



**CENTRO DE CIENCIAS APLICADAS Y
DESARROLLO TECNOLÓGICO**
UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO



REPORTE TECNICO

MODELOS ELECTRÓNICOS DE NEURONAS II

**José Luis Pérez Silva
Antonio Garcés Madrigal
Francisco Caviedes Contreras
Andrea Miranda Vitela**

FEBRERO DEL 2011

ÍNDICE

Introducción.	4
1. Implementación digital en pld de un functor lógico.	5
2. Procesos estocásticos en neuronas integradoras con fugas.	14
3. Modelo de neurona que obtiene la equivalencia con el cambio de pesos.	20
4. Modelo de neurona con ráfagas y función de activación sigmoide.	24
5. Modelo de neurona con ráfagas y función de activación tipo rampa.	37
6. Un estudio de neuronas electrónicas con función de activación rampa seguida de sigmoide.	46
7. Modelo de neurona con función de activación rampa o sigmoide estocástica y con ráfagas.	52
8. Estudio de un sistema de dos neuronas electronicas con efectos colaterales.	60
9. Un estudio de dos neuronas electrónicas con función de activación rampa, y efectos colaterales.	67
10. Modelo de neuronas con osciladores de ciclo límite, acoplados.	73
11. Modelo de neuronas con la función de activación sigmoide y osciladores de ciclo límite acoplados.	82
12. Comparación de los procesos evocados en una columna tectal, con dos tipos de neuronas.	93
13. Efectos del ruido estocástico en una columna tectal.	99
Conclusiones.	104
Referencias.	105

RESUMEN

A lo largo de treinta y cinco años en el CCADET se han desarrollado desarrollos tecnológicos en el área de modelos electrónicos de neuronas, comenzando por modelos simples del tipo de McCulloch y Pitts o integradores con fugas, hasta el desarrollo de microcircuitos propios en altera y neuronas con amplificadores de transconductancia a nivel del transistor.

Se han explorado también circuitos simples como la columna tectal, y sus procesos evocativos, así como modelos de neuronas estocásticas, como los problemas de diferentes tipos de sinapsis.

En este informe técnico se presentan algunos de los últimos desarrollos logrados. Estos desarrollos también van desde la implementación en PLD de funtores lógicos, hasta los efectos de ruido estocástico en columnas tectales.

El primero de los casos que reportamos es el del desarrollo en PDL de la implementación digital de un funtor lógico. Este sistema es la implementación del funtor lógico presentado en el reporte de modelos electrónicos de neuronas I.

Después vamos a presentar un estudio de los procesos estocásticos en neuronas integradoras con fugas. Este es un caso interesante ya que anteriormente habíamos estudiado el efecto en neuronas tipo McCulloch y Pitts.

Un caso especial es el desarrollo de un modelo de neurona que obtiene la equivalencia con el cambio de pesos, pensando en que en computadoras neuronales analógicas los cambios de pesos son procesos complicados y que con este modelo podemos resolver el problema.

Analizaremos los desarrollos de modelo de neuronas con ráfagas y función de activación sigmoide y rampa, ya que los modelos biológicos de este tipo de respuestas son presentes en el sistema nervioso. También en este sentido realizaremos un estudio de neuronas electrónicas con función de activación rampa seguida de sigmoide, así como el estudio de un modelo de neurona con función de activación rampa o sigmoide estocástica y con ráfagas.

Para estudiar pequeñas redes analógicas de neuronas realizamos el estudio de un sistema de dos neuronas electrónicas con efectos colaterales, así como un estudio de dos neuronas electrónicas con función de activación rampa, y efectos colaterales.

También presentamos el Modelo de neuronas con osciladores de ciclo límite, acoplados, y el Modelo de neuronas con la función de activación sigmoide y osciladores de ciclo límite acoplados, dado que este tipo de estructuras son estudiadas por Marr.

Por último compararemos los procesos evocados en una columna tectal, con dos tipos de neuronas, y veremos los efectos del ruido estocástico en una columna tectal.

INTRODUCCIÓN

Una neurona artificial es un procesador elemental que implanta un mapeo no lineal. Vamos a entender la neurona artificial como un elemento que mapea de un conjunto de señales externas de entrada $\mathbf{E}(t)$ a una única señal de salida $R(t)$, en otras palabras la neurona artificial es un sistema dinámico no lineal de la forma:

$$F_N: \mathbf{R}^n \times [t_0, t_f] \rightarrow \mathbf{R} \times [t_0, t_f], \quad (1)$$

donde $[t_0, t_f]$ es un intervalo real. La operación no lineal llevada a cabo por el elemento neuronal se puede definir en términos de sus estados internos $m(t)$, que llamaremos la actividad de la neurona en el siguiente sentido:

$$F_N(t) = F_S(m(t)),$$

con

$$m(t) = F_E(\mathbf{E}(t))$$

Y donde $\mathbf{I}(t)$ es un vector de entradas externas, F_E es una función vectorial llamada la función de entrada, y F_S es una función real no lineal llamada la función de salida de la neurona. De esta forma la neurona artificial se caracteriza por la forma de las funciones F_S y F_E .

Vamos a caracterizar la función de entrada F_E en términos de la evolución de la actividad $m(t)$, esto es, definiremos F_E implícitamente como la solución de la siguiente ecuación diferencial de primer orden:

$$\tau \frac{dm(t)}{dt} + m(t) - m_0 = E(t)$$

Donde $m(t)$ es la actividad de la neurona al tiempo t , τ es la constante de tiempo característica, m_0 es la actividad en reposo y $E(t)$ es el término de forzamiento que representa la entrada externa a la neurona. Este modelo también se usa para describir diferentes fenómenos biológicos, como se puede ver en Sejnowski, T. J., 1981 y Elman, J. L., (1990). Por lo tanto, no es nuestro interés usar la ecuación 1 como modelo biológico sino como modelo matemático de la neurona artificial. Además la neurona artificial también está definida por una función de salida no lineal $F_S(m(t))$ y en nuestro modelo hemos considerado una función escalón de la forma:

$$F_o(m(t)) = \begin{cases} k & \text{if } m(t) \geq U \\ 0 & \text{if } m(t) < U \end{cases}$$

Donde k es la amplitud de la salida y u es el umbral de la neurona, y se ha asumido que:

$$U - m_0 > 0$$

Para evitar la respuesta tónica de la neurona.

Las típicas respuestas de este modelo son dos: la primera es una ráfaga de pulsos cuando el valor del umbral es menor a la amplitud de la actividad de la neurona y es cero si el valor del umbral es mayor que la amplitud de la actividad de la neurona.

1. IMPLEMENTACIÓN DIGITAL EN PLD DE UN FUNCTOR LÓGICO

Considerando los antecedentes sobre este tema (J.L. Pérez S., et al.) un functor lógico es el elemento a partir del cual se pueden generar todos los conectivos lógicos booleanos como casos particulares de éste. El functor resulta de la lógica dependiente del umbral, mostrando que dichos conectivos se generan, para un conjunto definido de entradas, a partir de este elemento, como una dependencia del umbral de modelo neuronal presentado por Mc Cullock y Pitts. Y si la función que gobierna el umbral es una función estocástica se puede tener un comportamiento azaroso del functor, de tal manera que los operadores lógicos cambien de acuerdo al valor de las entradas y del umbral en el tiempo en forma estocástica. Con todo esto, se puede desarrollar un sistema con base en un sólo elemento lógico, el functor.

1.1. DEFINICIÓN DE LOS OPERADORES GENERALIZADOS

De acuerdo con los conceptos básicos del operador generalizado, empleando el caso de entradas excitadoras solamente se tiene, figura 1:

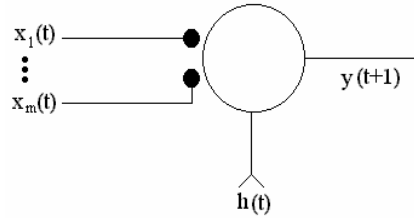


Figura 1. Diagrama que muestra la generalización del evento de un retardo y múltiples entradas excitadoras.

Cuya regla de disparo es:

$$Dx(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sum_{i=1}^m \dot{x}_i(t) \geq h(t) \\ 0 & \text{si } \sum_{i=1}^m \dot{x}_i(t) < h(t) \end{cases}$$

Asumiendo todos los pesos iguales a uno, entonces el operador generalizado es: al menos h (Valor umbral) de m (número de entradas), que tendrá una respuesta retardada si al menos h de las entradas excitadoras de las m están presentes. El símbolo que le representa es:

$$\prec_h^m$$

Se observan dos casos particulares: "al menos 1 de 2" es el operador lógico temporal "Or".

$$\prec_1^2 \equiv D \vee^t$$

Y "al menos 2 de 2" es el operador dependiente del tiempo "And".

$$\prec_2^2 \equiv D \wedge^t$$

Para el caso de solo entradas inhibitorias, como está documentado, se tienen n entradas y un umbral h(t), como se muestra en la figura 2.

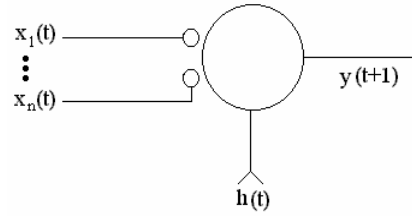


Figura 2. Diagrama que muestra un evento con n entradas inhibitorias y un umbral $h(t)$

Y la regla de disparo será:

$$Dx(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sum_{i=1}^m \dot{x}_i(t) \leq h(t) \\ 0 & \text{si } \sum_{i=1}^m \dot{x}_i(t) > h(t) \end{cases}$$

Que se interpreta como cuando mucho h (valor de umbral) de n (número de entradas) que es el operador simétrico de al menos h de m . Cuya representación es:



El caso "cuando mucho 0 de 1", es el operador negación "Not" dependiente del tiempo:

$$\succ_0^1 \equiv D \neg_t$$

y "cuando mucho 0 de 2" es el operador lógico temporal "Nor".

$$\succ_0^2 \equiv D \neg_t \vee$$

Operando ambos tipos de entradas, excitadoras e inhibitorias, se generaliza el caso, figura 3:

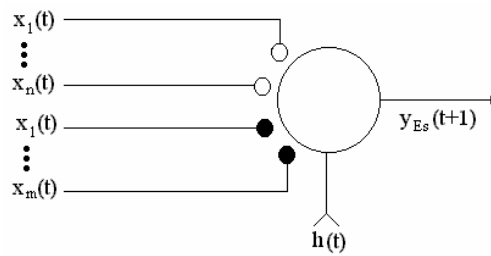


Figura 3. Diagrama que muestra la generalización del evento de un retardo y múltiples entradas tanto excitadoras como inhibitorias.

Donde la regla de disparo será:

$$Dx(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sum_{i=1}^m \dot{x}_i(t) - \sum_{j=1}^n \dot{x}_j(t) \geq h(t) \\ 0 & \text{si } \sum_{i=1}^m \dot{x}_i(t) - \sum_{j=1}^n \dot{x}_j(t) < h(t) \end{cases}$$

Este es el operador fundamental, representado por el símbolo:

$$\begin{matrix} \uparrow^m \\ h \downarrow n \end{matrix}$$

Que se define como: El operador dispara si al menos m (entradas excitadoras) menos n (entradas inhibitorias) es igual a h (umbral). Entonces, el operador:

$$\begin{matrix} \uparrow^m \\ h \downarrow n \end{matrix}$$

se puede reducir a:

$$\begin{matrix} \uparrow^m \\ h \end{matrix} \text{ para } n = 0$$

y a:

$$\begin{matrix} \uparrow \\ h \end{matrix}^n \text{ para } m = 0.$$

Casos típicos son:

$${}_0\uparrow_1^1 \equiv D \xrightarrow{t} {}_0\uparrow_1^0 \equiv D \neg^t \quad \text{y} \quad {}_2\uparrow_0^2 \Rightarrow {}_2^2 \equiv D \wedge^t$$

Con base en lo anterior, el operador generalizado permite que un umbral dependiente del tiempo pueda estar modificando los operadores lógicos.

1.2.- IMPLANTACIÓN ELECTRÓNICA DEL OPERADOR GENERALIZADO

Basado en la teoría y principios de operación descritos en este análisis, y para verificar que la operación de dicho elemento es comprobable utilizando un dispositivo físico que opere de acuerdo con el planteamiento citado, se desarrolló y construyó un circuito electrónico digital que representa al operador generalizado, implantado en un dispositivo lógico programable (PLD). El diagrama esquemático que lo emula se muestra en la figura 4.

Este circuito básico es una neurona del tipo Mc Cullock y Pitts implementada con compuertas digitales sencillas, tanto para los circuitos sumadores de entradas excitadoras e inhibitorias, el comparador para la función de disparo, y para el circuito de retardo.

Para su desempeño como operador generalizado temporalmente dependiente se empleó una entrada digital de 8 bits que simula el voltaje de umbral, que sería el voltaje de comparación para la función de disparo.

Utilizando el circuito mencionado, que se muestra en la figura 4, y como generador del umbral a la entrada de 8 bits una señal periódica del tipo rampa descendente, de 255 a 0, en su forma digital, se consideraron varios casos de generación temporal. Tanto el valor de umbral como la respuesta del desempeño de dicha generación se muestran en las figuras, 5, 6 y 7:

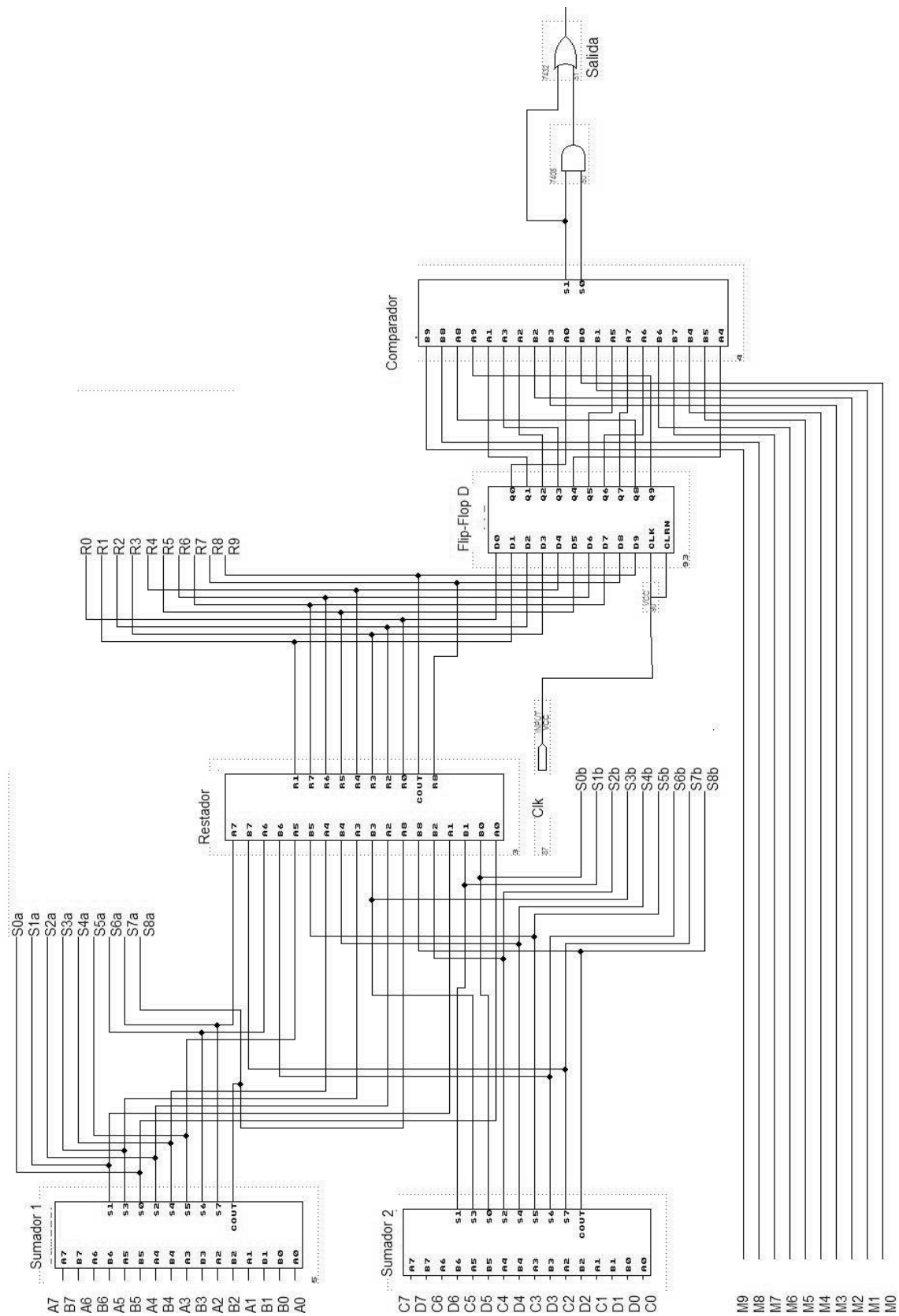


Figura 4. Circuito esquemático del operador generalizado dependiente del tiempo, implantado en un PLD.

1.3.- RESULTADOS

En el delineado en rojo que muestra la figura 5 se observa M (7..0) como el patrón de umbral, una señal rampa descendente, de 255, o FF, a 0, cambiando cada 2 milisegundos. Las cantidades están en hexadecimal. Este umbral se compara con el resultado de la sustracción, R (9..0). A(7..0) y B(7..0) se suman para generar el resultado en S(8..0)a, mientras que C(7..0) y D(7..0) se suman para generar la cantidad resultante S(8..0)b. Ambas señales se restan para generar la señal R (9..0) que se compara con la señal de umbral. Con esto, salida cambia a 1, si $M(7..0) \leq R(9..0)$, de lo contrario, salida es 0.

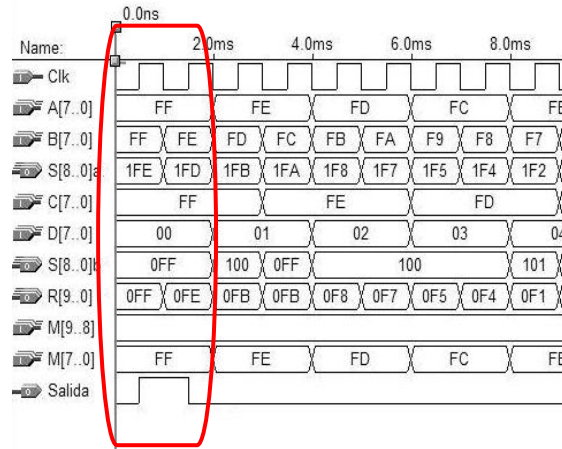


Figura 5. Grafica parcial de la respuesta del operador generalizado.

Entonces, Salida es 1 cuando $M(7..0)$, FF, $\leq R(9..0)$, 0FF, esto es, “al menos FF de FF” (operador And), dado que la suma de las entradas excitadoras, $S(8..0)a = 1FE$, es mayor que la suma de las inhibitorias, $S(8..0)b = 0FF$, hay un 1 a la salida cuando las entradas excitadoras no están inhibidas, y el resultado de la resta es igual al umbral. Después, salida es 0 cuando $M(7..0)$, FF, $> R(9..0)$, 0FE, ocurre el caso “cuando mucho FF de FE” (operador Nor), esta situación ocurre dado que la suma de las entradas excitadoras, $S(8..0)a = 1FD$, es mayor que la suma de las inhibitorias, $S(8..0)b = 0FF$, hay un 0 cuando las excitadoras no están inhibidas, pero el umbral es mayor al resultado de la resta.

En la figura 6, resaltado en rojo, se aprecia como R(9..0) cambia de 001 hexadecimal a 3FE hexadecimal, con lo cual salida toma el valor de uno, previo retardo de 500 microsegundos, puesto que M(7..0) tiene un valor de B2 hexadecimal, cumpliéndose la condición, salida es 1 cuando $R(9..0) \geq M(7..0)$, es decir, “cuando mucho B2 de 3FE” (operador Nor), este caso se cumple debido a que la suma de las entradas excitadoras, $S(8..0)a$, 117, es menor que la suma de las inhibitorias $S(8..0)b$, 119.

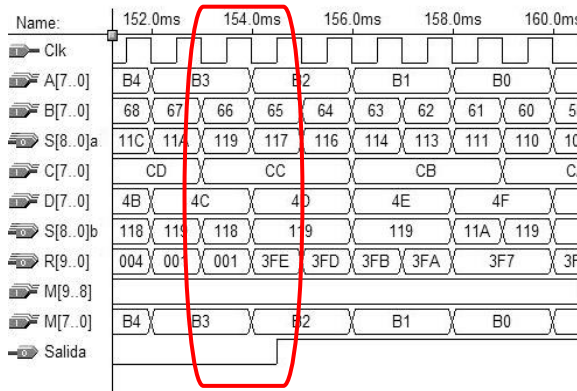


Figura 6. Detalle del comportamiento del operador generalizado (continuación).

Las entradas inhibitorias inhiben a las excitadoras, por ello, hay un 1 a la salida cuando están inhibidas las entradas excitadoras, y el resultado de la resta es mayor al umbral. La frecuencia de trabajo del circuito es de 1 mS, por lo cual, cada vez que se tiene un flanco de subida del pulso en este periodo, los datos entran al comparador. De ahí que se note un retardo de 500 μ S, esto debido a que hay una espera al flanco para entrar el dato 3FE hexadecimal al comparador.

En el ovalo en rojo de la figura 7 se ve que R (9..0) cambia su valor, de 357 hexadecimal a 054 hexadecimal, el cual, al compararse con M (7..0), 7F, hace que salida, nuevamente previo retraso de 500 μ S, vaya de 1 a 0.

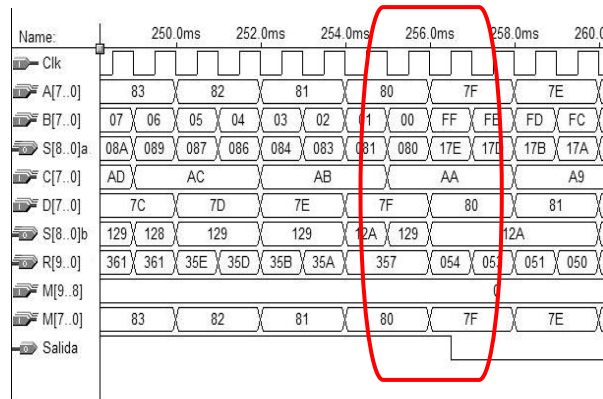


Figura 7. Vista parcial de la respuesta del operador generalizado (continuación).

Obsérvese como salida cambia cuando el flanco del pulso sube, es decir, cuando el comparador toma el valor de R (9..0) para operarlo con el de M (7..0). Ahora se cumple la condición de que salida vale 0 cuando $M(7..0) > R(9..0)$, ocurre el caso “cuando mucho 7F de 054” (operador Nor), esta situación ocurre dado que la suma de las entradas excitadoras, $S(8..0)a = 17E$, es mayor que la suma de las inhibitorias, $S(8..0)b = 12A$, hay un 0 cuando las entradas excitadoras no están inhibidas, pero el umbral es mayor al resultado de la resta.

Como se puede apreciar en las figuras 5, 6 y 7, a partir de la variación de datos en las entradas del dispositivo diseñado, y del umbral aplicado, se tiene varios eventos que emulan los diferentes conectivos de la lógica booleana. Dado que el valor de umbral está cambiando con cierta frecuencia, el operador no se mantiene en un solo conectivo booleano, sino que varía en función de los datos aplicados. Se puede ver entonces que varias configuraciones permiten diferentes manejos de los operadores lógicos, y estas dependen de los propósitos que se deseen alcanzar en su empleo. Estos resultados obtenidos al trabajar, manipulando varios datos, con el operador desarrollado en este trabajo, revelan la utilidad de su uso como conectivo universal, presentándose con esto un operador con características de comportamiento que responden a las bases teóricas y al principio de operación del funtor lógico descrito en la introducción. La figura 8 muestra la forma simbólica en la que se puede representar a este operador generalizado, figura 4, implantado en un PLD:

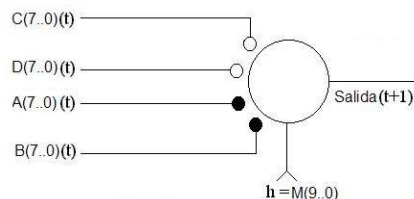


Figura 8. Forma simbólica del operador generalizado de la figura (4), $M(9..0)$ es un valor binario de umbral.

Cuya forma de disparo es:

$$\text{Salida } (t + 1) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sum_{i=A}^B \dot{i}(t) - \sum_{j=C}^D \dot{j}(t) \geq M(9..0) \\ 0 & \text{si } \sum_{i=A}^B \dot{i}(t) - \sum_{j=C}^D \dot{j}(t) < M(9..0) \end{cases}$$

Un ejemplo sencillo donde se puede aplicar este operador generalizado se muestra a continuación:

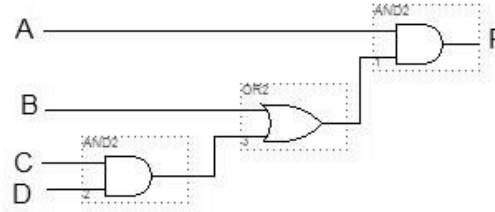


Figura 9. Circuito lógico que responde a la expresión booleana $F = A(B + CD)$.

El circuito de la figura 9 operará solo cuando existan combinaciones mayores o iguales a 1011, 11 binario. Eso es lo que indica la expresión booleana que se muestra, $F = A(B + CD)$.

Pero sucede que la condición ha cambiado. Ahora, el circuito debe operar cuando las combinaciones sean mayores o iguales a 1101, 13 binario, es decir, $F = AB(D + C)$.

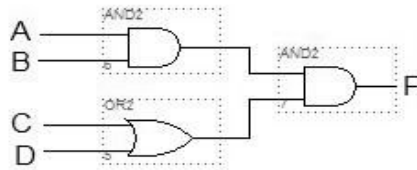


Figura 10. Circuito lógico reacomodado para cubrir las condiciones de $F = AB(D + C)$.

Esto implica un rediseño, o un reacomodo de los elementos lógicos, de tal forma que puedan ejecutar dicha condición. Como se observa en la figura 10, esto ha requerido de cambiar conexiones y mover conectivos.

Utilizar un operador generalizado tiene entonces la ventaja de evitar alterar, o reestructurar, un circuito.

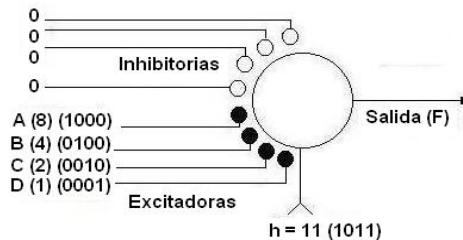


Figura 11. Operador generalizado adecuado a operar la expresión booleana $F = A(B + CD)$.

La figura 11 muestra al operador generalizado configurado de tal manera que, gracias a los pesos que se le pueden asignar a las entradas, genere un cierto valor que se pueda comparar con el umbral. Para esta

situación, el umbral se ha fijado en 11, por lo que la salida se activará cuando la suma de todas las entradas sea igual o mayor a dicho valor. De lo contrario permanecerá en cero.

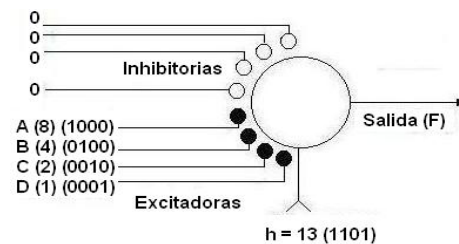


Figura 12. Operador generalizado que responde a la expresión booleana $F = AB(D + C)$.

Bajo la consideración de que las condiciones cambiaron, el ajuste en el operador generalizado es mínimo, figura 12, pues solo se ha variado el valor de umbral. Esto es, la salida se activará cuando la suma de las entradas sea igual o mayor a 13. De no ser así, la salida permanecerá inactiva.

Los operadores generalizados, implantados en dispositivos lógicos programables (PLD's), pueden ser aplicados en la resolución de problemas, o en sistemas que operen con componentes binarios, sin necesidad de emplear demasiados de estos componentes sencillos, ya que su estructura interna se amolda a los operadores fundamentales de la lógica dependiendo de la función que se le aplique al umbral. El pequeño ejemplo expuesto muestra la utilidad que tiene el hecho de implantar un operador generalizado en un PLD, ya que la facilidad que tiene este operador, en cuanto a su posibilidad de configuración, o adecuación, para adaptarse al problema es notoria. Además de que no necesita de dispositivos adicionales, pues como se ha visto en el análisis, todo está contemplado e integrado en su diseño.

Por otro lado, los resultados obtenidos utilizando este operador generalizado digital, son equiparables a aquellos presentados utilizando este mismo modelo de operador pero con elementos analógicos [1]. Estos resultados, figura 13, mostraron la utilidad en su implantación como conector universal, sustentado analógicamente, figura 14. Un punto interesante de este operador es su disponibilidad de operar con señales continuas en el tiempo, mientras que el modelo digital opera con grupos de datos binarios. En esencia, ambas opciones ofrecen el mismo resultado, aun cuando la naturaleza de su estructura operativa no es la misma. La figura 13 muestra resultados que básicamente se asemejan a los presentados en las figuras 5, 6 y 7 de este trabajo.

