo. No todas las neuronas se disparan generando pulsos de una frecuencia aproximadamente constante, pues la presencia de otras especies iónicas hace que diferentes tipos de neuronas, posean patrones de disparo distintos, en formas de trenes puros, paquetes de pulsos o aún llegando a presentar patrones más complejos.

Al generar un pulso eléctrico por el soma, el transporte activo que se produce a lo largo del axón permite que la señal pueda transmitirse a grandes distancias (hasta un metro), sin degradarse. El mecanismo aquí descrito constituye la forma más común de transmisión de la señal nerviosa, pero no es el único. Cuando las distancias que debe recorrer la señal es menor de un milímetro la neurona puede no codificar en frecuencia, sino enviar una señal continua, en la figura 1.3 se muestran algunas señales obtenidas de neuronas biológicas.

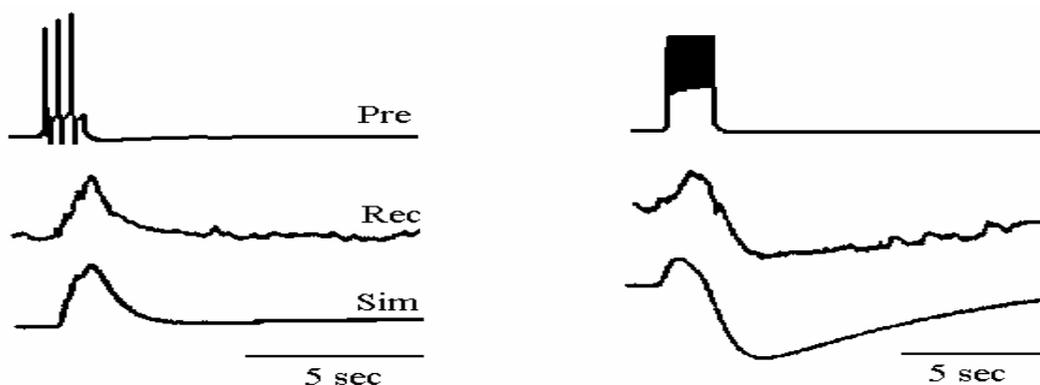


Figura 1.3. Señales electromiográficas de algunas neuronas.

*Modelo general de neurona artificial*¹⁶

Se denomina *procesador elemental o neurona* a un dispositivo simple de cálculo que a partir de un vector de entrada proporciona una única respuesta o salida. Los elementos que constituyen la neurona son los siguientes:

- Conjunto de entradas
- Pesos sinápticos que representan la intensidad de interacción entre las neuronas presinápticas y las neuronas postsinápticas
- Regla de propagación que proporciona el valor del potencial postsináptico de la neurona en función de sus pesos y entradas
- Función de activación que proporciona el estado de activación actual en función de su estado anterior y de su potencial postsináptico actual
- Función de salida, que proporciona la salida actual de la neurona en función de su estado de activación
-

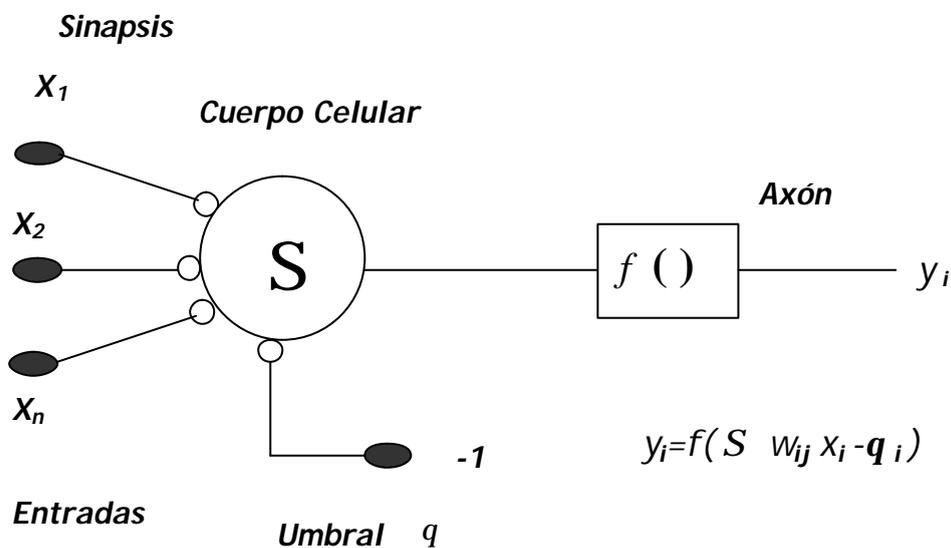


Figura 1.4. Modelo de la neurona estándar.

¹⁶ HILERA, J. R y Martínez V.J, Redes Neuronales Artificiales Fundamentos Modelos y Aplicaciones, Editorial RA-MA España.

De la neurona biológica a la artificial, el modelo del integrador con fugas

El modelo clásico de operación de la neurona biológica propuesto por Hodgkin y Huxley, considera que la membrana celular actúa como un capacitor, en el que a cada una de las especies iónicas que entran y salen a través de la membrana de la neurona equivalen a una corriente eléctrica. Por otra parte, la membrana presenta diferentes grados de oposición para cada tipo de ión, asignándole a esta oposición el equivalente a una resistencia eléctrica.

La capacitancia eléctrica asociada a la membrana celular integra dichas corrientes y la tensión así obtenida es finalmente convertida en trenes de pulsos de una determinada frecuencia. En definitiva, se llega a una conversión de voltaje a frecuencia, de manera que el nivel de activación de la neurona queda codificado en su frecuencia de disparo.

En la representación de un modelo de neurona artificial se ha simplificado el tren de pulsos de salida como un voltaje continuo durante el periodo de interés. Por otra parte, la membrana de la neurona se comporta como un capacitor que al recibir corrientes procedentes del exterior las integra en el tiempo, generando una respuesta de tipo no lineal, quedando descrito este modelo de neurona en la ecuación 1.1.

$$C \frac{dU}{dt} = -F + I \quad (1.1)$$

Donde U es el potencial de membrana, C su capacitancia, F representa las corrientes de fuga en la membrana de la neurona e I la suma de las corrientes sinápticas debidas a la acción de las entradas que recibe la neurona.

Considérese también que la acción de las demás neuronas sobre la neurona de interés es lineal y que la acción de cada una de ellas viene dada por ciertos acoplamientos W_{ij} de la sinapsis de entrada que nos dan una medida de la intensidad de interacción entre ese par de neuronas i y j . Por otra parte se

denota s_i a la aportación dada por el resto de las corrientes provenientes del entorno. Así considerado, se puede escribir la aportación total de corriente que recibe la neurona en la forma descrita por la ecuación 1.2:

$$I_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} V_j + s_i \quad (1.2)$$

Donde V_j son los potenciales generados por las j neuronas del exterior. Se puede observar que el elemento W_{ij} representa conductancias eléctricas. Por otra parte, se supone que las corrientes de fuga son función exclusiva de la neurona y_i , de manera que si una neurona presenta una mayor actividad de salida (mayor frecuencia de disparo), presentará mayores pérdidas, siendo representada esta fuga como una dependencia no lineal, quedando descrito el incremento de la frecuencia de disparo por la expresión 1.3:

$$F = g(y_i) \quad (1.3)$$

Siendo $g(.)$ una función monótona creciente que se considera que tiene inversa. De este modo, el modelo dinámico de la neurona queda dado por la ecuación 1.4:

$$C \frac{dU}{dt} = -g(y_i) + \sum_{j=1}^n w_{ij} V_j + s_i \quad (1.4)$$

De la ecuación 1.4 podemos observar que la representación es muy similar al modelo analógico de Hopfield basado en amplificadores.

Si se considera en la ecuación 1.4 que las entradas varían lentamente, considerándolas estables durante un periodo de tiempo, puede utilizarse la aproximación

$$\frac{dU}{dt} \approx 0,$$

De esta forma se obtiene la ecuación 1.5:

$$g(y_i) = \sum_{j=1}^n w_{ij} V_j + s_i \quad (1.5)$$

Si deseamos calcular la salida de la neurona, se tiene la ecuación 1.6:

$$y_i = g^{-1} \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} V_j + s_i \right) = f \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} V_j + s_i \right) \quad (1.6)$$

Donde $f(\cdot)$ es igual a $g^{-1}(\cdot)$. La ecuación 1.6 es conocida como *el modelo estático de la neurona*. De esta forma hemos visto que el modelo convencional (modelo estático) de la neurona artificial resulta ser una simplificación de modelos más elaborados y fieles a la realidad biológica. En el modelo de neurona artificial mostrado, se ocultan multitud de detalles, teniéndose en cuenta únicamente los rasgos esenciales de la operación de la neurona biológica, para así disponer de un modelo más sencillo que permita operarlo adecuadamente en colectividades de neuronas.

Realización de neuronas artificiales

El modo más habitual de analizar una neurona artificial consiste en simularla matemáticamente en una computadora digital, haciendo uso de programas de alto nivel, aunque de esta forma se pierde su capacidad de cálculo paralelo. Las prestaciones que ofrecen las computadoras actuales comúnmente resultan suficientes para resolver una gran cantidad de problemas prácticos, permitiendo la simulación de redes de tamaño considerable a una velocidad razonable.

Otra opción para estudiar una NA es aprovechar la capacidad de cálculo paralelo de las computadoras, tales como los sistemas multiprocesador, máquinas vectoriales, entre otras. Una orientación diferente consiste en llevar a cabo la emulación vía hardware de la neurona, mediante el empleo de sistemas basados en microprocesadores RISC o DSP. Estas estructuras suelen ser denominadas

placas aceleradoras, *neuroemuladores* o *neurocomputadoras*

El aprovechamiento a fondo de la capacidad de cálculo paralelo de las NA conduce a la realización vía hardware en forma de circuitos específicos que reflejan con cierta fidelidad el comportamiento de la neurona. La tecnología más empleada para ello es la *microelectrónica* del tipo *VLSI*, denominándose *chips neuronales* a los circuitos integrados así construidos, un ejemplo de ello es el de los chips neuronales que la empresa Sensory comercializa para el reconocimiento de voz.

Dentro de las opciones podemos encontrar desarrollos de tipo analógico que nos permiten contar con dispositivos neuronales que presentan comportamientos de un alto valor en cuanto a sus prestaciones de experimentación y un gran auxiliar en el análisis de las neuronas, ya que la dificultad y aún la posibilidad de aplicar en ocasiones herramientas matemáticas complejas nos llevan a buscar el camino de la experimentación mediante la construcción física de neuronas artificiales a través de circuitos electrónicos. Estas neuronas pueden ser las denominadas hacia adelante (*feedforward*), las cuales funcionan como aproximadores universales; sin embargo carecen de memoria dinámica ya que sus salidas sólo dependen de la entrada actual y de sus parámetros internos, aunque también pueden ser desarrolladas en arquitecturas recurrentes o dinámicas (DN). La experimentación de los modelos recurrentes ya sean simples o complejos es una de las claves del campo debido a la complejidad de los cálculos involucrados en las simulaciones y se presentan como una alternativa al aprovechar la ventaja inherente del paralelismo de las redes neuronales. Un fenómeno de sumo interés no sólo desde el punto de vista biológico, es la posibilidad de realizar en estas neuronas una codificación del tipo frecuencia-voltaje y al mismo tiempo realizar el acoplamiento de comportamientos con periódicos diferentes, pudiendo de esta forma llevar a cabo experimentos que no serían factibles de llevar a cabo en una computadora digital y que presentan, bajo este esquema de codificación, comportamientos completamente diferentes a los encontrados en los modelos

clásicos simplificados, como un ejemplo de lo anterior se muestra en la figura 1.5 un esquema de neurona con codificación en frecuencia¹⁷.

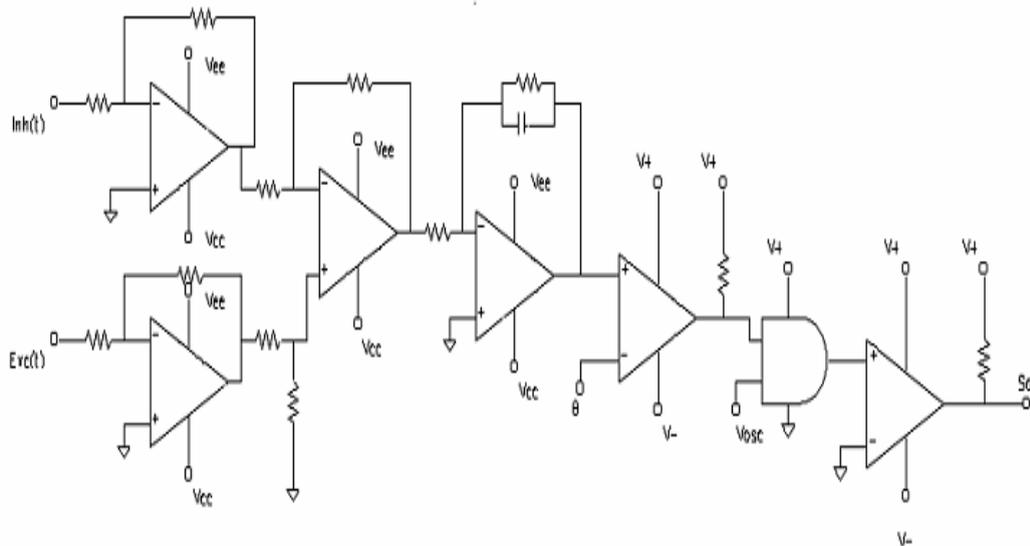


Figura 1.5. Diagrama esquemático de una neurona electrónica con codificación en frecuencia.

Otro fenómeno de sumo interés para desarrollar neuronas artificiales bajo la implantación de circuitos electrónicos es el de memoria a corto plazo que presentan las DN, ya que estos presentan intrínsecamente procesos de histéresis, como la que se presenta en la realimentación positiva en los amplificadores operacionales o a través de los amplificadores de transconductancia (OTA), que presentan perfiles de histéresis de tipo sigmoideo. En la figura 1.6 se presenta el circuito de una neurona que presenta el fenómeno de memoria a corto plazo¹⁸.

¹⁷ HERRERA, B. A, Quintana T. y Otros, 1998, "Electronic Implementation and Analysis of a Small Neural Network", XIII congreso de la Sociedad Mexicana de Instrumentación.

¹⁸ BAÑUELOS, M.A y Pérez Silva J.L., 2000, " Sigmoidal Hysteresis Electronic Circuit Used as Short Term Memory ", XV congreso de la Sociedad Mexicana de Instrumentación.

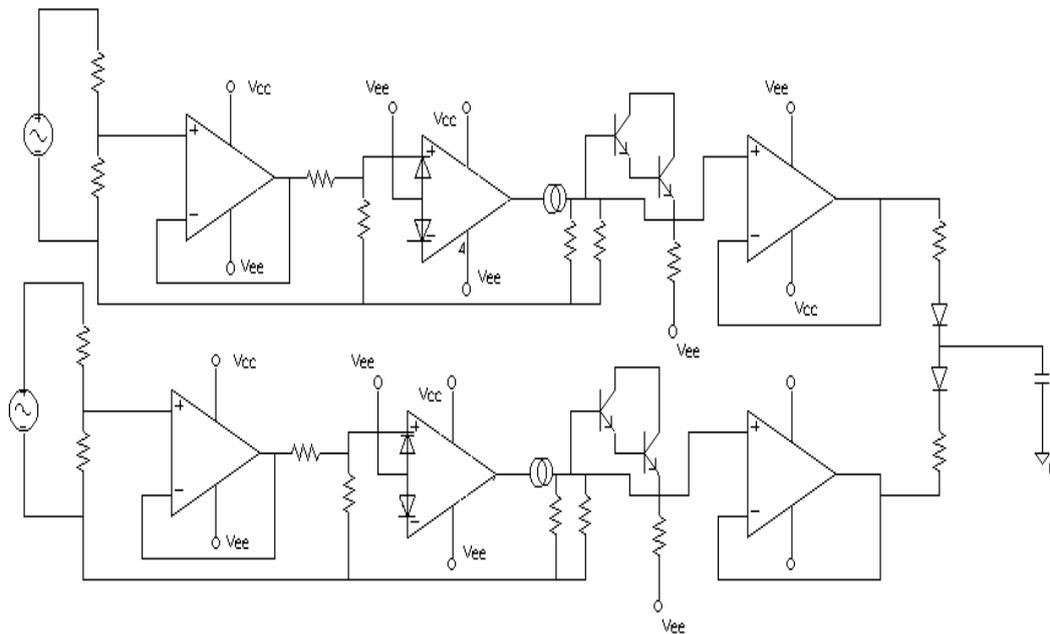


Figura 1.6. Diagrama esquemático de una memoria a corto plazo.

Pese a que la implantación de funciones complejas a través de esquemas analógicos requiere comúnmente menos componentes que los requeridos por otras implantaciones, éstas presentan la desventaja de la complejidad del análisis de sus comportamientos, lo que ha causado que sean menos utilizadas en la práctica¹⁹, sin embargo, dada la dificultad de simularlas en computadoras digitales y la complejidad de los métodos matemáticos requeridos para su estudio, creemos necesario presentar alternativas físicas que refuercen el desarrollo de esta rama de la ingeniería neuronal.

Descripción del circuito a desarrollar

Como se ha mencionado en el capítulo, se desarrollará una propuesta de neurona que aproveche las capacidades ya probadas de la neurona artificial y a partir de ésta añadir ciertos bloques funcionales que incrementen el número de

¹⁹ ARBIB M, Digital VLSI for Neural Networks, MIT Press Cambridge Massachussets, pags. 304-309 1995

operaciones básicas asociadas a las neuronas biológicas, entre ellas se incluirán un manejo de señales variantes en frecuencia en lugar de los bloques que solamente manejan señales de tipo continuo, que contengan parámetros libres adicionales que permitan establecer los intervalos de conversión voltaje-frecuencia y frecuencia-voltaje, consecuentemente se incluirá la posibilidad de hacer una discriminación de las frecuencias de salida de la neurona y se contará con la posibilidad de controlar el desplazamiento y perfil de las señales generadas. Toda esta operación neuronal se realizará de manera asíncrona y a partir de este modelo se realizarán pruebas de operación en circuitos que operen unidireccionalmente, así como de forma realimentada para mostrar algunas características de operación, con el fin de que proporcionen algunas ideas básicas al respecto de las modificaciones aplicadas a la neurona artificial base. De lo anterior se puede observar que se requiere añadir al interior de la neurona artificial la operación que convierta a frecuencia todas las señales internamente generadas en ésta. El diagrama de bloques a partir del cual desarrollaremos nuestro nuevo esquema se basa en un sumador y un integrador, introduciendo como variante el hecho de que las señales que entren y salgan de esta neurona estén codificadas en frecuencia y que a su vez pueda discriminar la frecuencia de las señales a manejar a partir de un cierto valor de frecuencia, permitiendo de esta forma seguir operando las señales que se introducen al integrador como señales de tipo continuo. De acuerdo a lo anterior se propone el diagrama de bloques que se muestra en la figura 1.7.

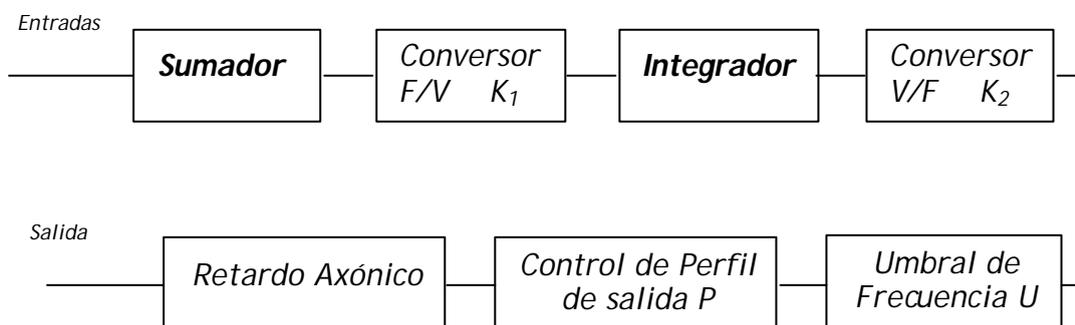


Figura 1.7. Diagrama de bloques de la neurona ampliada.

Capítulo 2 Desarrollo de circuitos

Como se mostró en el capítulo anterior, a los bloques originales de la neurona se les han añadido convertidores frecuencia a voltaje y voltaje a frecuencia²⁰ y un discriminador de frecuencias, un control de perfil de salida y un retardo axónico, todo esto con el fin de que las señales transmitidas y recibidas por la neurona sean señales codificadas en frecuencia así como un discriminador de umbral de las frecuencias a las que el circuito responderá. Asociados a estos bloques tenemos parámetros de relación de conversión dados por k_1 (relación de conversión de frecuencia a voltaje), k_2 (relación de conversión de voltaje a frecuencia), u (umbral de discriminador de frecuencias), y p (formador del perfil de salida de la neurona) a través de los cuales se realizarán las conversiones asociadas a cada uno de estos bloques funcionales.

Opciones de los circuitos

La construcción de los circuitos adicionales de la neurona artificial puede estar dada a partir de esquemas propietarios o de diseños propios de acuerdo a nuestras necesidades. Dado que requerimos circuitos que realicen estas funciones de manera sencilla y versátil desarrollaremos aquellos que realicen las operaciones propuestas.

Modelo electrónico de la Neurona Artificial Propuesta²¹

Nuestro modelo consta de los siguientes elementos funcionales:

- Sumador
- Integrador
- Conversor frecuencia voltaje

²⁰ PÉREZ J.L. y Garcés A, y otros Electronic Model of Voltage to Frequency and Frequency to Voltage Conversion, Third international Workshop of Mixed Mode Integrated Circuits and Applications, IEEE 1999 pags. 171-174

²¹ GARCÉS, A. y PÉREZ S. J.L., 2005, "Modelo de Neurona con Umbral de Frecuencias", XX Congreso de la Sociedad Mexicana de Instrumentación.

- *Convertor voltaje frecuencia*
- *Circuito discriminador de umbral de frecuencia*
- *Circuito de retardo*
- *Circuito formador de perfil de salida*

El sumador tiene la función de formar la entrada de las señales excitadoras e inhibitoras que llegan a la neurona. El convertidor frecuencia-voltaje demodula las señales para el sumador de entrada. El integrador proporciona el potencial de la neurona y la dinámica de la misma. El par convertidor de voltaje-frecuencia y el discriminador de umbral de frecuencia generan las ráfagas de salida moduladas de acuerdo a los comportamientos determinados por sus parámetros. El circuito de retardo permite hacer desplazamientos en tiempo de las señales generadas y el formador de perfil permite hacer variaciones en la forma de la señal de salida.

Los circuitos que conforman la neurona son de tipo análogo y nos proporcionan una respuesta continua modificada por los siguientes parámetros:

- Los que individualmente regulan los pesos.
- Las pendientes de conversión de voltaje y de frecuencia.
- El umbral de frecuencia.
- La forma y desplazamiento que se desee seleccionar.
- La forma en que la salida de la neurona se convierte en la entrada de cualquier otra neurona con el fin trabajar pequeñas redes de neuronas (sinapsis).