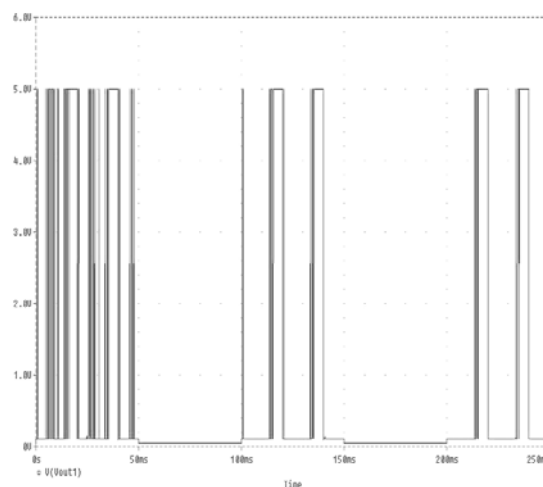


Figura 13. Respuesta del operador generalizado analógico con un patrón temporal a un tren de pulsos a las entradas.

0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47 48 49 50 51 52 53 54 55 56 57 58 59 60 61 62 63 64 65 66 67 68 69 70 71 72 73 74 75 76 77 78 79 80 81 82 83 84 85 86 87 88 89 90 91 92 93 94 95 96 97 98 99

2. PROCESOS ESTOCÁSTICOS EN NEURONAS INTEGRADORAS CON FUGAS

Una neurona artificial es un procesador elemental que implanta un mapeo no lineal. Vamos a entender la neurona artificial como un elemento que mapea de un conjunto de señales externas de entrada $\mathbf{E}(t)$ a una única señal de salida $R(t)$, en otras palabras la neurona artificial es un sistema dinámico no lineal de la forma:

$$F_N: \mathbf{R}^n \times [t_0, t_f] \rightarrow \mathbf{R} \times [t_0, t_f], \quad (2.1)$$

donde $[t_0, t_f]$ es un intervalo real. La operación no lineal llevada a cabo por el elemento neuronal se puede definir en términos de sus estados internos $m(t)$, que llamaremos la actividad de la neurona en el siguiente sentido:

$$F_N(t) = F_S(m(t)),$$

con

$$m(t) = F_E(\mathbf{E}(t))$$

Y donde $\mathbf{I}(t)$ es un vector de entradas externas, F_E es una función vectorial llamada la función de entrada, y F_S es una función real no lineal llamada la función de salida de la neurona. De esta forma la neurona artificial se caracteriza por la forma de las funciones F_S y F_E .

Vamos a caracterizar la función de entrada F_E en términos de la evolución de la actividad $m(t)$, esto es, definiremos F_E implícitamente como la solución de la siguiente ecuación diferencial de primer orden:

$$\tau \frac{dm(t)}{dt} + m(t) - m_0 = E(t)$$

Donde $m(t)$ es la actividad de la neurona al tiempo t , τ es la constante de tiempo característica, m_0 es la actividad en reposo y $E(t)$ es el término de forzamiento que representa la entrada externa a la neurona. Este modelo también se usa para describir diferentes fenómenos biológicos, como se puede ver en Sejnowski, T. J., 1981 y Elman, J. L., (1990). Por lo tanto, no es nuestro interés usar la ecuación 2.1 como modelo biológico sino como modelo matemático de la neurona artificial. Además la neurona artificial también está definida por una función de salida no lineal $F_S(m(t))$ y en nuestro modelo hemos considerado una función escalón de la forma:

$$F_o(m(t)) = \begin{cases} k & \text{if } m(t) \geq U \\ 0 & \text{if } m(t) < U \end{cases}$$

Donde k es la amplitud de la salida y u es el umbral de la neurona, y se ha asumido que:

$$U - m_0 > 0$$

Para evitar la respuesta tónica de la neurona.

Las típicas respuestas de este modelo son dos: la primera es una ráfaga de pulsos cuando el valor del umbral es menor a la amplitud de la actividad de la neurona y es cero si el valor del umbral es mayor que la amplitud de la actividad de la neurona.

La representación esquemática de nuestro modelo se muestra en la figura 15.

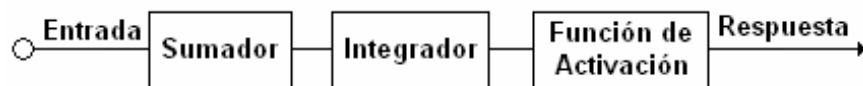


Figura 15. Representación esquemática del modelo

En la figura 16 se muestra el circuito electrónico del modelo planteado.

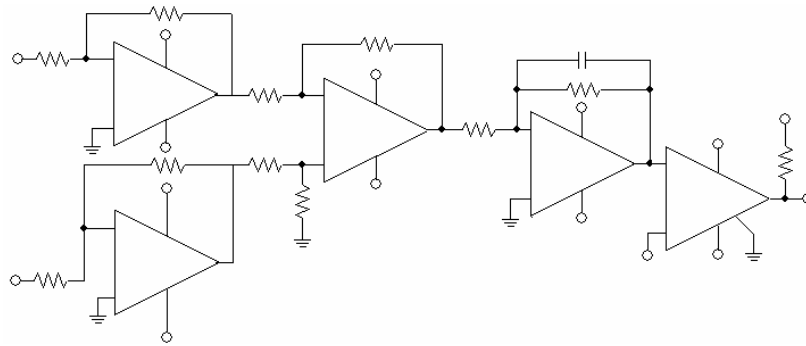


Figura 16. Circuito electrónico del modelo.

2.1. MODELO ESTOCÁSTICO

Tuvimos la idea de considerar la posibilidad de que las neuronas tuvieran la influencia de ruido en la función de activación, de tal manera que este ruido montado en el umbral fuera un modulador de la respuesta de la neurona ante el mismo evento y por lo tanto para lograr lo anterior proponemos el modelo de neurona de la figura 17.

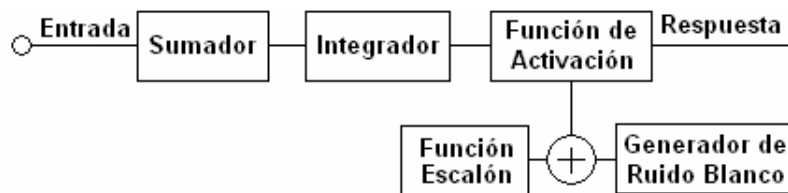


Figura 17. Modelo de neurona con umbral estocástico.

En la figura 18 se muestra el diagrama esquemático del circuito electrónico de nuestro modelo de umbral estocástico.

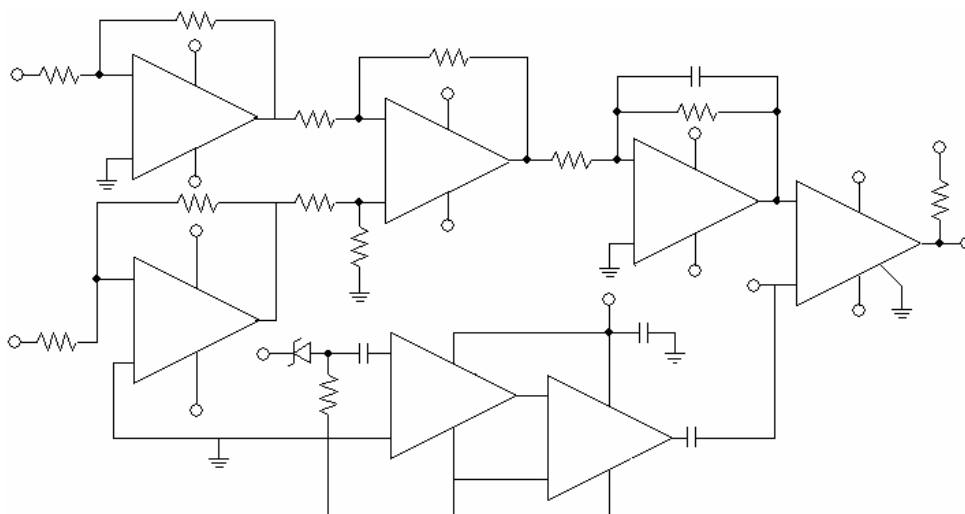


Figura 18. Diagrama electrónico del modelo estocástico.

La suma sólo indica la modulación de la función escalón por el ruido blanco, con la idea de mantener el modelo original, pero saber lo que pasa cuando el ruido modula el umbral. Desde nuestro enfoque probabilístico podemos saber los efectos de las características estocásticas del modelo, cuando generamos eventos idénticos pero independientes, obtendremos respuestas diferentes, algo así como aventar monedas al aire.

En nuestro nuevo modelo matemático vamos a considerar la función de activación de la forma:

$$F_o(m(t)) = \begin{cases} A(U(t), t) & \text{if } m(t) \geq U(t) \\ 0 & \text{if } m(t) < U(t) \end{cases}$$

Donde A es la amplitud de la salida y U(t) es el umbral de la neurona, como la función de respuesta de la neurona. Estamos interesados en incluir la posibilidad de efectos azarosos en el umbral de la neurona, y para esto vamos a introducir el concepto de ruido blanco. El ruido blanco es un proceso estocástico que denotaremos por ξ_t y que satisface lo siguiente:

- Para cada $t \geq 0$, $E[\xi(t)] = 0$
- Para $s, t \geq 0$, $E[\xi(t)\xi(s)] = \delta_0(t - s)$
- Para cada $t \geq 0$, $\xi(t)$ es Gaussiana.

Si consideramos que el umbral de la neurona está dado por: $\theta(t) = \tilde{\theta}(t) + \xi(t)$, donde $\tilde{\theta} : [0, t] \rightarrow \mathfrak{R}$, es una función determinista, por ejemplo: $\tilde{\theta}(t) = k$ con $k \in \mathfrak{R}$ o $\tilde{\theta}(t) = \sin \lambda t$, $\lambda \in \mathfrak{R}$

Haciendo esto se puede pensar que el valor del umbral de la neurona varía por una serie de fenómenos al azar, como por ejemplo el stress. Si calculamos el valor esperado para F_N ,

$$\begin{aligned} E[F_N(t)] &= E[F_o(m(t))] = E[k(\theta(t))1_{\{\theta(t) \leq m(t)\}}] = \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} \int_{\mathfrak{R}} k(\theta(t) + x, t) 1_{\{\tilde{\theta} + x \leq m(t)\}} \exp\left(-\frac{x^2}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}}\right) dx = \\ &= \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{m(t)} k(u, t) \exp\left(-\frac{(u - \tilde{\theta}(t))^2}{2\sigma_t^2}\right) du \end{aligned} \quad (2.2)$$

Si tomamos el límite cuando la varianza σ_t del ruido blanco tienda a cero, tenemos:

$$E[F_N(t)] = \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{m(t)} k(u, t) \exp\left(-\frac{(u - \tilde{\theta}(t))^2}{2\sigma_t^2}\right) du \Rightarrow \int_{-\infty}^{m(t)} k(u, t) \delta_0(u - \tilde{\theta}(t))^2 du \text{ as } \sigma_t \rightarrow 0 = k(\tilde{\theta}(t), t) 1_{\{\tilde{\theta} \leq m(t)\}},$$

Lo que implica que conforme el ruido se hace menor F_N se aproxima a la función determinista $k(\tilde{\theta}(t), t) 1_{\{\tilde{\theta} \leq m(t)\}}$

Supongamos que la función k no depende del ruido, así usando la ecuación 2.2, tenemos:

$$\begin{aligned} E[F_N(t)] &= \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{m(t)} k(u, t) \exp\left(-\frac{(u - \tilde{\theta}(t))^2}{2\sigma_t^2}\right) du = \\ &= k(t) \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{m(t)} \exp\left(-\frac{(u - \tilde{\theta}(t))^2}{2\sigma_t^2}\right) du = k(t) \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{m(t) + \tilde{\theta}(t)} \exp\left(-\frac{(u)^2}{2\sigma_t^2}\right) du = k(t) P(N \leq \tilde{\theta}(t) + m(t)), \end{aligned}$$

Donde N es la distribución de probabilidad Gaussiana con media cero y varianza σ_t , en otras palabras esperamos que el valor de $F_N(t)$ sea justamente la función determinista k multiplicada por un factor que representa el efecto azaroso del ruido. Lo anterior nos dice que contrario al modelo determinista en el cual siempre tenemos el valor para $N(t)$ de cero o $K(t)$, en este modelo tenemos para diferentes realizaciones del evento, diferentes valores de F_N en el tiempo t . Finalmente en el caso en que k no dependa del ruido, calcularemos la función de distribución $F_N(t)$. Así para $x \in \mathcal{R}$ tenemos lo siguiente:

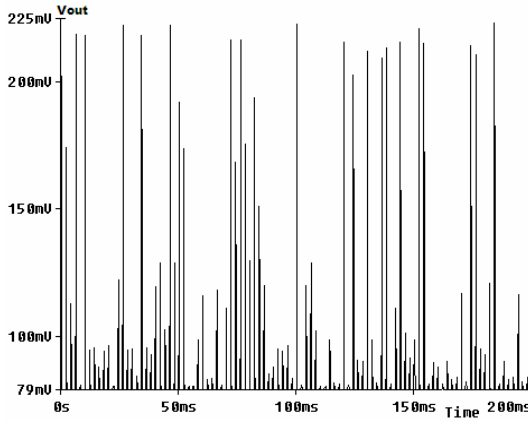
$$\begin{aligned}\Phi_{N(t)}(x) &= P(F_N(t) \leq x) = P(k(t)1_{\{\tilde{\theta} + \leq m(t)\xi(t)\}} \leq x) = P(1_{\{\tilde{\theta} + \leq m(t)\xi(t)\}} \leq \frac{x}{k(t)}) = \\ &= \begin{cases} 0 & \text{if } \frac{x}{k(t)} < 0 \\ P(\xi(t) \geq m(t) - \tilde{\theta}) & \text{if } 0 \leq \frac{x}{k(t)} < 1 \\ 1 & \text{if } 1 \leq \frac{x}{k(t)} \end{cases}\end{aligned}$$

donde

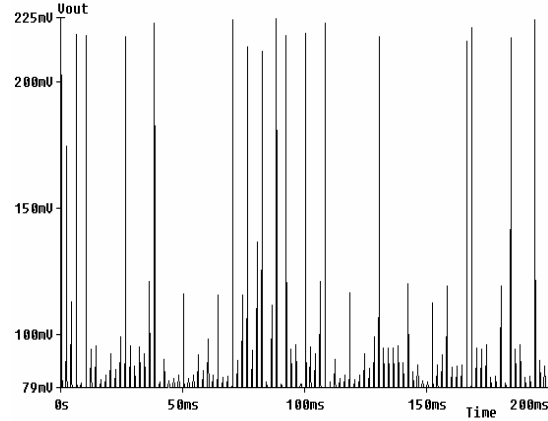
$$P(\xi(t) \geq m(t) - \tilde{\theta}) = \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} \int_{m(t) - \tilde{\theta}}^{\infty} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_t^2}\right) dx.$$

2.2. RESULTADOS

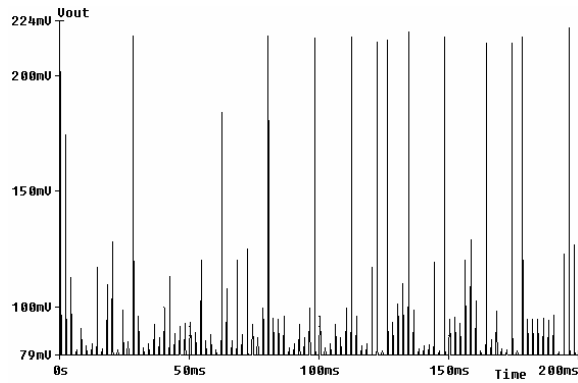
En las siguientes figuras se muestran las respuestas de varios eventos en las mismas condiciones con dos diferentes frecuencias. Primero mostraremos las respuestas con frecuencias altas.



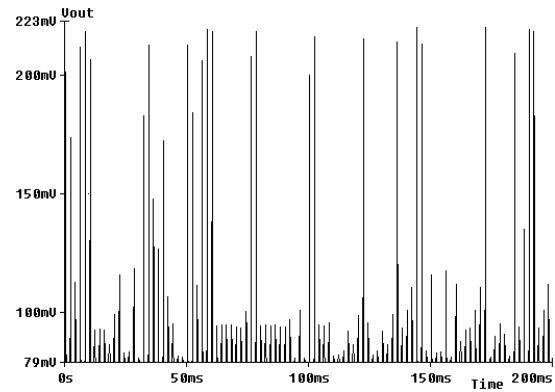
Primer evento



Segundo evento

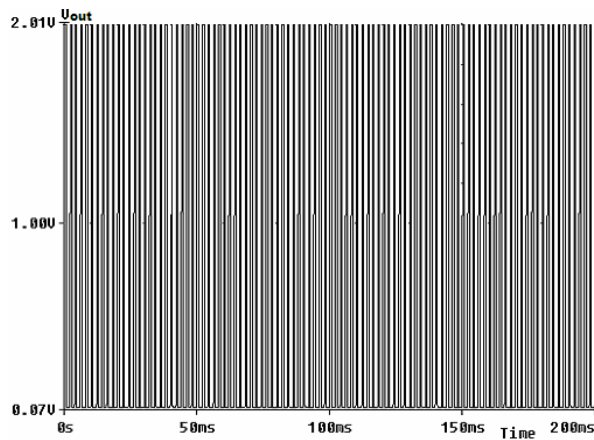


Tercer evento

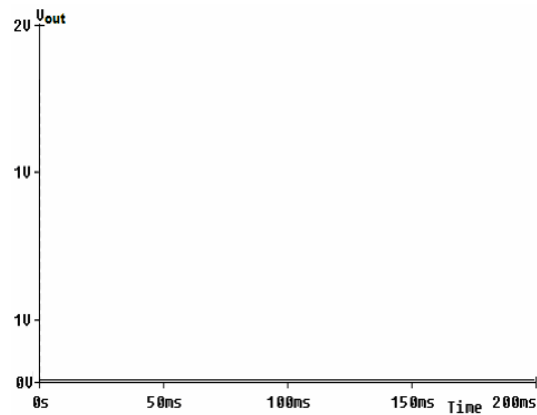


Cuarto evento

Si el ruido blanco no es significativo en el umbral obtenemos las respuestas límite, el tren de pulsos y cero, como lo muestran las siguientes figuras.

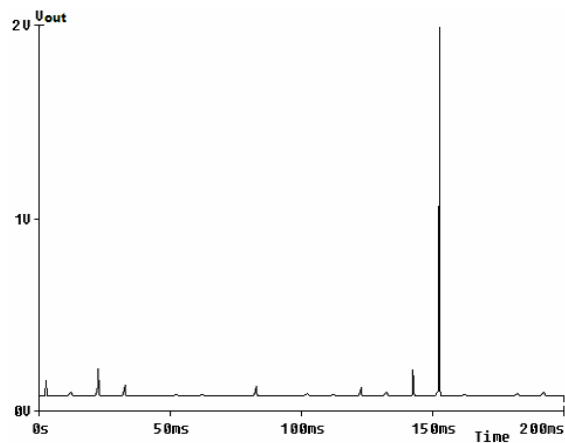


Tren de pulsos

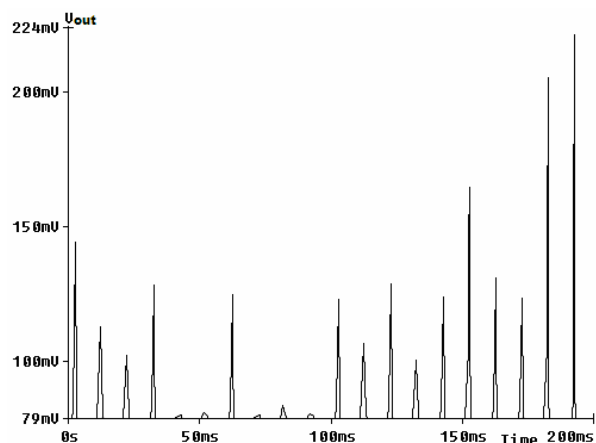


Valor cero

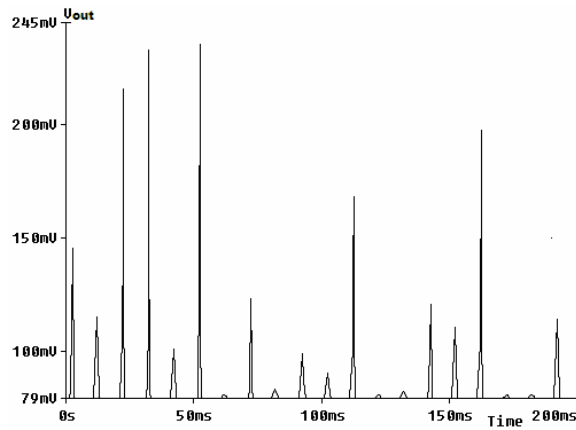
Ahora presentamos las respuestas con menor frecuencia en las siguientes figuras:



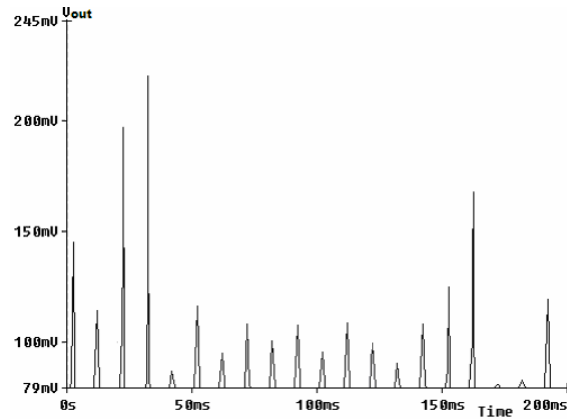
Primer evento



Segundo evento



Tercer evento



Cuarto evento

De acuerdo con los resultados obtenidos se puede ver que si introducimos al sistema ruido de tipo estocástico, en nuestro caso en el umbral, lo que sucede es que en cada uno de los eventos tenemos diferentes respuestas de la neurona. De acuerdo con nuestro modelo matemático es claro que en las condiciones apropiadas se reproduce el comportamiento normal de la neurona que son los casos de ráfagas de pulsos o respuesta cero. Pero en el caso en que la amplitud del potencial de acción está dentro del intervalo del umbral, el ruido blanco es suficiente para causar los efectos de nuestro experimento.

Esto puede explicar los comportamientos de personas que presentan comportamientos totalmente diferentes ante circunstancias equivalentes. Cuántas veces nos pasa que vemos que una persona sonríe ante un insulto y en las otras ocasiones se pone agresivo ante el mismo insulto y bajo las condiciones equivalentes. Es posible que el ruido en la percepción pueda hacer el efecto de nuestro experimento, este ruido puede ser de clases muy diferentes y no necesariamente lo sabemos. Por ejemplo, podemos estar felices, tristes o irritados, y estas circunstancias pueden ser los factores de ruido en nuestro sistema, y cambiar nuestro comportamiento frente a las mismas circunstancias.

El otro resultado evidente que encontramos es que en la presencia del ruido los modelos de la columna de tectal no tienen evocaciones de la misma forma, queremos insistir en este hecho que es muy interesante porque puede explicar por qué bajo tensión, es muy difícil recordar las cosas o los eventos. Por ejemplo: puede explicar lo que ocurre con un estudiante en las circunstancias de examen.

3. MODELO DE NEURONA QUE OBTIENE LA EQUIVALENCIA CON EL CAMBIO DE PESOS

En nuestros días todas las redes neuronales están basadas en algoritmos de aprendizaje que modifican los pesos de las interconexiones, cosa que desde el punto de vista computacional es muy simple de realizar, pero que no es trivial de implantar en los modelos electrónicos. En este trabajo presentamos un modelo neuronal integrador con fugas que puede resolver este problema por medio de cambios en el umbral y en la amplitud de la señal de salida. Se demuestra la equivalencia con el cambio de pesos.

Las redes neuronales son herramientas para resolver problemas de control. Gracias a su capacidad para aprender es posible entrenar redes neuronales para el reconocimiento de patrones. Uno de los métodos para el diseño de las redes neuronales es el diseño digital. Se comienza con el diseño de una neurona, luego se simula la red neuronal que se puede aplicar al proceso de control.

El diseño de un modelo electrónico de una sola neurona y la investigación de parte de su comportamiento dinámico es una fase muy interesante e importante en el desarrollo de redes neuronales, ya que permite comprobar si el modelo cumple con el objetivo fijado en la investigación de redes neuronales. La neurona electrónica muestra cambios en la actividad de su potencial cuando es igual al llamado nivel de umbral constante (Y. J. Lee et al, 2009) y (Y. J. Lee et al, 2010). En particular, en el modelo de neurona desarrollado como un integrador de fugas, por debajo del nivel de umbral permanece en espera y se activa cuando llega a ese nivel. Para los científicos e ingenieros, el proceso de cálculo realizado por las neuronas es esencial en el diseño de los elementos de procesamiento básico que forman nuevos modelos del cerebro, como los equipos (Szlavik et al., 2008). En contraste, los neurólogos computacionales han estado explorando los mecanismos biofísicos que permiten a las neuronas "calcular", a fin de apoyar su explicación computacional de las funciones cerebrales (Oron Shagrir, 2006).

Hoy en día, todas las redes neuronales se basan en algoritmos que modificar los pesos de las interconexiones, que es una tarea trivial desde un punto de vista computacional, pero que no es trivial para aplicar con modelos electrónicos de aprendizaje. En este trabajo presentamos un modelo de neurona integradora con fugas que puede resolver este problema por medio de cambios de umbral y amplitud de la señal de salida. Se demuestra la equivalencia con el cambio de pesos.

3.1. EL MODELO DE NEURONA

Diseñamos un modelo de neurona fundamentalmente basado en las neuronas integradoras con fugas y repuesta escalón con umbral. El circuito que presentamos es una simplificación de otros modelos con los que hemos trabajado, pero que se puede acoplar fácilmente a nuestro propósito. También en este trabajo presentaremos los resultados para una neurona tipo McCulloch y Pitts, es decir suma y respuesta escalón con umbral. Los diagramas a bloques que se presentan en las figuras 19 y 20, son los correspondientes a las neuronas tipo integrador con fugas y McCulloch y Pitts que usaremos en el trabajo.

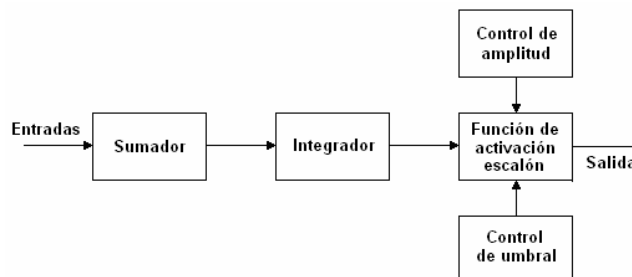


Figura 19. Diagrama a bloques de la neurona tipo integrador con fugas

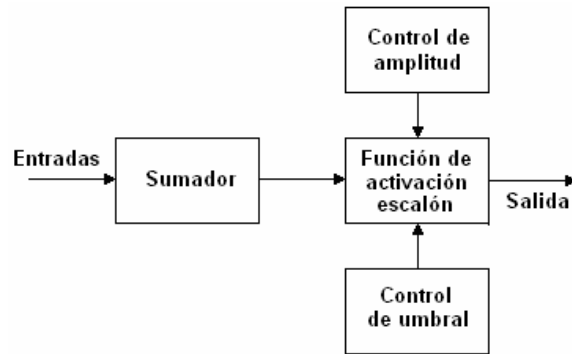


Figura 20. Diagrama a bloques de la neurona tipo McCulloch y Pitts

En las figuras 21 y 22 se muestran los diagramas esquemáticos de las neuronas tipo integrador con fugas y McCulloch y Pitts que se diseñaron electrónicamente.

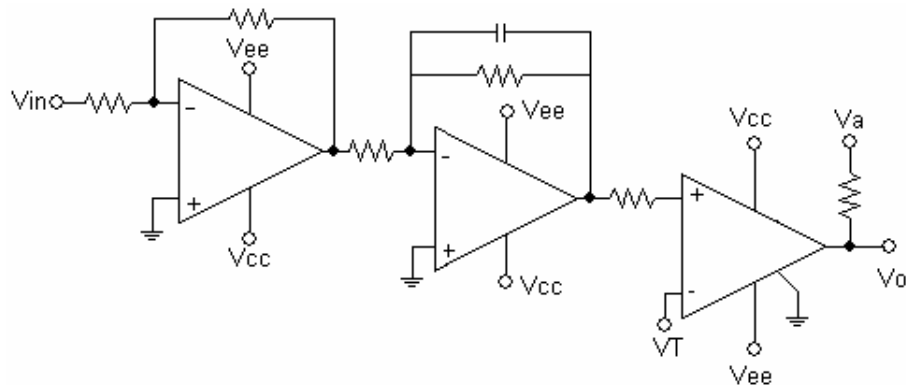


Figura 21. Diagrama esquemático de la neurona tipo integrador con fugas

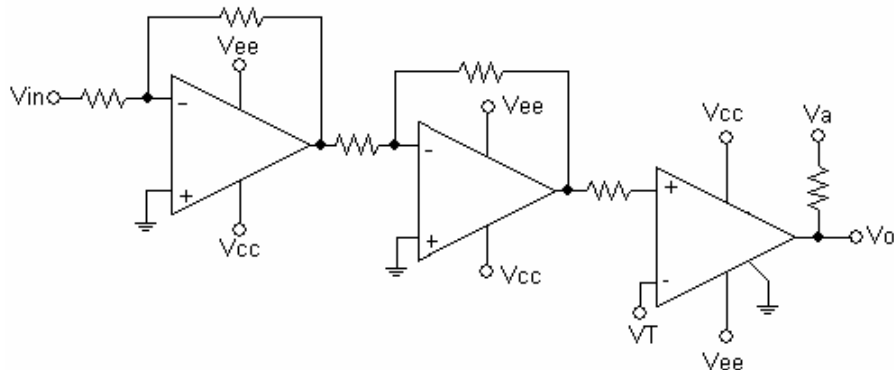


Figura 22. Diagrama esquemático de la neurona tipo McCulloch y Pitts

3.2. EXPERIMENTOS CON LA NEURONA INTEGRADORA CON FUGAS.

Nuestras primeras experiencias fueron empleando la neurona integradora con fugas, y nuestra primera evidencia con respecto a este trabajo, que es la posibilidad de emplear el modelo como un sustituto de los pesos, se demuestra de la siguiente manera: Los pesos lo que nos permiten hacer es poder modular en magnitud la altura del pulso que entra al sumador, desde cero volts hasta un máximo posible. En nuestro caso lo mismo es modular esto por medio de las resistencias de entrada que modular la magnitud

de la altura del pulso de respuesta a la salida de la neurona que se conecta. Para esto empleamos el control de amplitud y para una misma señal de entrada triangular de 5Vpp, obtenemos los resultados para la amplitud que se muestran en la figura 23.