Sumador

El circuito sumador dado por la *figura 2.1* opera de la siguiente manera: el efecto de las N entradas presentes en las resistencias $R_1, R_2 \dots R_n$; puede ser

calculado aplicando el principio de superposición alrededor de la entrada V_- considerando nulas todas las entradas a excepción de la entrada V_1 observamos que:

$$V_1 = I_1 R_1$$

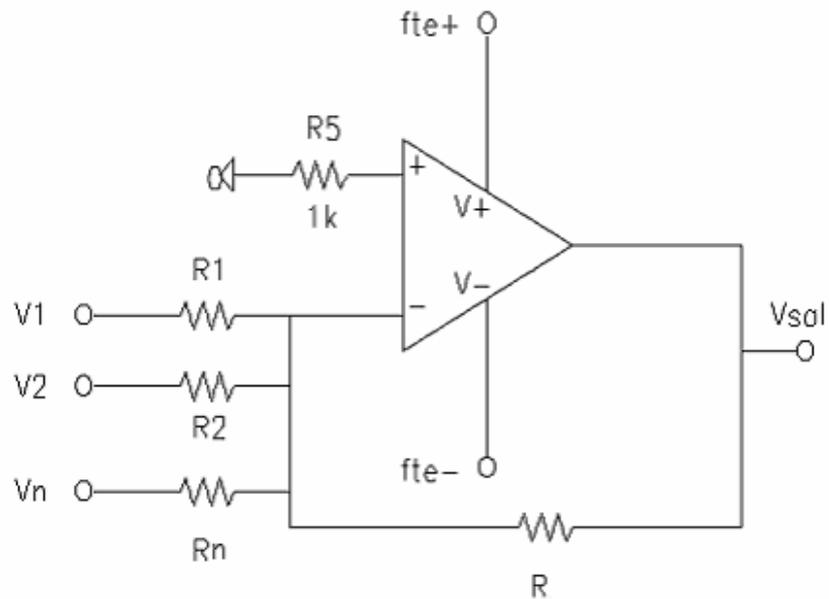


Figura 2.1. Diagrama del circuito sumador.

y dado que la corriente a la entrada V_- del amplificador es $\cong 0$ entonces la corriente a través de la resistencia de realimentación R es igual a I_1 dando como resultado la expresión $I_R = -I_1$, sustituyendo y despejando I_R tenemos que:

$$I_R = -(V_1/R_1)$$

Además observemos que $V_{sal} = I_R R$. Finalmente sustituyendo el valor de I_R , obtendremos la relación entre los voltajes de salida V_{sal} y entrada V_1 :

$$V_{sal} = (-R/R_1)V_1$$

Aplicando este razonamiento para cada voltaje de entrada V_i , obtendremos la contribución de cada uno de ellos al voltaje de salida V_{sal} , dando como resultado la ecuación 2.1:

$$V_{sal} = \sum_1^n V_i (-R/R_i) \quad (2.1)$$

Lo que nos muestra que el circuito cumple con la función propuesta. A continuación se muestran las gráficas de operación del circuito.

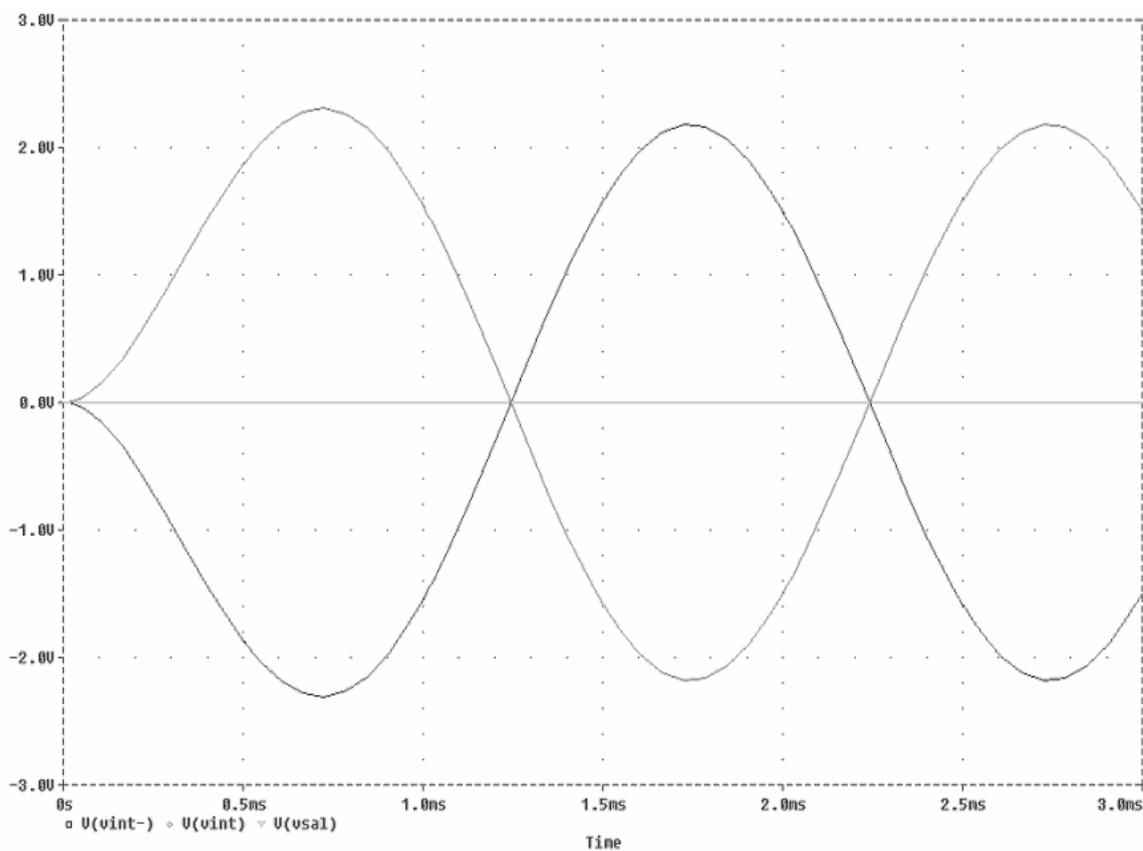


Figura 2.2. Verificación de la operación del sumador: Inverso aditivo.

Inverso aditivo. Como se muestra en la figura 2.2, dos señales senoidales, $sen(wt)$ y $cos(wt)$, son introducidas a un circuito sumador obteniéndose a la salida un nivel de voltaje de 0V (línea horizontal), con lo cual se verifica el comportamiento $a-a=0$ del circuito sumador.

Suma de dos señales iguales. Como se muestra en la figura 2.3, la señal senoidal $\text{sen}(wt)$ es introducida dos veces al sumador, obteniéndose a la salida la misma señal amplificada dos veces, $2 \text{sen}(wt)$, comprobándose la propiedad aditiva del sumador.

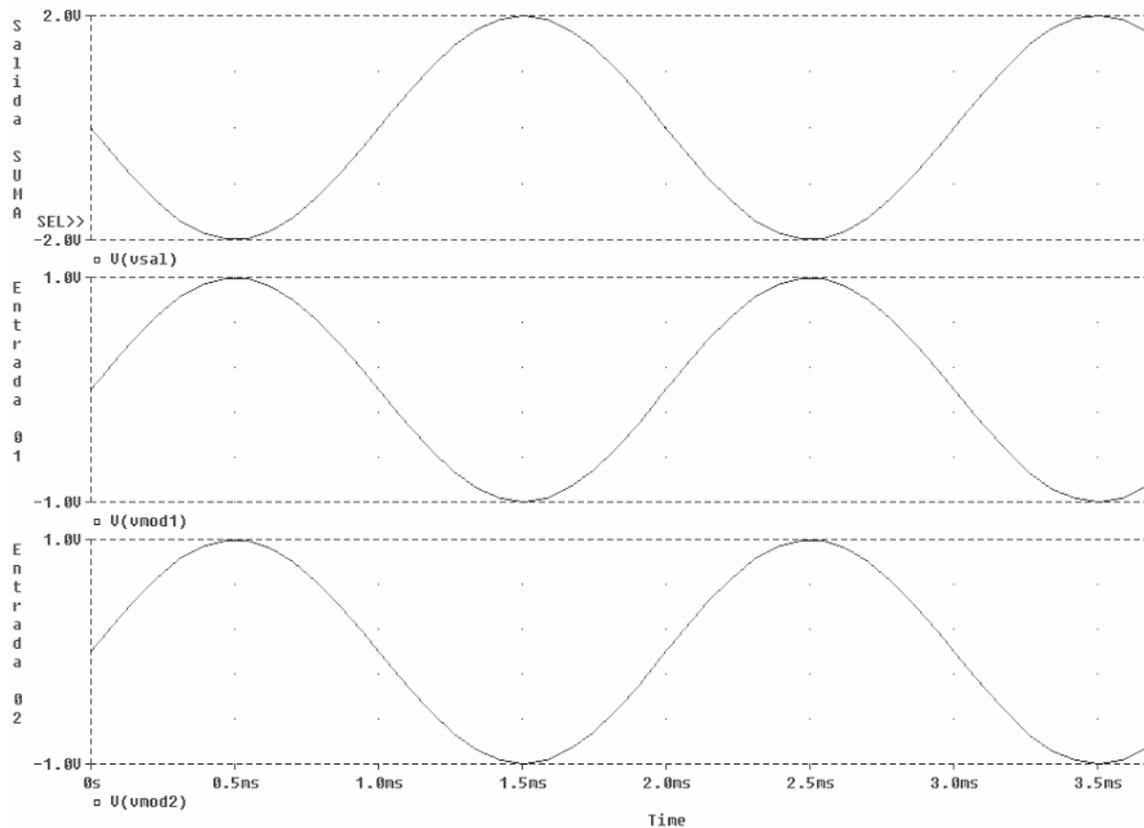


Figura 2.3. Suma de dos señales iguales.

Modulador

Considere una señal arbitraria $f(t)$ acotada y continua, que será la entrada a nuestro circuito modulador. Si a esta señal se le añade un valor de desplazamiento (offset) de tal forma que el valor mínimo de la misma ésta por encima de un determinado valor k , y por debajo de otro valor K de tal forma que la señal no lo sobrepasa en ningún instante t .

Ahora consideremos una señal de comparación dada por la función rampa (mt) donde m es un valor fijo y arbitrario y t es la variable asociada al tiempo. Si además se define que la señal de entrada a modular tiene un ancho de banda finito (en nuestro caso entre 0 y 1000 Hz), entonces se puede encontrar una constante m de tal forma que $k < mt=f(t) < K$ y cumpliéndose adicionalmente que la relación entre los anchos de banda (BW) de las señales $BW(mt)/BWf(t)) > 2$ entonces podemos generar a partir de la comparación de estas señales otra señal pulsante $AM(t)$ de tal forma que las separaciones entre los pulsos de esta última son proporcionales a la amplitud de la señal muestreada, esto es $t_{f(t)}$ (siendo t el tiempo entre los pulsos de $M(t)$ y A una constante de proporcionalidad), logrando por ello un proceso de modulación intrínseco en donde se relacionan la frecuencia de la señal $M(t)$ y la amplitud de la señal $f(t)$, finalmente, una vez obtenido el proceso de modulación en ese intervalo de tiempo, se deberá llevar a la señal rampa de comparación a un valor inicial con el fin de repetir el proceso.

Una cualidad deseable en el circuito a desarrollar, es que se puedan realizar variaciones en las señales generadas sin la necesidad de cambiar componentes físicos en el circuito, pudiendo hacer ajustes dinámicos en las mismas, con lo que se podría enfocar alguna de las características de la señal de entrada o poder realizar ajustes en nuestra neurona, de tal forma que pueden reflejar en estas variaciones procesos de aprendizaje o de actividad de la neurona. De lo anterior podemos generar el siguiente diagrama de bloques:

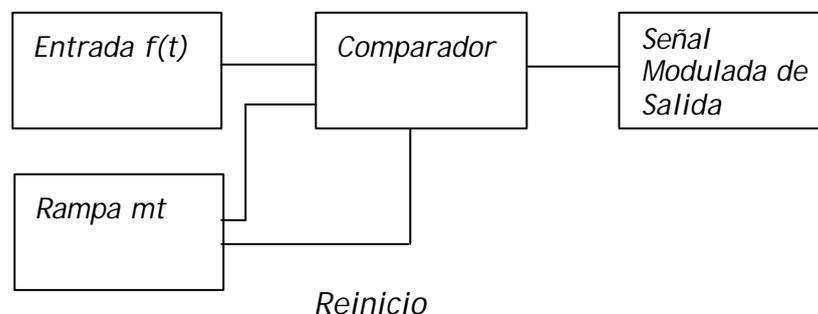


Figura 2.4. Diagrama de bloques.

Descripción del circuito

Del diagrama anterior podemos observar que la señal de entrada a esta etapa es alimentada a la entrada positiva del circuito amplificador superior (en configuración comparador), en tanto la señal rampa (como se describirá más adelante) es alimentada en la correspondiente entrada negativa (positiva) del mismo comparador, para que de esta forma se obtenga la conformación de la señal pulsante deseada.

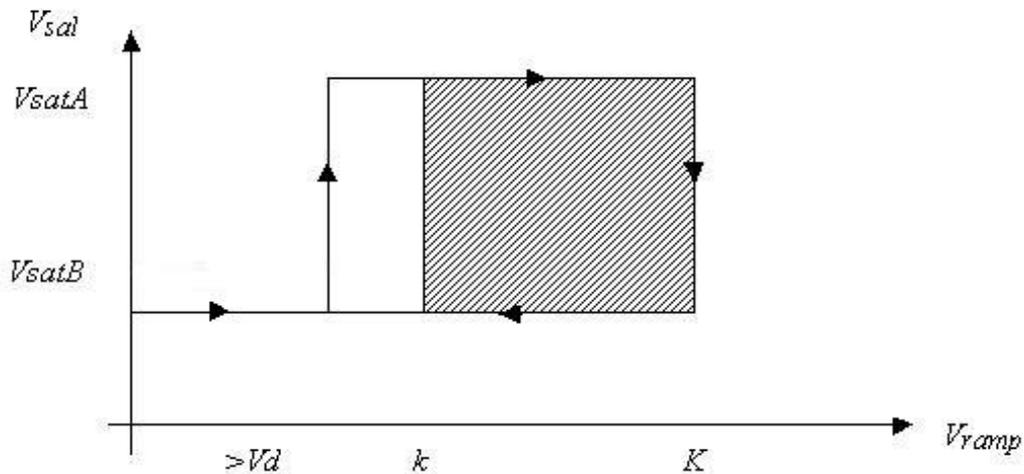


Figura 2.6. Comportamiento del comparador.

El comportamiento del comparador esta dado por las expresiones 2.2a y 2.2b:

$$V_{ent} > V_{ramp} \quad V_{sc} = V_{satA} \quad y \quad V_{ramp} \rightarrow K \quad (2.2a)$$

$$V_{ent} \leq V_{ramp} \quad V_{sc} = V_{satB} \quad y \quad V_{ramp} \rightarrow V_d \quad (2.2b)$$

La zona sombreada que se muestra en la figura 2.6 es el lugar donde se pueden dar las transiciones de alto a bajo en función del valor de la señal de entrada y la señal rampa generada. En tanto el circuito comparador inferior es el elemento

que realiza el reinicio del generador de rampa, basándose en una señal de referencia arbitraria y la señal de salida del comparador superior, aplicando la salida del comparador de reinicio al transistor Q4, el cual realiza la acción de descarga del capacitor C6 completando el ciclo de operación de este circuito.

La señal rampa que se inyecta al comparador superior es generada por un flujo de corriente constante y arbitraria a través del capacitor C6, obteniéndose de ello la ecuación 2.3:

$$I_{C6} = C_6 (dv_{C6} / dt)$$

$$I_{C6} / C_6 = (dv_{C6} / dt)$$

Si $I_{C6} / C_6 = m$, entonces

$$m \int dt = \int dv_{C6}$$

$$mt = v_{C6} \quad (2.3)$$

siendo los parámetros de ajuste posible los valores de corriente I_{C6} y el capacitor C_6 .

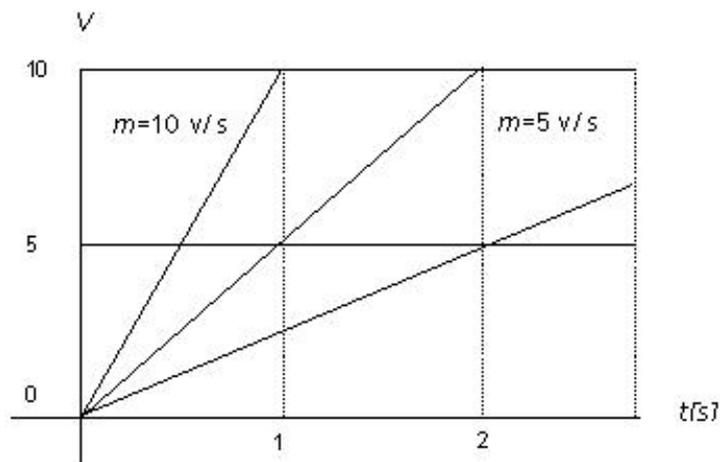


Figura 2.7. Ajuste de la rampa de conversión del modulador voltaje-frecuencia.

Obteniéndose de esta forma la señal rampa propuesta, con la posibilidad de ajustar la relación V-F deseada. En la figura 2.8 se muestra el comportamiento del circuito ante una entrada senoidal.

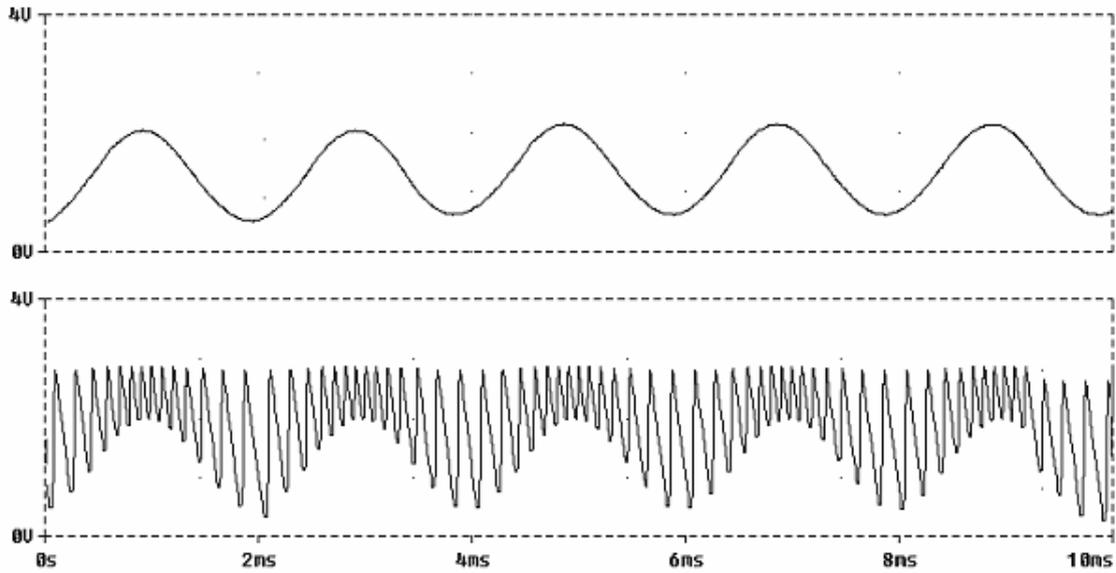


Figura 2.8. Comportamiento interno del circuito modulador V-F.

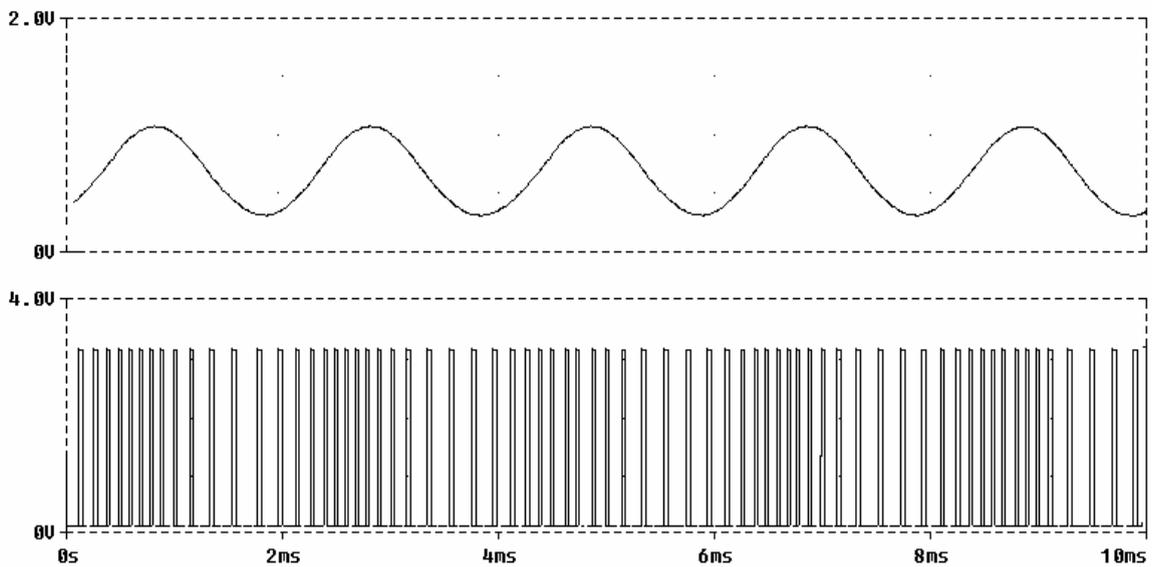


Figura 2.9. Salida del circuito modulador voltaje-frecuencia.

Integrador

El circuito integrador se muestra en la figura 2.10:

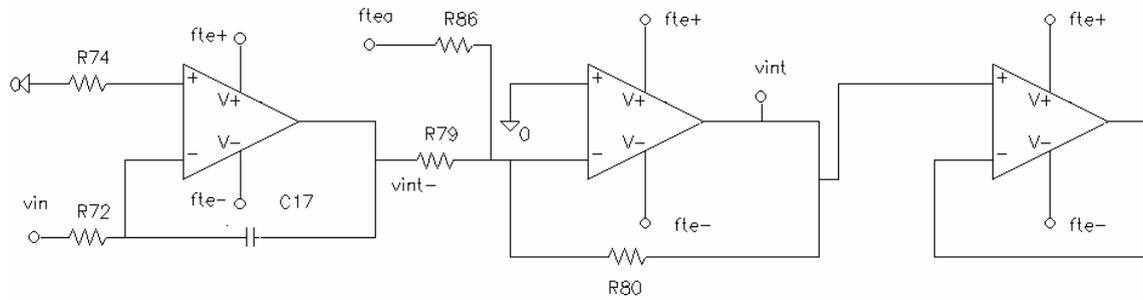


Figura 2.10. Circuito integrador.

La integración de la señal se da en el amplificador de la izquierda, observando que las relaciones de corriente en la terminal de realimentación del mismo están dadas por la siguiente ecuación:

$$I_{R72} = \frac{v_{in}}{R_{72}} = -I_{c17} = -C_{17} \frac{dv_{int-}}{dt}$$

Despejando v_{int-} se tiene:

$$v_{int-} = -\frac{1}{R_{72}C_{17}} \int v_{in} dt$$

Realizándose después de esto la inversión de la señal de salida dada por la acción del circuito amplificador de la derecha. Considerando $fte_a = 0$ y desarrollando la ecuación en el nodo formado por R79 y R80, tenemos:

$$I_{R79} = -I_{R80}$$

Como $I_{R79} = -I_{R80}$ se observa que $v_{\text{int}} = -\frac{R_{80}}{R_{79}} v_{\text{int-}}$, sustituyendo la relación de corrientes se tiene la ecuación 2.4:

$$v_{\text{int}} = \left[\left(-\frac{R_{80}}{R_{79}} \right) \left(-\frac{1}{R_{72}C_{17}} \int v_{\text{in}} dt \right) \right] \quad (2.4)$$

Quedando a la elección del diseñador la determinación del factor de amplificación dado por los valores de resistencia y capacitancia. A continuación se muestran las señales obtenidas a la salida del circuito, con los valores de prueba propuestos. A continuación se muestran las figuras que muestran el comportamiento del circuito integrador, en la figura 2.11 al circuito se le aplica una señal senoide $\text{sen}(wt)$ (señal superior de la gráfica) y la respuesta del integrador (señal inferior de la misma gráfica) que se observa a la salida de este circuito corresponde con la integral de la señal de entrada.

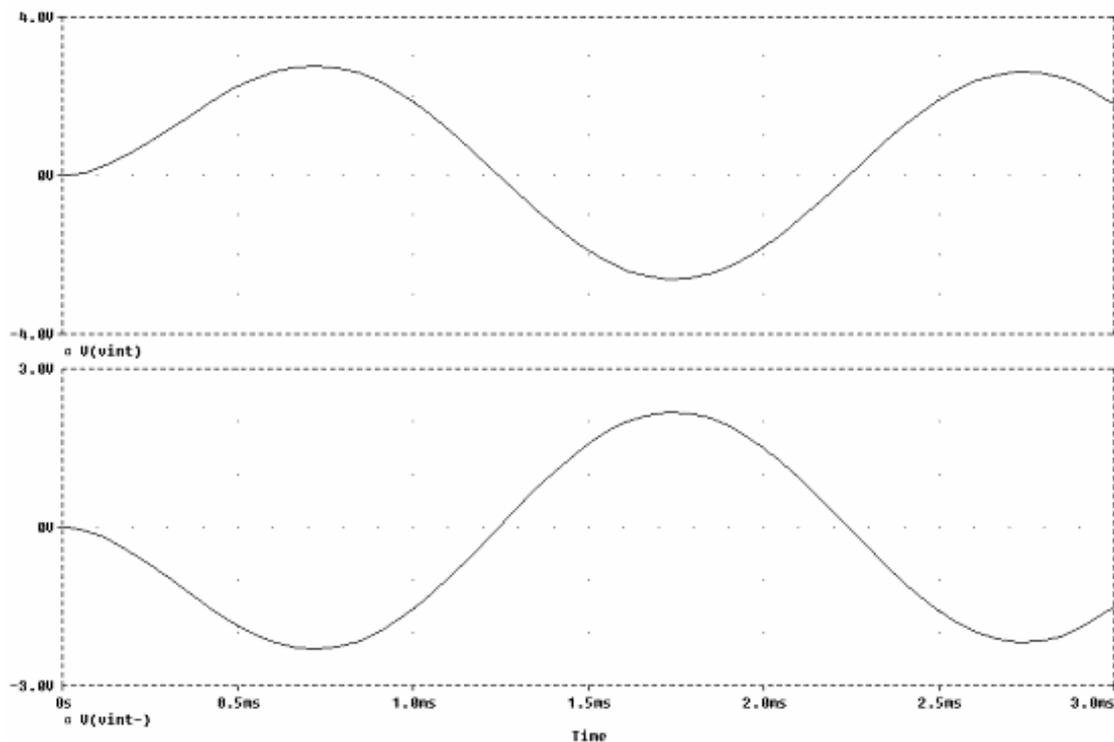


Figura 2.11. Integración de una senoide.

En la figura 2.12 se muestra el mismo circuito con una señal cuadrada como entrada y la respuesta del circuito (señal cuasi-triangular de la gráfica).

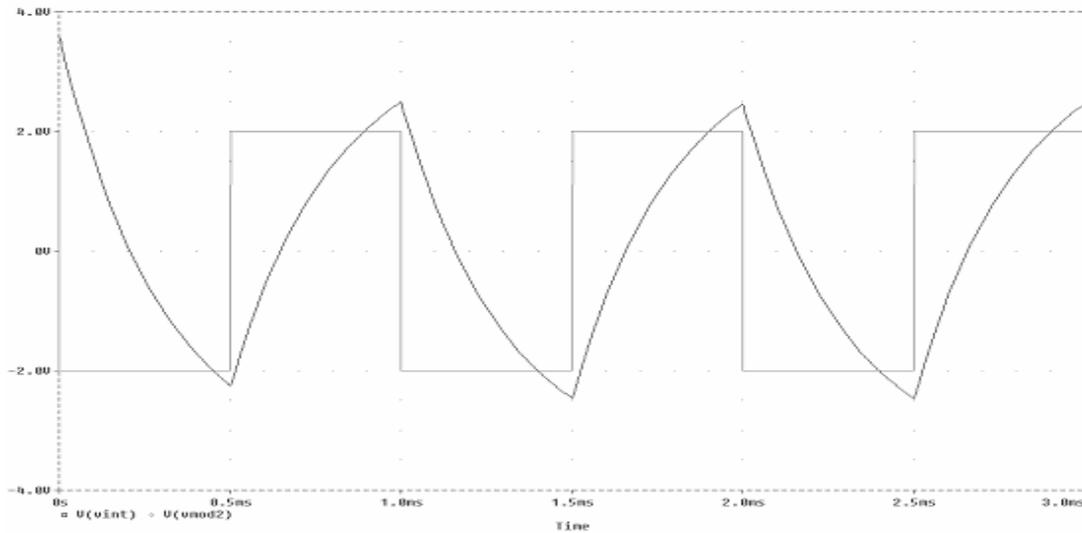


Figura 2.12. Comportamiento del integrador ante una señal cuadrada.

Circuito discriminador de umbral de frecuencia

Existen varias opciones para realizar un filtrado de señales, entre ellos los filtros basados en amplificador operacional. Sin embargo un problema común a estos circuitos es la sintonización de los mismos, conforme lo requiera la dinámica de modificación de sus características operativas (por ejemplo, el cambio de frecuencia de corte), es por ello que proponemos una opción para realizar el filtrado de la señal, en función de la discriminación de los valores de voltaje que internamente maneja la neurona, obteniéndose a la salida de la misma la filtración de la señal modulada de acuerdo a un umbral de voltaje estipulado

La operación en este sentido se apoya en la relación de conversión de voltaje a frecuencia que se realiza en nuestro circuito, descrita por la ecuación 2.5:

$$f_s = R_{vf} V \quad \text{donde} \quad [R_{fv}] = \left[\frac{H_z}{V} \right] \quad (2.5)$$

Si observamos esta ecuación, podemos deducir que a partir de los niveles de voltaje es posible obtener la frecuencia de salida deseada. En nuestro caso, tenemos que las frecuencias de operación van de 0 a 1000 Hz y los valores de voltaje van de 0 a 5 volts; de esto se observa que la relación de conversión tiene un valor de 200 Hz/V, por lo que si deseamos obtener solo frecuencias mayores de 500 Hz, entonces debemos eliminar de nuestra señal valores menores a 2.5 volts, obteniendo así la discriminación de frecuencias deseada. Además de la realización del objetivo planteado se logra el ajuste de la frecuencia de corte mediante la simple variación del voltaje de referencia de entrada al circuito, lo cual coincide con otro de los objetivos centrales propuestos, resumiendo el comportamiento del circuito discriminador de frecuencias en la expresión 2.6:

$$f_s = \begin{cases} 0 & \text{si } f_s < f_c \\ f_s & \text{si } f_s > f_c \end{cases} \quad (2.6)$$

De lo anterior se observa que requerimos de un circuito *recortador* de niveles de voltaje, el cual proponemos a continuación.

Recortador de niveles de voltaje

El circuito recortador de niveles de voltaje se muestra en la figura 2.13. Este circuito puede ser entendido considerando que mientras que el Voltaje de referencia (V_r) sea mayor que el voltaje que entrega el integrador (V_{int}), el diodo D_1 está operando en corte, entonces la corriente a través de él es cero, por lo tanto, la caída de voltaje en la resistencia R_1 también es cero; de ello se tiene que el voltaje en la unión de los elementos R_1 y D_1 es igual al voltaje de referencia V_r .

Para encontrar el nivel de voltaje en el cual empieza a variar el voltaje de salida (niveles de voltaje mayores que el voltaje de referencia), tenemos de la figura 2.13:

$$V_{d1} = V_{sal} - V_r > V_{enc}$$

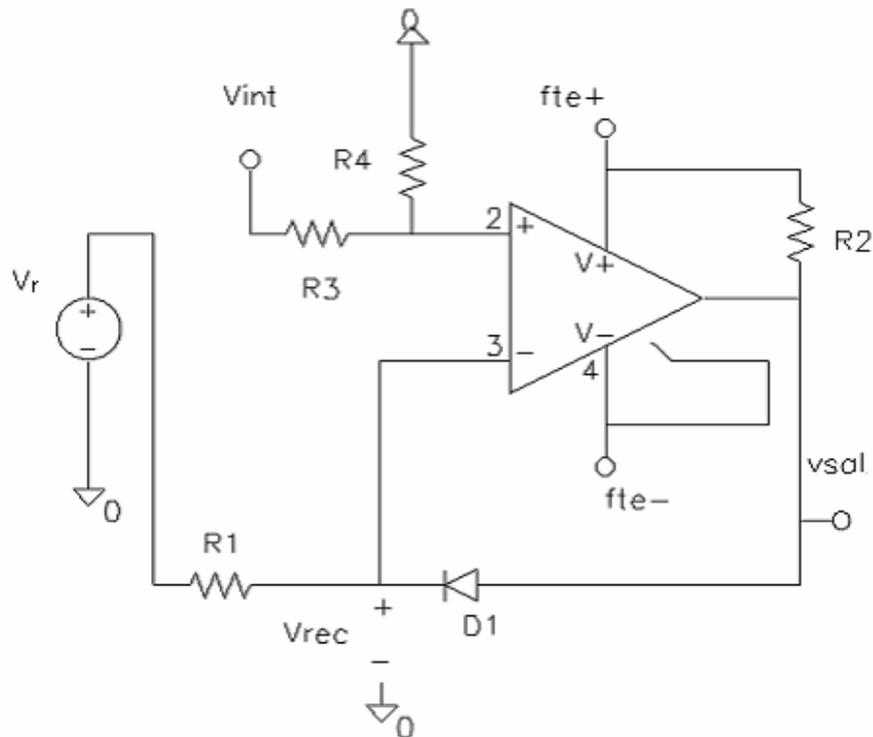


Figura 2.13. Circuito recortador de niveles de voltaje.

Si de la misma figura observamos que $V_{sal} = (V_{Int} - V_r)A_d$ (siendo A_d la ganancia del amplificador en malla abierta) y sustituyendo esta última expresión, tenemos:

$$(V_{Int} - V_r)A_d - V_r > V_{enc}$$

$$(V_{Int} - V_r)A_d > V_{enc} + V_r$$

$$V_{Int} > (V_{enc} + V_r) / A_d + V_r$$

$$\text{como } A_d \gg 1 \Rightarrow (V_{enc} + V_r) / A_d \rightarrow 0$$

$$V_{Int} > V_r$$

Cuando el diodo se enciende ($V_{Int} > V_r$), se tiene que por efecto de la tierra virtual el voltaje $V_r \cong V_{Int}$. Lo cual da como resultado una operación igual a la

propuesta en el funcionamiento de este circuito; resumiendo esto en la ecuación 2.7 y la gráfica 2.14:

$$V_{rec} = \begin{cases} V_r \forall V_{int} < V_r \\ V_{int} \forall V_{int} > V_r \end{cases} \quad (2.7)$$

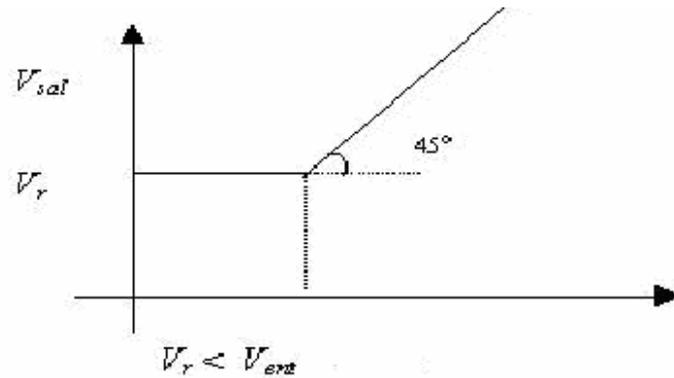


Figura 2.14. Respuesta del circuito discriminador de voltaje.

En la figura 2.15 y 2.16 se muestra el comportamiento del circuito ante un nivel de referencia fijo y una referencia de voltaje variable, considerando la misma señal senoide de entrada.

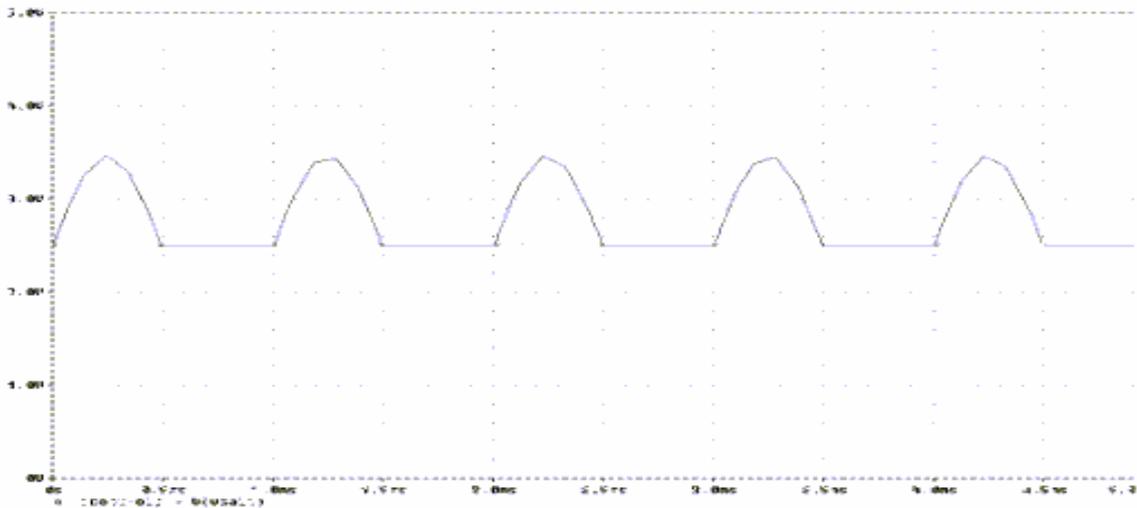


Figura 2.15. Salida del circuito recortador de voltaje con un nivel de referencia fijo.

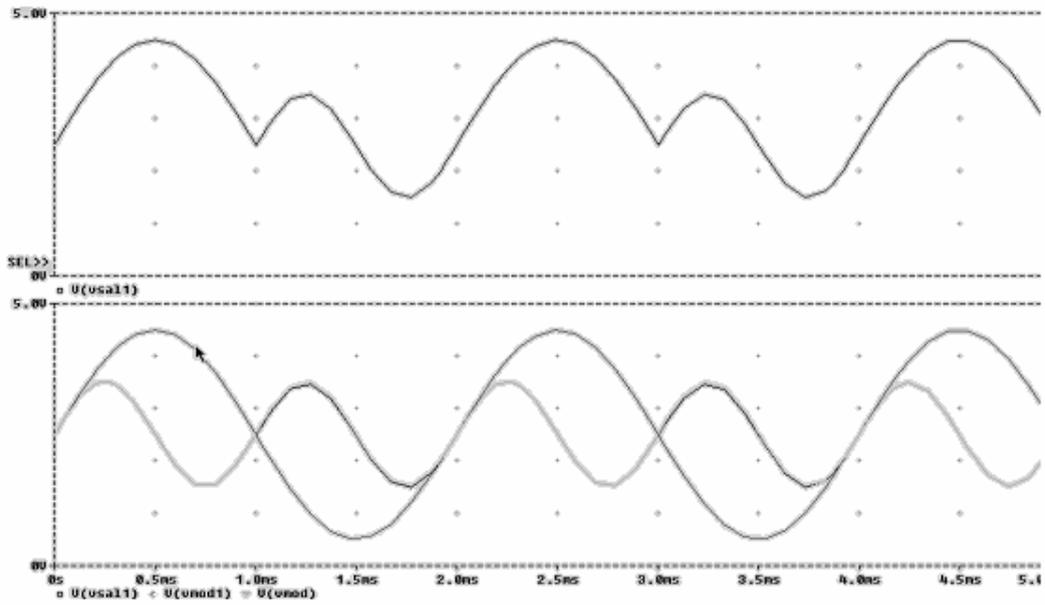


Figura 2.16. Salida del circuito recortador de voltaje con un nivel de referencia variable.

En la figura 2.17 se presentan superpuestas la salida de la neurona (pulsos verticales) y la función que determina el filtrado de la señal por el nivel de voltaje (lóbulos senoides)

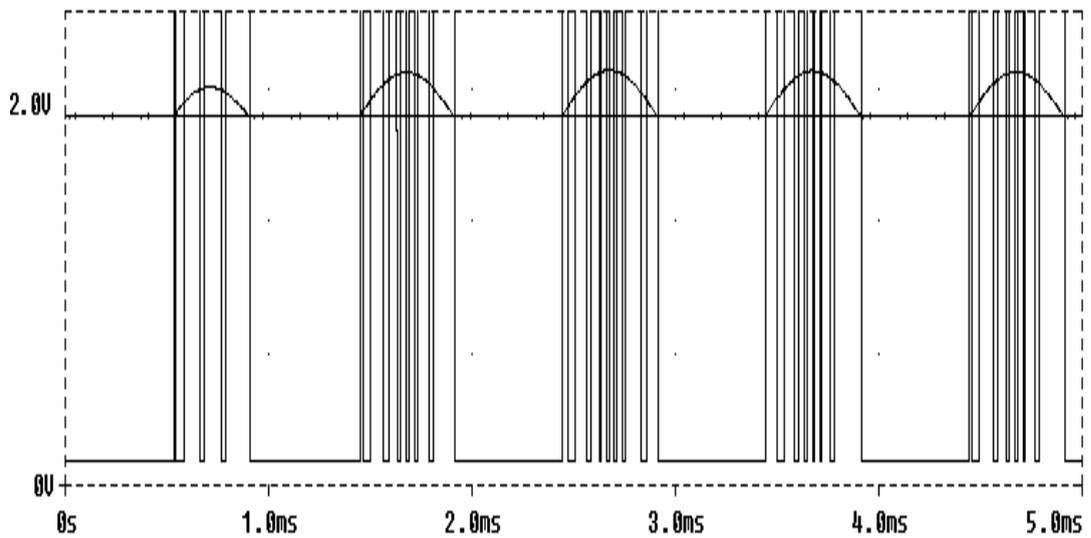


Figura 2.17. Filtrado tipo paso altas a partir de un nivel arbitrario de voltaje.

Extendiendo la aplicación de esta idea es la forma como realizamos el filtrado de la señal en sus diversas variantes²². Los circuitos que realicen esta función deberán seleccionar entre los umbrales de señal alto (pasa altas), bajo (pasa bajas), medio (pasa banda) y el inverso de éste último (filtro de ranura) obteniendo de esta forma los comportamientos propuestos, el circuito y los resultados de su operación se muestran en las figuras 2.18 a 2.21.

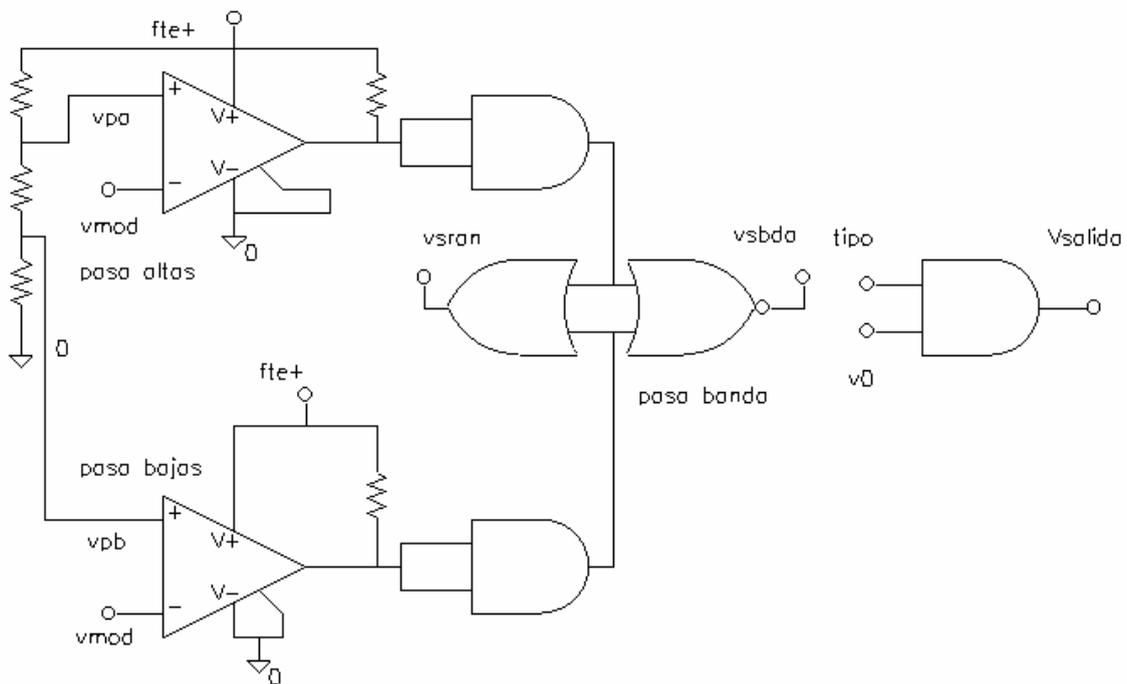


Figura 2.18. Circuito discriminador de umbral de frecuencia.

En la figura 2.19 se indica, por medio de la línea horizontal, la selección de las crestas de la señal para realizar un filtrado de tipo pasa altas, mostrándose en la parte inferior de la figura como se recupera la señal filtrada a la entrada de la siguiente neurona.

²² PÉREZ, S. J.L. y Garcés A, 2005 "Modelo de Neurona con Selección Borrosa de Umbral", XX congreso de la Sociedad Mexicana de Instrumentación.

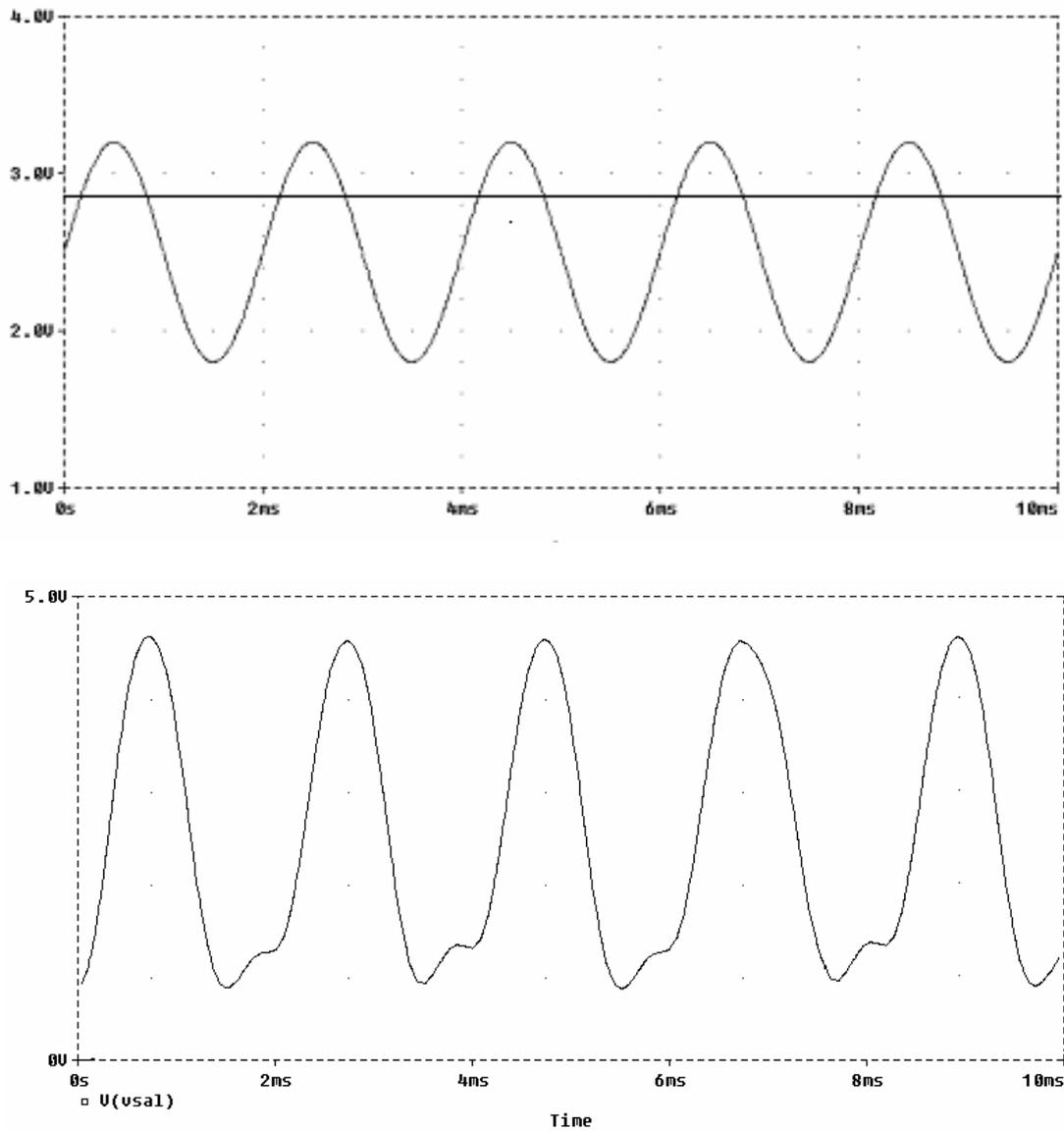


Figura 2.19. Filtrado pasa altas en una señal senoidal.