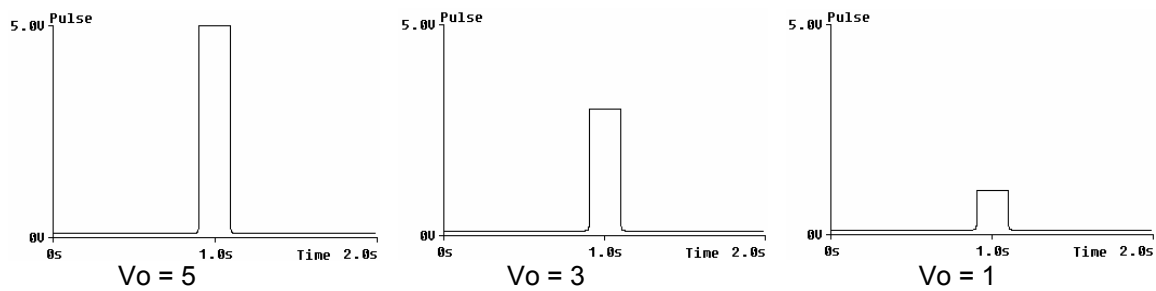


Figura 23. Ejemplos del control de la amplitud de salida en una neurona integradora con fugas.

Si se analiza es el mismo resultado que la variación de pesos de interconexión, de esta forma todas las resistencias de interconexión son fijas.

Un resultado que se puede lograr además del anterior es que se puede controlar la duración de un pulso por medio del control de umbral. En la figura 24 se muestran ejemplos de lo anterior.

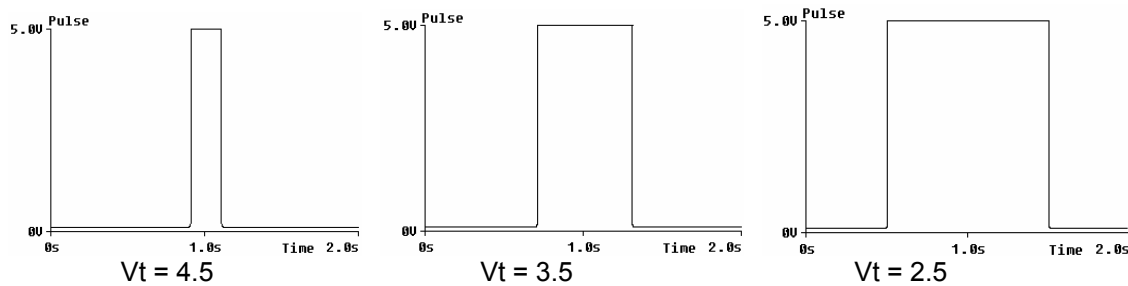


Figura 24. Ejemplos de la duración del pulso respecto al umbral en una neurona integradora.

Esto se realizó para varios niveles de umbral y se obtuvo la gráfica de la duración del pulso como función del umbral, gráfica que se muestra en la figura 25.

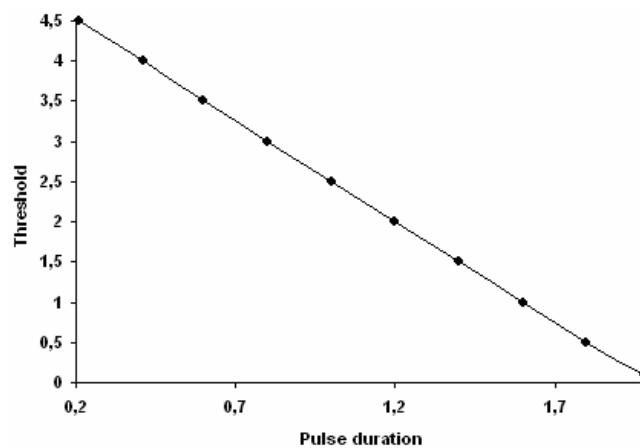


Figura 25. Gráfica de la duración del pulso en función del umbral en una neurona integradora.

Dada la gráfica anterior vamos a analizar lo que sucede con el pulso de salida si le aplicamos una función dependiente del tiempo en el control de amplitud, en este caso una función senoide, cuando el umbral está fijo en 2V. Los resultados se muestran en la figura 26.

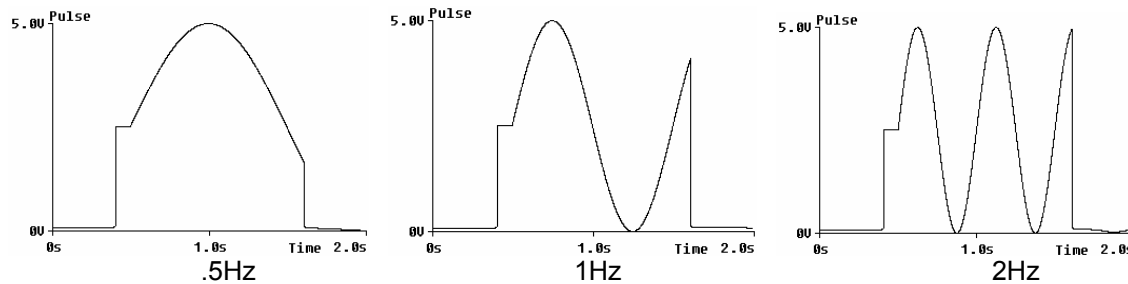


Figura 26. Respuestas con el control de amplitud dependiente del tiempo la neurona integradora

Dado lo anterior se ve que es necesario analizar como se comporta la duración del pulso cuando se tiene un voltaje de umbral dependiente del tiempo, en este caso una senoide 1Hz, y los ejemplos de resultados se muestran en la figura 27.

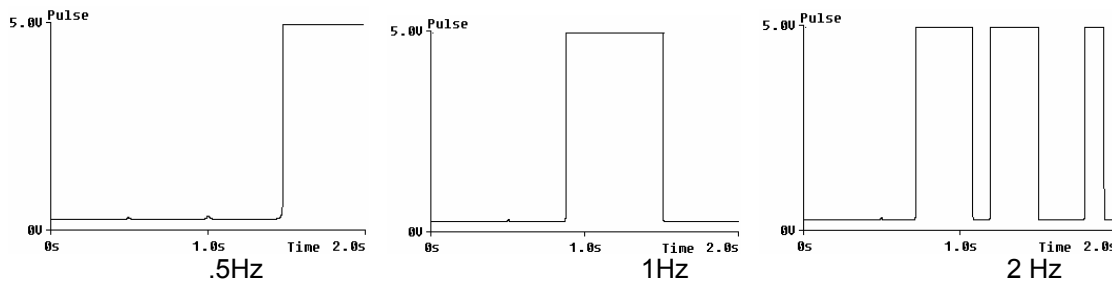


Figura 27. Ejemplos de salidas con el umbral dependiente del tiempo en la neurona integradora.

Si la frecuencia de la señal de entrada la incrementamos a 5Hz manteniendo el umbral en 2V, la respuestas que obtendremos para el pulso serán las que se muestran en la figura 28.

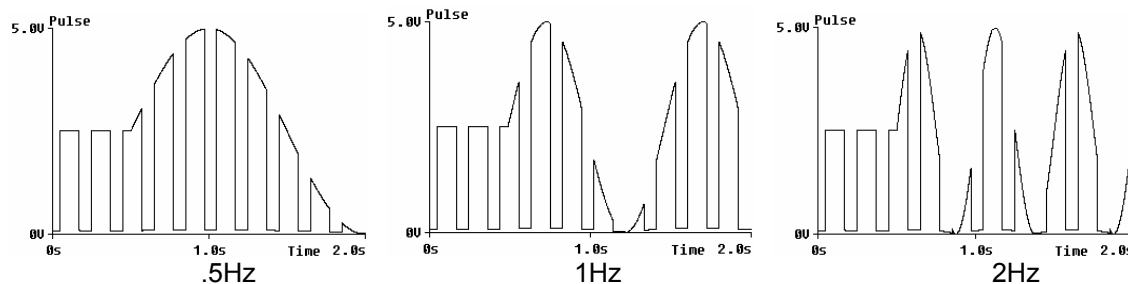


Figura 28. Ejemplos de respuestas de umbral dependiente del tiempo con entrada de 5Hz.

Podemos también pensar que las dos señales, tanto el umbral como el control de amplitud son dependientes del tiempo, y la entrada es triangular de 5Hz, de este experimento tenemos los resultados de la figura 29. Es claro que no existe motivo alguno porque en este hecho no se de en los circuitos neuronales reales, ya que existe mucha documentación que lo marca de esta forma. Los eventos que se desarrollan en el sistema nervioso son continuos en el tiempo, por lo que las amplitudes y los tiempo de duración de los pulsos también.

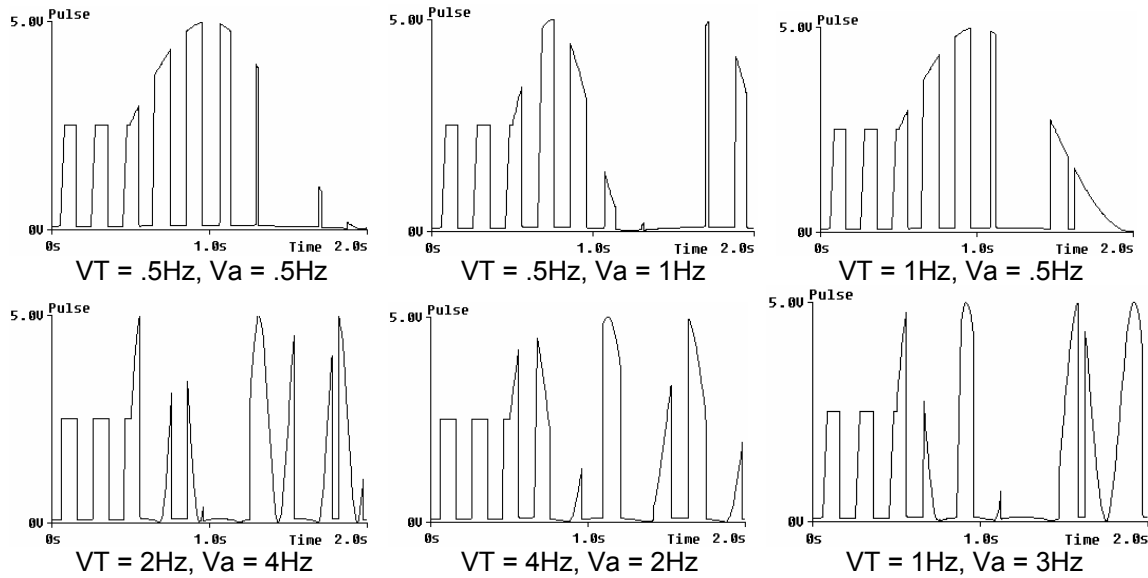


Figura 29. Respuestas de la neurona integradora con umbral y control de amplitud variantes en el tiempo para una entrada triangular de 5Hz.

Si las dos señales tanto el umbral como el control de amplitud son dependientes del tiempo, y la entrada es triangular de .5Hz, tendremos los resultados de la figura 30.

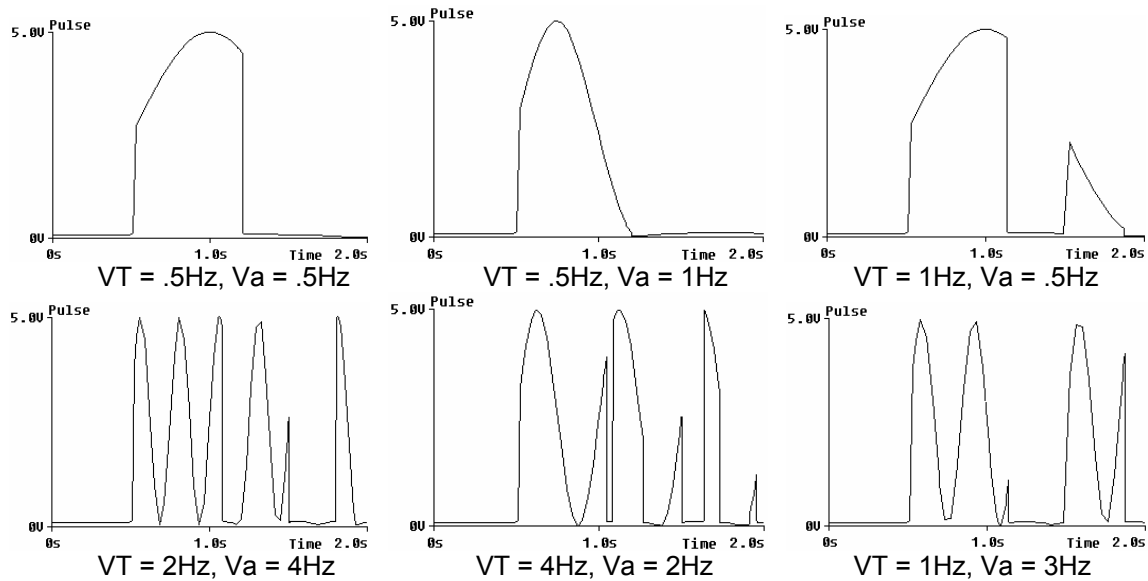


Figura 30. Respuestas de la neurona integradora con umbral y control de amplitud variantes en el tiempo para una entrada triangular de .5Hz

3.3. EXPERIMENTOS CON LA NEURONA MCCULLOK Y PITTS.

Los experimentos que realizamos con la neurona integradora los realizaremos con la McCulloch y Pitts. El primer caso corresponde a la posibilidad de control de la altura de pulso con el control de las amplitudes. Para esto usamos una señal de entrada triangular de .5Hz y los resultados obtenidos se muestran en la figura 31.

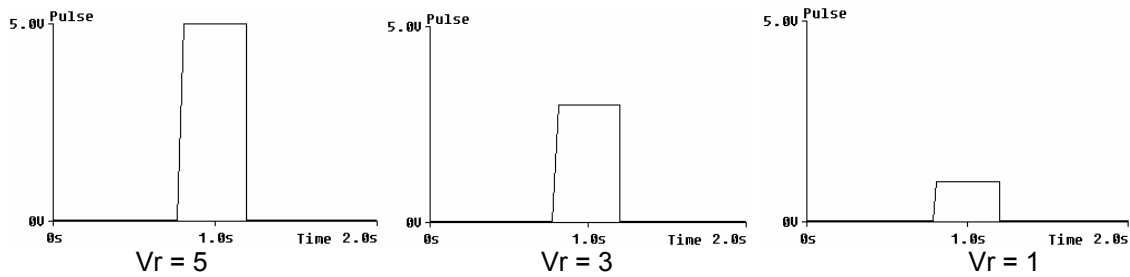


Figura 31. Ejemplos de la variación de la amplitud de salida en la neurona McCulloch y Pitts

Es claro de la figura 31 que sucede lo mismo que en el caso de la neurona integradora con fugas, por lo que se puede usar el circuito también como sustituto de cambio de pesos de entrada.

Se realizó el experimento para ver como cambia la duración del pulso de respuesta en función del umbral y los resultados se muestran en la figura 32.

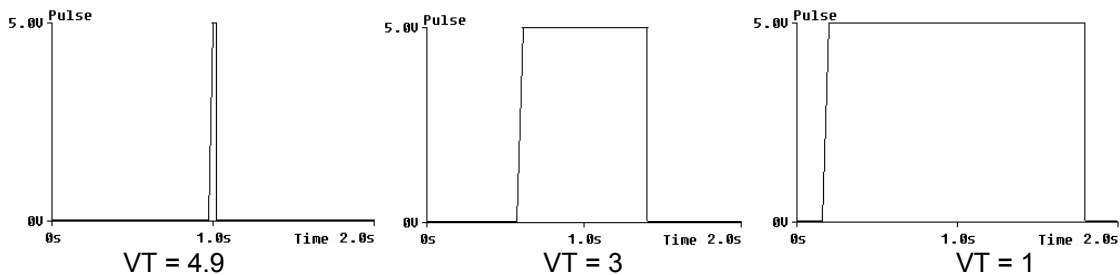


Figura 32. Ejemplos de la duración del pulso respecto al umbral en la neurona McCulloch y Pitts.

Se realizó lo mismo para valores de umbral y se obtuvo la gráfica de la figura 33 para la duración del pulso como función del umbral.

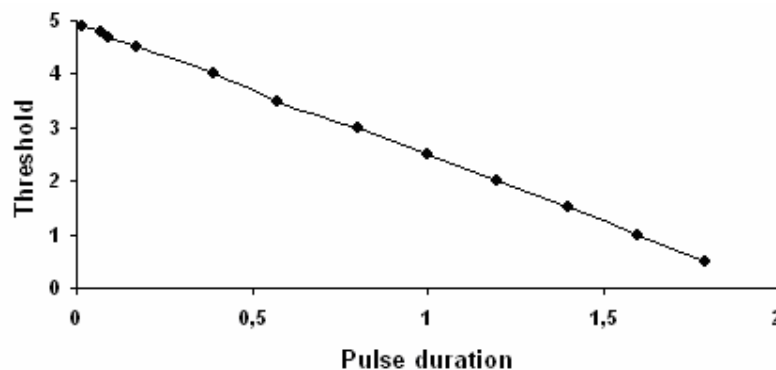


Figura 33. Gráfica de la duración del pulso como función del umbral en la neurona no integradora.

Vamos a analizar lo que sucede con el pulso de salida si le aplicamos una función dependiente del tiempo en el control de amplitud, en este caso una función senoide, cuando el umbral está fijo en 2V, obtenemos los resultados de la figura 34:

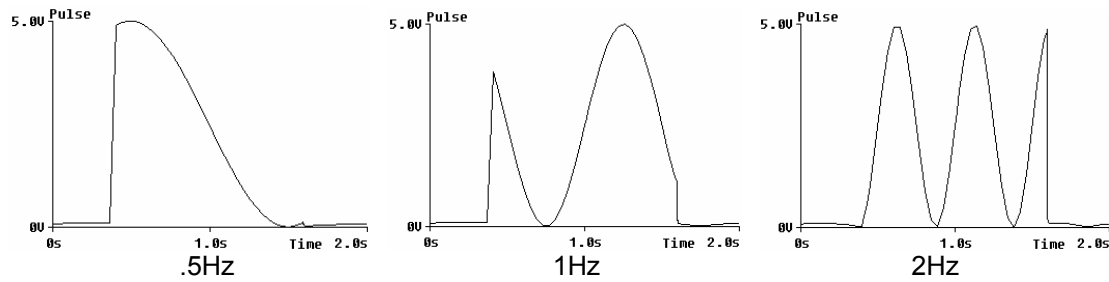


Figura 34. Respuestas de la neurona no integradora con umbral y control de amplitud variantes en el tiempo para una entrada triangular de 5Hz.

Si la frecuencia de la señal de entrada la incrementamos a 5Hz manteniendo el umbral en 2V, la respuestas que obtuvimos se muestran en la figura 35:

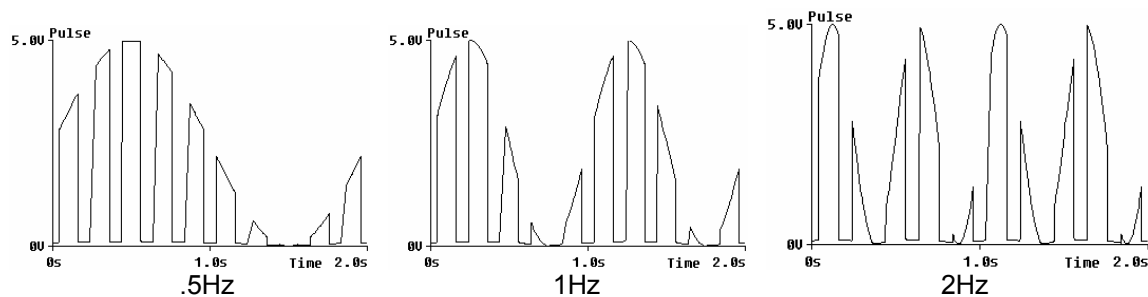


Figura 35. Respuestas de la neurona no integradora con umbral y control de amplitud variantes en el tiempo para una entrada triangular de .5Hz

Si las dos señales tanto el umbral como el control de amplitud son dependientes del tiempo, y la entrada es triangular de .5Hz, tenemos los resultados de la figura 36.

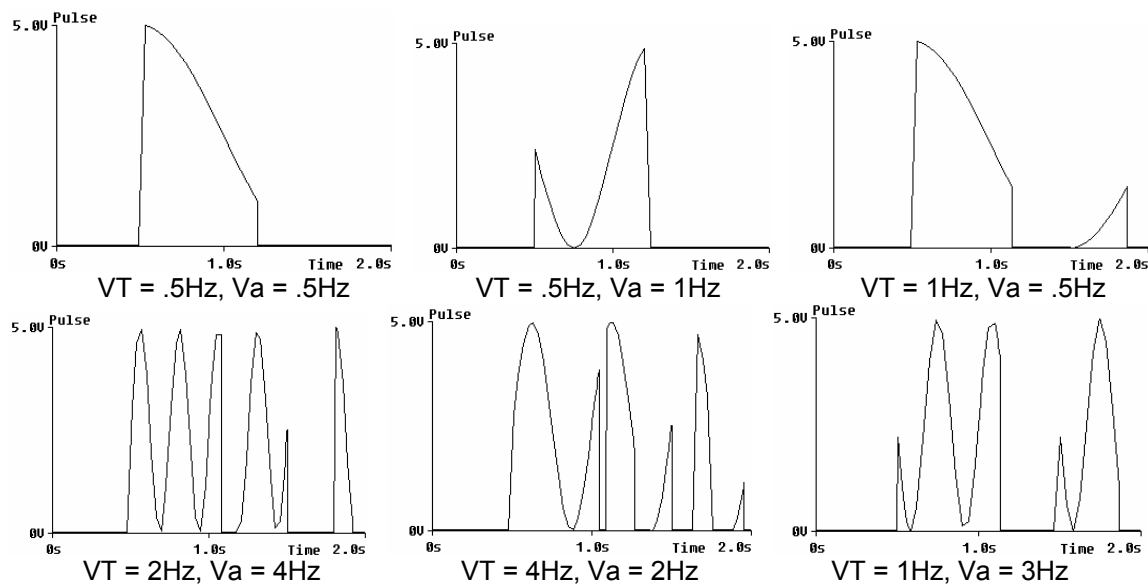


Figura 36. Respuestas de la neurona no integradora con umbral y control de amplitud variantes en el tiempo para una entrada triangular de .5Hz

¿Qué pasa si podemos conectar dos de estos modelos de forma tal que constituyan una columna tectal? Para esto conectamos dos neuronas McCulloch y Pitts en forma de columna tectal, pero de tal manera que la salida de uno controle el umbral de la otra y las amplitudes fuesen controladas por otras dos neuronas externas. Los resultados obtenidos para una entrada triangular con frecuencia de .5Hz, se muestran en la figura 37.

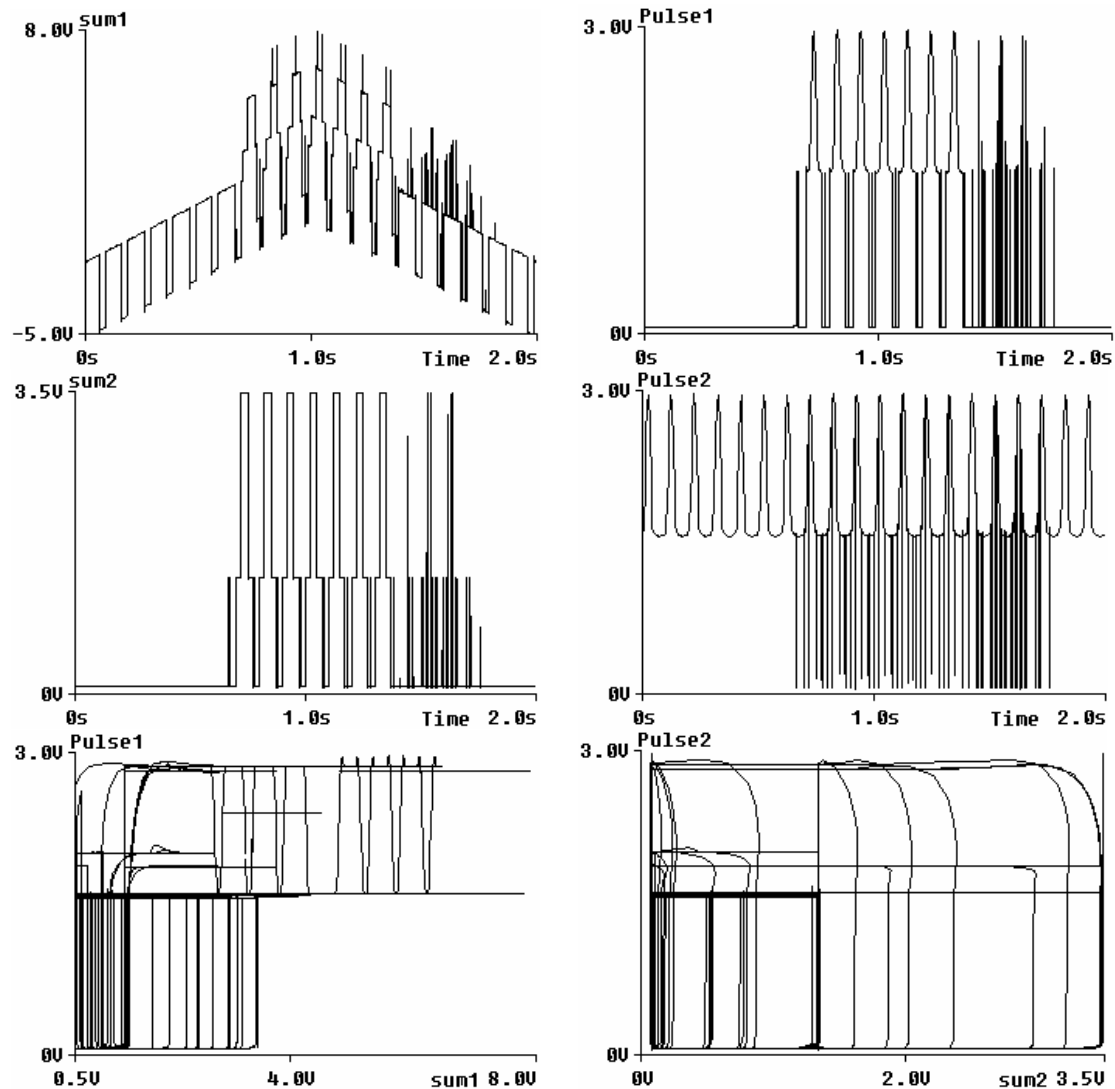


Figura 37. Respuestas de la columna tectal

El objetivo era mostrar que el circuito propuesto se puede usar como modelo de neurona que sustituya al modelo de variación de pesos en el aprendizaje y que sea fácil de implantar electrónicamente. Como se ha demostrado este objetivo queda satisfecho tanto en las neuronas integradoras con fugas como en las McCulloch y Pitts.

Además de que lo planteado se cumple, se ve claramente que el cambio del valor de umbral como sustituto del cambio de peso no se satisface, ya que este hecho nos da por resultado también un cambio en la duración del pulso. Ciertamente es que al modificar el umbral podemos requerir de mayor o menor amplitud para que la neurona dispare, pero esto también nos lleva a un mayor o menor duración del pulso. Con el sistema que se propone no tenemos este problema.

Si consideramos las posibilidades que el trabajo muestra podemos ver la riqueza que existe en los modelos más simples de neuronas y que no se aprovechan en las teorías de redes neuronales. Este trabajo permite pensar en ampliar las posibilidades de entrenamiento de redes, pero también en la complejidad de estas, como se ve de los planos fase de las neuronas de la columna tectal..

Lo que se observa de la conexión en forma de columna tectal, inspira continuar a futuro con este trabajo.

4. MODELO DE NEURONA CON RÁFAGAS Y FUNCIÓN DE ACTIVACIÓN SIGMOIDE

Vamos a estudiar un modelo electrónico de neurona integradora con función de activación sigmoide y salida con ráfagas. También estudiamos el modelo no integrador y comparamos los comportamientos de la duración de las ráfagas en función del umbral de la sigmoide y de su pendiente. También comparamos las respuestas de los modelos cuando se conectan en forma de una columna tectal.

Los recientes esfuerzos en investigación en tiempo real de los modelos de las neuronas se han concentrado en la llamada corteza temporal, en el que la sincronía juega un procesamiento esencial nervioso de información, como en la percepción auditiva, el descubrimiento del ataque, el aprendizaje y la memoria. Las propiedades de filtrado temporal también son importantes para extraer la estructura temporal de los disparos de sucesiones de espigas en aquellos donde la información se puede poner en código.

El rendimiento de las neuronas electrónicas de ráfagas no se limita si sus componentes son bastante sencillas. Por ejemplo, el circuito Axon-Hillock, ampliamente conocido como un modelo de neurona electrónico similar al integrador y disparo, puede sólo actuar como un filtro paso bajo para una sucesión de pulsos. Para aumentar sus características de acción, hemos desarrollado modelos de neurona con ráfagas con diferentes tipos de ráfaga, con adaptación de frecuencia y los circuitos de disparo estocástico asíncronos. Estos circuitos aumentan la selectividad de la entrada a la neurona electrónica debido al descubrimiento de la sincronía y las propiedades de filtrado temporal. Ahora hemos desarrollado circuitos sinápticos con plasticidad, memoria a corto plazo y plasticidad de disparo de ráfagas, para aumentar la capacidad de los modelos electrónicos que se muestran en este trabajo, pero al nivel de una red pequeña que ya hemos estudiado y, es decir, la columna tectal.

En este contexto, diseñamos una neurona con función de activación sigmoide y disparo con ráfagas, en el que las amplitudes de las ráfagas pueden ser moduladas en diferentes formas, como la frecuencia de las ráfagas de disparo. En este trabajo nos centramos en el comportamiento dinámico de un sistema de dos neuronas de este tipo, unida por impulsos en la columna tectal. Se espera que los impulsos de los circuitos de neuronas exhiban diversos comportamientos, cuyo análisis es un primer paso para entender el comportamiento colectivo de los circuitos electrónicos de neuronas acopladas, y demostraremos que además de sincronización tenemos la fase de refuerzos periódicos y los fenómenos de bifurcación en sincronía.

4.1. MODELOS DE NEURONAS.

Nuestro primer modelo fue el modelo de neurona no integradora, el cual consiste de un sumador, una función de activación sigmoide y su salida. El diagrama a bloques de la neurona se puede ver en la figura 38.

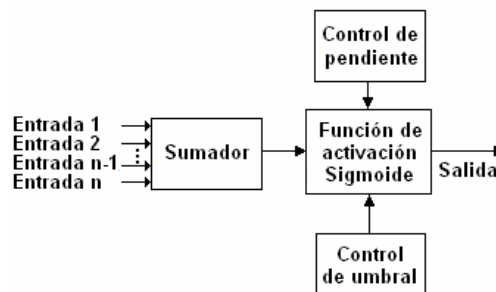


Figura 38. Diagrama a bloques de la neurona no integradora.

Nuestro segundo modelo es el integrador con función de activación sigmoide como se muestra en el diagrama de bloques de la figura 39.

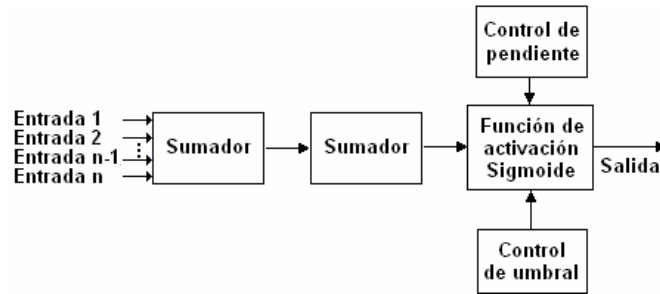


Figura 39. Diagrama a bloques de la neurona integradora.

En las figuras 40 y 41 se muestran los respectivos diagramas esquemáticos de los dos modelos de neuronas.

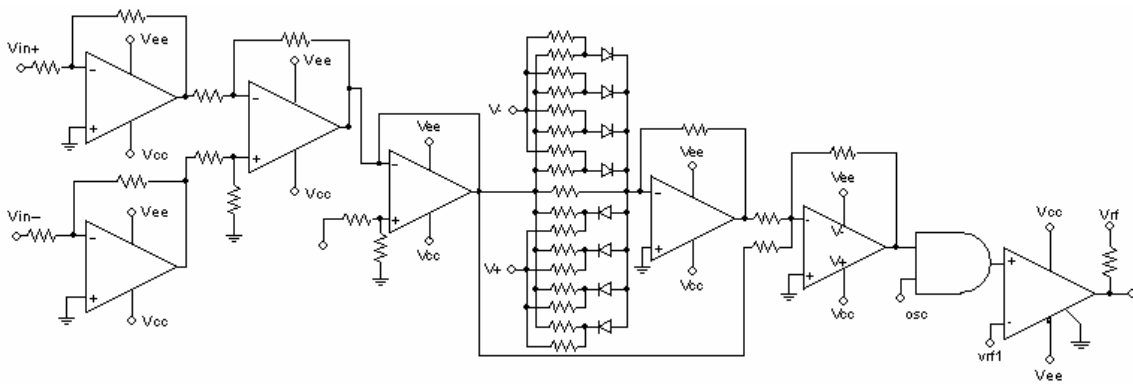


Figura 40. Diagrama esquemático de la neurona no integradora.

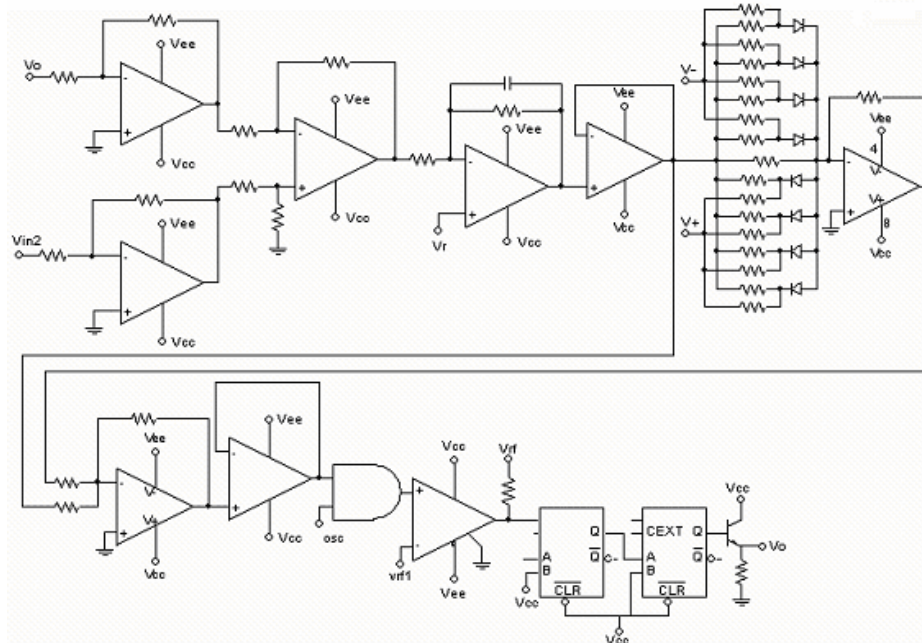


Figura 41. Diagrama esquemático de la neurona integradora.

4.2. EXPERIMENTOS

Los resultados de los diferentes experimentos realizados en las neuronas los mostraremos uno totalmente y los demás sólo los datos correspondientes a las repuestas. En el caso de la neurona no integradora, presentaremos un caso que después sea comparable con el de la neurona integradora y este es en el que los parámetros de la neurona fueron los siguientes: Entrada triangular, $V_r = 2.7$, $D1 = 10$, $m = 5$. Donde V_r es el umbral de la sigmoide, m es su pendiente y $D1$ el retardo. Las gráficas correspondientes a cada etapa se muestran en la figura 42.

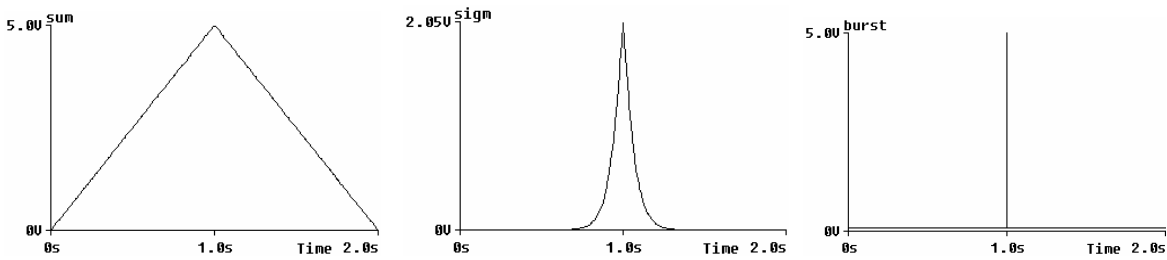


Figura 42. Curvas de las etapas de la neurona no integradora.

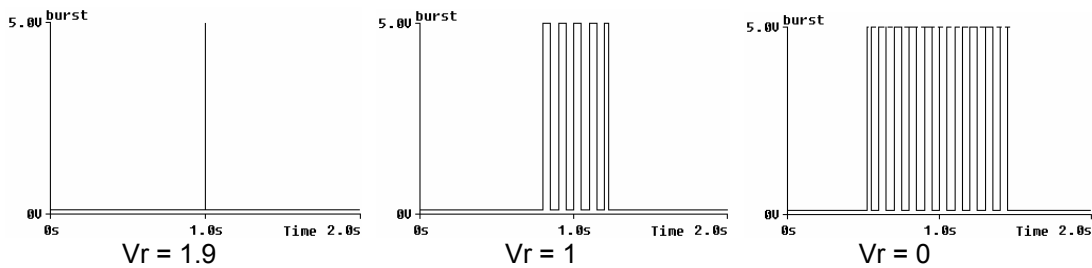


Figura 43. Gráficas de duración de las ráfagas en función del valor del umbral.

De este estudio se obtuvo la gráfica del valor del umbral contra la duración de la ráfaga de la figura 4.7.

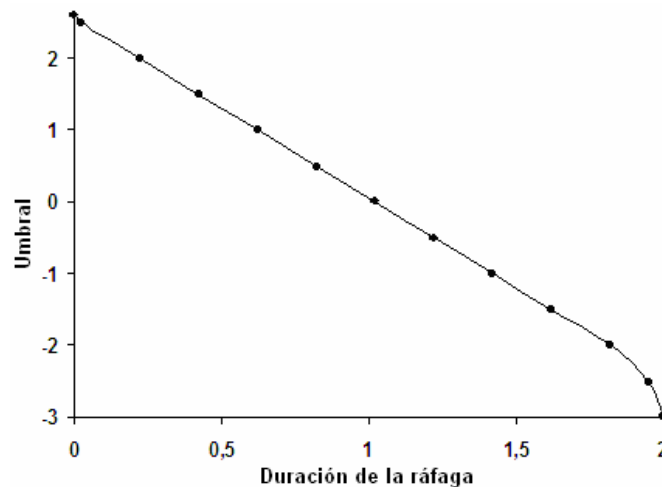


Figura 44. Gráfica del valor del umbral contra la duración de la ráfaga

Después estudiamos como variaba la duración de la ráfaga en función de la pendiente y en la figura 45 se muestran algunos ejemplos de este comportamiento. El umbral de la sigmoide se mantuvo en $-0.5V$.

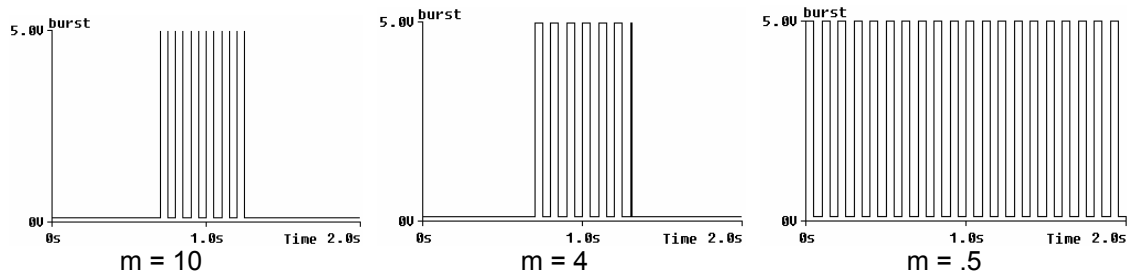


Figura 45. Gráficas de duración de la ráfaga en función de la pendiente.

Los resultados completos se muestran en la gráfica de duración de las ráfagas en función de la pendiente que se muestra en la figura 46.

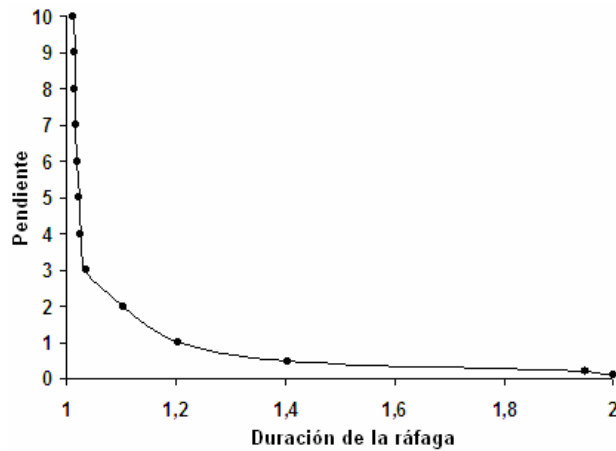


Figura 46. Gráfica de duración de la ráfaga en función de la pendiente.

Se estudio la conducta de estas neuronas cuando se interconectan bajo la estructura de la columna tectal. En la figura 47 se muestran los resultados para el caso de una entrada triangular. $V_r = .2$, $D_1 = 10$, $D_2 = 45$, $m_1 = 10$, $m_2 = 5$

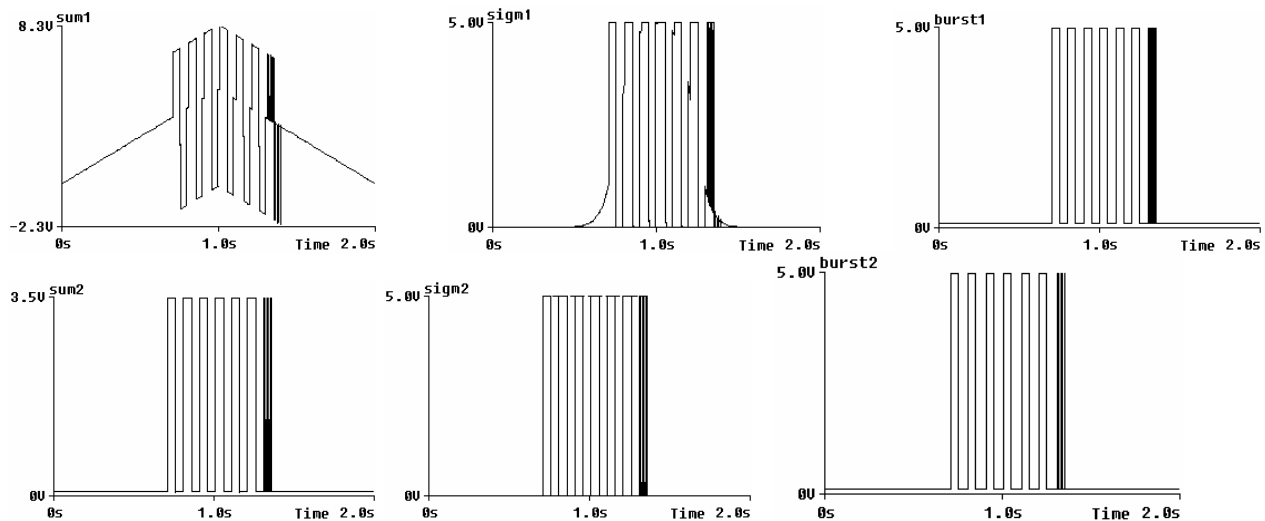


Figura 47. Resultados de una columna tectal para una entrada triangular.

En la figura 48 se muestra el esquemático de esta red.

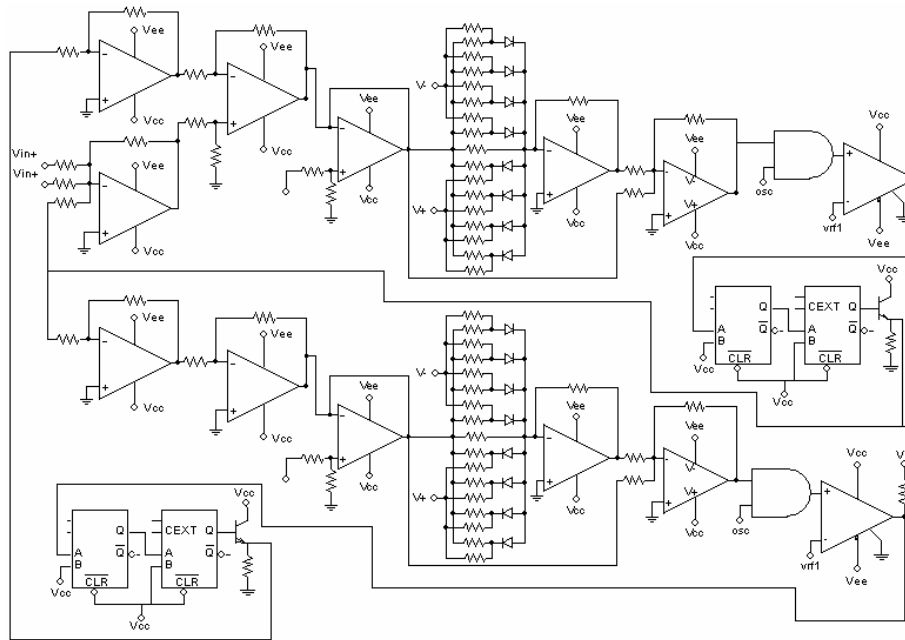


Figura 48. Columna tectal con Neurona no integradora con función de activación sigmoide y ráfagas

Nuestro segundo modelo consiste en una neurona integradora con función de activación sigmoide y ráfagas. En la figura 4.2 se muestra el diagrama de bloques de la neurona. Para este modelo realizamos los mismos experimentos que para la neurona no integradora y para el caso de analizar la dependencia de la duración de la ráfaga respecto al umbral de la sigmoide obtuvimos los resultados que se muestran como ejemplo en la figura 49.

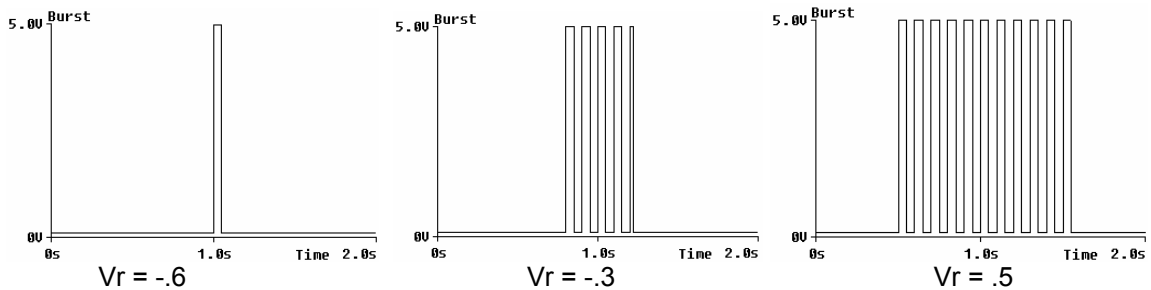


Figura 49. Ejemplos de la de la duración de las ráfagas en función del umbral de la sigmoide

De los datos obtenidos de los experimentos realizados se obtuvo la gráfica de la figura 50.

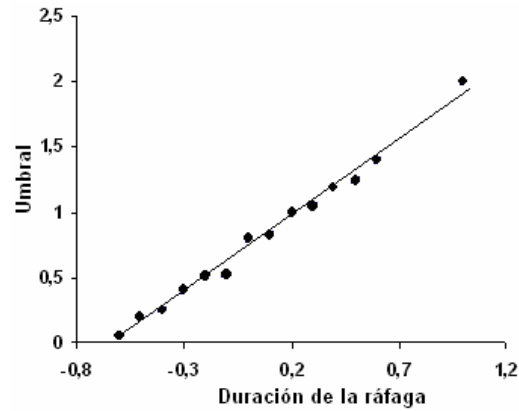


Figura 50. Gráfica del valor del umbral contra la duración de la ráfaga.

Realizamos los experimentos para conocer la forma de la relación de la duración de la ráfaga como función de la pendiente, de los resultados obtenidos en la figura 51 se muestran algunos ejemplos.

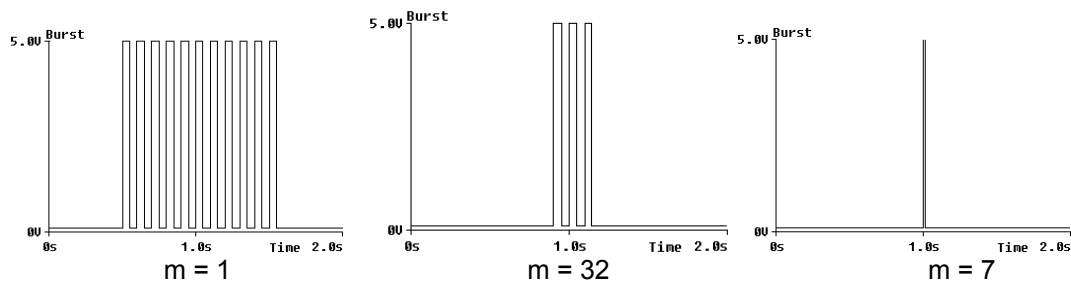


Figura 51. Ejemplos del tiempo de duración de la ráfaga en función de la pendiente.

De los datos obtenidos de los experimentos realizados obtuvimos la gráfica de la figura 52.



Figura 52. Gráfica del tiempo de duración de la ráfaga en función de la pendiente.

El diagrama esquemático de la neurona integradora se muestra en la figura 53.

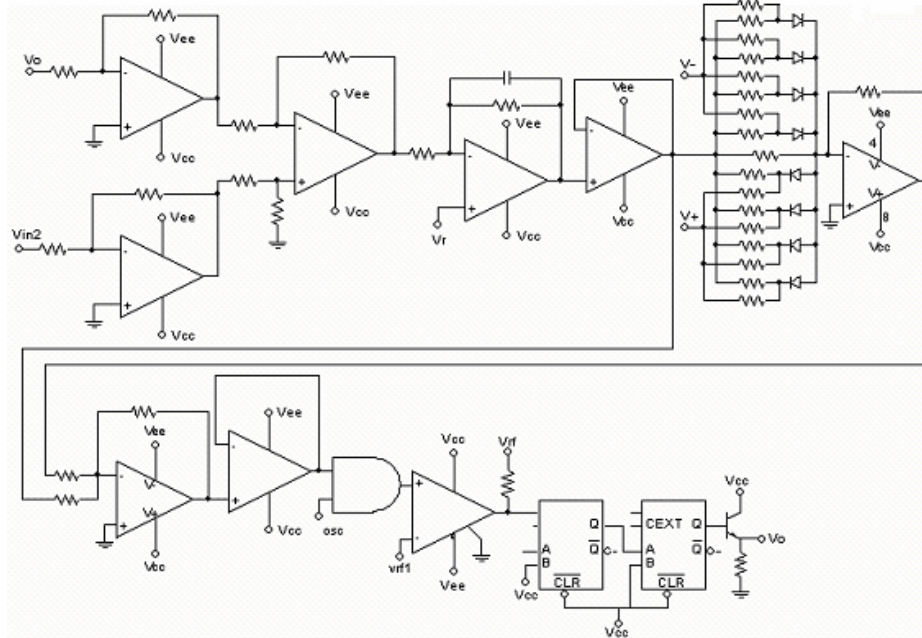


Figura 53. Diagrama esquemático de la neurona integradora.

Deseamos analizar las respuestas que se obtendrían en la configuración de las neuronas integradoras en una columna tectal y como ejemplo se obtuvieron los resultados de la figura 54.

Entrada triangular, $V_r = -2$, $D1 = 10$, $D2 = 50$, $m1 = m2 = 5$

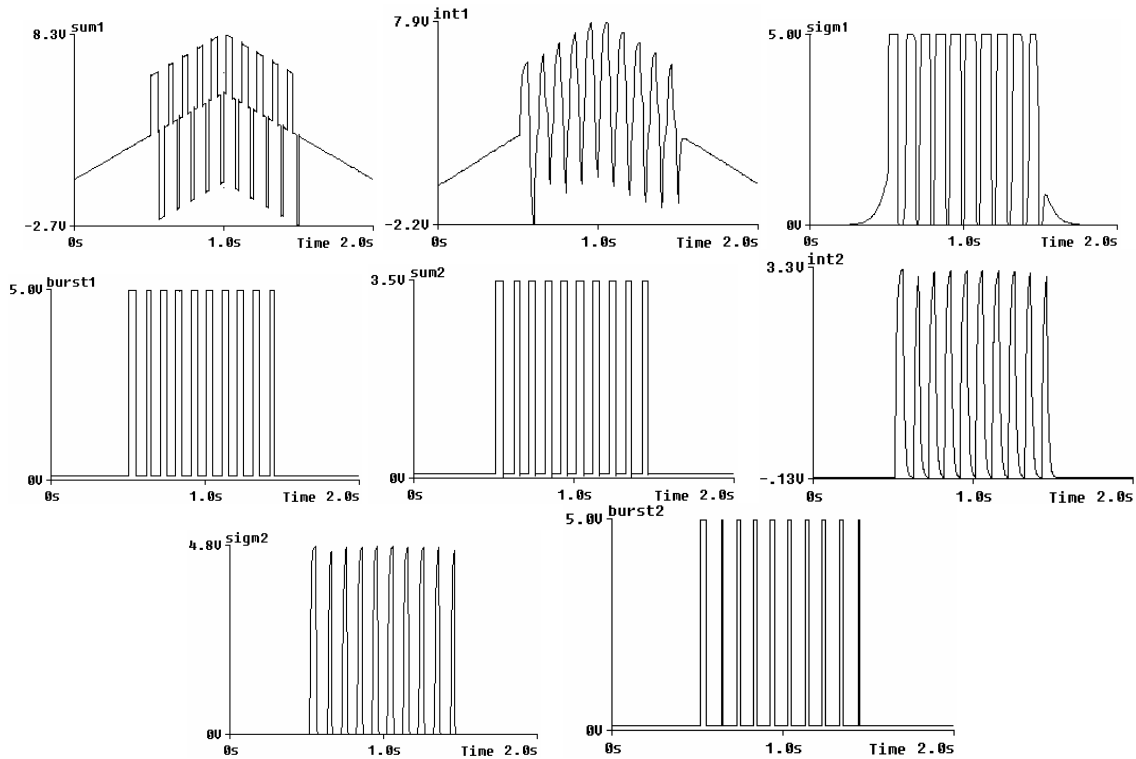
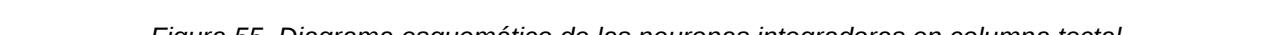


Figura 54. Respuestas para la configuración de las neuronas integradoras en una columna tectal



Las posibilidades de modulación en el caso de la duración de las ráfagas se ve muy claro en la red de la

5. MODELO DE NEURONA CON RÁFAGAS Y FUNCIÓN DE ACTIVACIÓN TIPO RAMPA

Nos vamos a enfocar en la conducta dinámica de un sistema de dos neuronas con función de activación tipo rampa y disparo con ráfagas, acopladas por pulsos en la columna tectal. Se espera que los pulsos de los circuitos de las neuronas exhiban conductas diferentes como un primer paso hacia entender de conducta colectiva de los circuitos de neuronas electrónicas acopladas, y demostraremos que fuera de sincronización tenemos además de la fase de disparos periódicos y en sincronía, los fenómenos de bifurcación.

Los análisis de las actividades eléctricas del cerebro han proporcionado evidencia fuerte de que es posible descubrir un estado de preataque en la dinámica neuronal varios minutos antes del principio electro-clínico de un ataque. El descubrimiento de esta posibilidad de anticipación del ataque ha sido motivado principalmente por nuevos adelantos en métodos matemáticos para analizar sistemas complejos.

Según este nuevo acercamiento llamado neurodinámica, (Freeman, W. J. 2000), (Varela, F. J. 1999), la actividad del cerebro ya no puede considerarse como puramente un fenómeno al azar. Más bien, refleja auto-organización y estructuras emergentes a múltiples niveles de integración, incluyendo el de actos cognoscitivos conscientes respecto a la actividad neuronal local.

El cerebro activo es inherentemente inestable con grados temporales y espaciales de libertad. Al nivel microscópico de descripción, la dinámica del cerebro exhibe una sucesión de modelos espacio-temporales de actividad transitoria que median la síntesis del perceptual adaptable y la integración sensomotriz. La sincronía nerviosa es un candidato importante para la integración a gran escala, mediada por grupos neuronales que oscilan en bandas específicas y entran en el amarre de fase en un periodo transitorio de tiempo (Varela, F., et al., 2001). Además se ha mostrado que la integración de gran escala no sólo implica el establecimiento de ligas dinámicas, sino también su desmantelamiento para dar vía al próximo momento cognoscitivo (Rodríguez, E., et al., 1999). De hecho, mucha de la evidencia muestra que se crean modelos síncronos continuamente, se destruyen, y como consecuencia recrean múltiples escalas espaciales y temporales en el sistema nervioso.