En la figura 2.20 se muestra el resultado de un filtrado tipo pasa bajas. A través de la selección de los valles de la senoide, acotados por la línea horizontal, se limita a niveles bajos de voltaje la excursión de la señal, en la figura inferior se observa la recuperación de la señal transmitida a la entrada de la siguiente neurona.

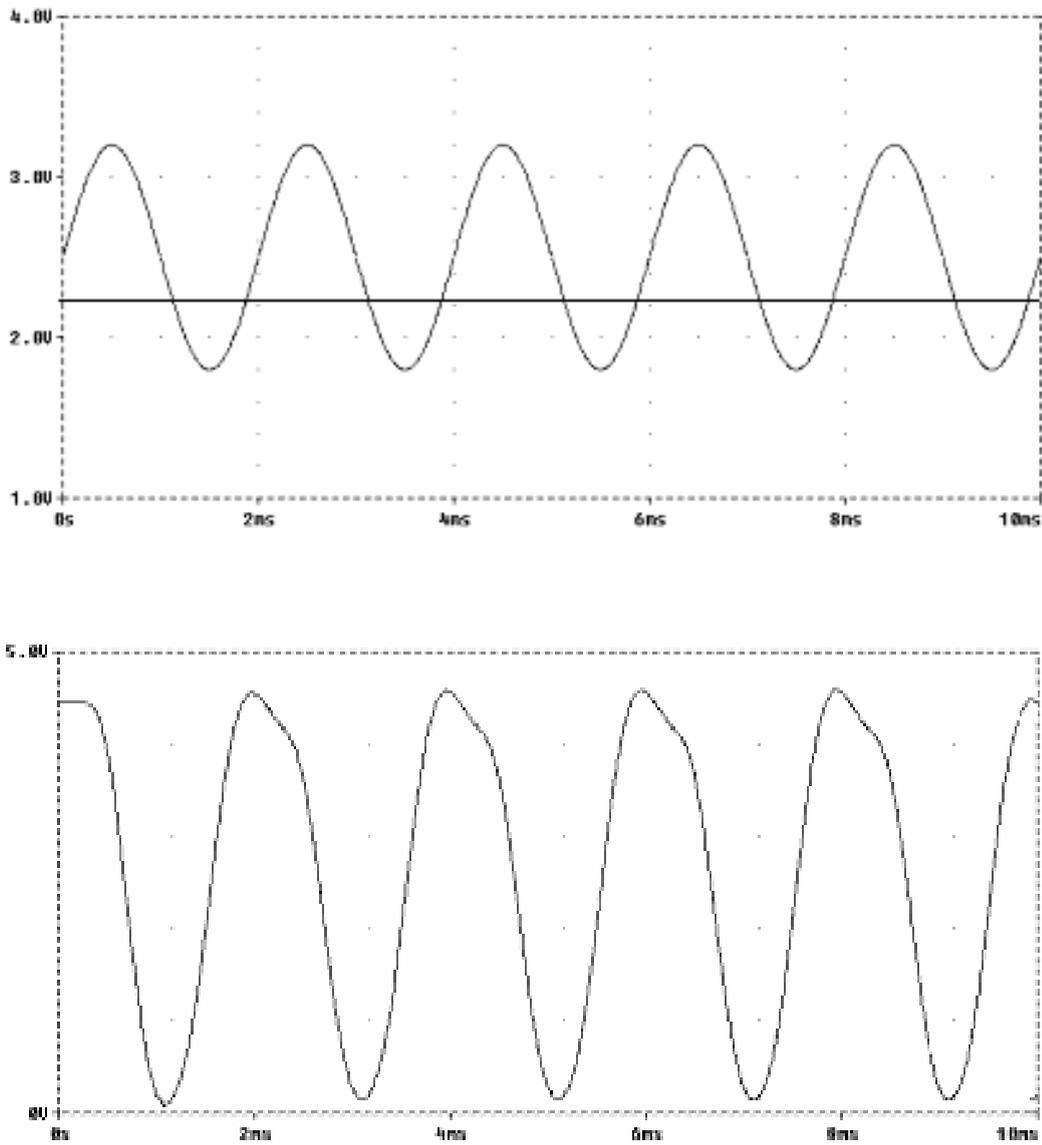


Figura 2.20. Realización de un filtrado pasa bajas en una señal senoidal.

En la figura 2.21 se muestra como la señal senoidal es limitada a valores medios en su excursión de voltaje, segmento acotado por las líneas horizontales, en la parte inferior se muestra como se recupera la señal transmitida a la entrada de la siguiente neurona.

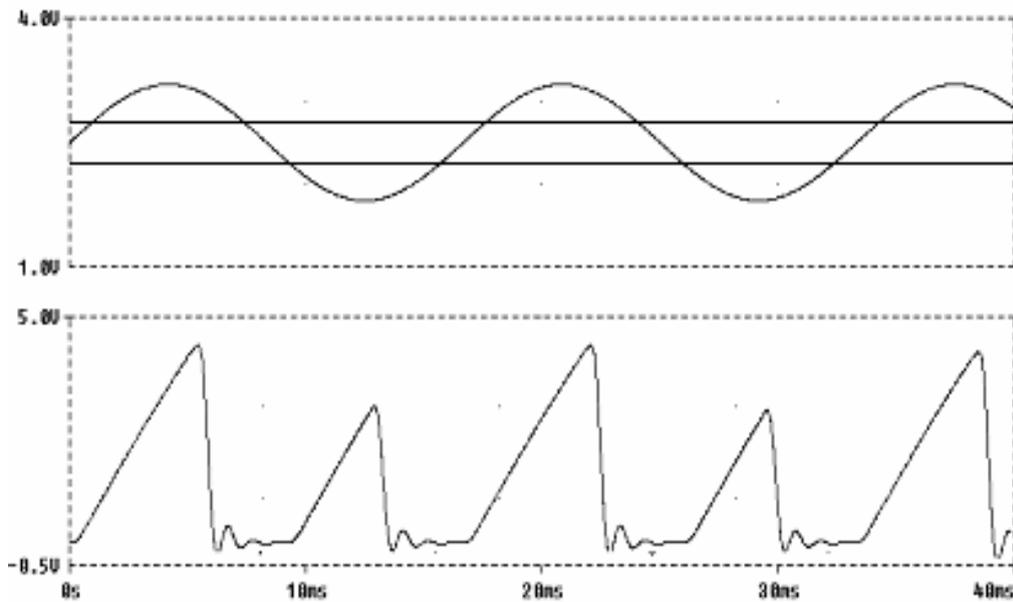


Figura 2.2.1 Filtrado pasa banda de una senoide.

Finalmente se presenta la variante correspondiente a un filtro de ranura, en el cual filtraremos el valor medio de la señal de forma tal que solo dejaremos pasar señales de alta y baja frecuencia, resultado que mostramos en la figura 2.22.

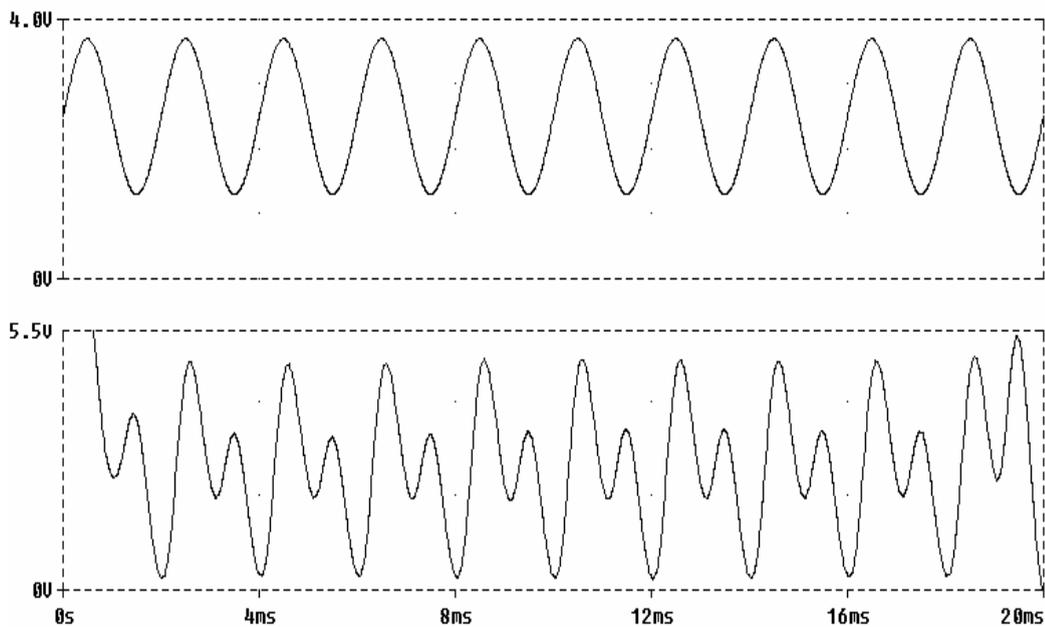


Figura 2.22. Realización de un filtrado de tipo ranura en una señal senoidal.

Demodulador Frecuencia-Voltaje

Este circuito regenera la señal a partir de la información transmitida por la neurona realizando el proceso de reconversión de las señales transmitidas de forma tal que las secuencias de pulsos enviadas a través de las sinapsis son convertidas proporcionalmente a sus correspondientes señales iniciales y recuperadas por medio de un circuito formador de señal. A continuación se muestran las gráficas de entrada y salida de este circuito.

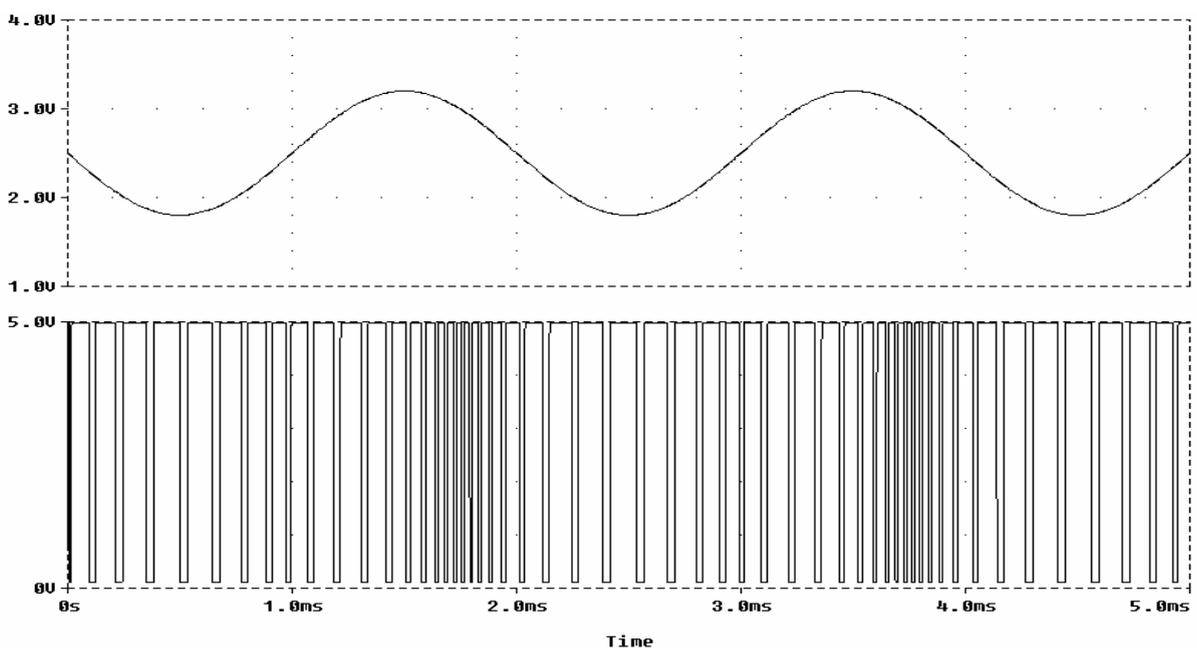


Figura 2.23. Demodulador f-v. En la figura se muestra la señal recuperada (señal senoide), a partir de la secuencia de pulsos (parte inferior de la gráfica).

Retardo Axónico

Esta etapa generará un retraso sobre las ráfagas de pulsos a la salida del convertidor voltaje frecuencia, con el fin de generar un defasamiento de la señal a la salida de la neurona, para ello incluiremos un circuito que realiza la función de registro de corrimiento y que conforme avanza la secuencia de pulsos en la señal de salida, va introduciendo y recorriendo los pulsos en el registro,

obteniendo con ello el retraso propuesto en la señal a la salida del axón de la neurona, éste circuito se muestra a continuación.

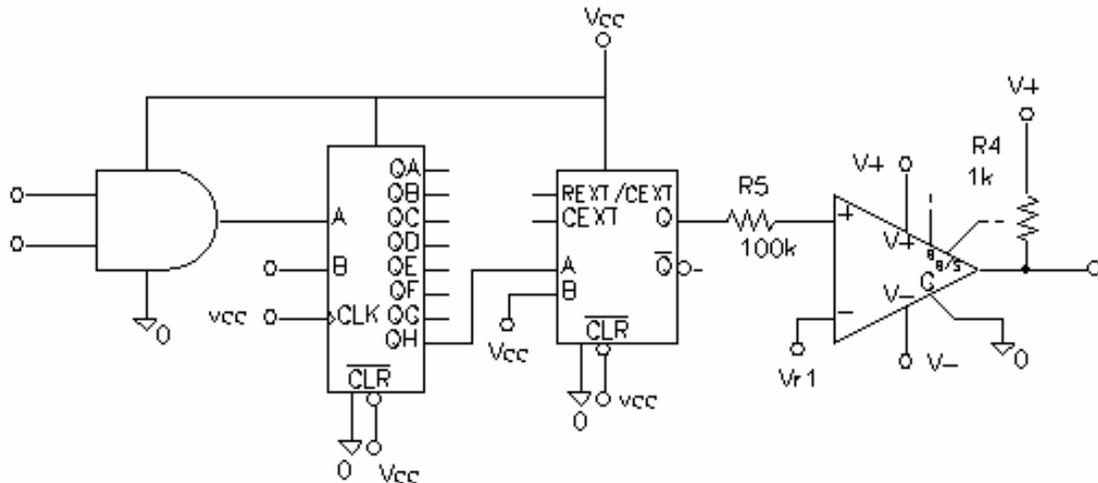


Figura 2.24. Circuito de retardo.

Circuito de retardo. Este circuito recibe a la secuencia de pulsos a la salida del convertidor *v-f* y conforme llega un nuevo pulso a la entrada del mismo, ocasiona que el pulso anterior avance una posición en el registro de corrimiento y así sucesivamente.

Modificación de los perfiles de amplitud de salida de la neurona.

Una posibilidad adicional a desarrollar en nuestro circuito y aproximarnos aún más a los comportamientos de las neuronas biológicas, es una modificación en la forma de la secuencia de pulsos de salida, pudiendo incluir en ella secuencias de ráfagas de perfil parabólico y triangular entre otros, para ello incluimos un punto de modulación a la salida del circuito de retardo, según se muestra en la siguiente figura:

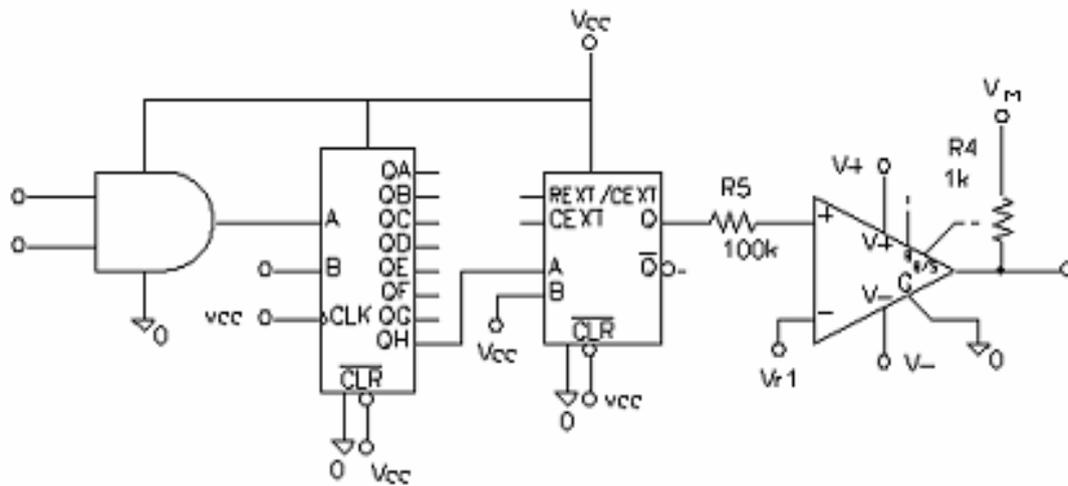


Figura 2.25. Circuito de retardo con de modulación a la salida.

Como se muestra en la figura, el amplificador de salida ahora realiza una modulación de las ráfagas de salida, pudiéndose obtener entre otros perfiles senoides o triangulares, a continuación se muestran algunas de las salidas obtenidas del circuito.

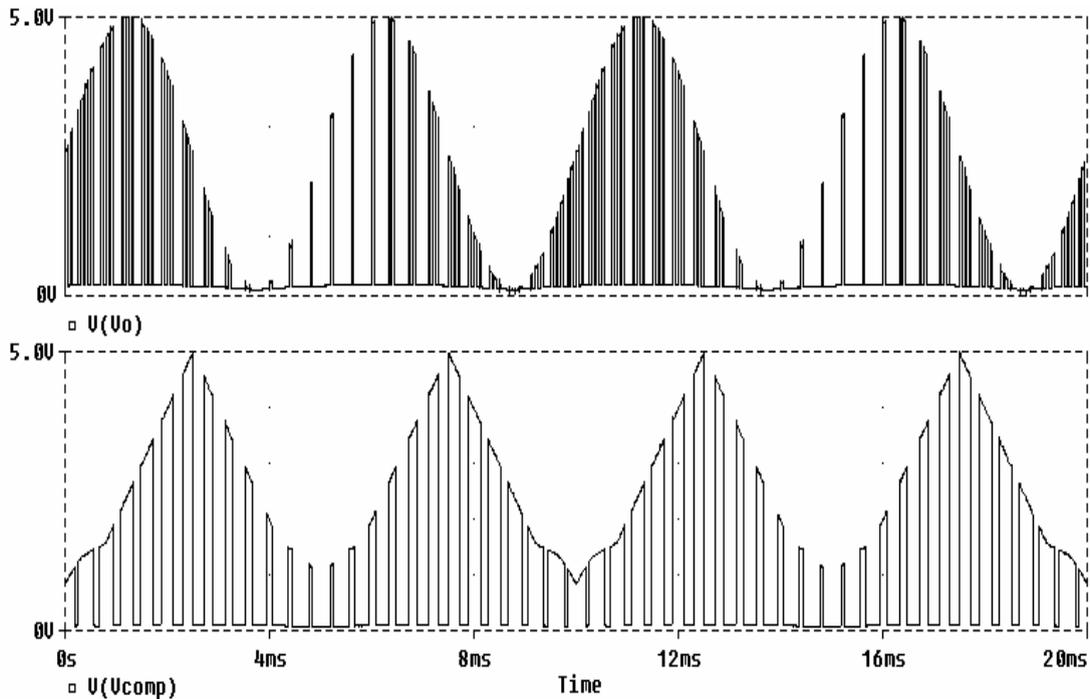


Figura 2.26. Modulación de los pulsos de frecuencia de salida, en ráfagas parabólicas y ráfagas triangulares.

De la lectura de las descripciones anteriores es posible observar que es conveniente hacer un reacomodo de los bloques funcionales propuestos en el capítulo uno de este trabajo, mostrándose en la siguiente figura el nuevo arreglo propuesto, ya que de esta forma podemos esperar del circuito global un comportamiento conocido.

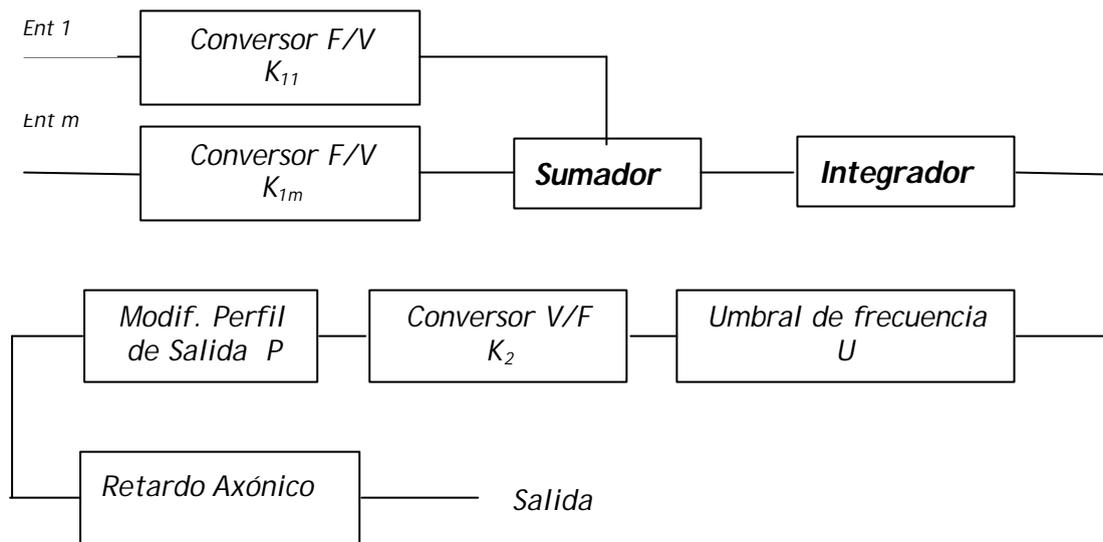


Figura 2.27. Diagrama de bloques de la neurona con sinapsis voltaje frecuencia y retardo axónico.

De esta forma finalizamos el capítulo mostrando en la figuras 2.28 y 2.29 el diagrama completo del circuito de la neurona artificial ampliada y algunas gráficas de entrada-salida obtenidas del mismo.