Una pregunta central es si las fluctuaciones espontáneas de estos patrones reflejan una estructura dinámica oculta. En la última década, se propusieron nuevas respuestas a este problema. Fue sugerido que una dificultad que involucra el análisis de señales complejas fuera el resultado de examinar la serie de tiempo en términos de estática en lugar de la conducta dinámica. De hecho los análisis tradicionales descomponen los componentes de una actividad compleja y así reflejan una cantidad limitada de información (unidimensional).

En contraste, la visión dinámica sugiere que una serie de tiempo puede reflejar una relación inequívoca entre el presente y los estados futuros y tiene en cuenta todas las otras variables que participan en la dinámica del sistema (multidimensional). Este acercamiento ha modificado drásticamente la manera en la que se ven y se describen los procesos fisiológicos. Por ejemplo, algún proceso neuronal percibido anteriormente como azaroso, se ve ahora en términos de modelos no lineales. Dado que un sistema dinámico complejo (como el sistema nervioso humano) puede involucrar un número enorme de variables dependientes interrelacionadas que son imposibles de medir directamente, el problema principal es cómo analizar una dinámica multidimensional conociendo sólo unas variables que pueden medirse.

De hecho, puede establecerse matemáticamente que, si podemos medir cualquier variable simple con exactitud suficiente, para un periodo largo de tiempo, que entonces es posible hacer inferencias cuantitativamente significativas sobre la estructura dinámica subyacente del sistema entero de la conducta de esta sola variable. Pueden expresarse entonces cuantitativamente las propiedades de las trayectorias geométricas que evolucionan en este espacio fase usando medidas no lineales. Este acercamiento neurodinámico nos da herramientas prácticas para el análisis de conductas complejas a diferentes niveles de organización de los sistemas nerviosos, de las solas neuronas a ensamblajes neuronales. (Abarbanel, H. and Rabinovich, 2001).

En este contexto, diseñamos un circuito de neurona electrónica con función de activación tipo rampa y disparo con ráfagas, en el cual se pueden modular las amplitudes de las ráfagas de diferentes formas, así como la frecuencia de las ráfagas de disparo. En este trabajo nos enfocamos en la conducta dinámica de un sistema de dos neuronas de este tipo, acopladas por pulsos en la columna tectal. Se espera que pulso de los circuitos de las neuronas exhiban conductas diferente como un primer paso hacia entender de conducta colectiva de los circuitos de neuronas electrónicas acopladas, y demostraremos que fuera de sincronización tenemos además de la fase de disparos periódicos y en sincronía, los fenómenos de bifurcación.

Para hacer este último punto proponemos el análisis de una columna tectal cuyo esquema se ha presentado por los autores en otros trabajos para analizar lo que se propone en la conducta de los circuitos neuronales. Si en un circuito tan básico se presentan estos efectos, es claro que se presentarán en los circuitos más complejos.

5.1. CIRCUITO DE UNA NEURONA CON RAMPA NO INTEGRADORA

En la figura 56 se muestra el diagrama de bloques del modelo de neurona, no integradora.

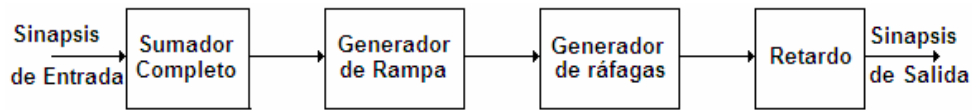


Figura 56. Diagrama de bloques del modelo de neurona no integradora.

En la figura 57 se muestra el diagrama esquemático de la neurona no integradora con función de disparo rampa y generador de ráfagas.

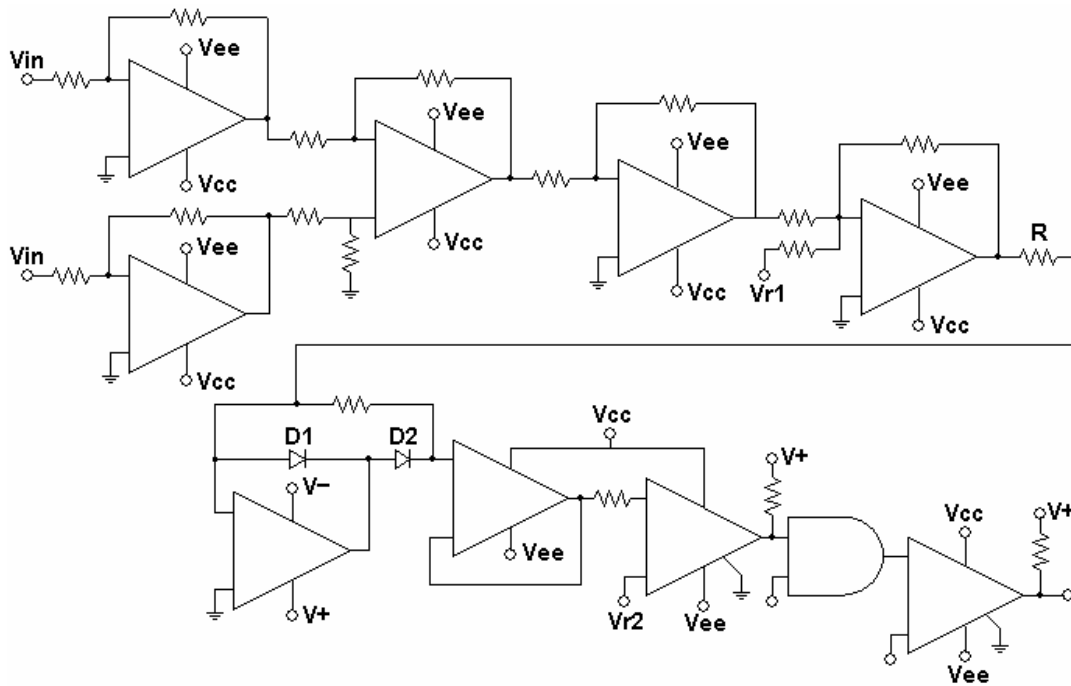


Figura 57 Diagrama esquemático de la neurona no integradora.

5.2. RESULTADOS DE LA NEURONA NO INTEGRADORA

Para obtener los resultados que deseamos dimos entradas a la neurona con funciones regulares como senoidales, cuadradas y triangulares, de frecuencias muy bajas para analizar los comportamientos de oscilaciones internas, si se presentan, y los resultados obtenidos son los que se muestran en los siguientes bloques de figuras. En estas figuras primero se presenta la señal de entrada, luego la respuesta de la neurona, después el comparador y por último la rampa.

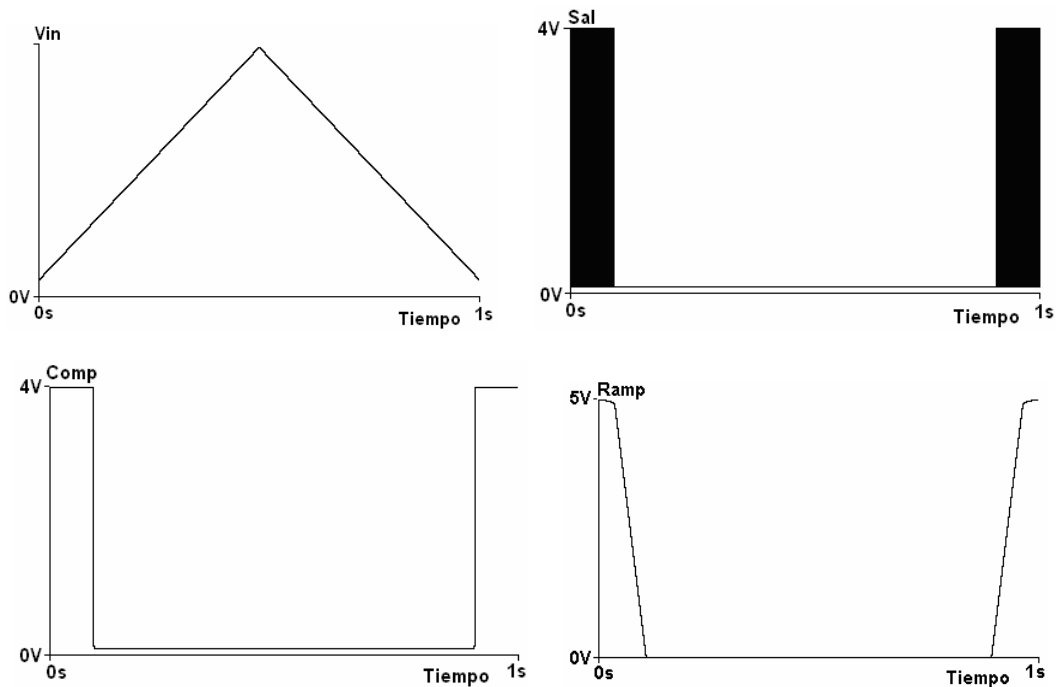


Figura 58. Entrada Triangular

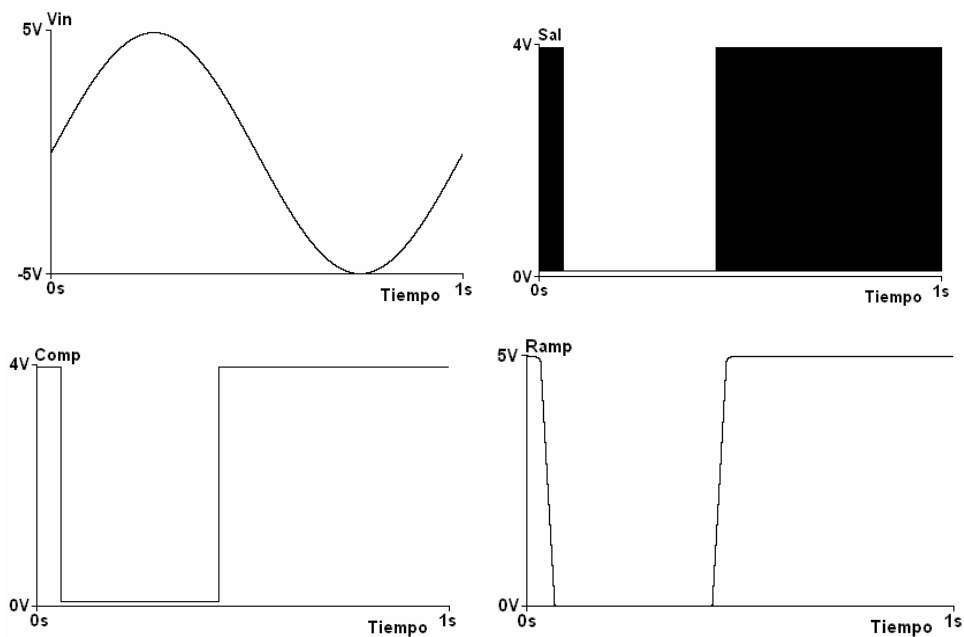


Figura 59. Entrada senoide

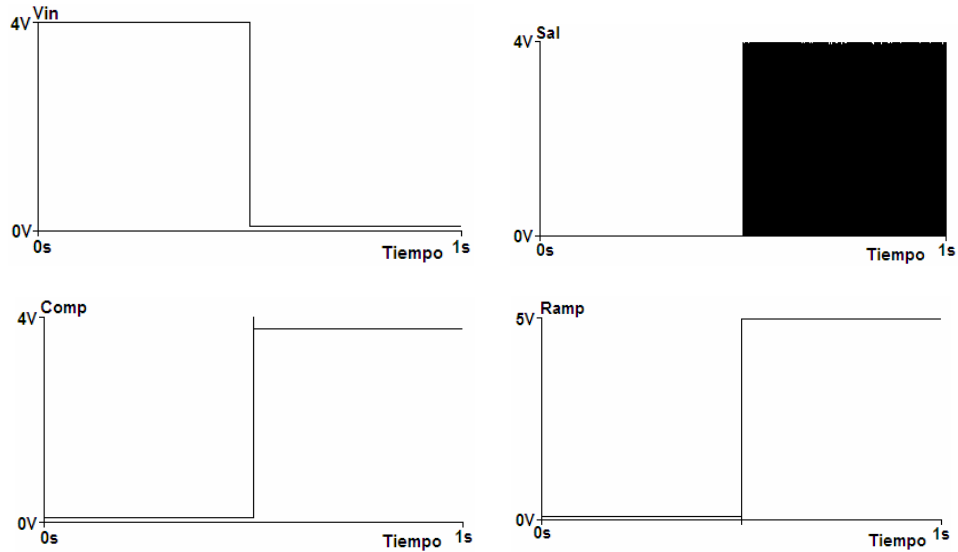


Figura 60. Entrada Cuadrada

5.3. CIRCUITO DE UNA NEURONA CON RAMPA NO INTEGRADORA

En la figura 61 se muestra el modelo de neurona Integradora con fugas modificada en su función de activación.

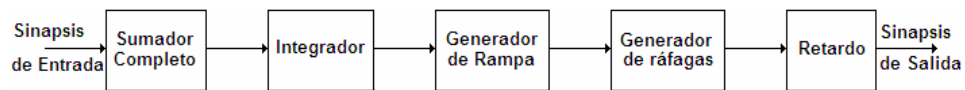


Figura 61. Diagrama de bloques del modelo de neurona integradora.

En la figura 62 se muestra el diagrama esquemático de la neurona integradora.

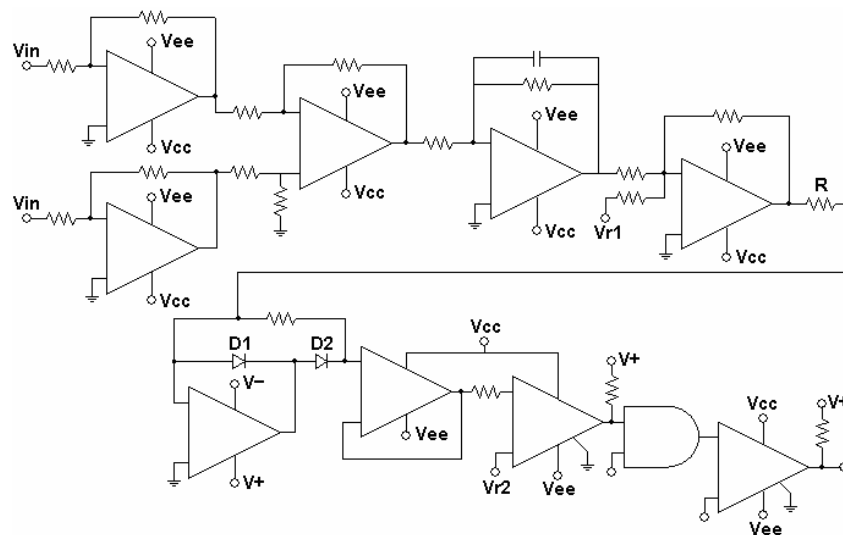


Figura 62. Diagrama esquemático de la neurona integradora con rampa

5.4. RESULTADOS DE LA NEURONA INTEGRADORA

Para obtener los resultados que deseamos dimos entradas a la neurona con funciones regulares como senoides, cuadradas y triangulares, de frecuencias muy bajas para analizar los comportamientos de oscilaciones internas, si se presentan, y los resultados obtenidos son los que se muestran en los siguientes bloques de figuras. En estas figuras primero se presenta la señal de entrada, luego la respuesta de la neurona, después el comparador y por último la rampa.

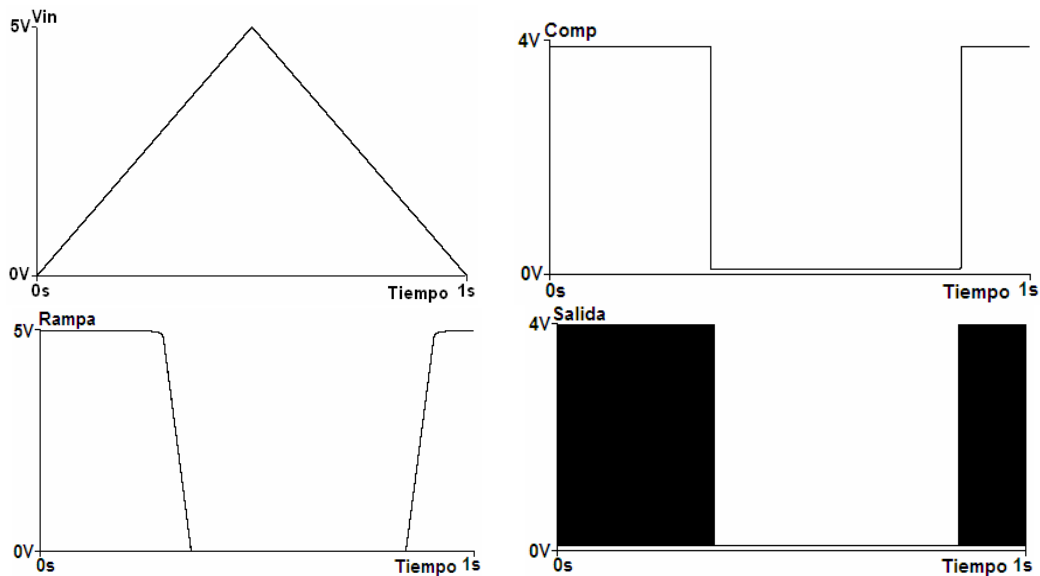


Figura 63. Entrada triangular

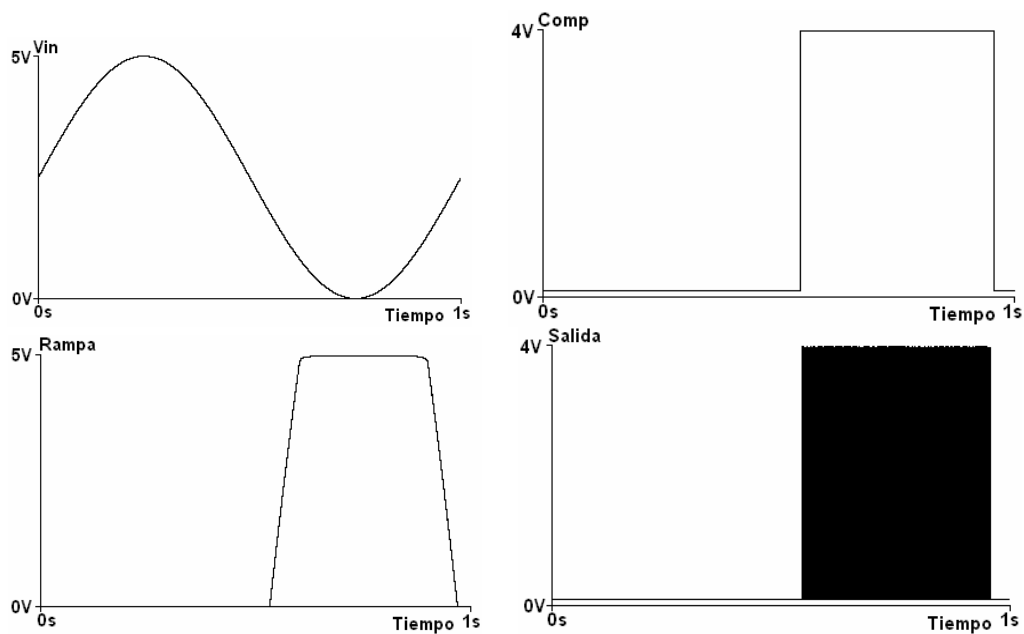


Figura 64. Entrada senoide

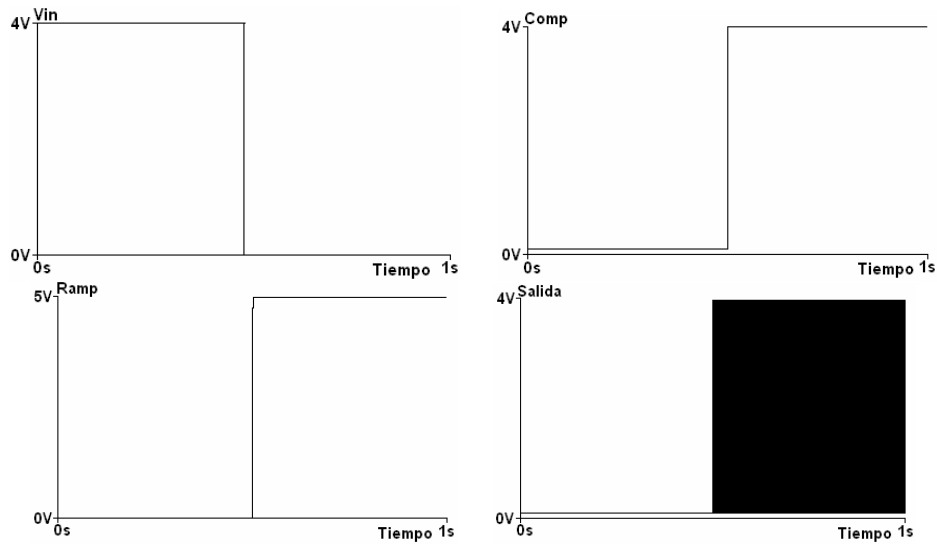


Figura 65. Entrada Cuadrada

Analizamos la respuesta de las dos neuronas con entradas tanto excitadoras como inhibitoras y los resultados obtenidos fueron los que se ven en los siguientes bloques de gráficas. En estas figuras primero se presenta la señal de entrada excitadora, la entrada inhibitora, la respuesta de la neurona, el comparador y por último la rampa. Primero mostraremos los resultados de la neurona no integradora, y después los resultados de la neurona integradora.

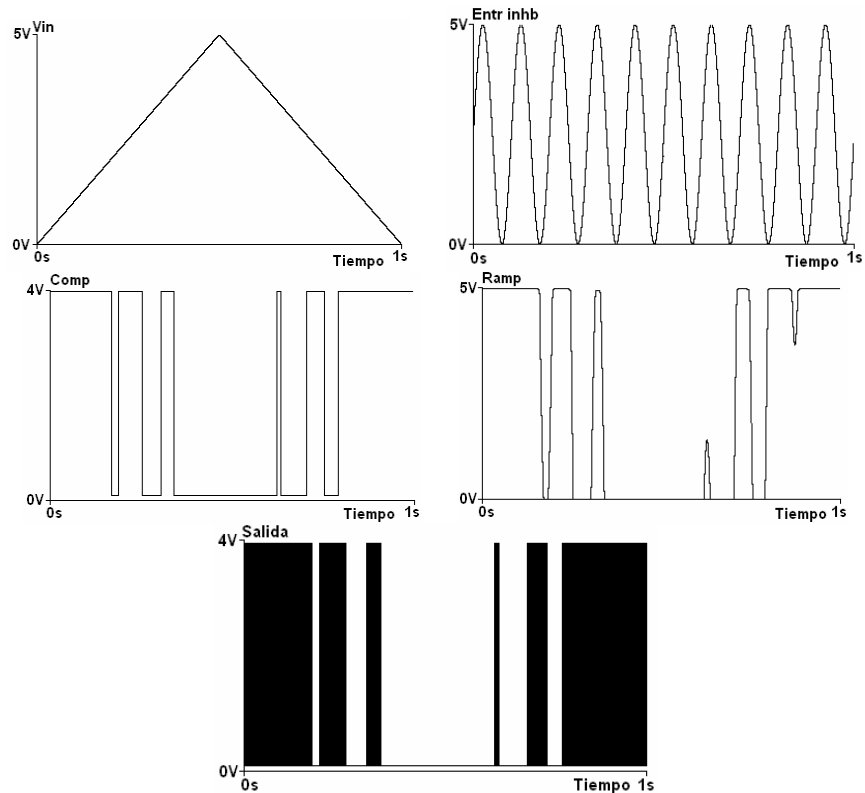


Figura 66. Entrada excitadora triangular 1Hz, entrada inhibitora senoide 10 Hz

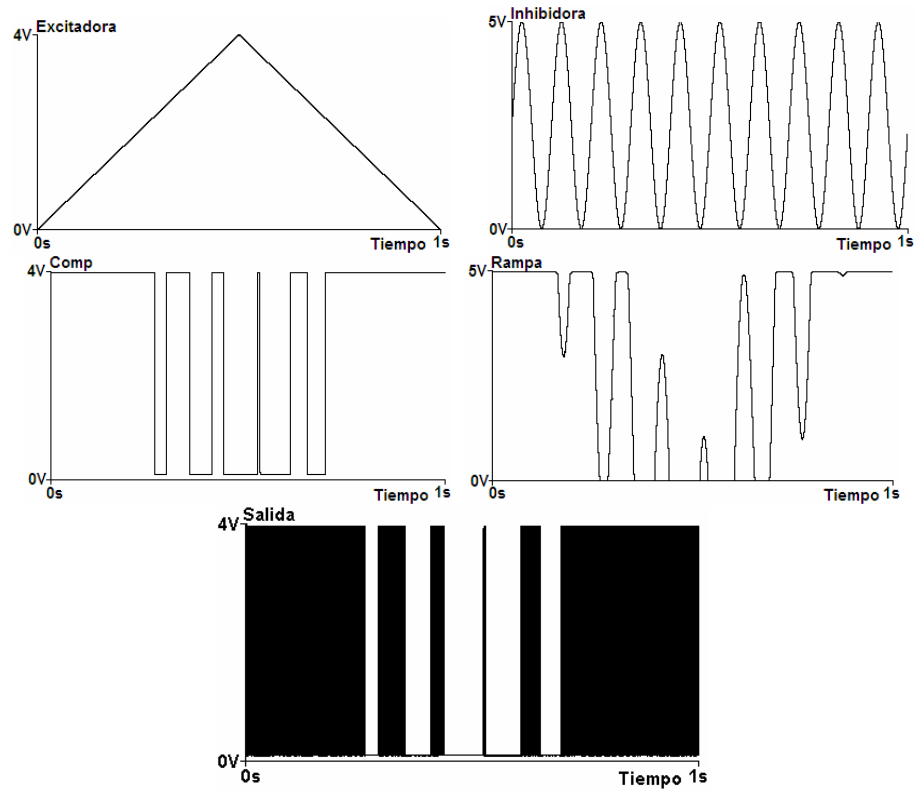


Figura 67. Entrada excitadora triangular 1Hz, entrada inhibidora senoide 10Hz

5.5. RESULTADOS DE LA NEURONA EN COLUMNA TECTAL

En la figura 68 se muestra la configuración de la columna tectal

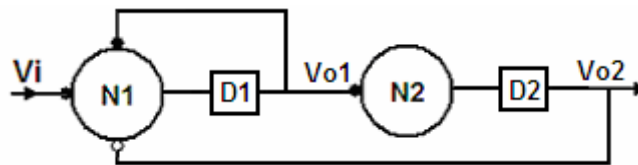


Figura 68. Configuración de la columna tectal.

y en la figura 69 se muestra el diagrama esquemático de la columna tectal.

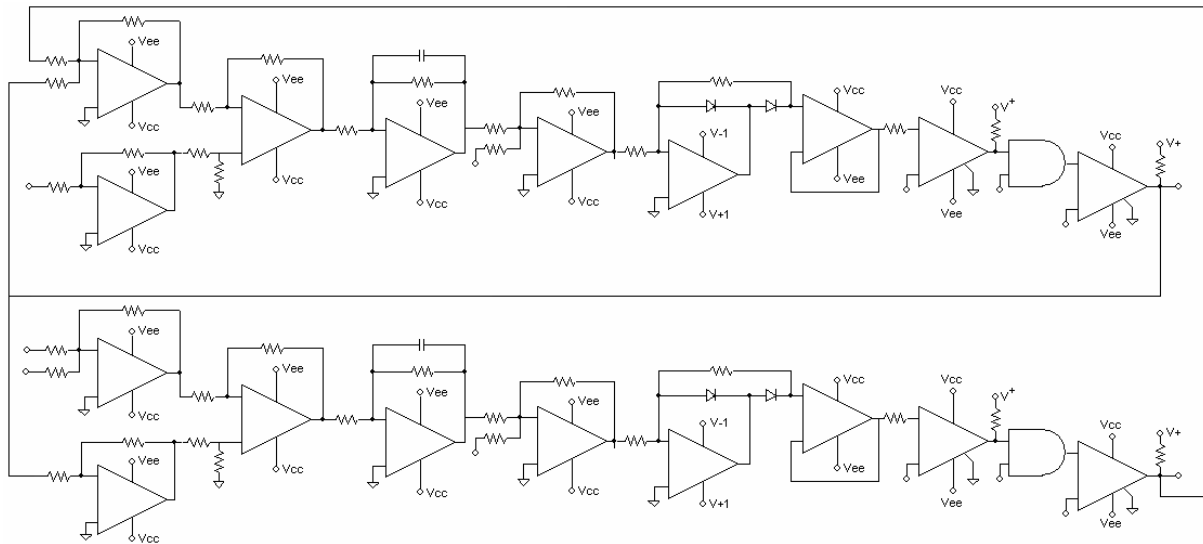


Figura 69. Diagrama esquemático de la columna tectal con neuronas integradoras con rampa y ráfagas

Los resultados obtenidos son los de las siguientes figuras

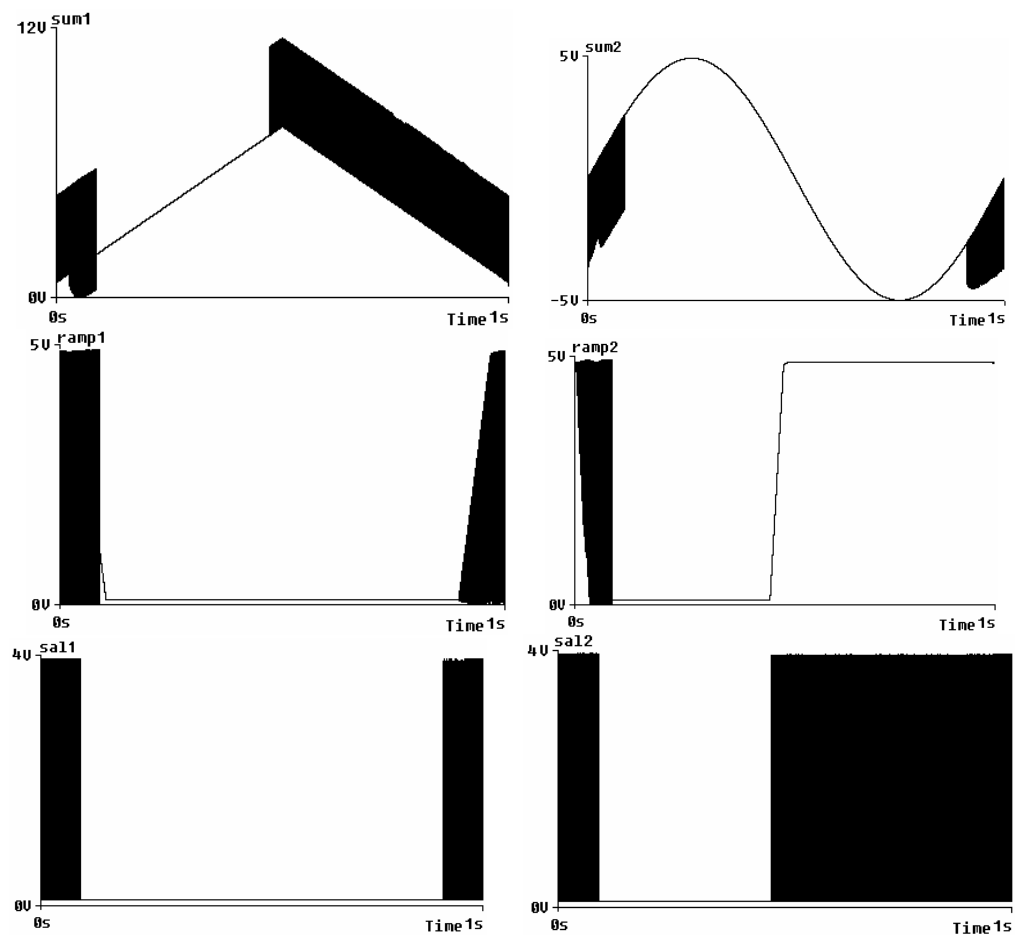


Figura 70. Columna Rampa-ráfagas, entrada triangular a N1 y senoidal a N2

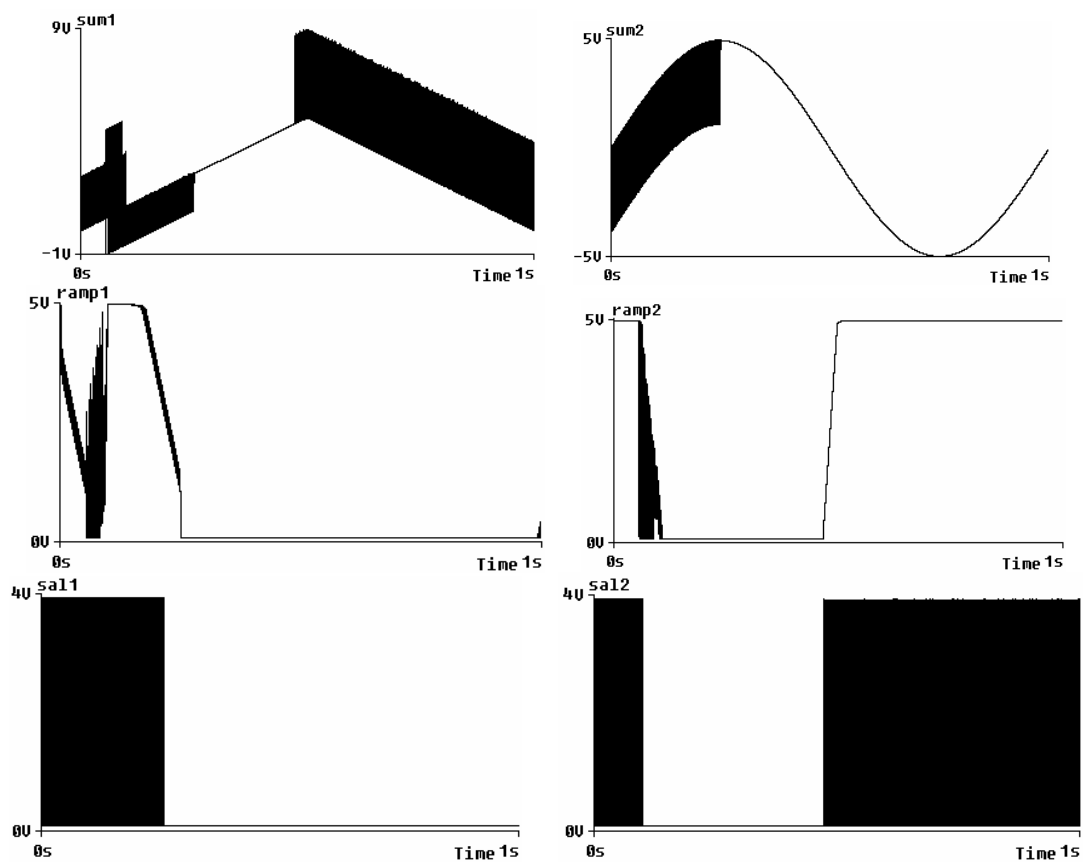


Figura 71. Columna Rampa-ráfagas integradora, entrada triangular a N1 y senoidal a N2

Como se ve en las gráficas de nuestros experimentos, la columna tectal de nuevo aporta elementos que no se presentan en las neuronas individuales como los efectos de oscilaciones histeréticas que aparecen en las señales de entrada de las neuronas del sistema, lo que nos permite, establecer de nuevo, la presencia de elementos de memoria que no se dan en las neuronas individuales. Por lo anterior, lo que en apariencia provoca esto es la interrelación entre las neuronas en el circuito. El próximo paso en esta dirección será hacer el modelo matemático de la neurona y el sistema, para poder demostrarlo.

6. UN ESTUDIO DE NEURONAS ELECTRÓNICAS CON FUNCIÓN DE ACTIVACIÓN RAMPA SEGUIDA DE SIGMOIDE.

Durante muchos años de desarrollo electrónico de modelos de neuronas, hemos pensado sobre las diferentes formas que la función de activación de neuronas y hemos desarrollado modelos con función de activación del tipo escalón, el tipo de rampa, el tipo de sigmoide, el tipo de conmutación, etcétera. Todos estos modelos han sido estudiados en redes pequeñas como la columna tectal y las de umbral-axon, en formas diferentes como las neuronas del tipo Mc Cullock – Pitts y las neuronas tipo integrador con fugas. En todos estos modelos hemos funcionado en sistemas con y sin ráfagas. El último desarrollo que tenemos es el modelo de neuronas con sinapsis de voltaje-frecuencia.

De acuerdo con Marr (Tsuda, 1992) es posible que existan neuronas más complicadas, que las que se siguen unas a otras. Inspirados por esta idea es que pensamos estudiar un modelo de neurona que tiene las posibilidades de una rampa seguida de una sigmoide, pero después de trabajar los modelos llegamos a la conclusión de que al manipular las funciones de activación seguida una de la otra podíamos obtener el resultado deseado, y es posible cambiar la secuencia de seguimiento entre las dos funciones de activación.

También estudiamos que pasaría si se cambiara la secuencia de seguimiento de las funciones de activación y tuviéramos una función de activación sigmoide seguida de una función de activación rampa

En otro capítulo se estudia la posibilidad de formar columnas tectales simplificadas de Arbib, para diferentes modelos que hemos construido, obteniendo en todos los casos fenómenos de evocación, por lo que intentamos estudiar los mismos casos para el tipo de neuronas con función de activación rampa, seguida de una función de activación sigmoide.

En este trabajo mostramos el diseño y estudio de neuronas de este tipo, con dos formas de función de activación seguidas, y el resultado de su interconexión en forma de columna tectal para las dos formas de seguimiento de las funciones de activación.

6.1. CIRCUITO ELECTRÓNICO

Nuestro circuito consiste en primer lugar de un circuito sumador completo para construir la entrada sináptica en forma de una suma algebraica de sinápsis tanto excitatorias como inhibitorias. Luego le sigue un integrador con una constante de tiempo de .1 de segundo. Después del integrador se tienen las funciones de activación rampa y sigmoide o sigmoide y rampa dependiendo de la configuración que se desea tener, y por último un generador de ráfagas. El diagrama de bloques del circuito es el que se presenta en la figura 72.



Figura 72. Diagrama de bloques del modelo electrónico de la neurona.

Básicamente tenemos de acuerdo al diagrama de la figura 72 que a la respuesta del integrador le aplicamos una función rampa o sigmoide y a la respuesta de esta función le aplicamos una función sigmoide o rampa.

La salida en forma de ráfagas la ponemos por el hecho de que las redes nerviosas compuestas de neuronas con salida por ráfagas también muestran propiedades de memoria asociativa, ya que recientemente ha habido un considerable interés, en la memoria asociativa de redes nerviosas compuestas de modelos de neuronas que cambian sus estados dinámicos temporalmente (W. Gerstner, et al, 1993).

En esos sistemas, el modelo que a menudo se usa es el integrador con fugas, modelo que tiene un estado interior descrito por una ecuación diferencial lineal y función de activación proporcional. Los acoplamientos entre esas neuronas se acompañan con un retraso de tiempo que modela el tiempo de acoplamiento de un pulso que se propaga en el axón de la neurona del presináptica a la neurona postsináptica, y la memoria se representa en el patrón de encendido espacio-temporal de las neuronas, razón por la cual empleamos este modelo

En la figura 73 se presenta el diagrama esquemático de la neurona rampa sigmoide, y en la figura 74 se muestra el diagrama esquemático de la neurona sigmoide rampa.

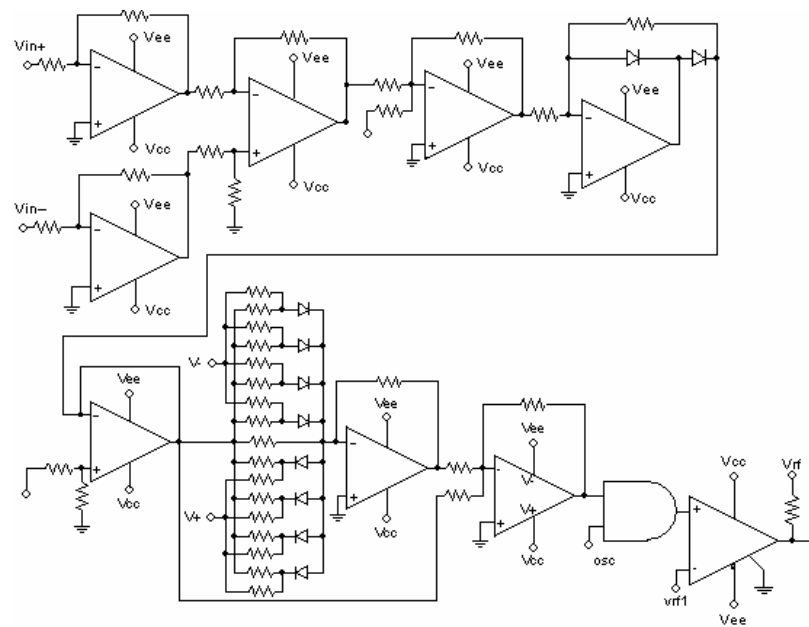


Figura 73. Diagrama esquemático de la neurona rampa sigmoide.

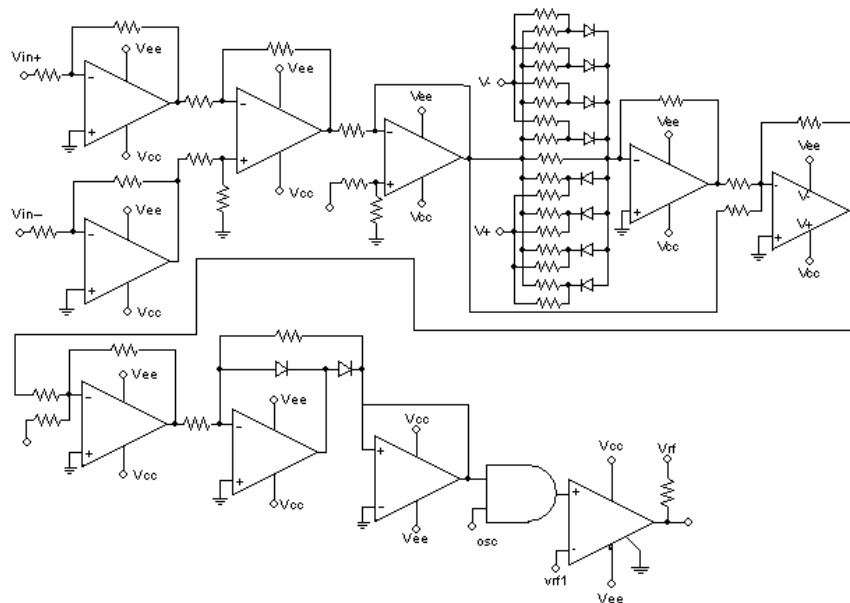


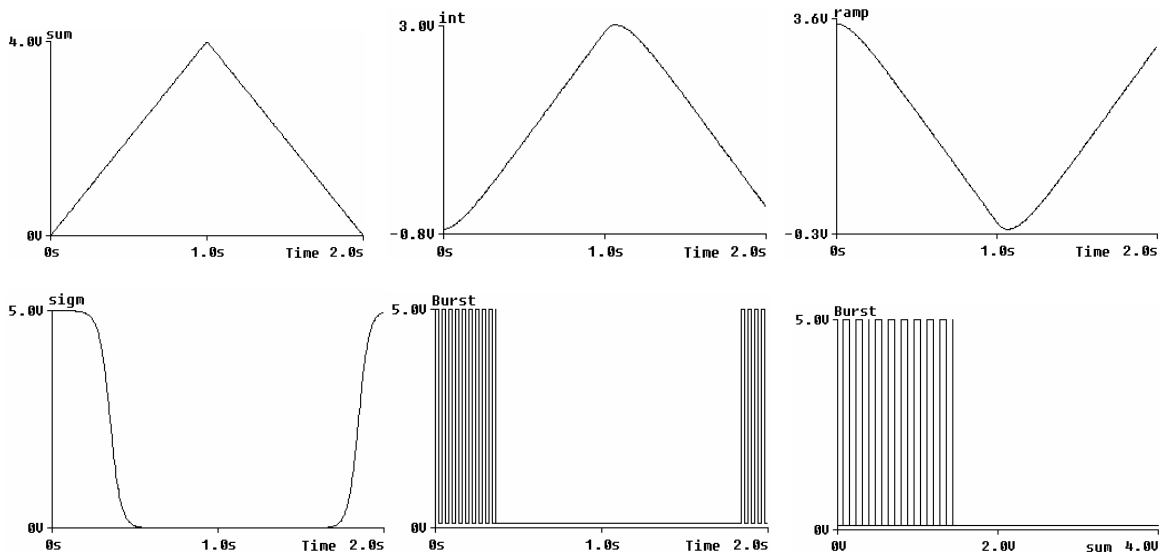
Figura 74. Diagrama esquemático de la neurona sigmoide rampa

En este trabajo vamos a presentar los resultados del estudio que realizamos, en el cual lo que se hizo fue cambiar los elementos dinámicos del sistema, como son el umbral de la rampa y la pendiente de la sigmoide.

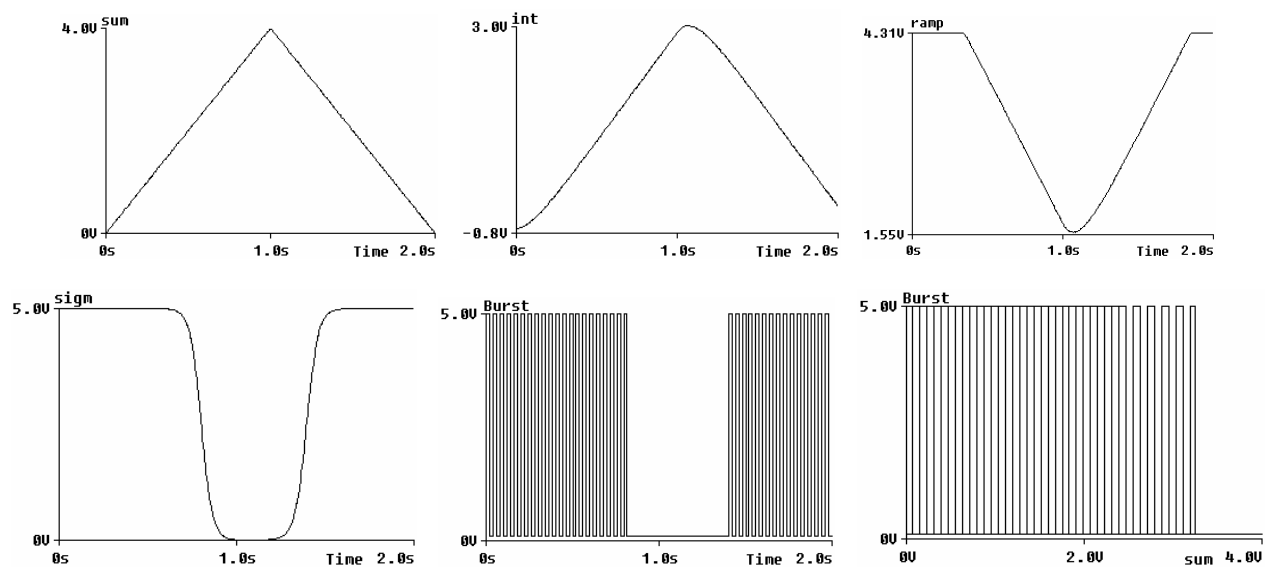
6.2. ESTUDIO

En las siguientes gráficas mostraremos el estudio realizado para la neurona rampa sigmoide empleando una entrada triangular y una senoide.

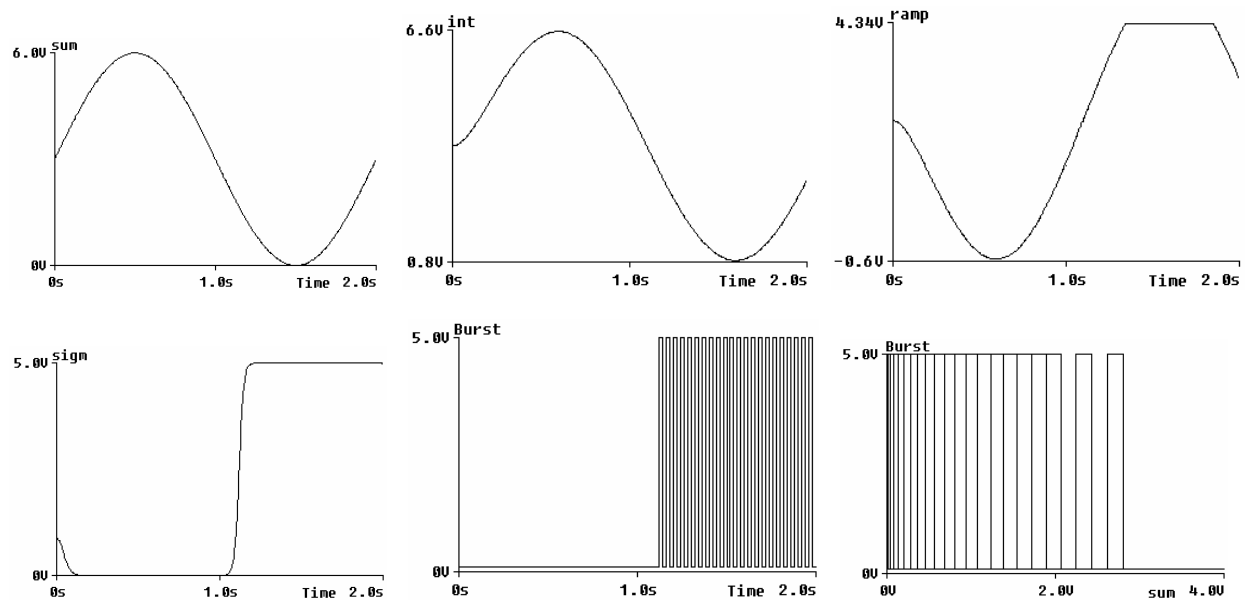
Entrada triangular $V_r = 1.5V$, $V_{r1} = 5V$



Entrada triangular, $V_r = -1$, $V_{r1} = 4.3V$

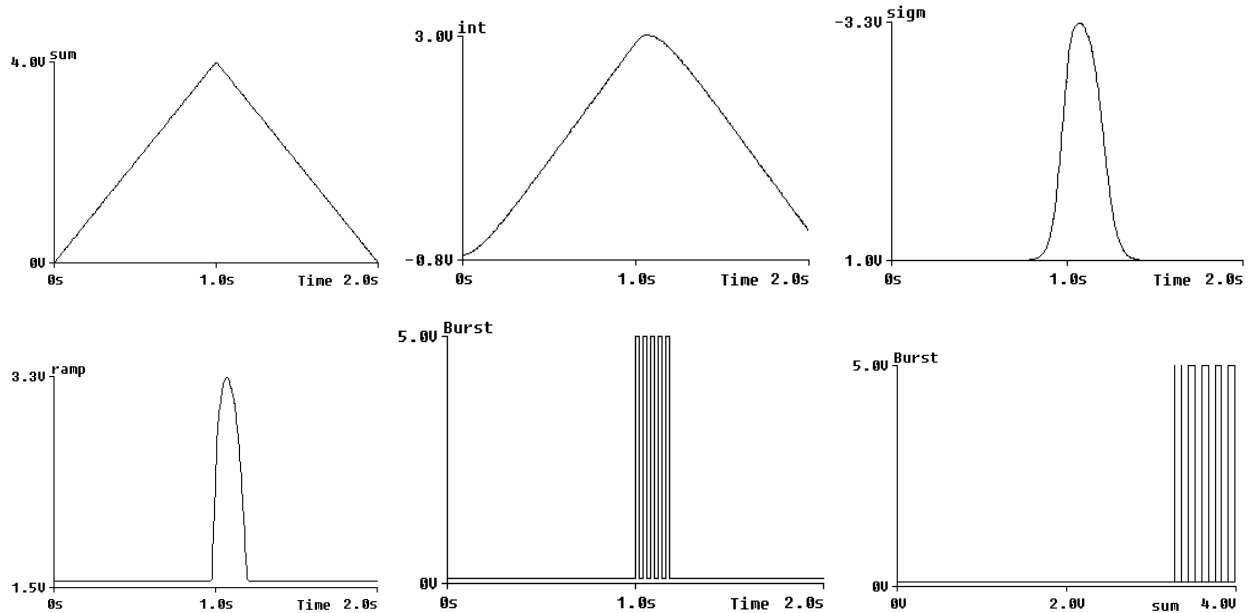


Entrada senoide, $V_r = -1V$, $V_{r1} = 4.3V$

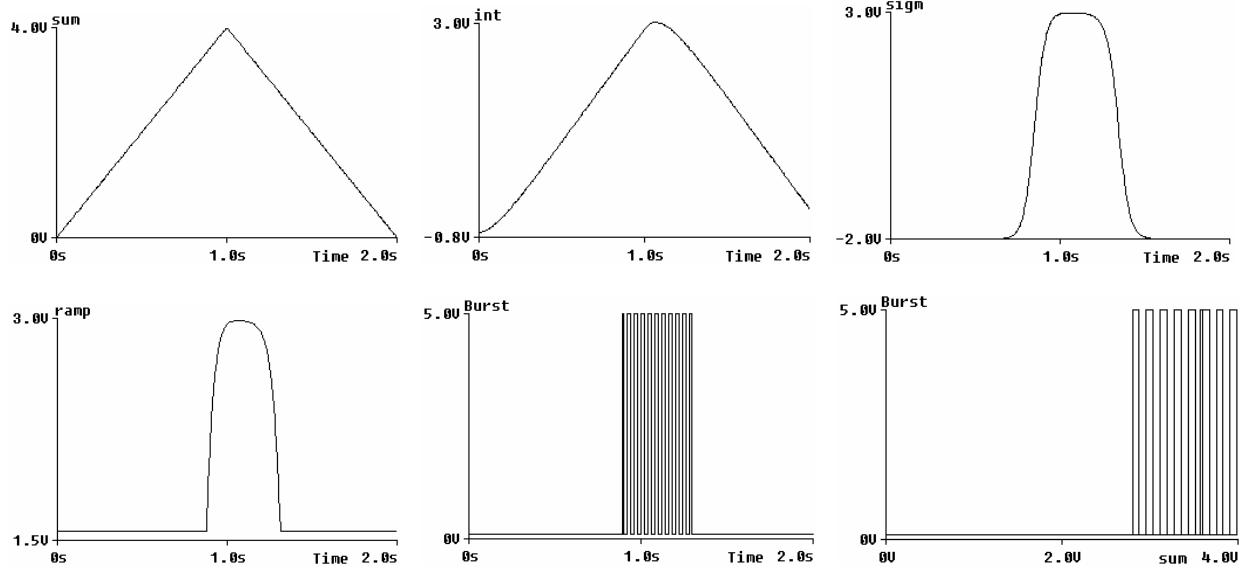


En las siguientes gráficas mostraremos el estudio realizado para la neurona rampa sigmoide empleando una entrada triangular y una senoide.

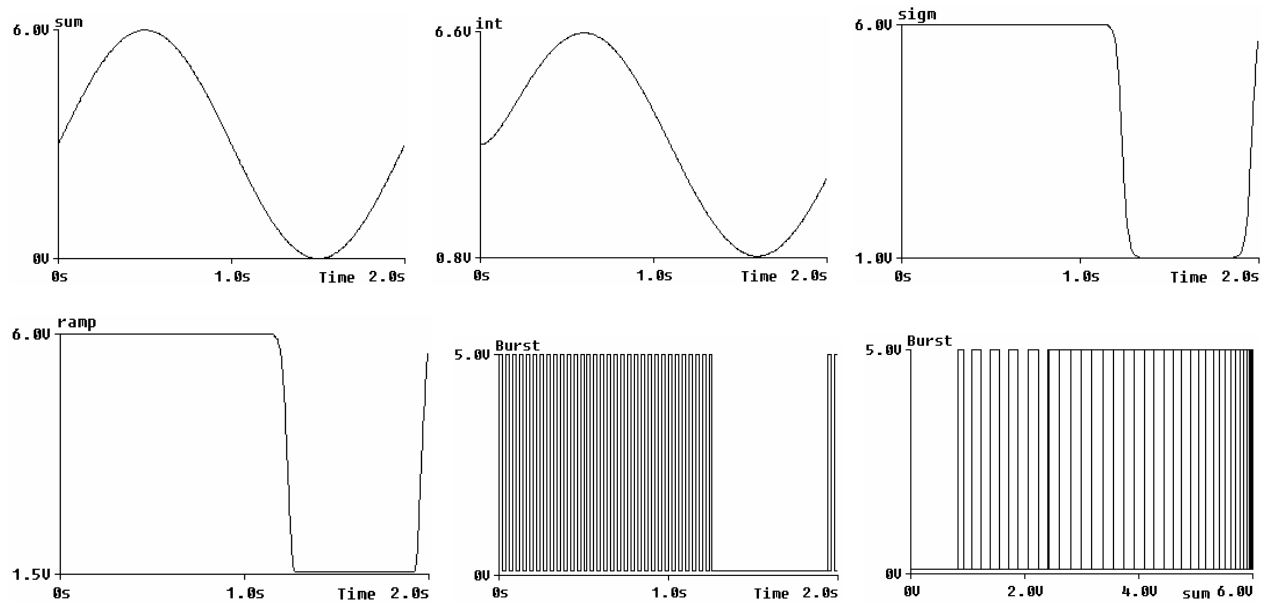
Entrada triangular, $V_r = 1V$, $V_{r1} = -1V$



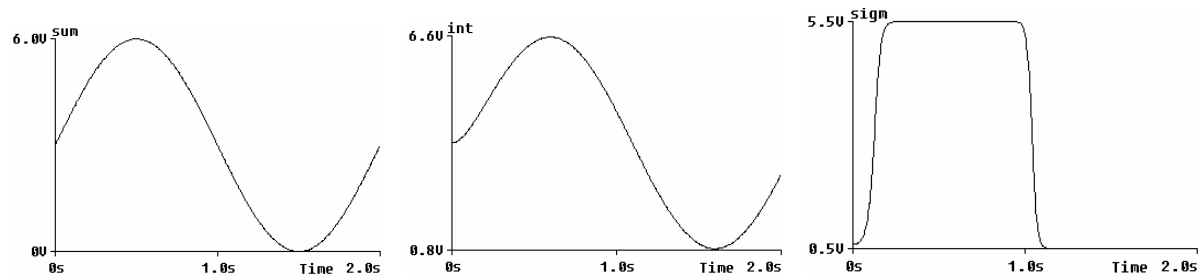
Entrada triangular, $V_r = .5V$, $V_{r1} = -2V$

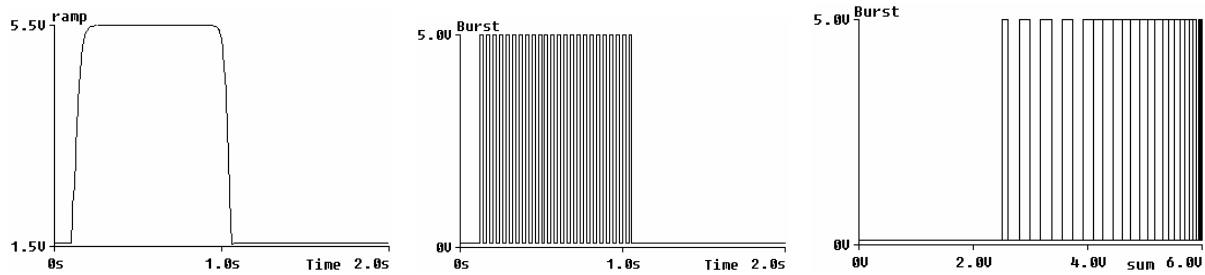


Entrada senoide, $V_r = -0.7V$, $V_{r1} = 1V$



Entrada senoide, $V_r = -1V$, $V_{r1} = 0.5V$





Del estudio realizado es muy claro que la secuencia, es decir, que función sigue a cual, es significativo el cambio de comportamiento en la respuesta de la neurona y en las formas de los potenciales neuronales. En el caso de la secuencia rampa sigmoide es claro que todos los potenciales son pozos con las respuestas de ráfagas a los extremos, mientras que en el caso de la secuencia sigmoide rampa tenemos tanto pozos como picos, por lo que las respuestas de ráfagas tiene posibilidades de estar en la zona central también. La variación de los umbrales nos permite crecer o reducir el ancho de los pozos y los picos, y por ende la forma de las ráfagas, lo que permite que los sistemas puedan establecer diferentes esquemas de entrada-salida. Los espacios entrada-salida nos ofrecen mapas de memoria bastantes complejos, lo que no da idea acerca de las posibilidades de este tipo de neurona.