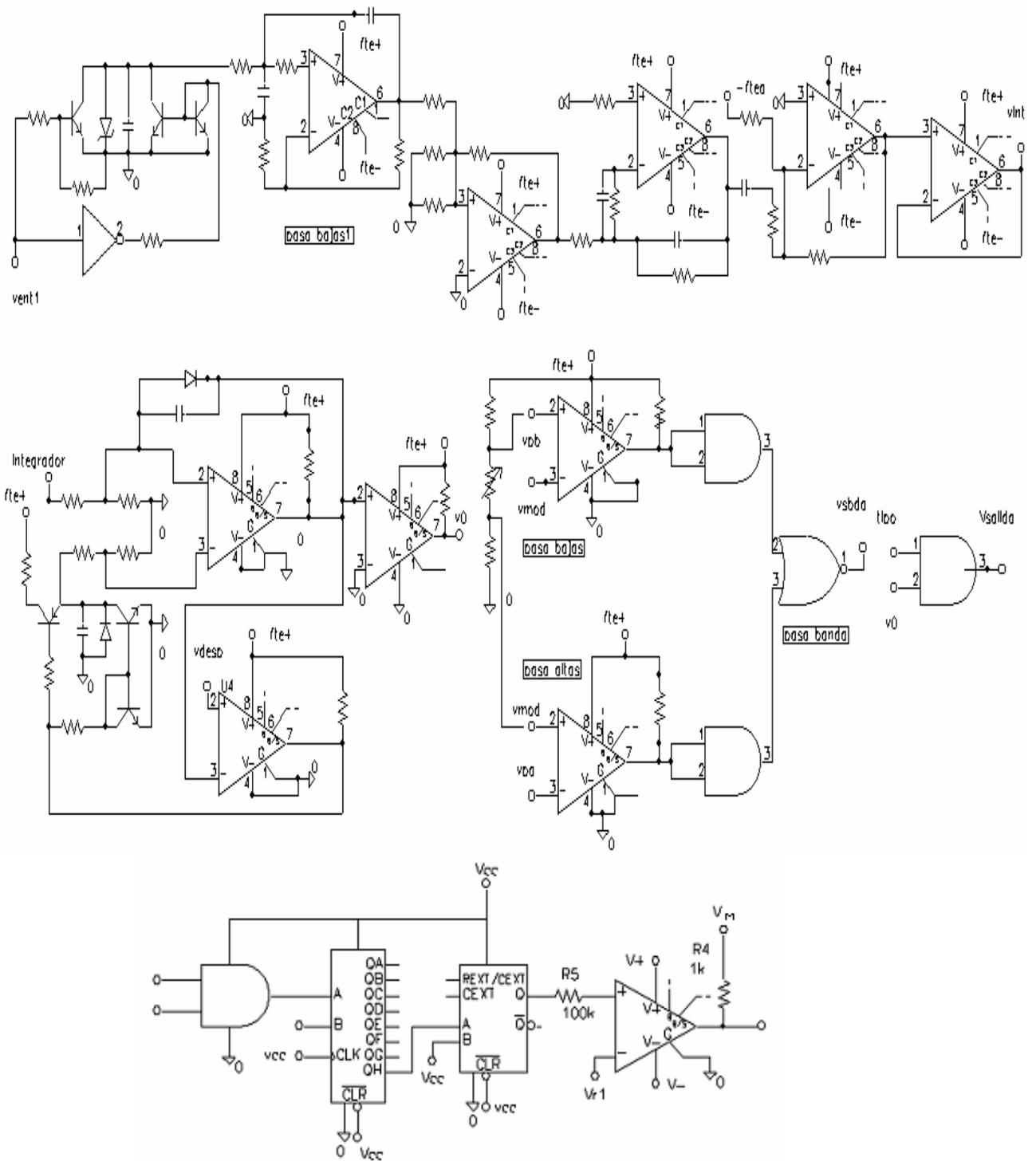


Figura 2.28. Diagrama electrónico de la neurona artificial ampliada.

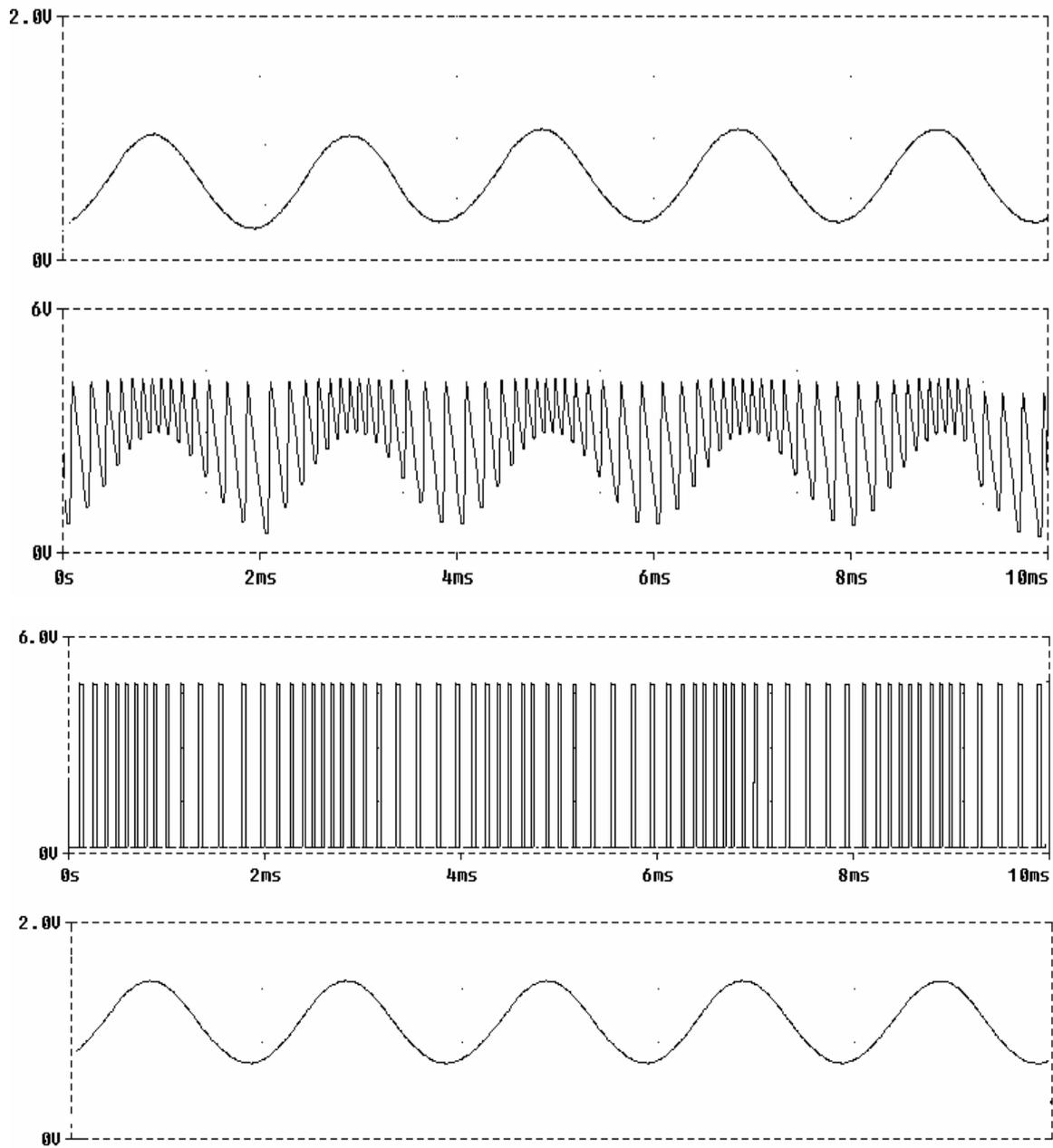


Figura 2.29. Comportamiento de entrada salida de la neurona artificial ampliada.

Capítulo 3 Pruebas dinámicas de los circuitos

Pruebas dinámicas de los circuitos

Con la finalidad de presentar algunos de los comportamientos que consideramos de interés, se mostrará en dos fases el comportamiento de la neurona. En la primera mostraremos el comportamiento de una sola neurona y en la segunda algunos comportamientos en circuitos de dos neuronas conectadas entre sí.

Circuito de una neurona

En el proceso de pruebas se aplicará a la neurona un conjunto de señales de prueba, con el fin de mostrar algunos de los comportamientos del circuito al variar la constante de tiempo del convertidor voltaje frecuencia, además se aplicará una señal senoidal amortiguada para analizar los efectos de memoria a corto plazo y finalmente realizaremos la comparación práctica de las salidas de una neurona convencional y una neurona con sinapsis $vf-fv$, con perfil de ráfagas parabólicas de salida.

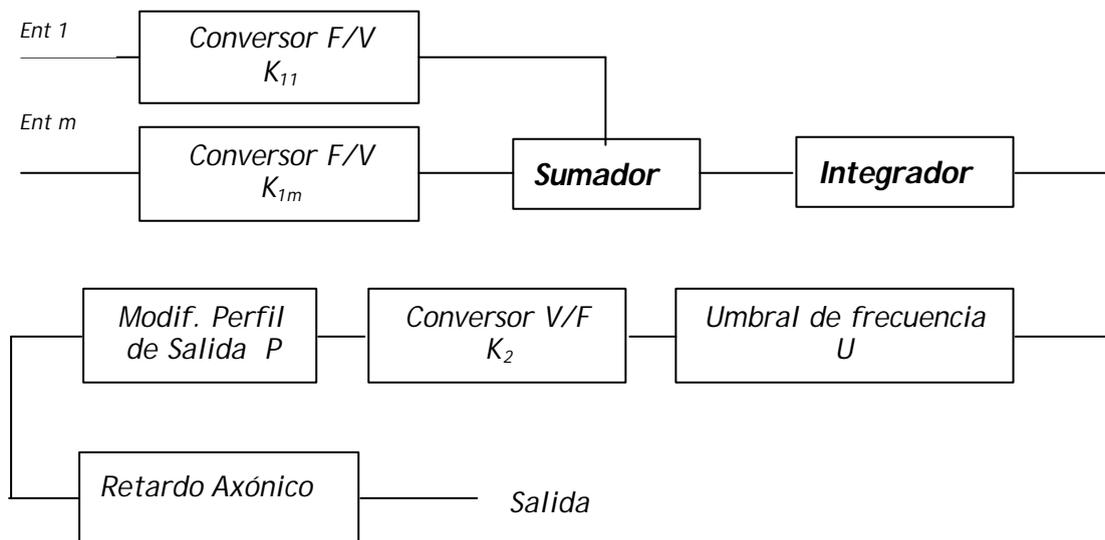
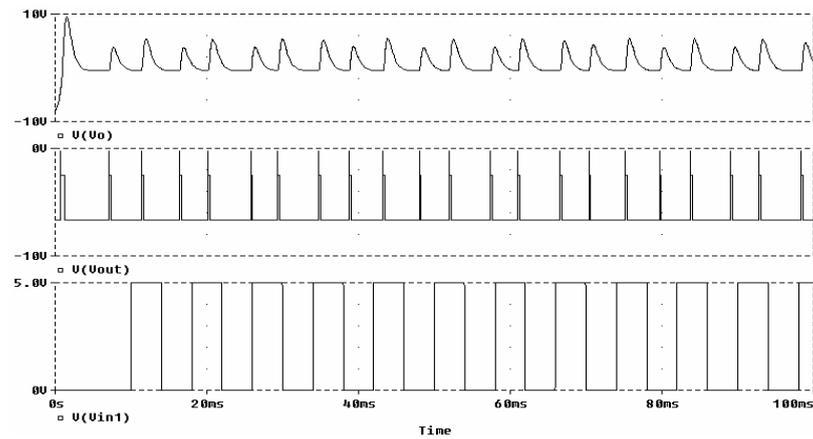
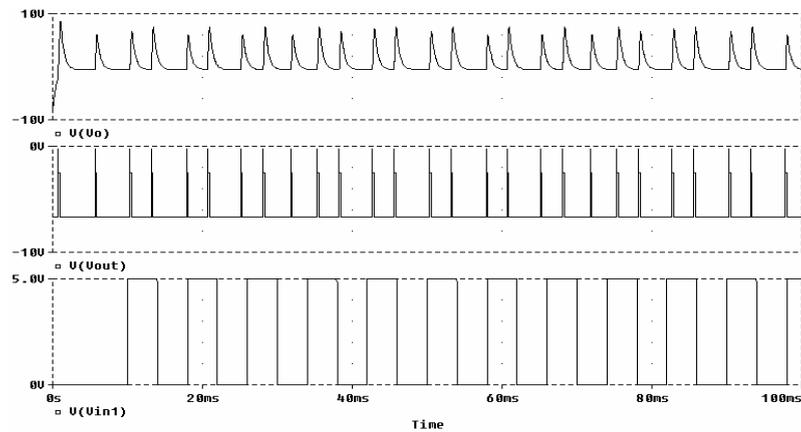


Figura 3. 1. Diagrama de la neurona de pruebas.

En la figura 3.2a se muestra la entrada aplicada a la neurona así como la salida voltaje frecuencia y la sinapsis frecuencia voltaje de la misma. En la figura 3.2b sólo se ha modificado la constante de tiempo.



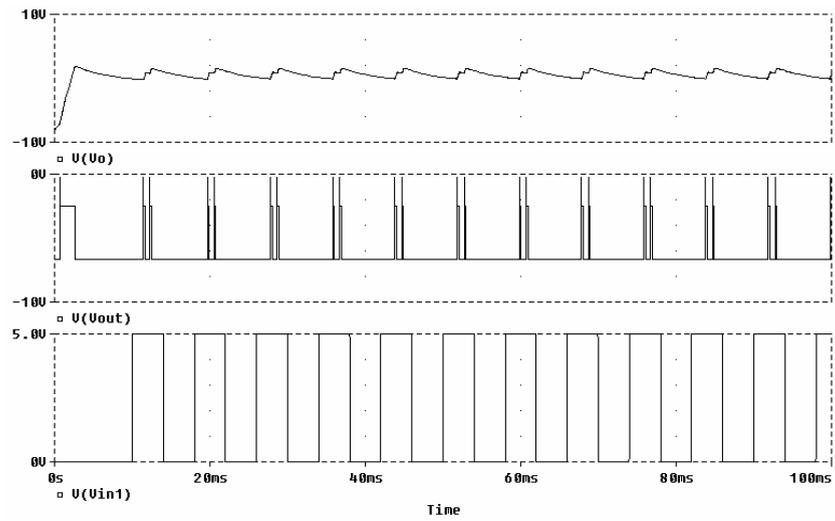
(a)



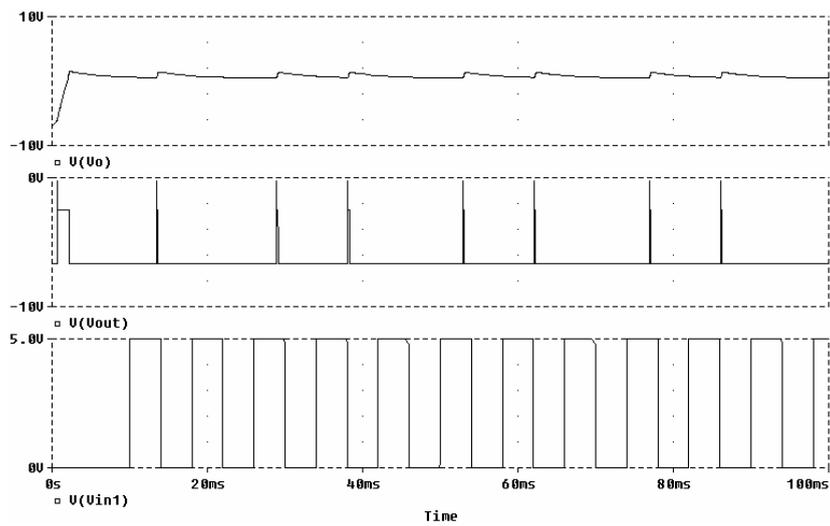
(b)

Figura 3.2. Gráficas de la entrada del CVF y del CFV para dos constantes de tiempo: a) 1ms , b) 0.5ms .

En las figuras 3.3a y 3.3b se muestran las gráficas para otras constantes de tiempo con la misma entrada anterior.



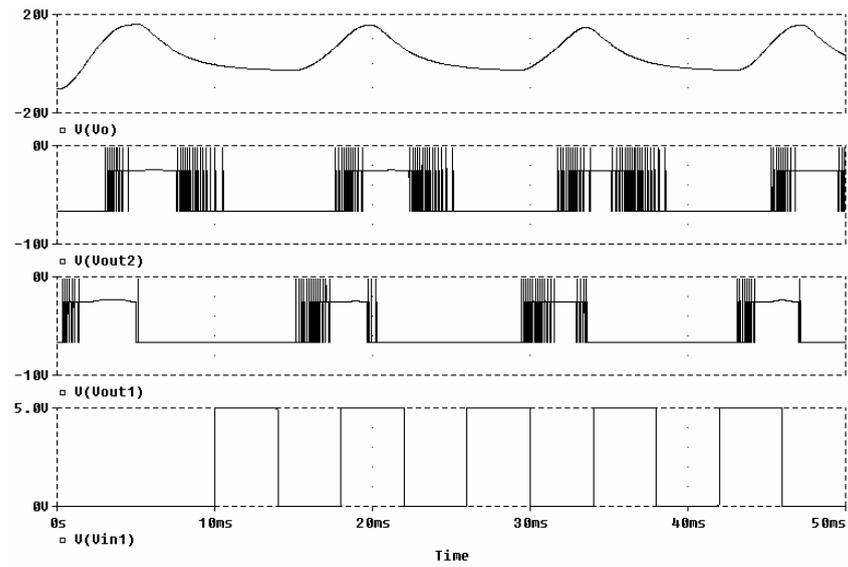
(a)



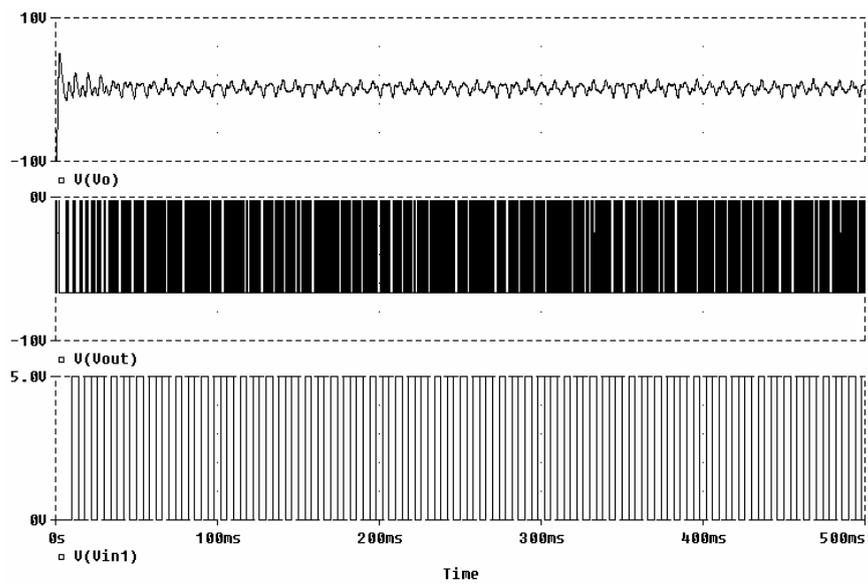
(b)

Figura 3.3. Gráficas de la entrada del CVF y del CFV para dos constantes de tiempo: a) 0.07 ns b) $.05 \text{ ns}$.

En las figuras 3.4a y 3.4b se muestran las gráficas de una entrada de baja frecuencia y de una entrada de alta frecuencia para una constante de tiempo de $1 \mu\text{s}$.



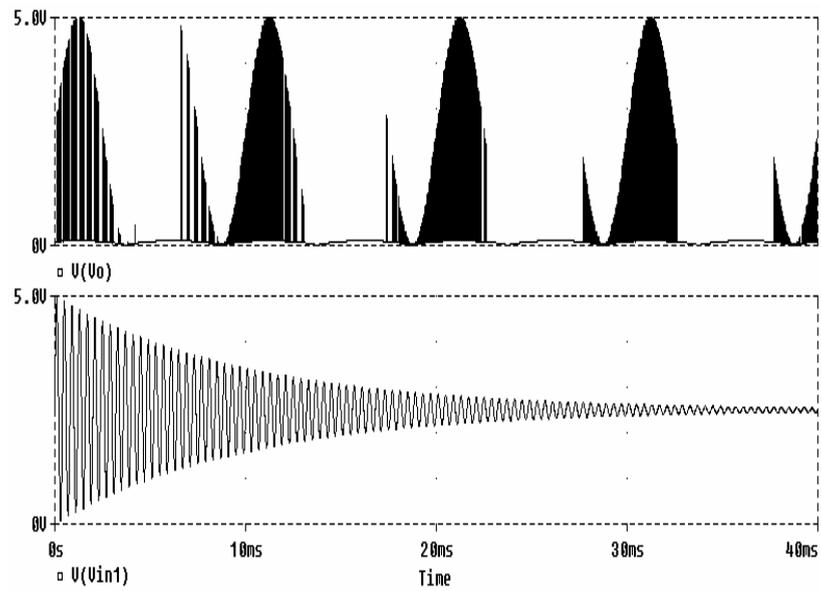
(a)



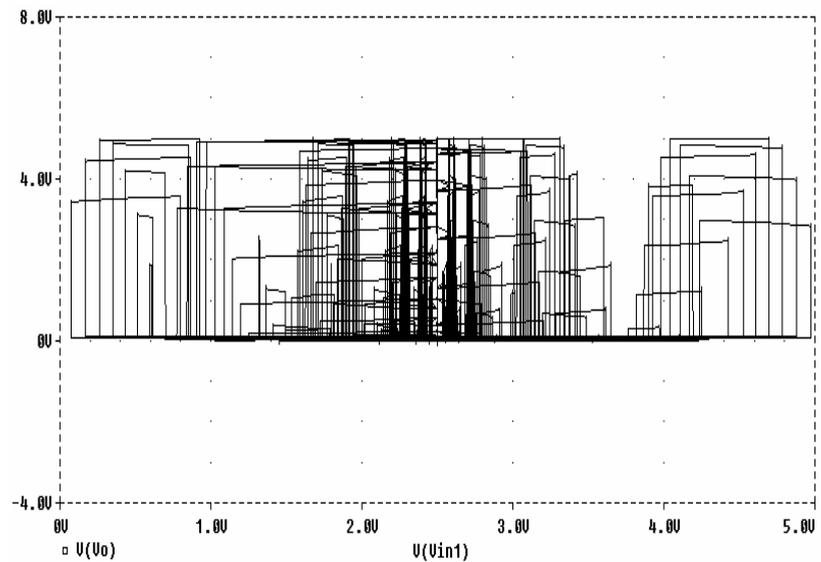
(b)

Figura 3.4. a) Entrada de baja frecuencia b) Entrada de alta frecuencia.

En la figura 3.5a se muestra una entrada que corresponde a una señal senoidal amortiguada y el análisis de su efecto de memoria a corto plazo, en la figura 3.5b se muestra el plano fase correspondiente.



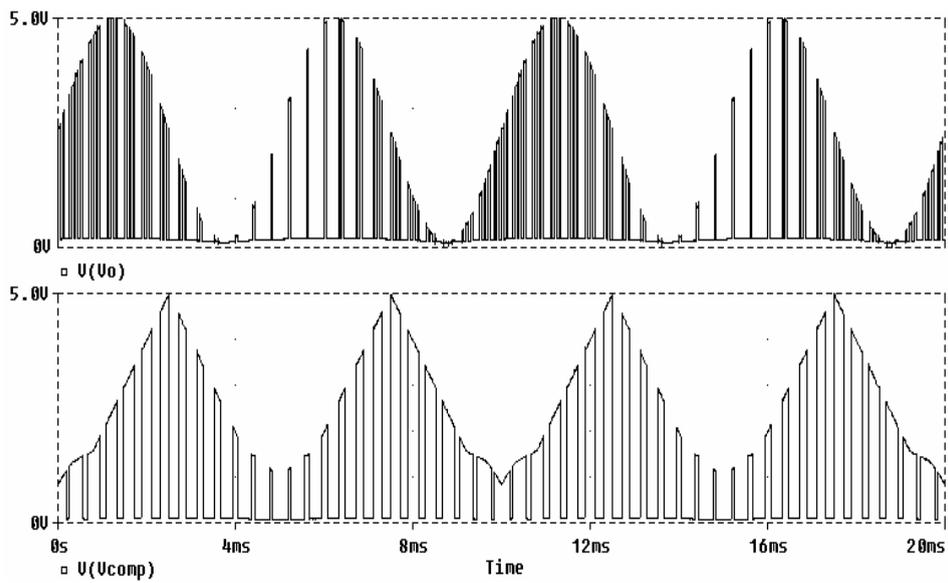
(a)



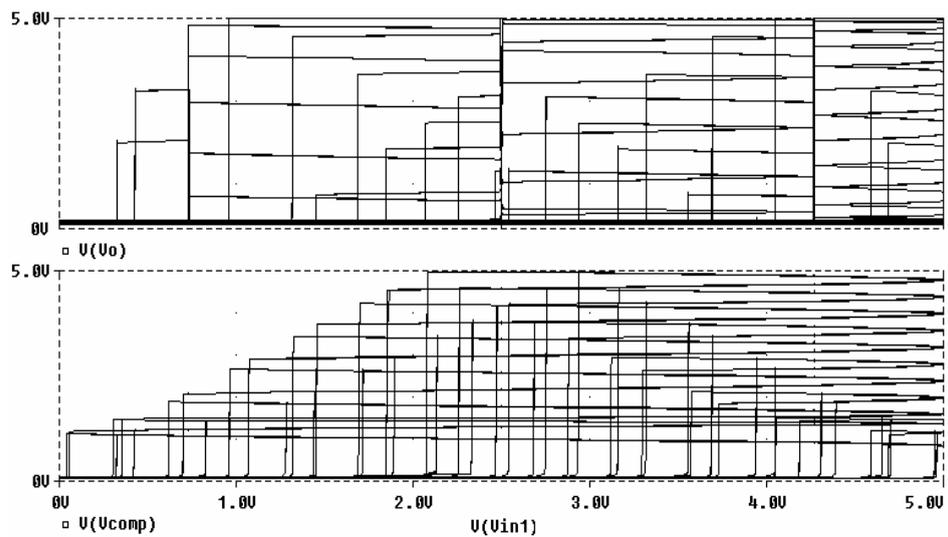
(b)

Figura 3.5. a) Respuesta de la neurona a una señal senoidal amortiguada para ver el efecto de memoria a corto plazo: b) Plano fase.

Bajo el esquema de ráfagas parabólicas en la figura 3.6a se presenta el oscilograma de la respuesta de la neurona a una entrada cuadrada de 1KHz con modulación de amplitud y umbral. El espacio fase del circuito se presenta en la figura 3.6b



(a)

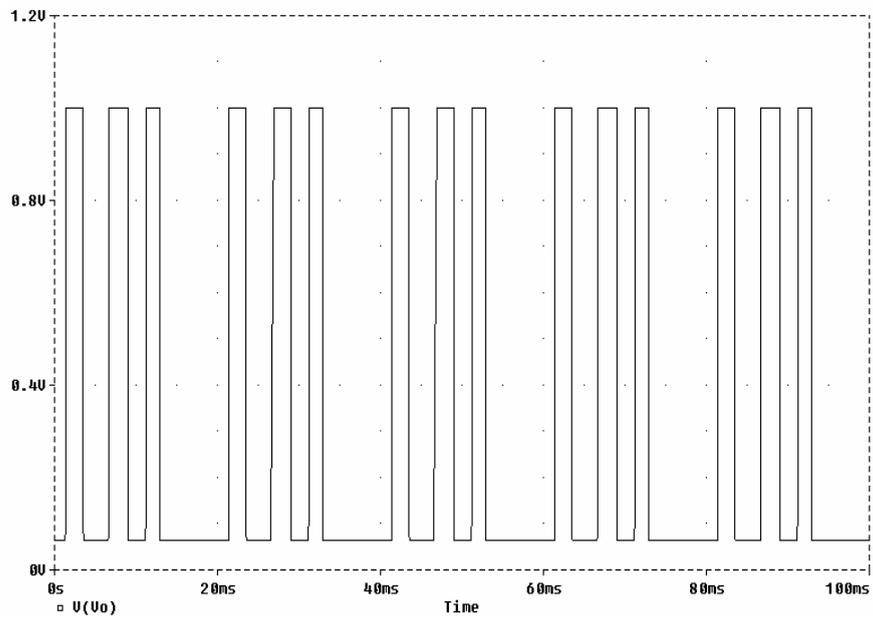


(b)

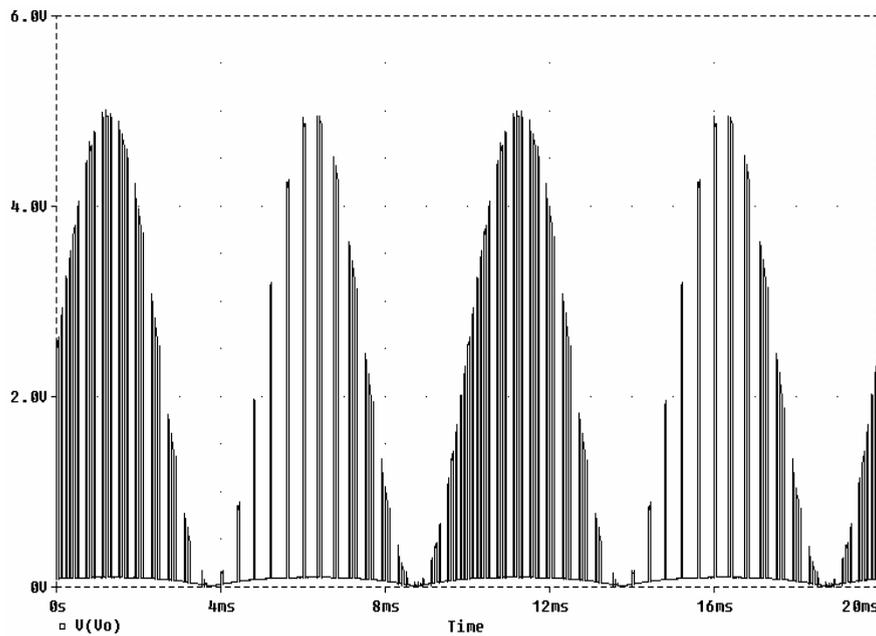
Figura 3.6. a) Respuesta del comparador y las ráfagas de pulsos de la neurona b) Plano fase.

Terminamos esta primera fase mostrando las comparaciones de los circuitos con ráfagas parabólicas y los circuitos que no las presentan, se estiman en forma evidente los efectos provocados en las neuronas. En las gráficas de las figuras

3.7a y 3.7b se muestran las respuestas de una neurona convencional y una con ráfagas parabólicas.



(a)



(b)

Figura 3.7. Comparación de respuestas de neuronas: a) Neurona convencional b) Neurona con ráfagas parabólicas.

En la segunda fase de este capítulo presentaremos los comportamientos de un par de neuronas bajo diferentes esquemas de realimentación: uno en el que dichas neuronas se interconectarán a sí mismas modificando su propio umbral y el de la siguiente y en segundo lugar, esquemas de completa interconexión mostrando algunos de los efectos de estas interrelaciones, asimismo se buscará en estas mismas arquitecturas, el fenómeno de memoria a corto plazo mediante la variación de los retardos axónicos en estos circuitos neuronales.

Circuito de dos neuronas

El siguiente diagrama muestra una cascada de neuronas conectadas entre sí para mostrar el cambio correspondiente en la respuesta de las neuronas en cada etapa. En la figura 3.8 se muestra el diagrama de bloques para este caso.

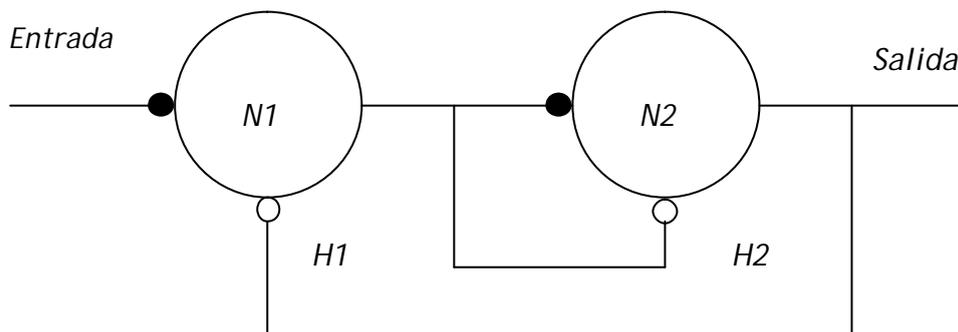
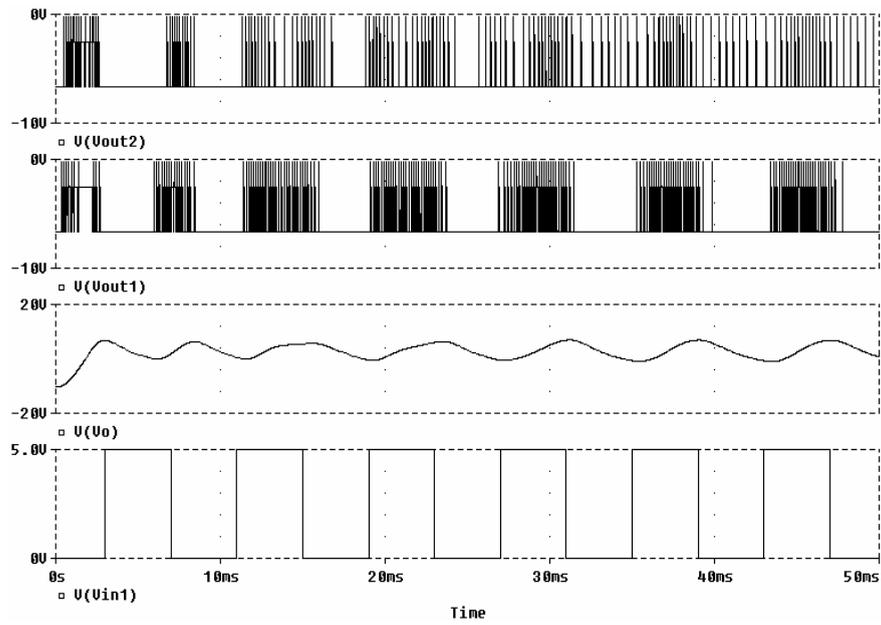
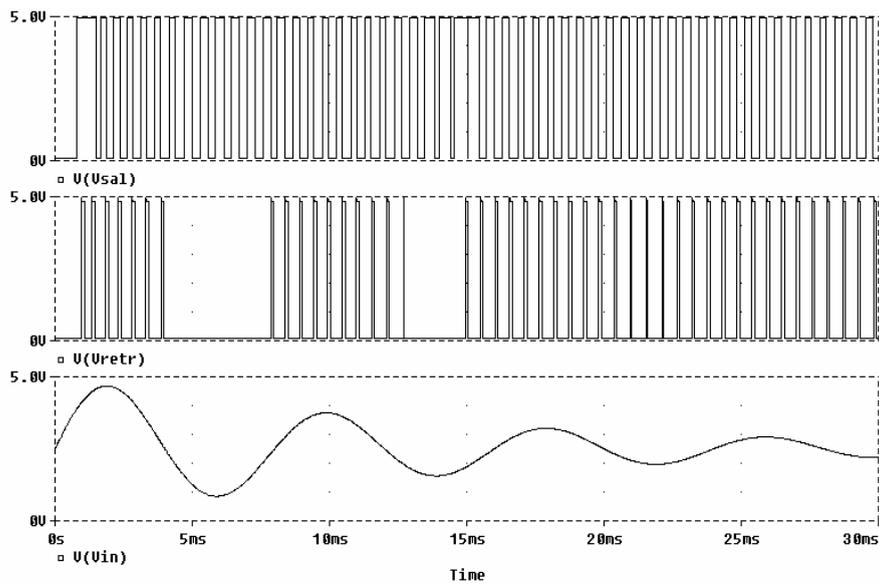


Figura 3.8. Diagrama de bloques del circuito de dos neuronas.

En la figura 3.9a se muestran las respuestas de las sinapsis del acoplamiento de las dos neuronas. Asimismo muestra la entrada al circuito, la sinapsis de la segunda y la respuesta de la segunda neurona. En la figura 3.9b se muestra el efecto del retardo en la sinapsis, para una entrada amortiguada del tipo senoidal.



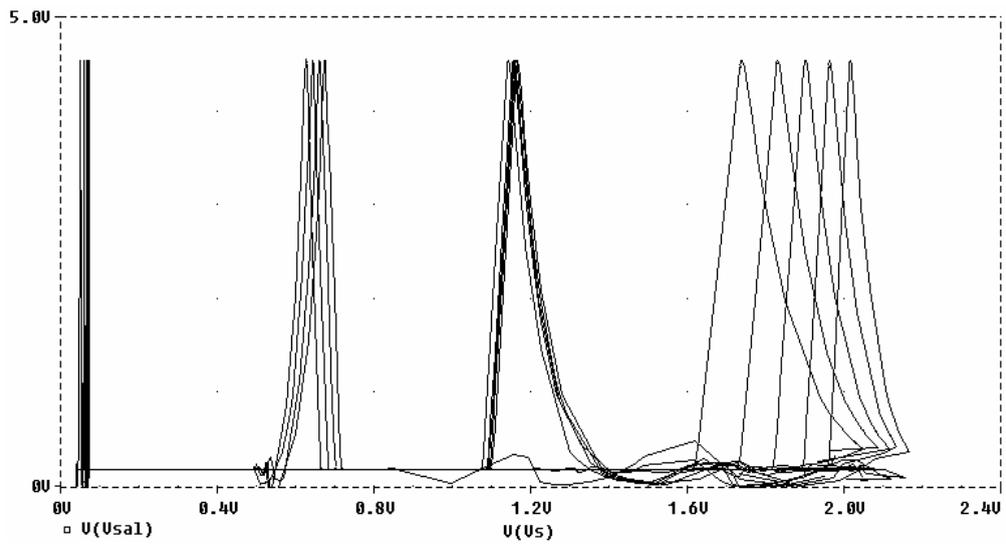
(a)



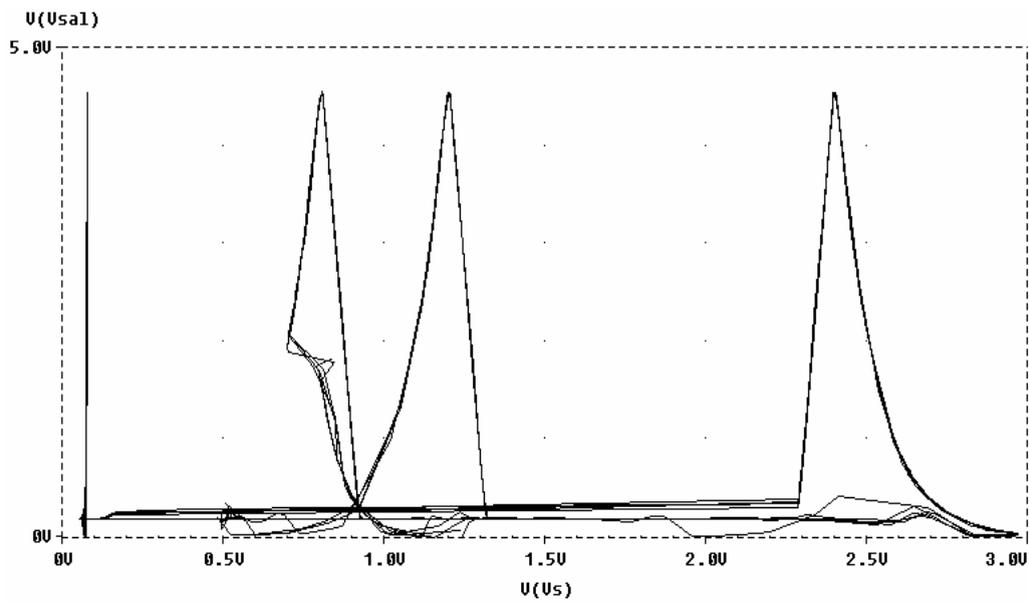
(b)

Figura 3.9. En la figura (a) se muestra las salidas del acoplamiento de dos neuronas y en la figura (b) el efecto del retardo en la sinapsis.

En las figuras 3.10a y 3.10b se muestran dos planos de fase de las entradas-salidas de las sinapsis.



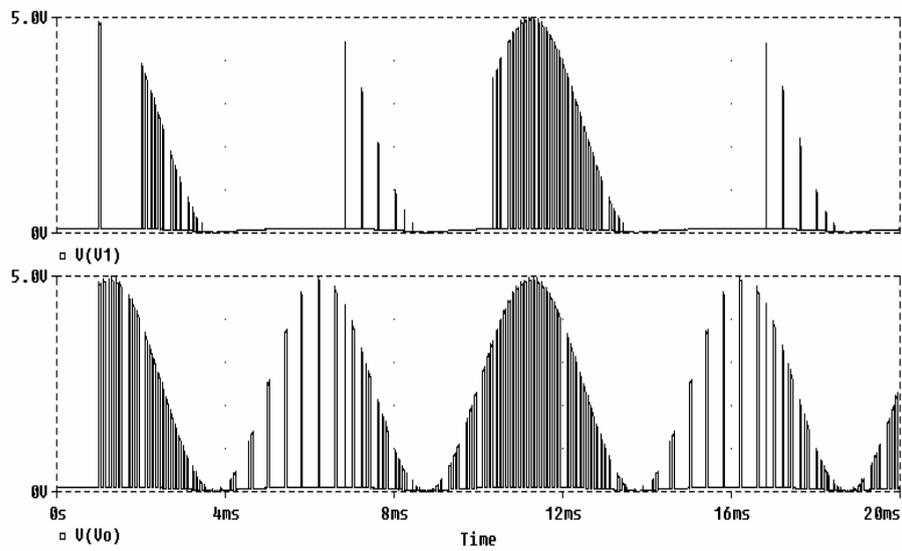
(a)



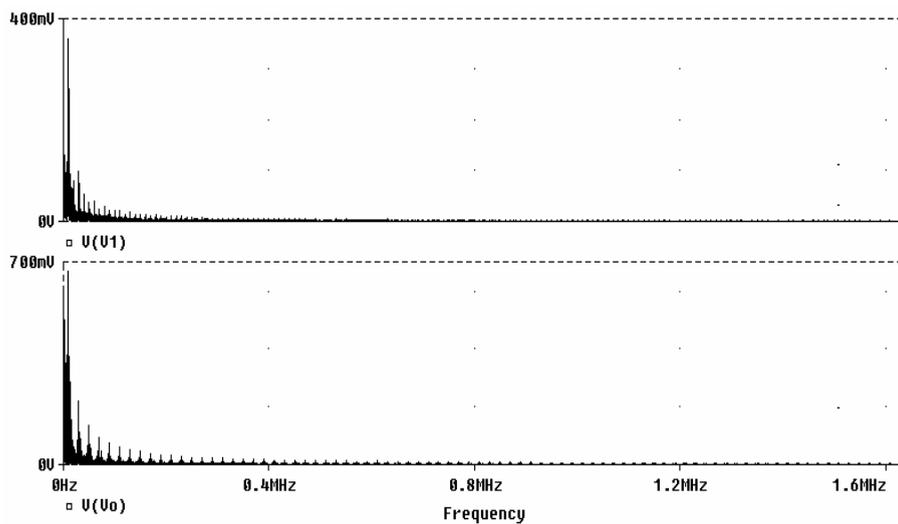
(b)

Figura 3.10. Diagramas de plano fase para: a) alta y b) baja frecuencia de entrada.

En la figura 3.11a se muestran las respuestas de dos neuronas con ráfagas parabólicas y en la figura 3.11b se muestra el espectro de Fourier.



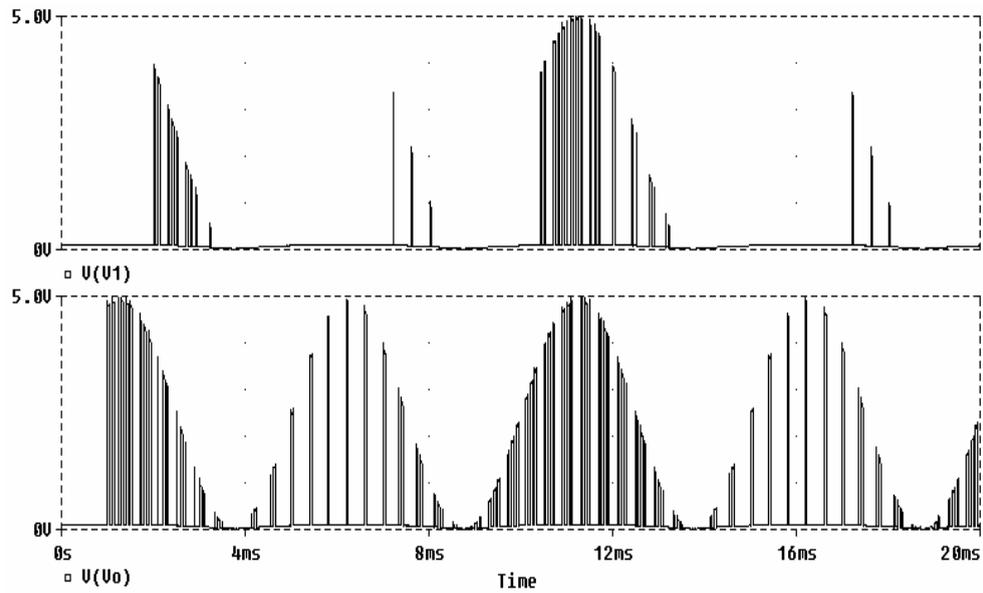
(a)



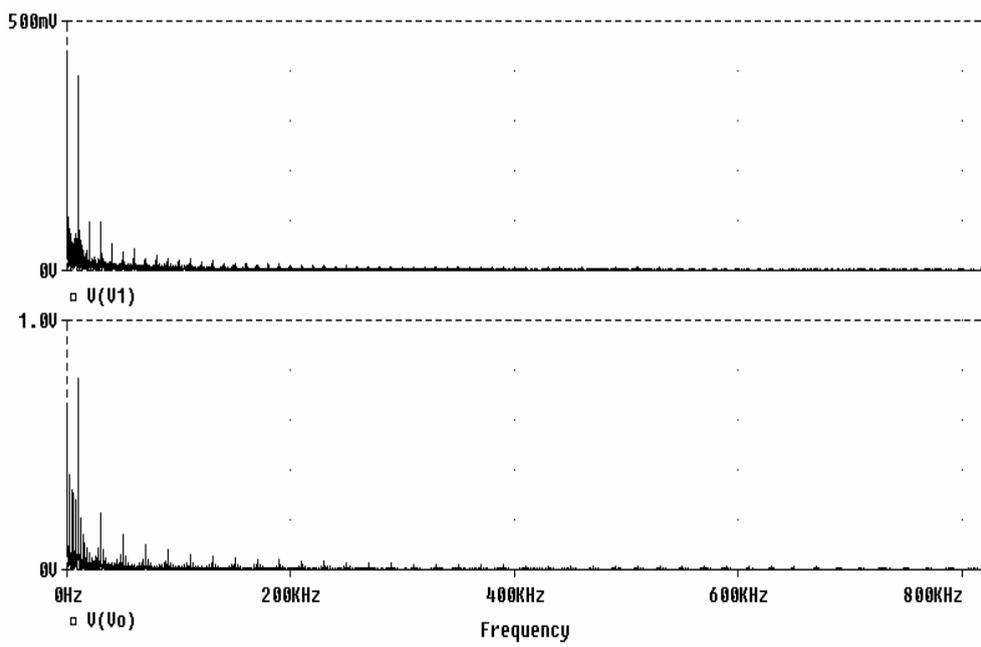
(b)

Figura 3.11. a) Respuesta de las neuronas del circuito b) Espectros de Fourier de las respuestas.

En las figuras 3.12a y 3.12b se muestran las respuestas y el diagrama de Fourier del circuito para ver los efectos que sobre las ráfagas presentan las auto-inhibiciones en el sistema.



(a)



(b)

Figura 3.12. Circuito con auto-inhibiciones: a) Respuestas de las neuronas b) Diagramas de Fourier.

En las figuras 3.13a y 3.13b se presentan los espacios fase de las dos neuronas para analizar las posibles oscilaciones o bifurcaciones de los potenciales del circuito, así como el análisis de los efectos del retardo en la respuesta global.