En próximos trabajos analizaremos lo que sucede en redes pequeñas con este tipo de neuronas. La red que nos interesa estudiar es la columna tectal.

7. MODELO DE NEURONA CON FUNCIÓN DE ACTIVACIÓN RAMPA O SIGMOIDE ESTOCÁSTICA Y CON RÁFAGAS

Hemos presentado el modelo de neurona de umbral estocástico y en este informe vamos a presentar un modelo electrónico de neurona integradora que contiene ráfagas en su respuesta y cuya función de activación es una rampa o una sigmoide estocástica, estudiaremos que pasa con este tipo de neurona que puede aglutinar varios de los tipos de ruidos neuronales que se han estudiado en la literatura.

Muchos experimentos in vivo indican el comportamiento ruidoso de las neuronas centrales. La actividad de neuronas de la corteza visual, por ejemplo, puede ser grabada mientras se propone que sea presentada lentamente una barra en una pantalla dentro del campo visual del animal (Hubel y Wiesel, 1977, 1959). Tan pronto como la barra entra en el campo abierto de la neurona la razón de disparo se eleva hasta que la barra deja el campo abierto en la frontera opuesta. Si es repetido varias veces el mismo experimento, el tren de pulsos, se desvía de presentación a presentación considerablemente. Además, la misma neurona está espontáneamente activa incluso si la pantalla está en blanco y ningún estímulo externo es aplicado. Durante la actividad espontánea, los intervalos entre un pulso y la próxima exposición son de una gran variabilidad lo que resulta en una distribución ancha de los intervalos de interpulsos; (Softky y Koch, 1993).

¿Estos experimentos son pruebas convincentes de un ruido ubicuo en el sistema nervioso central? Los dos comentarios anteriores hacen referencia a los experimentos sobre el sistema neuronal como un todo. La neurona cortical de la que es grabado, no solamente recibe la entrada de la retina, sino de muchas otras neuronas en el cerebro. La contribución en vigencia para esta neurona es básicamente desconocida. Es por lo tanto, posible que hay una fluctuación sólida en la contribución en curso a las neuronas corticales, aunque el estímulo externo esté solamente cambiando despacio.

Ya en otros trabajos hemos presentado el modelo de neurona de umbral estocástico y en este trabajo vamos a presentar un modelo electrónico de neurona integradora que contiene ráfagas en su respuesta y cuya función de activación es una rampa o sigmoide estocástica. Estudiaremos que pasa con este tipo de neurona que puede aglutinar varios de los tipos de ruidos neuronales que se han estudiado en la literatura.

Se ha mostrado que redes funcionales de neuronas electrónicas con ráfagas son útiles en una gran variedad de aplicaciones (S.C. Liu et al, 2001). Los recientes esfuerzos de la investigación se han concentrado en el cómputo de tiempo real basados en eventos, llamado el duplicamiento temporal, en el que la coincidencia o el descubrimiento de sincronía juega papeles esenciales en el proceso neuronal de información, como percepción auditiva (M. Cheely y T. Horiuchi, 2003) descubrimiento del ataque (Y. Kanazawa, et al., 2005), y aprendizaje y memoria (H. Tanaka, et al., 2005). Las propiedades temporales de filtrado también son significativas para extraer estructura la estructura temporal de sucesiones de ráfagas en las que la información puede ponerse en código. El comportamiento computacional de estas redes funcionales de neuronas de ráfagas se limitará si sus componentes son bastante simples. Por ejemplo, el Circuito del Axon-Hillock (C. A. Mead, 1989), extensamente conocido como un análogo electrónico de la neurona integradora y disparo, sólo puede actuar como un filtro del paso-bajo para una sucesión de pulsos. Para aumentar su comportamiento se han desarrollado circuitos, alternativos de neuronas con ráfagas de transistores (S. R. Schultz y M. A. Jabri, 1985) como un circuito electrónico de la neurona integradora y disparo con adaptación de frecuencia (G. Indiveri, 2003) y circuitos de la neurona de disparos caóticos asíncronos de ráfagas (H. Nakano y T. Saito, 2004). Estos circuitos aumentan selectividad a las entradas en la neurona debido al descubrimiento de la plasticidad de la sincronía y las propiedades de filtrado temporal. Circuitos sinápticos con plasticidad a corto plazo (S. R. Schultz y M. A. Jabri, 1995), y la plasticidad de ráfagas dependientes del tiempo (G. Indiveri, 2003), también puede aumentar la capacidad computacional de las neuronas electrónicas. Sin embargo, ellas sólo pueden trabajar eficazmente al nivel de la red. En este contexto, nosotros diseñamos un circuito analógico integrador con fugas y ráfagas con transistores y circuitos integrados. El modelo de RFN es un modelo de la neurona con ráfagas que tiene dinámica de membrana de segundo-orden y exhibe oscilación subumbral del potencial de la membrana. Debido a la dinámica de la membrana, el modelo de RFN

(Resonate-and-fire neurons) es sensible al cronometrar de estímulos, y así exhibe fenómenos no lineales observados en neuronas biológicas, como descubrimiento de la coincidencia, del rebote post-inhibitorio, y la preferencia de frecuencia (E. M. Izhikevich, 2001). El circuito de RFN actúa como un descubridor de coincidencias y un filtro pasa-banda que hereda la sensibilidad del modelo de RFN.

7.1. MODELO ESTOCASTICO

El ruido es una característica esencial de las habilidades para procesar información de una red neuronal, y no es una fuente más de perturbaciones que estaría mejor suprimir. Teníamos la idea de considerar la posibilidad de que las neuronas tuvieran en la función de activación la influencia de ruido, de tal manera que este ruido, montado en los parámetros de la función, fuera un modulador de la respuesta de la neurona ante los mismos eventos y para esto proponemos el modelo de neurona que mostramos en figura 75.

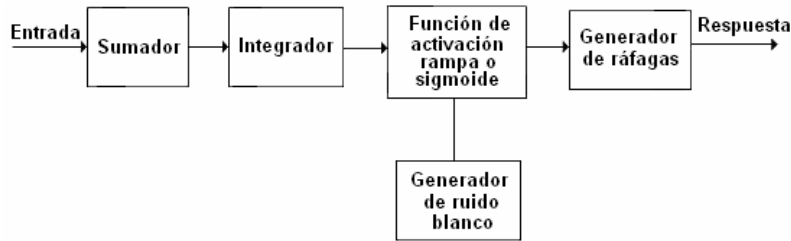


Figura 75. Modelo de la neurona con función de activación estocástica.

De nuestro enfoque probabilístico podemos saber el efecto de la característica estocástica del modelo, si al generarse eventos independientes obtenemos resultados diferentes para el evento repetido, algo así como lanzar monedas al aire.

7.2. MODELO MATEMÁTICO

En nuestro nuevo modelo matemático vamos a considerar la función de activación de la forma:

$$R(e_i) = \begin{cases} 0 & \text{if } e_i < e_u \\ \frac{r_7}{r_6} (e_i - e_u) & \text{if } e_u \leq e_i \leq \left(\frac{r_6}{r_7} V_{cc} + e_u \right) \\ V_{cc} & \text{if } e_i > \left(\frac{r_6}{r_7} V_{cc} + e_u \right) \end{cases}$$

Donde R es la amplitud de la salida como la función de respuesta de la neurona. Estamos interesados en incluir la posibilidad de efectos azarosos en el umbral de la neurona, y para esto vamos a introducir el concepto de ruido blanco. El ruido blanco es un proceso estocástico que denotaremos por ξ_t y que satisface lo siguiente:

- Para cada $t \geq 0$, $E[\xi(t)] = 0$
- Para $s, t \geq 0$, $E[\xi(t)\xi(s)] = \delta_0(t - s)$
- Para cada $t \geq 0$, $\xi(t)$ es Gaussiana.

Si consideramos que el umbral de la neurona está dado por:

$$\theta(t) = \tilde{\theta}(t) + \xi(t),$$

donde

$$\tilde{\theta} : [0, t] \rightarrow \mathfrak{R},$$

es una función determinista, por ejemplo:

$$\tilde{\theta}(t) = k \text{ con } k \in \mathfrak{R} \text{ o } \tilde{\theta}(t) = \sin \lambda t, \lambda \in \mathfrak{R}$$

Haciendo esto se puede pensar que el valor del umbral de la neurona varía por una serie de fenómenos al azar, como por ejemplo el stress. Si calculamos el valor esperado para F_N ,

$$\begin{aligned} E[F_N(t)] &= E[F_0(m(t))] = E[k(\theta(t))1_{\{\theta(t) \leq m(t)\}}] = \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} \int_{\mathfrak{R}} k(\theta(t) + x, t)_{\{\tilde{\theta} + x \leq m(t)\}} \exp \frac{x^2}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} dx = \\ &= \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{m(t)} k(u, t) \exp \left(-\frac{(u - \tilde{\theta}(t))^2}{2\sigma_t^2} \right) du \end{aligned} \quad (7.4)$$

Si tomamos el límite cuando la varianza σ_t del ruido blanco tienda a cero, tenemos:

$$E[F_N(t)] = \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{m(t)} k(u, t) \exp \left(-\frac{(u - \tilde{\theta}(t))^2}{2\sigma_t^2} \right) du \Rightarrow \int_{-\infty}^{m(t)} k(u, t) \delta_0(u - \tilde{\theta}(t))^2 du \text{ como: } \sigma_t \rightarrow 0 = k(\tilde{\theta}(t), t) 1_{\{\tilde{\theta} \leq m(t)\}},$$

Lo que implica que conforme el ruido se hace menor F_N se aproxima a la función determinista $k(\tilde{\theta}(t), t) 1_{\{\tilde{\theta} \leq m(t)\}}$

Supongamos que la función k no depende del ruido, así usando (7.4), tenemos:

$$\begin{aligned} E[F_N(t)] &= \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{m(t)} k(u, t) \exp \left(-\frac{(u - \tilde{\theta}(t))^2}{2\sigma_t^2} \right) du = \\ &= k(t) \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{m(t)} \exp \left(-\frac{(u - \tilde{\theta}(t))^2}{2\sigma_t^2} \right) du = k(t) \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{m(t) - \tilde{\theta}(t)} \exp \left(-\frac{u^2}{2\sigma_t^2} \right) du = k(t) P(N \leq \tilde{\theta}(t) + m(t)). \end{aligned}$$

Donde N es la distribución de probabilidad Gaussiana con media cero y varianza σ_t , en otras palabras esperamos que el valor de $F_N(t)$ sea justamente la función determinista k multiplicada por un factor que representa el efecto azaroso del ruido. Lo anterior nos dice que contrario al modelo determinista en el cual siempre tenemos el valor para $N(t)$ de cero o $K(t)$, en este modelo tenemos para diferentes realizaciones del evento, diferentes valores de F_N en el tiempo t . Finalmente en el caso en que k no dependa del ruido, calcularemos la función de distribución $F_N(t)$. Así para $x \in \mathfrak{R}$ tenemos lo siguiente:

$$\begin{aligned} \Phi_{N(t)}(x) &= P(F_N(t) \leq x) = P(k(t) 1_{\{\tilde{\theta} + \leq m(t)\} \xi(t)} \leq x) = P(1_{\{\tilde{\theta} + \leq m(t)\} \xi(t)} \leq \frac{x}{k(t)}) = \\ &= \begin{cases} 0 & \text{if } \frac{x}{k(t)} < 0 \\ P(\xi(t) \geq m(t) - \tilde{\theta}) & \text{if } 0 \leq \frac{x}{k(t)} < 1 \\ f(t) & \text{if } 1 \leq \frac{x}{k(t)} \end{cases} \end{aligned}$$

donde

$$P(\xi(t) \geq m(t) - \bar{\theta}) = \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} \int_{m(t)-\bar{\theta}}^{\infty} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_t^2}\right) dx.$$

7.3. IMPLANTACION ELECTRONICA DEL MODELO CON FUNCIÓN DE ACTIVACIÓN RAMPA ESTOCÁSTICA DE RAFAGAS

Si nosotros polarizamos un transistor en inversa, de tal manera que su juntura no maneje ninguna corriente, notaremos de esta manera la circulación de una cantidad pequeña de portadores de carga que son debido a la agitación térmica. No es necesario decir que esta corriente depende de la temperatura, pero es importante que los portadores de carga se liberen aleatoriamente, generando de esta manera una corriente no continua, pero pulsando a una frecuencia que se extiende el espectro completo. Esta configuración puede observar en el circuito del generador que se muestra en figura 75.

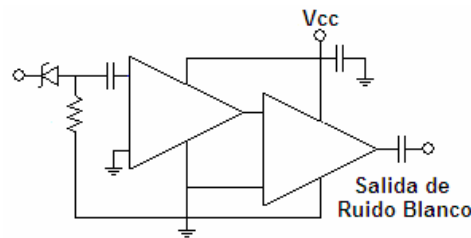


Figura 75. Generador de ruido blanco

Los diodos, o la juntura entre el colector y la base de un transistor, son excelentes generadores de ruido blanco. Está claro que esta señal es muy débil, porque corresponde prácticamente aislados a los portadores de carga, para los qué se necesita de una buena amplificación. La salida tiene una señal de baja intensidad, alrededor de 100mV que puede aplicarse a la entrada de valor de umbral, y con dos amplificadores tenemos las fases de amplificación.

En figura 76 se muestra el diagrama esquemático de nuestro circuito electrónico de rampa estocástica.

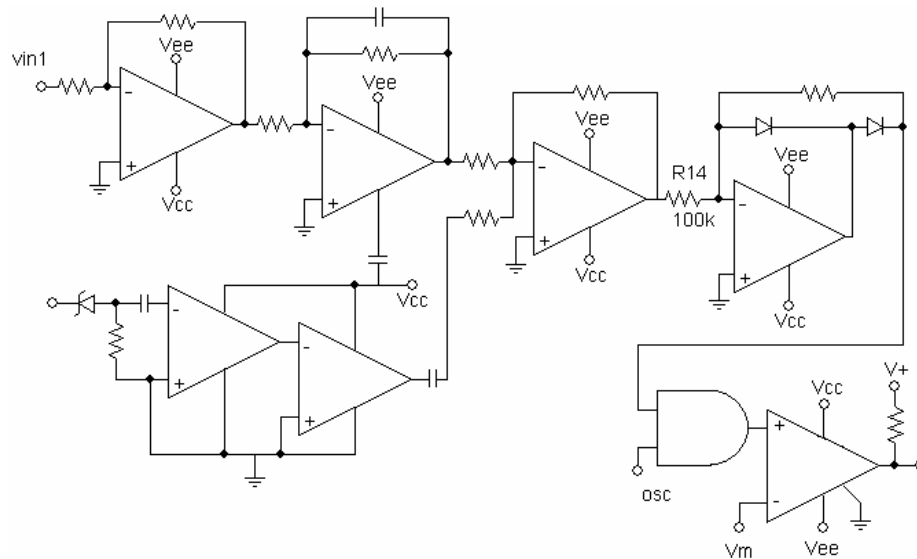
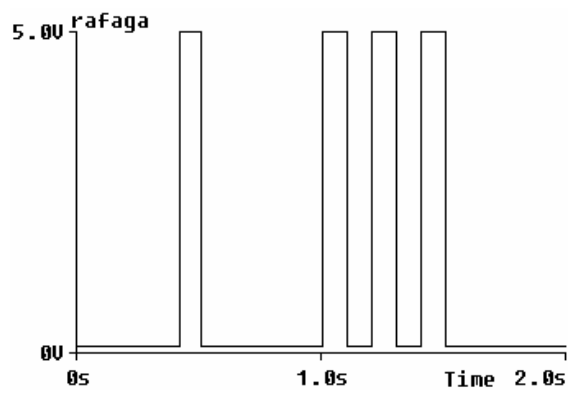


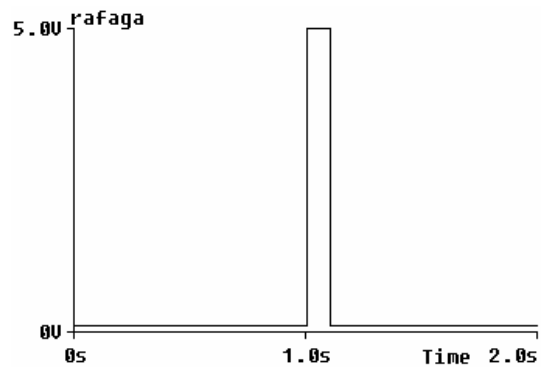
Figura 76. Circuito electrónico de la neurona.

7.4. RESULTADOS

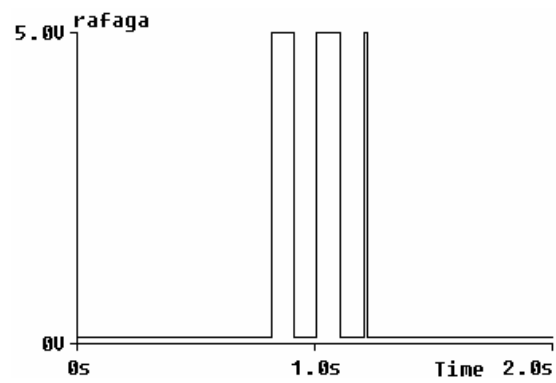
Entrada triangular, primer evento.



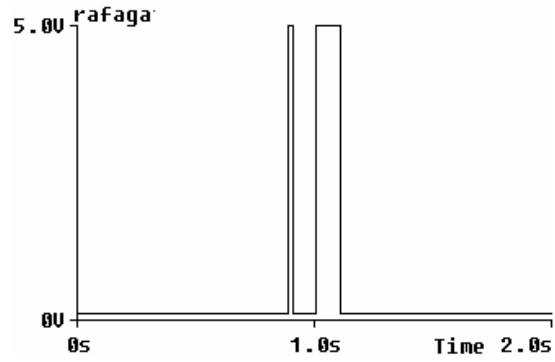
Entrada triangular, segundo evento.



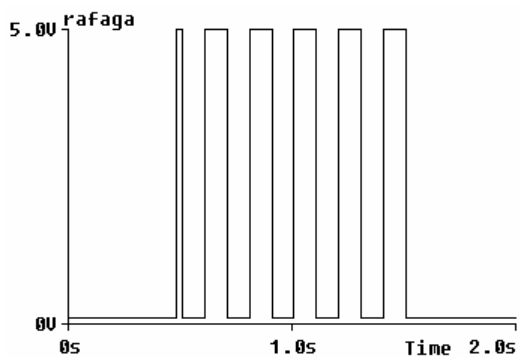
Entrada triangular, tercer evento.



Entrada triangular, cuarto evento.



Entrada triangular, quinto evento.



Entrada triangular, sexto evento.



Entrada triangular, quinto evento.

Entrada triangular, sexto evento.

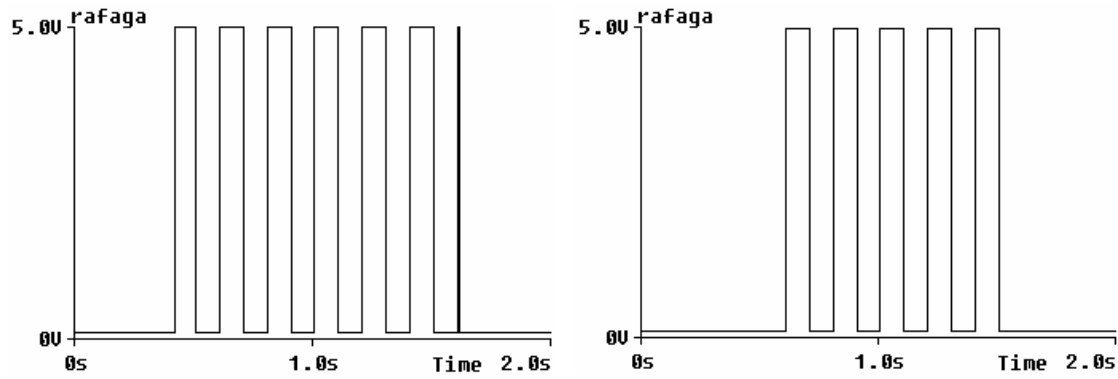


Figura 76. Respuesta para la misma entrada en neuronas con función de activación rampa estocástica y generador de ráfagas

7.5. IMPLANTACION ELECTRONICA DEL MODELO CON FUNCIÓN DE ACTIVACIÓN SIGMOIDE ESTOCÁSTICA DE RAFAGAS

Nuestro segundo experimento consiste en una neurona con función de activación sigmoide estocástica. La función que determina esta forma de activación, para el modelo electrónico está dada por la siguiente ecuación

$$e_{01} = -\left(\frac{r_f}{r_4} + \frac{r_f}{r_2} + \frac{r_f}{r_0}\right)e_i \text{ para } -\frac{r_6}{r'_6}v_1 < e_i \leq -\frac{r_4}{r'_4}v_1$$

que corresponde al modelo de construcción por trazos que nos planteamos.

El diagrama de esquemático de la neurona se muestra en la figura 77.

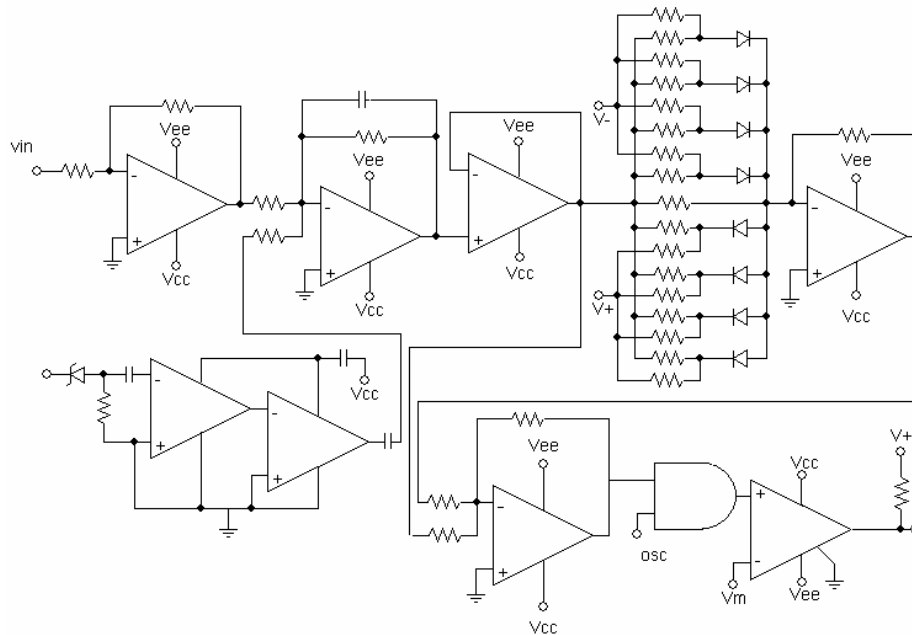
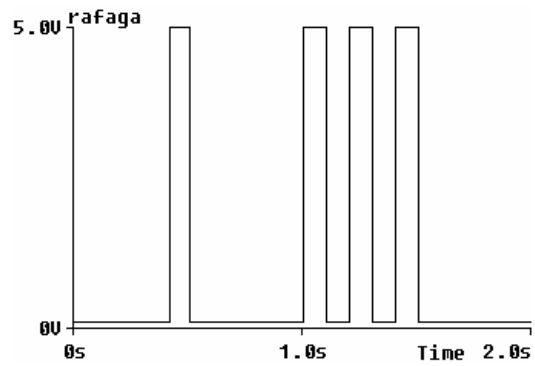


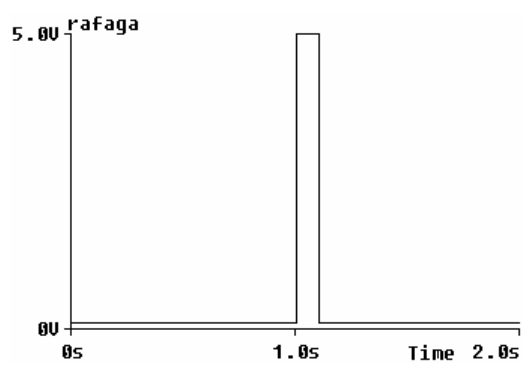
Figura 77. Diagrama esquemático de la neurona con función de activación sigmoide estocástica.

7.6. RESULTADOS

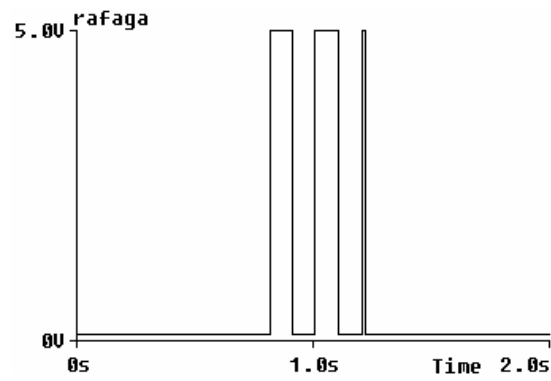
Entrada triangular, primer evento.



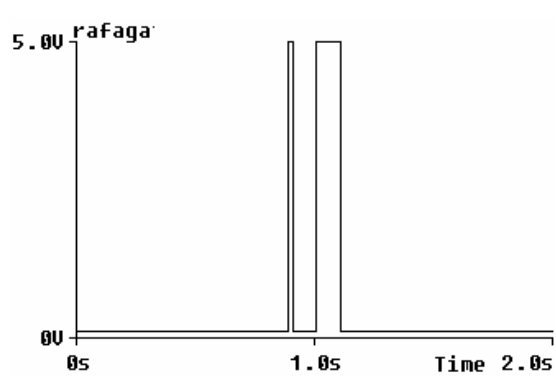
Entrada triangular, segundo evento.



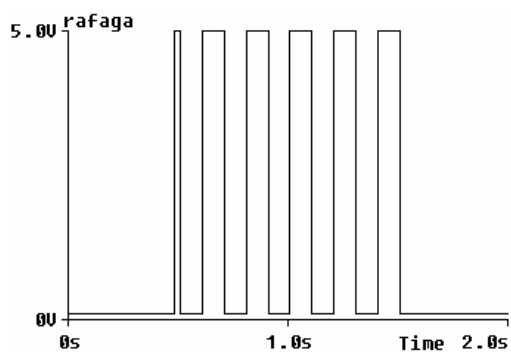
Entrada triangular, tercer evento.



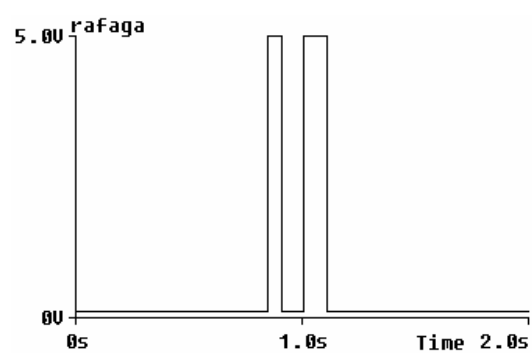
Entrada triangular, cuarto evento.



Entrada triangular, quinto evento.



Entrada triangular, sexto evento.



Entrada triangular, quinto evento.

Entrada triangular, sexto evento.