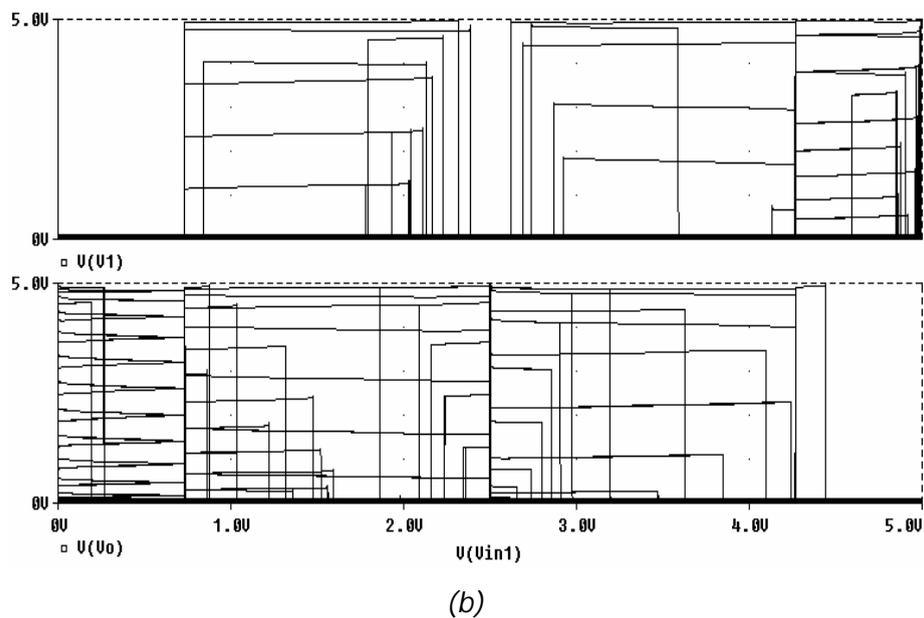
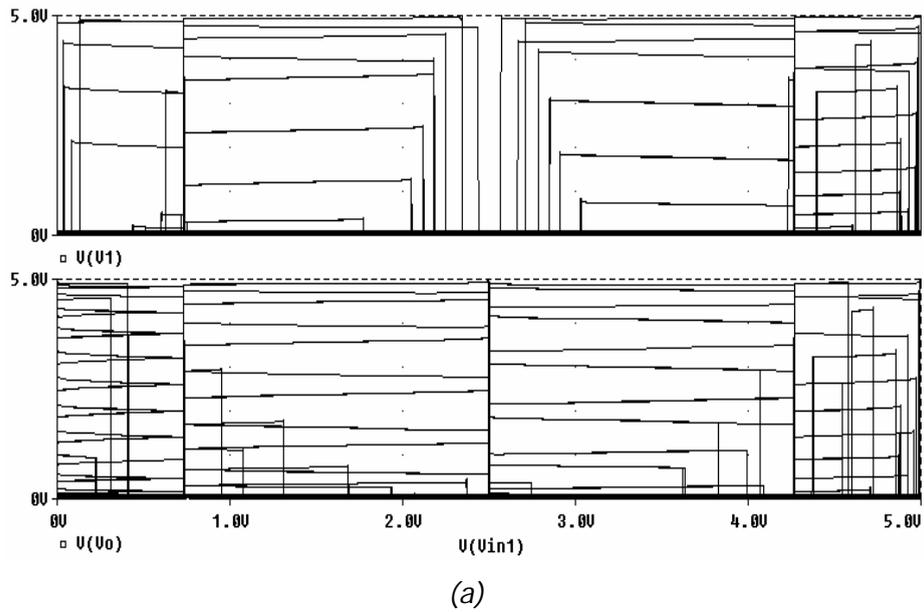


Figura 3.13. Planos fase de los circuitos de dos neuronas: a) entrada amortiguada b) auto-inhibiciones.

Otro circuito de prueba se muestra en la figura 3.14, donde dos neuronas se interconectan de tal forma que la salida de una modifica el umbral de la otra.

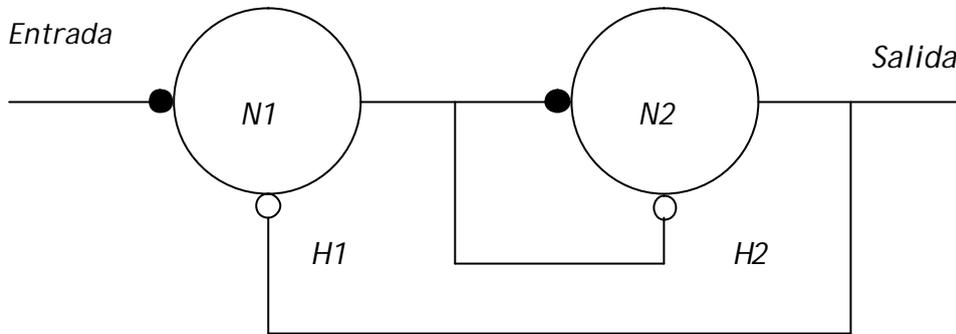
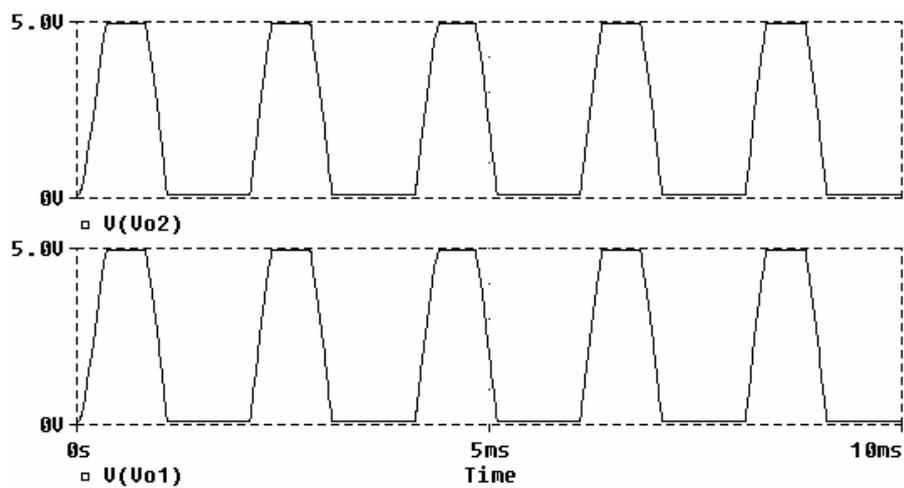


Figura 3.14. Diagrama de bloques del circuito de dos neuronas.

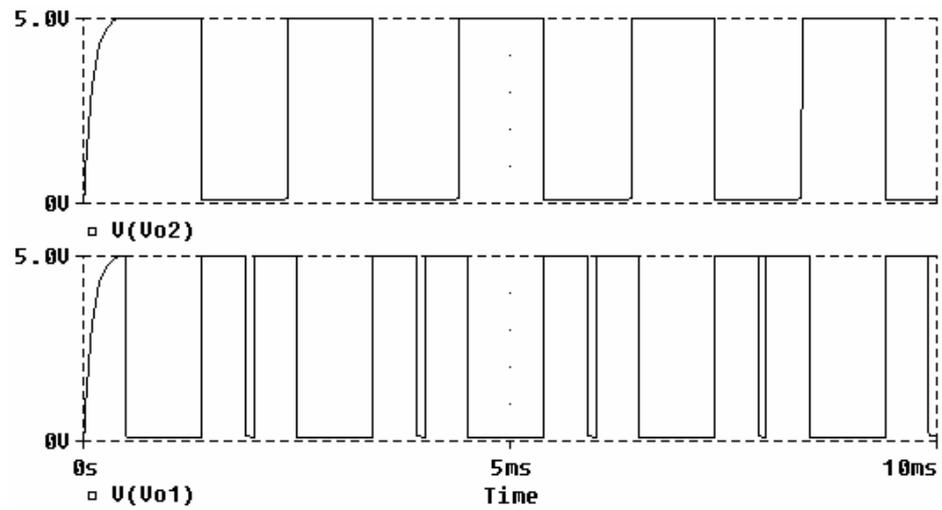
Para este circuito se analizaron varios casos:

- 1) Dos entradas iguales
- 2) Dos entradas diferentes
- 3) Dos entradas con diferente frecuencia y misma forma.

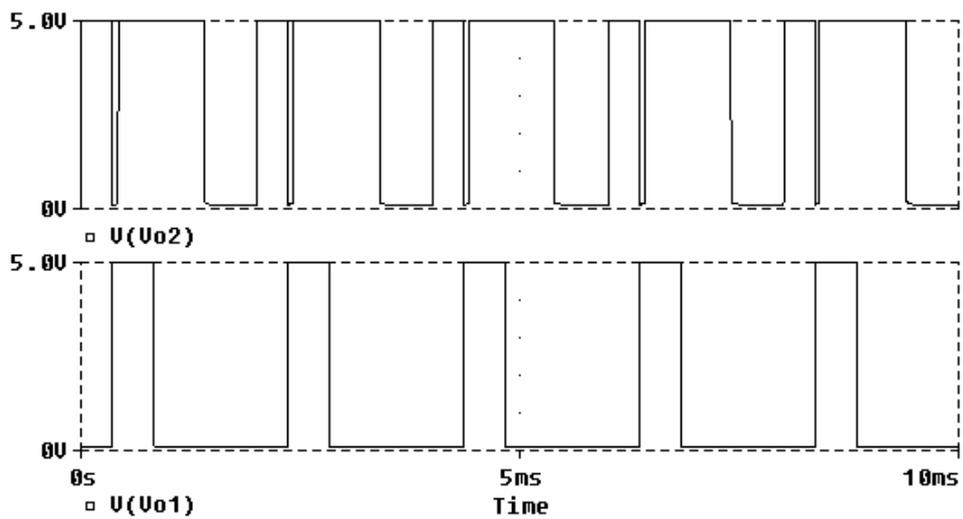
Los resultados se muestran en la figura 3.15.



(a)



(b)



(c)

Figura 3.15. Resultados del circuito de dos neuronas: a) entradas iguales, b) entradas diferentes, c) entradas con diferente frecuencia y misma forma.

Una variante de interconexión de esta red se presenta a continuación con el fin de evaluar una variante del modelo de dos neuronas anteriormente presentado.

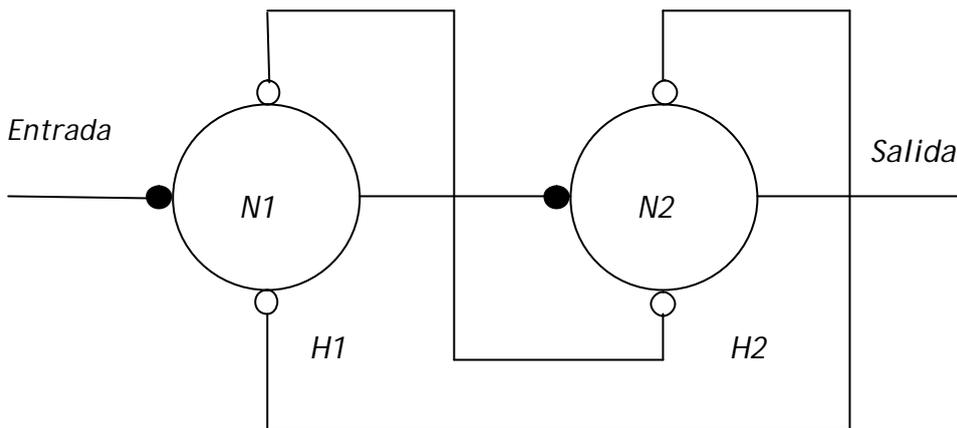
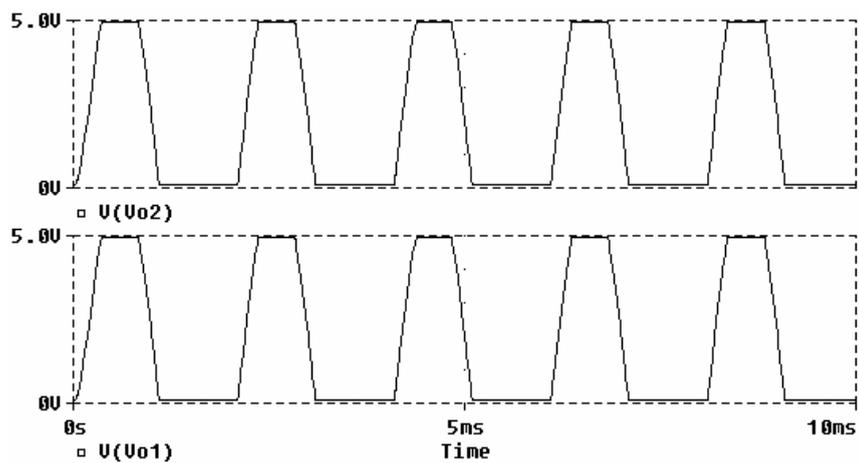
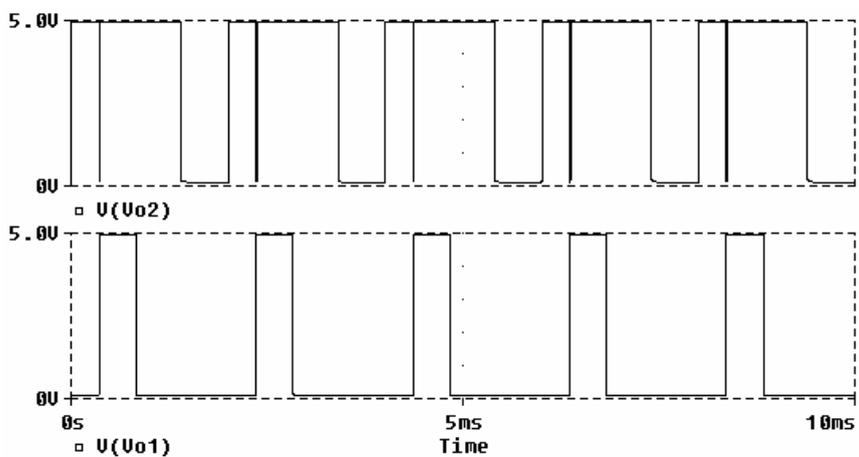


Figura 3.16. Circuito de dos neuronas con inhibiciones cruzadas.

En la figura 3.17 se muestran las respuestas a los tres tipos de entrada presentadas anteriormente.



(a)



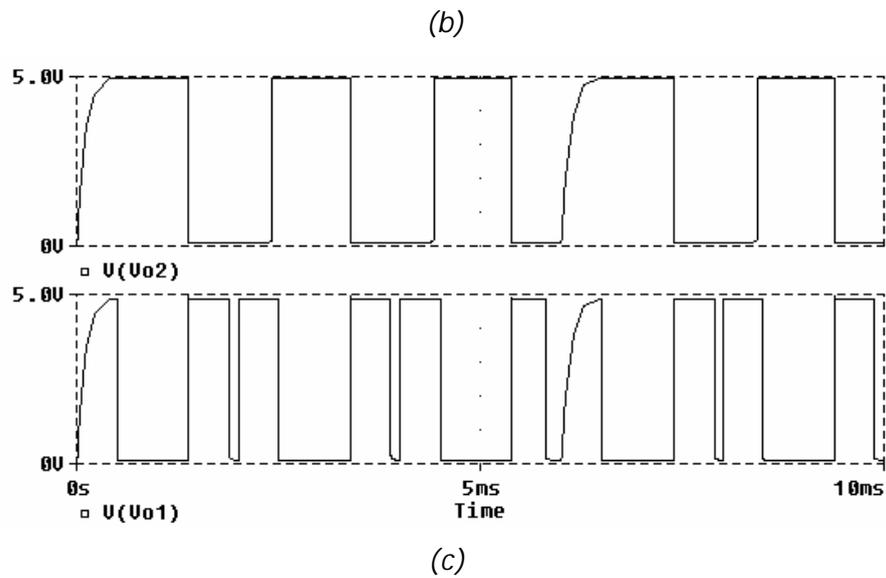


Figura 3.17. Respuestas del circuito de la figura 3.16 a) entradas iguales, b) entradas diferentes, c) entradas con diferente frecuencia y misma forma.

El siguiente estudio realizado tiene como objetivo conocer los efectos de memoria a corto plazo, por lo que se introdujeron retardos en las salidas axónicas como lo ilustra la figura 3.18:

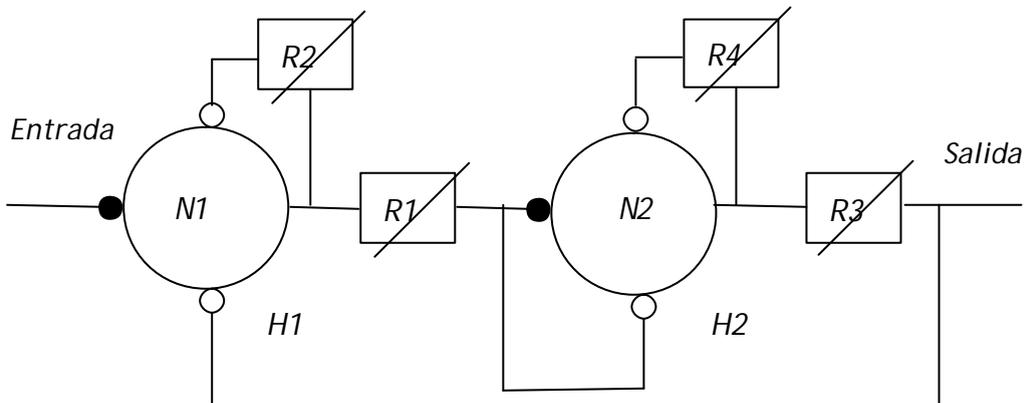
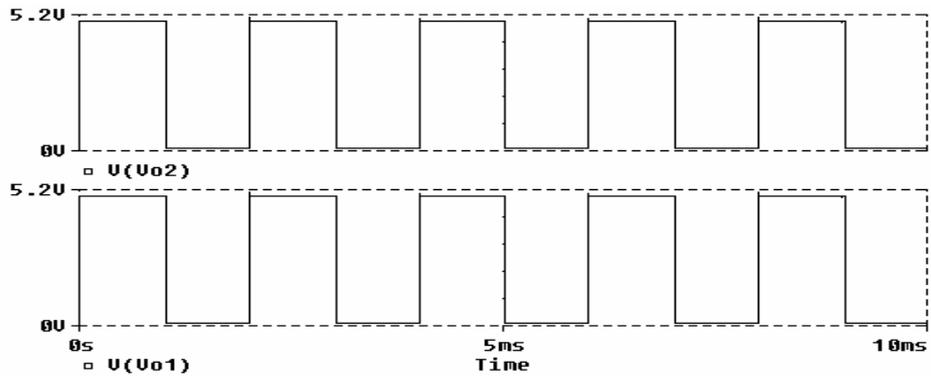


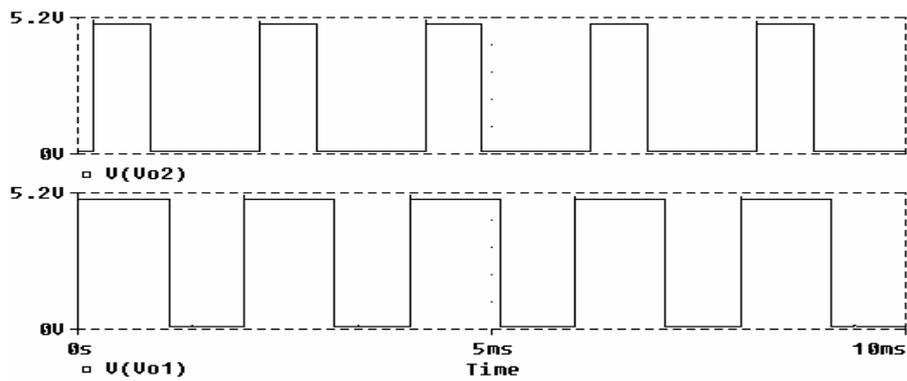
Figura 3.18. Circuito de dos neuronas con retardos axónicos.

Al introducir los retardos es posible estudiar los cambios de las respuestas en función de las modificaciones de los umbrales retardados en el tiempo, en condiciones simétricas o no de los valores de los retardos.

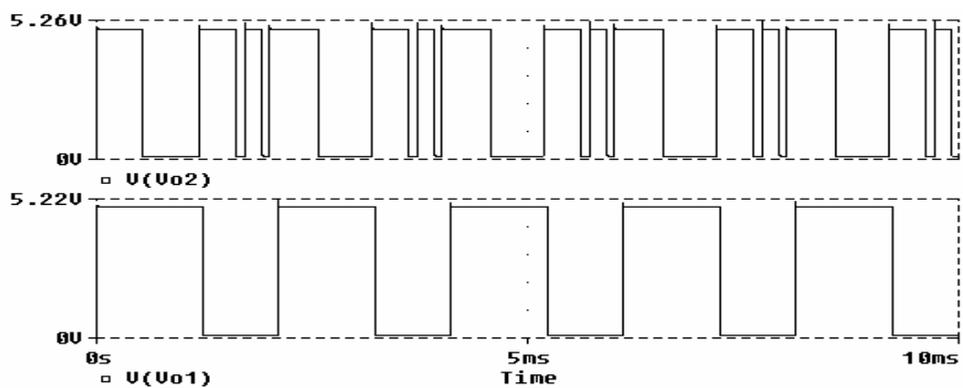
En la figura 3.19 se muestran las respuestas de las neuronas para las entradas citadas en la condición de retardos iguales en los umbrales y con los retardos de las inhibiciones cruzadas con valor nulo para las entradas citadas.



(a)



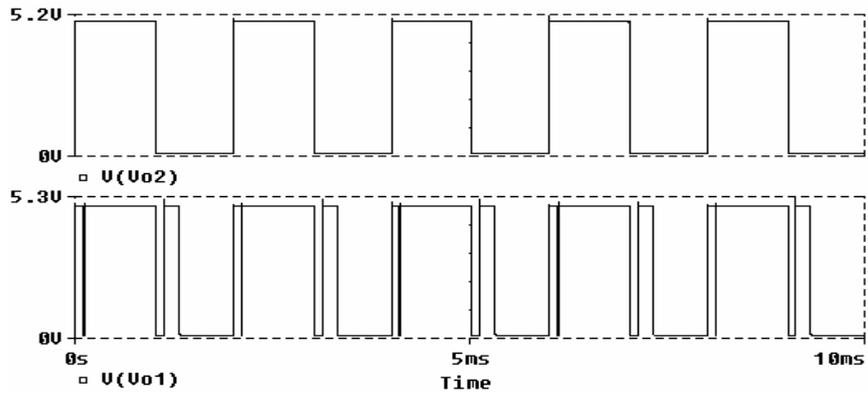
(b)



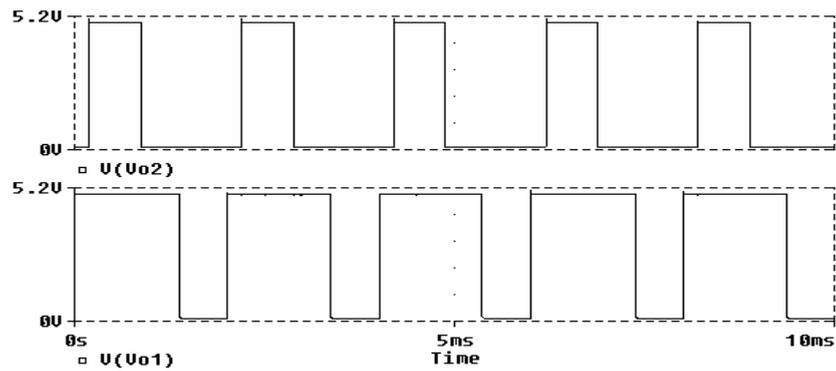
(c)

Figura 3.19. Respuestas de las neuronas con retardos iguales en los umbrales y retardo de auto-inhibición nulo: a) entradas iguales, b) entradas diferentes, c) entradas con diferente frecuencia y misma forma.

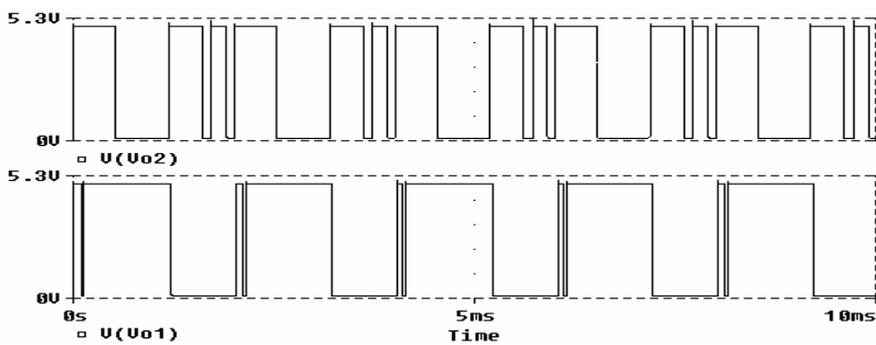
En la figura 3.20 se muestran las respuestas de las neuronas en la condición de retardos diferentes en los umbrales y con retardos de las inhibiciones cruzadas de valor nulo, para las mismas entradas que en el caso anterior.



(a)



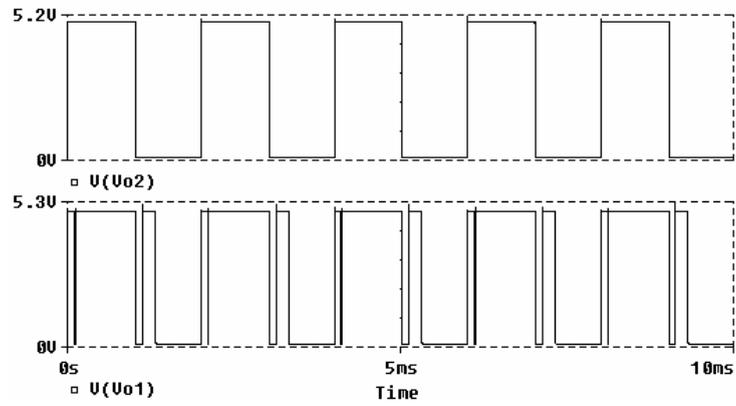
(b)



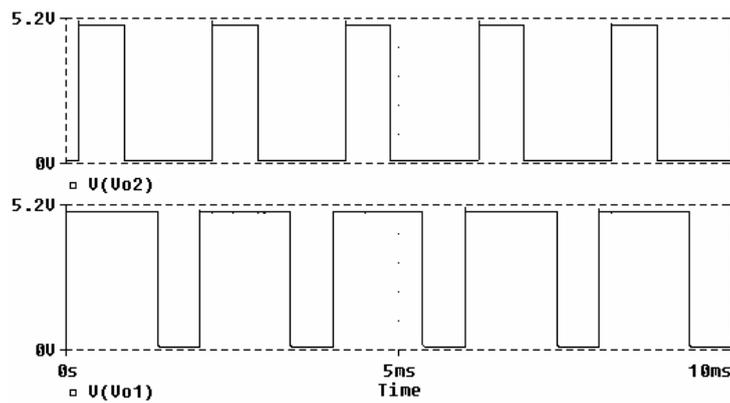
(c)

Figura 3.20. Respuestas de las neuronas con retardos diferentes en los umbrales y retardo de auto-inhibición nulo: a) entradas iguales, b) entradas diferentes, c) entradas con diferente frecuencia y misma forma.

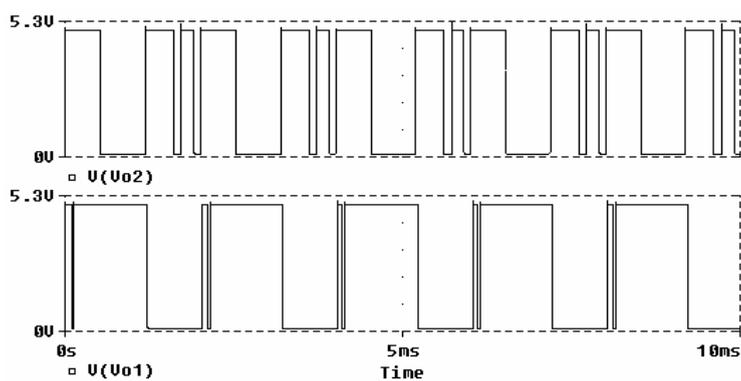
En la figura 3.21 se muestran las respuestas de las neuronas para las mismas entradas en la condición de retardos diferentes en los umbrales y con los retardos de las auto-inhibiciones de valor nulo.



(a)



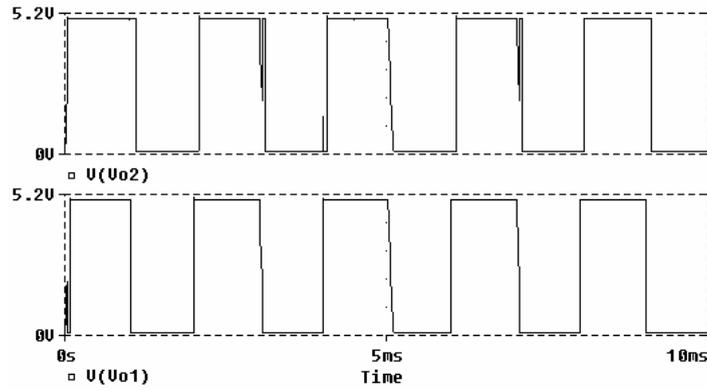
(b)



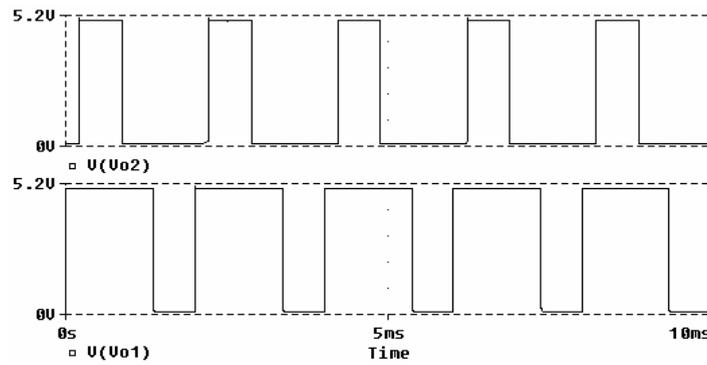
(c)

Figura 3.21. Respuestas de las neuronas con retardos diferentes en los umbrales y retardo de auto-inhibición nulo: a) entradas iguales, b) entradas diferentes, c) entradas con diferente frecuencia y misma forma.

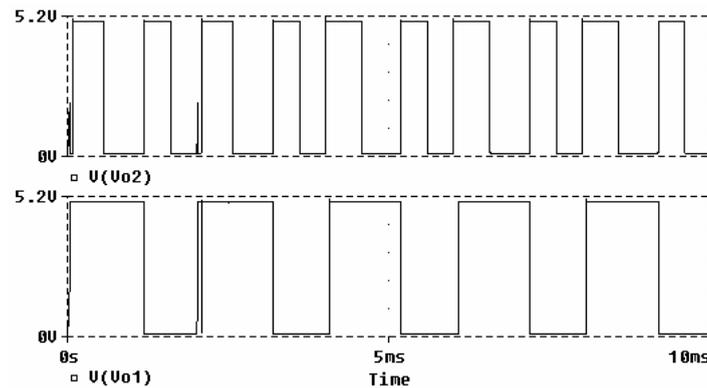
En la figura 3.22 se muestran las respuestas de las neuronas para las mismas entradas en la condición de retardos nulos en los umbrales y con los retardos de las auto-inhibiciones con valor diferente.



(a)



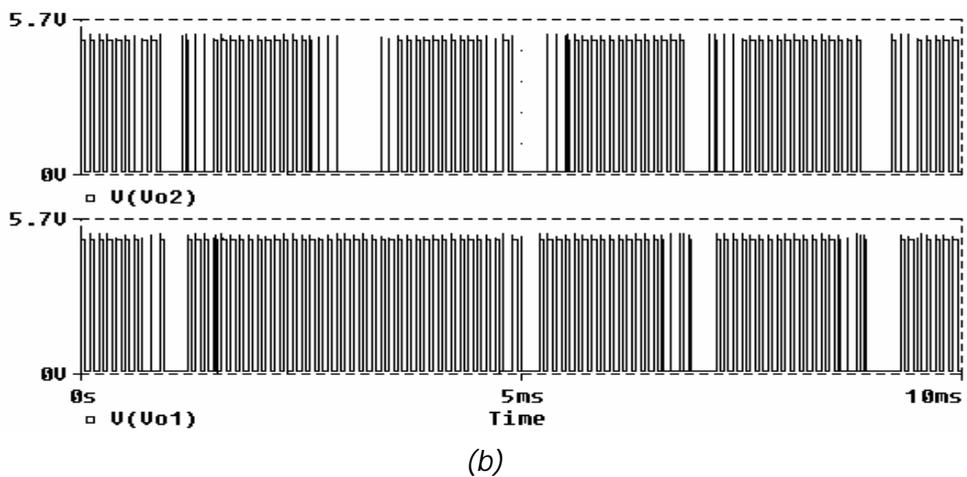
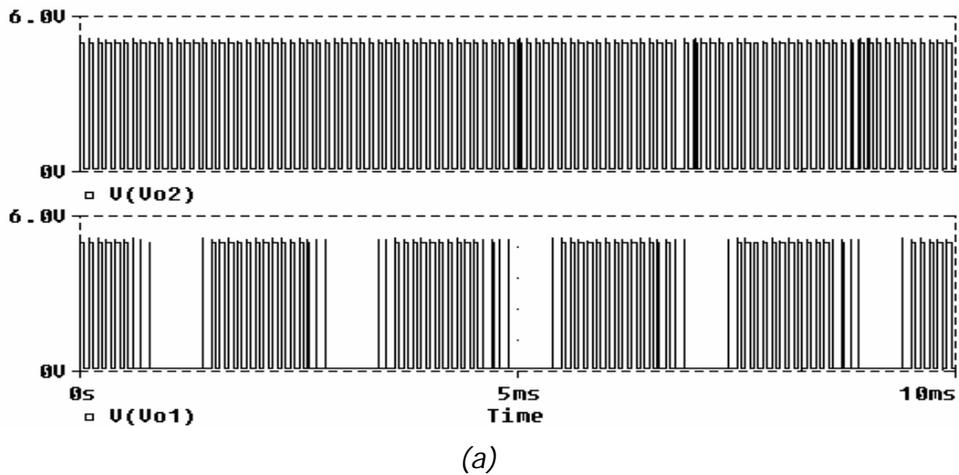
(b)

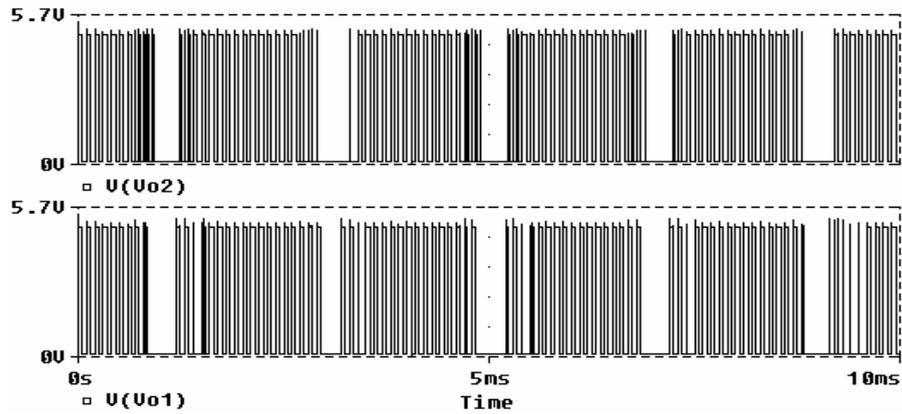


(c)

Figura 3.22. Respuestas de las neuronas con retardos nulos en los umbrales y retardo de auto-inhibición diferente: a) entradas iguales, b) entradas diferentes, c) entradas con diferente frecuencia y misma forma.

Finalmente consideramos para esta fase del estudio la configuración en la cual las salidas de las neuronas son ráfagas de condiciones iguales o de diferentes frecuencias, así como la posibilidad de que el cambio en la amplitud se de en función de los umbrales, dentro de estos esquemas se realizaron pruebas con señales senoidales de la misma frecuencia de 1KHz y la misma amplitud de 5V. La frecuencia de las ráfagas fue de 10KHz y fueron pulsos cuadrados de 5V de amplitud. El estudio se dividió en tres partes, la primera de éstas consistió en que los retardos de los umbrales eran diferentes y los retardos de las inhibiciones cruzadas nulos. La segunda parte tenía los retardos de los umbrales nulos y el retardo de las inhibiciones cruzadas diferentes. El tercer caso consistió en tener los retardos tanto de umbrales como de las inhibiciones cruzadas diferentes. En las gráficas de la figura 3.23 se muestran las respuestas de las neuronas en los tres casos.





(c)

Figura 3.23. Resultado de las respuestas con ráfagas de la red: a) en retardos de los umbrales diferentes y el retardo de las inhibiciones cruzadas nulos. b) los retardos de los umbrales nulos y el retardo de las inhibiciones cruzadas diferentes. c) retardos tanto de umbrales como de las inhibiciones cruzadas diferentes.

Las siguientes figuras muestran otros diagramas de circuitos utilizados para buscar efectos de memoria a corto plazo.

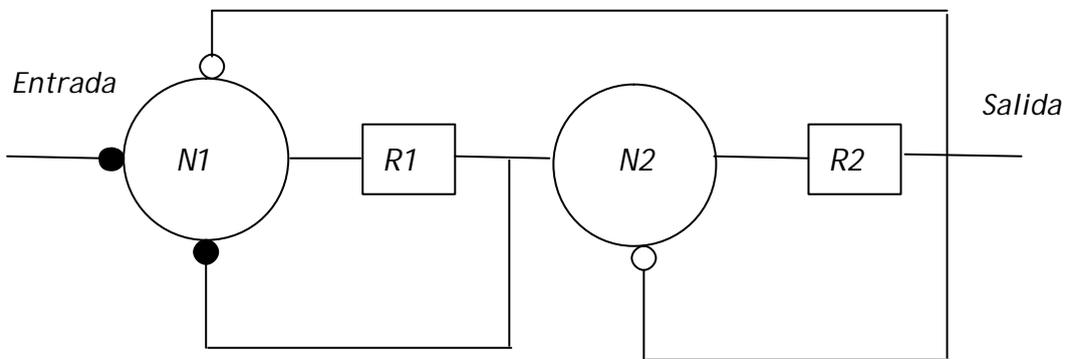


Figura 3.24. Diagrama de bloques del circuito de dos neuronas con umbral variable.

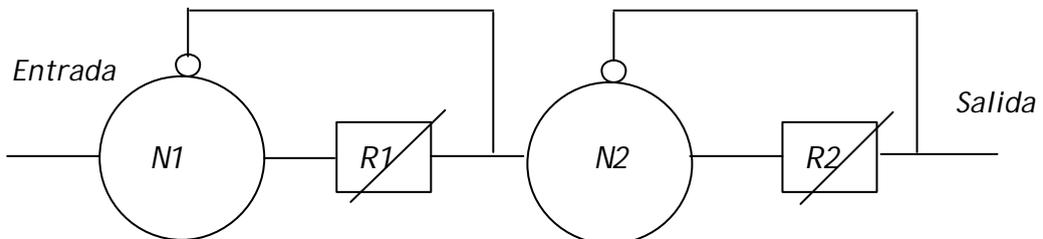


Figura 3.25 Diagrama de bloques del circuito de dos neuronas con retardo variable.

Estos circuitos nos permiten estudiar los efectos de los retardos en la respuesta y en la memoria a corto plazo. Este experimento se realizó con una entrada del tipo senoidal amortiguada. Se colocaron diferentes secuencias de retardo para poder analizar los efectos que causa en los diagramas de histéresis su variación, así como los efectos de las auto-inhibiciones en ellas.

Se presentan en la figuras 3.26 y 3.27 los resultados de este circuito para analizar los posibles efectos de osciladores acoplados que se presenten, graficando la señal de entrada contra el potencial de la neurona. Podemos ver claramente que se replican los efectos presentados por Tom y Tenorio, Bañuelos y Pérez que son los que se presentan como efecto de memoria a corto plazo.

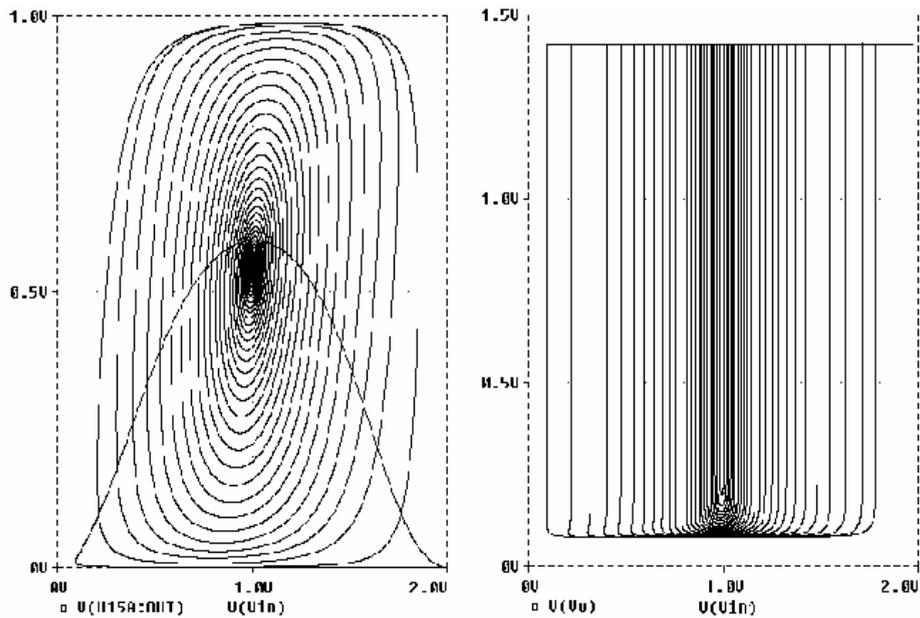


Figura 3.26. Efectos de histéresis de memoria a corto plazo en circuito de una neurona.

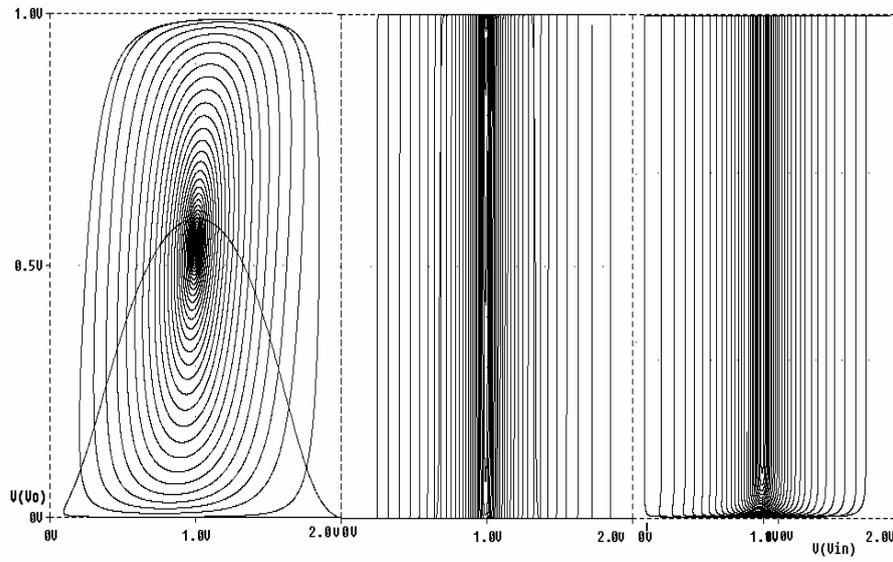


Figura 3.27. Efectos de histéresis de memoria a corto plazo circuito de dos neuronas.

Conclusiones

El procesador neuronal al que hemos llegado nos presenta elementos de sumo interés en cuanto a que el comportamiento de la neurona artificial ampliada presenta una mayor riqueza y variedad de parámetros, lo que nos reporta un mayor número de variables a controlar; adicionalmente el circuito nos muestra que es posible obtener parámetros equivalentes a los utilizados en las neuronas artificiales, y otros adicionales no presentes en éstas, por la mera aplicación de los comportamientos observados por los neurofisiólogos, obteniendo con ello la capacidad manejar de manera complementaria o aún de forma independiente los parámetros de amplificación, filtrado y manejo de umbrales en las señales que opera la neurona por medio de una metodología operativa muy diferente a la aplicada en la ingeniería neuronal convencional, o aún tener la posibilidad de contar de manera simple múltiples salidas de manera simultánea o aún lograr que una sola neurona tenga diferentes comportamientos de operación, adaptándose a las señales o interconexiones de su entorno, acercándonos más con ello a los perfiles de comportamiento presentes en las neuronas biológicas.

Además por la observación de la dinámica de la neurona se desprenden varios hechos importantes, que aunque empíricos, dan luz sobre los posibles comportamientos de este tipo de redes. Uno de ellos es la notoria respuesta aperiódica (o en periodos muy grandes), que se presentan cuando se tienen retardos diferentes. Otro es la igualdad de respuestas de las neuronas cuando todos los retardos son iguales, de forma tal, que la topología de la red sin retardo se conserva. Un tercer resultado inmediato es el hecho claro de que las respuestas de las neuronas no son iguales en la mayoría de los casos estudiados, adicionalmente los efectos de memoria a corto plazo se presentan en estos circuitos aun a pesar de que se realicen interconexiones en pequeñas redes de neuronas.

Bibliografía

1. Arbib M, Digital VLSI for Neural Networks, MIT Press Cambridge Massachussets, pags. 304-309 1995
2. Apuntes de Electricidad y Magnetismo, Facultad de Ingeniería U.N.A.M. 1984.
3. Bañuelos M.A., Pérez Silva J.L, Sigmoidal Hysteresis Electronic Circuit Used as Short Term Memory, XII congreso de la Sociedad Mexicana de Instrumentación, 2000.
4. Berlin Howard M, OP-AMP Circuits and Principles, Editorial SAMS, ISBN 0-672-22767-3.
5. Coughlin Robert F., Frederick F. Driscoll, Circuitos Integrados Lineales y Amplificadores Operacionales, 2da. edición, editorial Prentice Hall, ISBN 968-880-084-8.
6. Del Brío, Martín y Sanz Molina, Redes Neuronales y Sistemas Borrososo, Editorial RA-MA España ISBN: 8478971556
7. Garcés Antonio, Pérez S. J.L, Modelo de Neurona con Umbral de Frecuencias, XX Congreso de la Sociedad Mexicana de Instrumentación, 2005.
8. Gray Paul R. y Meyer Robert G., Analog Integrated Circuits, 2da. Edition, Editorial John Willey and Sons, 1984.
9. Haykin S., Sistemas de Comunicación, 2da. Edición, Editorial InterAmericana, ISBN 968-25-1085-6.

-
10. Herrera B. A., Quintana T., Electronic Implementation and Analysis of a Small Neural Network, X congreso de la Sociedad Mexicana de Instrumentación, 1998.
 11. Hilera, J. R y Martínez V.J, Redes Neuronales Artificiales Fundamentos Modelos y Aplicaciones, Editorial RA-MA España ISBN: 8478971556
 12. Hodgkin y Huxley, Journal of Physiology 1952, pags. 117 y 500-544
 13. Hwei P. Hsu, Análisis de Fourier, Fondo Educativo InterAmericano, ISBN 968500047-6.
 14. Kreider, Kuller y Ostberg, Ecuaciones diferenciales Editorial Fondo educativo InterAmericano, 1973.
 15. Pérez Silva, José Luis, Garcés Antonio y otros, Diseño Electrónica de una Neurona con Sinapsis Voltaje Frecuencia, Función de respuesta a Umbral de Frecuencia y Retardo Axónico, XVII congreso de la Sociedad Mexicana de Instrumentación, 2002.
 16. Pérez, J.L. y Garcés A, y otros Electronic Model of Voltage to Frequency and Frequency to Voltage Conversion, Third international Workshop of Mixed Mode Integrated Circuits and Applications, IEEE 1999 pags. 171-174
 17. Pérez, S. J.L. y Garcés A, Modelo de Neurona con Selección Borrosa de Umbral, XX congreso de la Sociedad Mexicana de Instrumentación 2005.
 18. Pérez, S. J.L. y Garcés A y Otros, Electronic Implementation of a Neuron with Parabolic Burst Response, Third International Workshop of Design Mixed Mode Integrated Circuits, IEEE 1999, pags. 122-125.

19. Quintana, Thierry Sergio, Análisis comparativo de dos modelos de procesador neuronal, Tesis de maestría en Ingeniería, México 1997

20. Schilling and Belove, Electronic Circuits Discrete and Integrated, 2da. Edición, Mac Graw Hill, ISBN 0-07-Y66551-6.