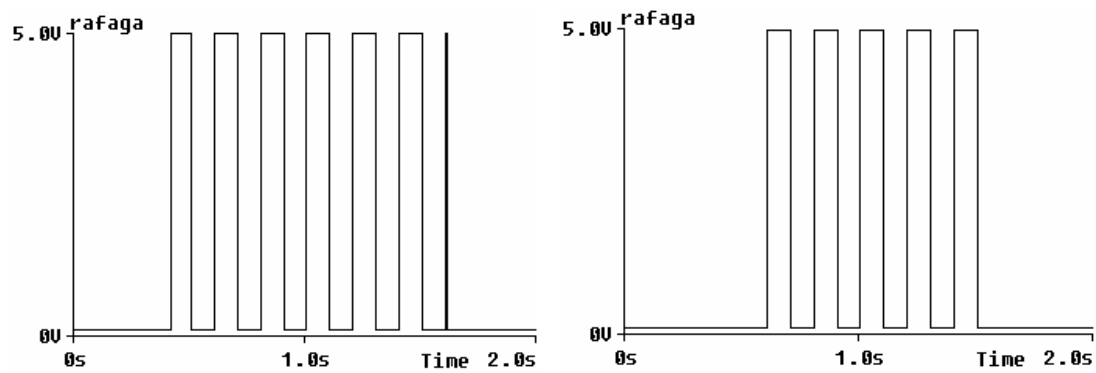


Figura 78. Respuesta para la misma entrada en neuronas con función de respuesta sigmoide estocástica y generador de ráfagas

Se muestra que los procesos estocásticos que se generan con funciones de activación, que se ha presentado por los autores en otros foros además de éste, se mantienen independiente de la forma de la señal de excitación y del tipo de función de activación. En concreto, con las mismas entradas encontramos que no se replican las respuestas de la neurona. También se demuestra que la posibilidad de que se repitan existe, pero que no es muy grande.

8. ESTUDIO DE UN SISTEMA DE DOS NEURONAS ELECTRONICAS CON EFECTOS COLATERALES

De acuerdo con la teoría de Marr (Marr, 1971), la CA no contiene células tipo codon, por lo que se sigue que ninguna de las células de axón corto que se encuentran son excitadas, y que llevan a cabo todas las funciones requeridas para un umbral inhibitorio que controle las células. La corteza del hipocampo es en este respecto inusual, ya que la corteza del cerebelo contiene células excitadoras de axón corto (Blornfield, Stepheerl & Marr, 1970), y la neocorteza cerebral probablemente no (Marr, David 1969).

Las tres tareas principales de las células piramidales que fijan los mecanismos umbrales son las siguientes:
U1. Almacenar el evento: cuando se presenta un evento E debe tomar lugar la modificación sináptica en aquellas células que tienen el mayor número de actividad aferente.

El reconocimiento de los subeventos: Cuando está presente un subevento X, deben disparar aquellas células que tengan la mayor fracción f de las sinapsis aferentes activas modificadas en su umbral, dando que el número de tales sinapsis excedan el número U

La terminación del evento: Dado el encendido de un número de células piramidales del hipocampo, deben dispararse aquellas células en las cuales se modifiquen la mayor fracción de sinapsis aferentes colaterales, dando que el número de estas sinapsis excedan algún número U' .

Este criterio se debe satisfacer sin ninguna otra instrucción, esto es, el mecanismo para lograr U1 debe naturalmente lograr U2 cuando el subevento de entrada, ya ha ocurrido en un evento previo. Las sinapsis colaterales tienden a caer en S. Cuando tienen sus células inhibitorias especiales, así U3 en algunos casos se puede considerar por separado.

El principal mecanismo disponible para completar el subevento X es el efecto colateral, el cual puede recobrar la representación simple del evento $E(1-X)$ siempre a través de X. Para esto las células colaterales a las células piramidales realizan sinápsis con otras células piramidales. Se ha discutido recobrar una representación simple por efectos colaterales por la división del umbral que puede crecer gradualmente durante el proceso. La inhibición debe decrecer de una manera correspondiente, de forma de mantener el número de células activas más o menos constante.

En este trabajo vamos a presentar los resultados de un sistema de dos neuronas electrónicas que tratan de modificar los niveles de los umbrales de sus funciones de activación de acuerdo con la teoría de Marr de los efectos colaterales. La idea de este circuito es comparar los casos posibles con diferentes tipos de neuronas.

8.1. MODELO ELECTRONICO

En este trabajo vamos a presentar los resultados de un sistema de dos neuronas electrónicas que tratan de modificar los niveles de los umbrales de sus funciones de activación de acuerdo con la teoría de Marr (Marr, 1970). La idea de este circuito es comparar los casos posibles con diferentes tipos de neuronas de tal manera que la salida de la primera neurona modifique el umbral de la segunda y a la inversa, la salida de la segunda neurona modifique a la primera, como se muestra en la figura 79.

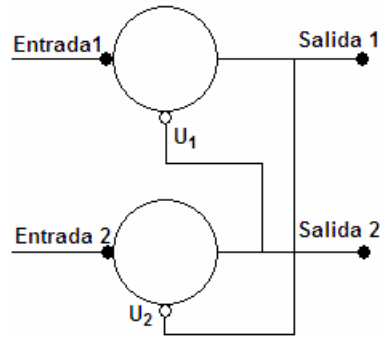


Figura 79. Diagrama de bloques del circuito de dos neuronas.

Para nuestros experimentos usamos dos tipos de neuronas tanto McCulloch-Pitts como integradora con fugas, los diagramas esquemáticos se muestran en las figuras 80 y 81.

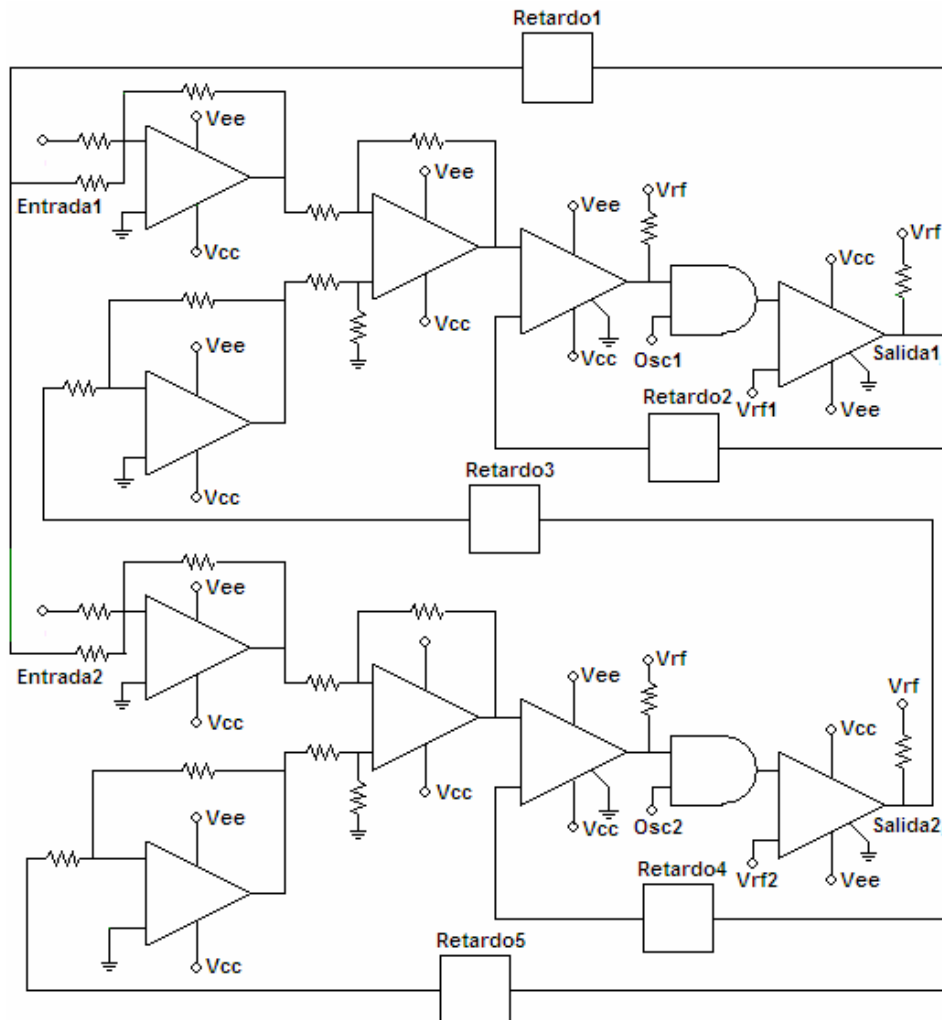


Figura 80. Diagrama de bloques del circuito de dos neuronas tipo McCulloch y Pitts.

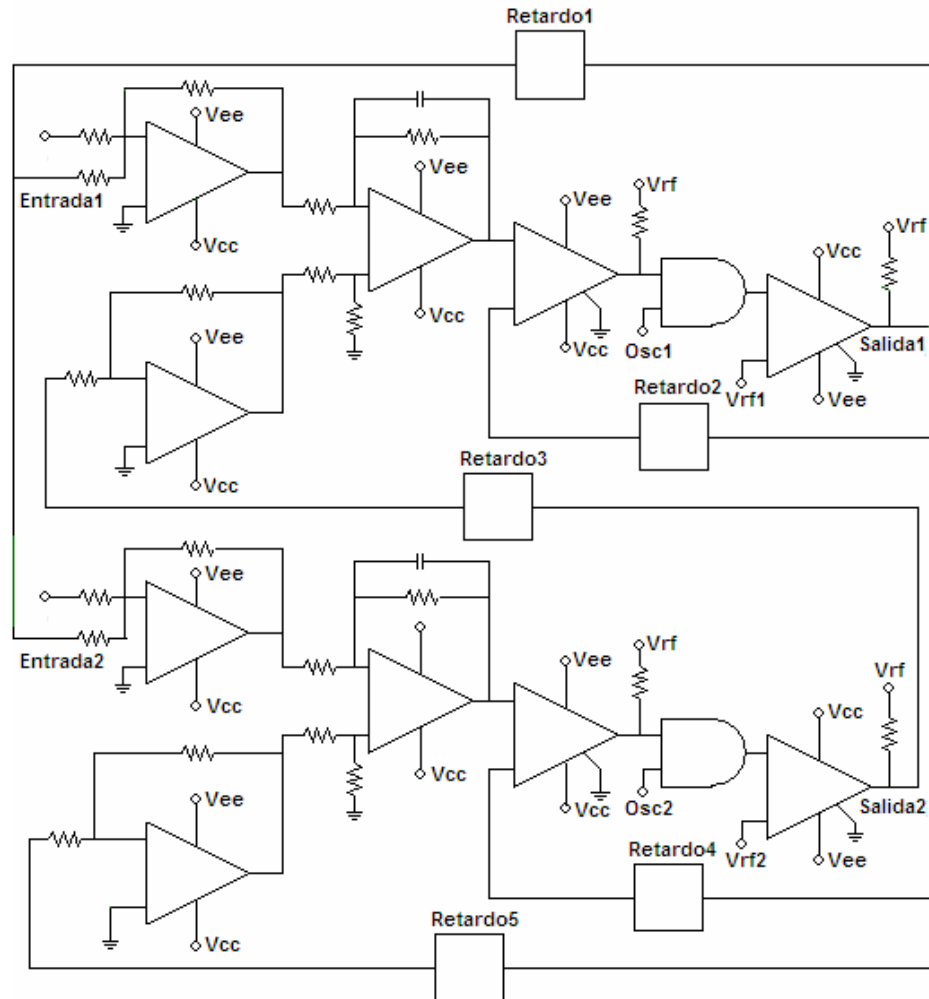
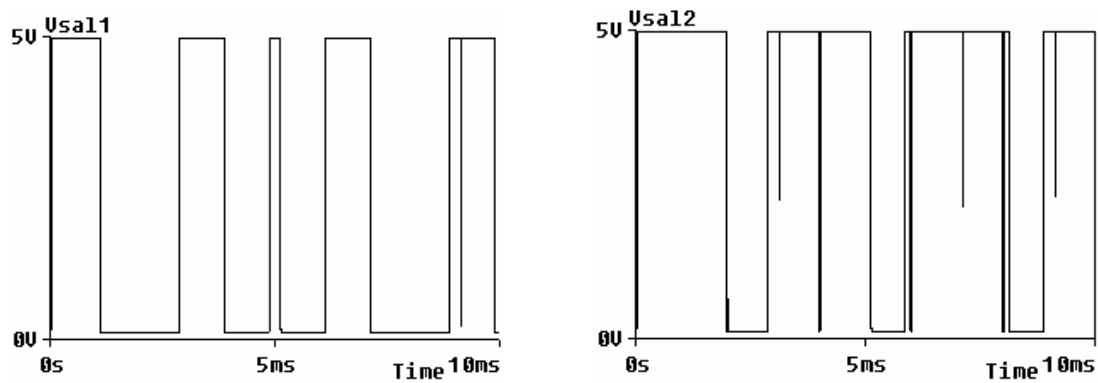


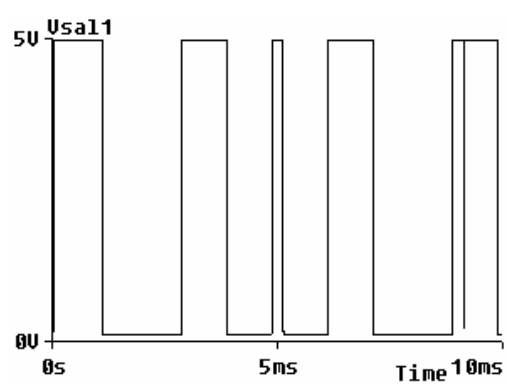
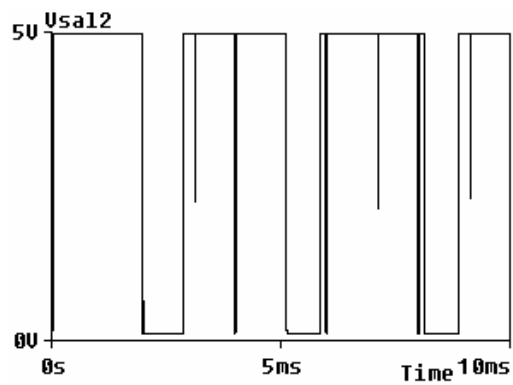
Figura 81. Diagrama de bloques del circuito de dos neuronas tipo Integradora con fugas

8.2. EXPERIMENTOS

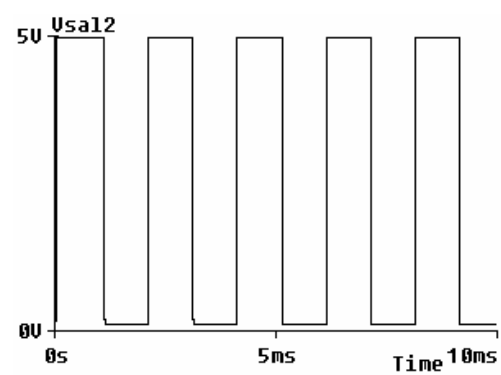
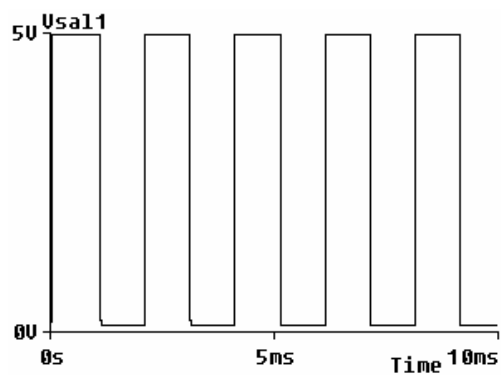
Los estudios realizados con neuronas tipo McCulloch y Pitts nos dieron por resultados las siguientes gráficas para los casos anotados en ellas.



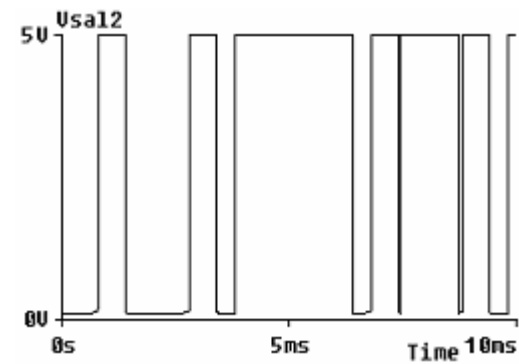
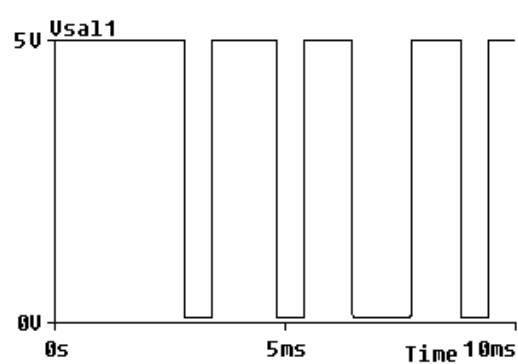
Entrada triangular a las dos neuronas $f = 500\text{Hz}$, $r1 = 2\text{ms}$ y $r2 = 1\text{ms}$.



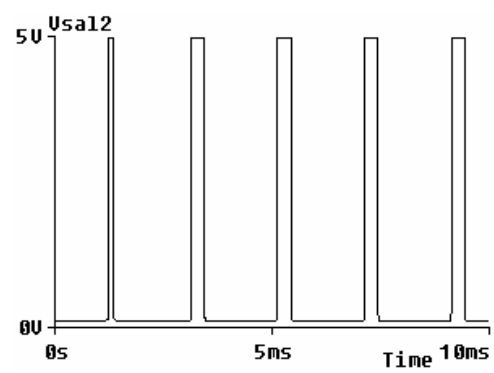
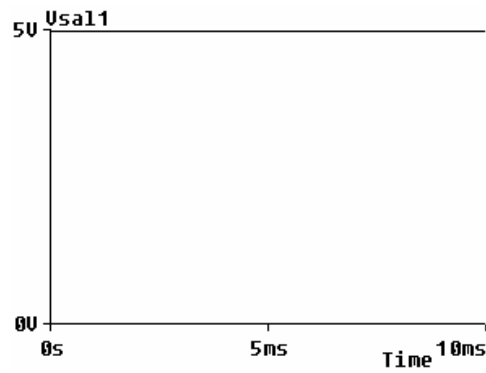
Entrada triangular a las dos neuronas $f = 500\text{Hz}$, $r1 = 1\text{ms}$ y $r2 = 2\text{ms}$.



Entrada triangular a las dos neuronas $f = 500\text{Hz}$, $r1 = 1\text{ms}$ y $r2 = 2\text{ms}$.

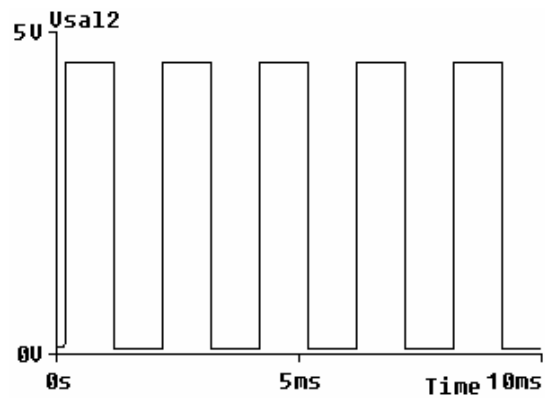
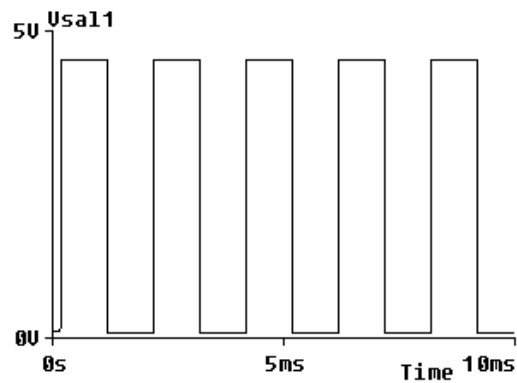


Entrada 1 senoidal, entrada dos triangular, $f = 500\text{Hz}$, $r1 = 1$, $r2 = 2$

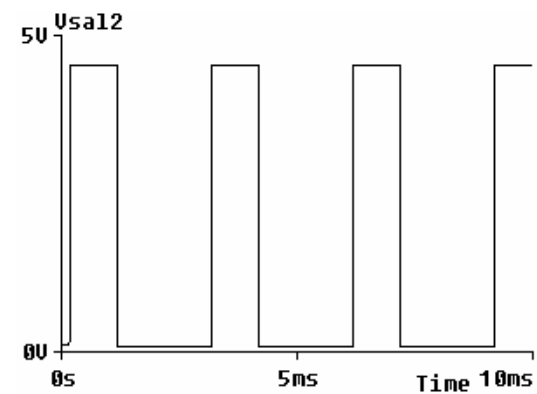
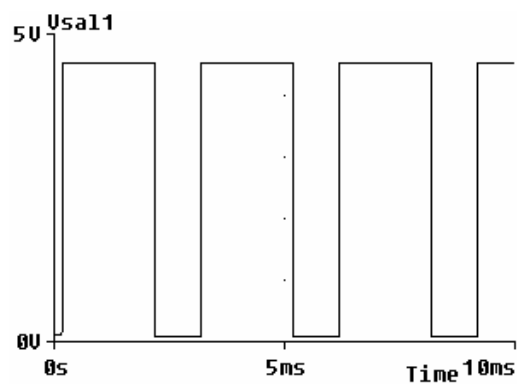


Entrada 1 senoidal, entrada dos triangular, $f = 500\text{Hz}$, $r1 = 2$, $r2 = 1$

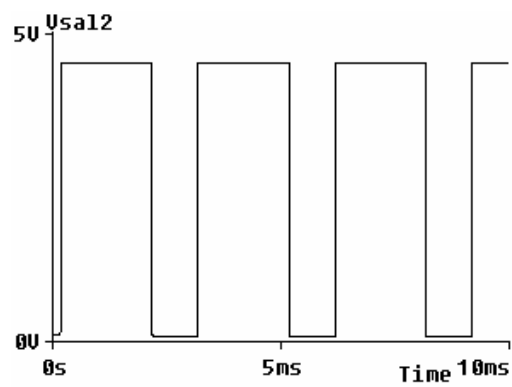
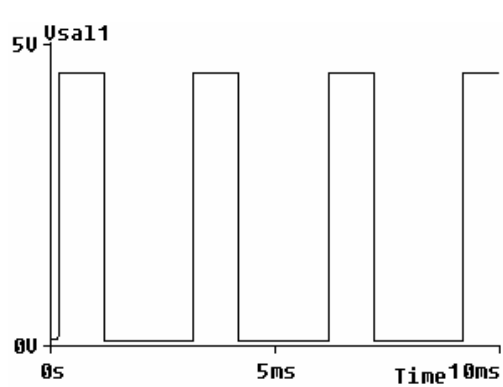
Los estudios realizados con neuronas tipo integradora con fugas nos dieron por resultados las siguientes gráficas.



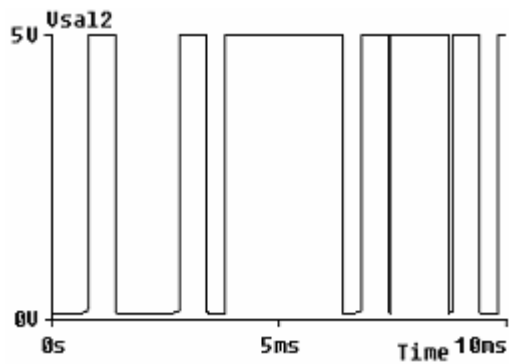
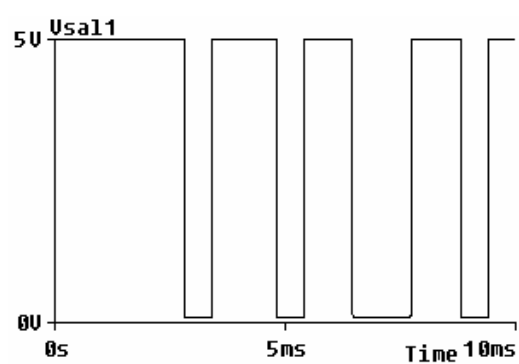
Entrada triangular a las dos neuronas, retardos iguales de 1ms.



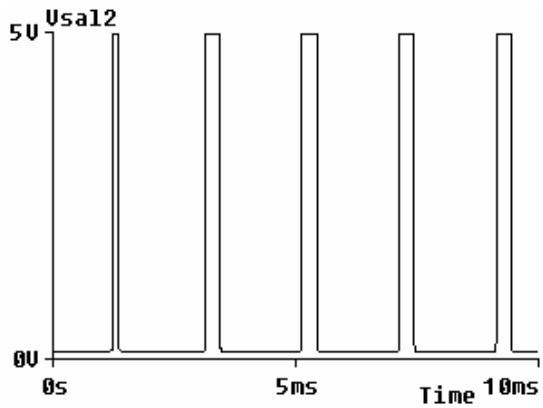
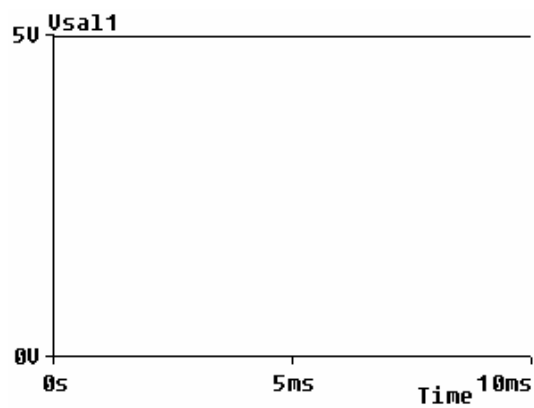
Entrada triangular a las dos neuronas, retardos $r1 = 1\text{ms}$, $r2 = 2\text{ms}$.



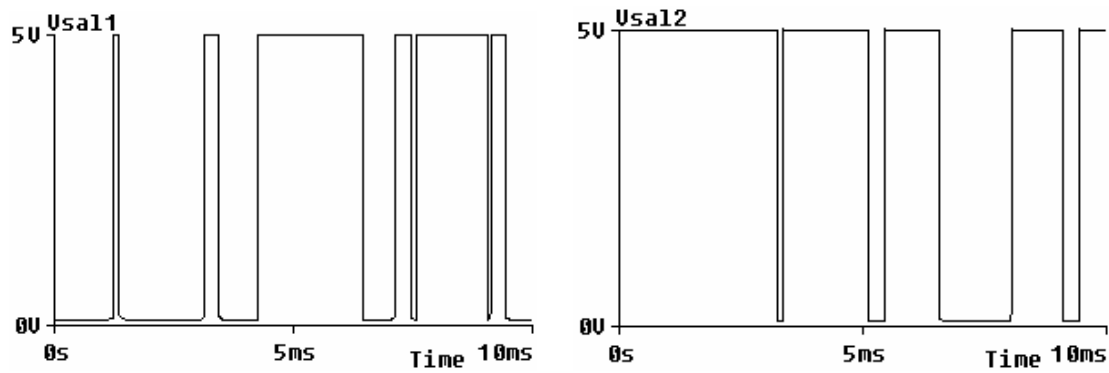
Entrada triangular a las dos neuronas, retardos $r_1 = 2\text{ms}$, $r_2 = 1\text{ms}$.



Entrada 1 senoidal, entrada dos triangular, misma frecuencia, $r_1 = 1$, $r_2 = 2$



Entrada 1 senoidal, entrada dos triangular, misma frecuencia, $r_1 = 2$, $r_2 = 1$



Entrada 1 triangular, entrada dos senoidal, misma frecuencia, $r1 = 2$, $r2 = 1$

En muchas aplicaciones se han usado redes nerviosas artificiales. Estas pueden resolver fácilmente algunos problemas que serían difíciles usando técnicas tradicionales. Estas redes nerviosas artificiales se basan en sumas ponderadas y la acción de las neuronas se basa en un umbral suave (sigmoidal). Las neuronas con ráfagas son bastante similares a las neuronas biológicas, y puede realizar la misma función que las neuronas sigmoidales, además, de que exhiben rasgos único de sincronización, y estos rasgos adicionales son el enfoque de este estudio. Se han obtenido resultados interesantes para el suavizado de la imagen, segmentación de la imagen y extracto del rasgo usando las redes nerviosas pulsantes.

En este trabajo se demuestra que pueden obtenerse resultados similares con un modelo de neurona mucho más simple sin usar multiplicación señalada. También se presenta la aplicación electrónica del modelo. Se han propuesto muchos modelos diferentes de redes neuronales pulsantes, y la mayoría de esos modelos electrónicos están basados en osciladores controlados por voltaje o corriente. Otros modelos usan generadores de spikes que incluyen un generador de función de paso con retroalimentación negativa.

9. UN ESTUDIO DE DOS NEURONAS ELECTRÓNICAS CON FUNCIÓN DE ACTIVACIÓN RAMPA, Y EFECTOS COLATERALES

De acuerdo con la teoría de Marr (Marr, 1971), la CA no contiene células tipo codon, por lo que se sigue que ninguna de las células de axón corto que se encuentran son excitadas, y que llevan a cabo todas las funciones requeridas para un umbral inhibitorio que controle las células. La corteza del hipocampo es en este respecto inusual, ya que la corteza del cerebelo contiene células excitadoras de axón corto Blornfield, Stephearl & Marr David, 1970) y la neocorteza cerebral probablemente no (Marr, David 1969).

La tres tareas principales de las células piramidales que fijan los mecanismos umbrales son las siguientes: U1. Almacenar el evento: cuando se presenta un evento E debe tomar lugar la modificación sináptica en aquellas células que tienen el mayor número de actividad aferente.

El reconocimiento de los subeventos: Cuando está presente un subevento X, deben disparar aquellas células que tengan la mayor fracción f de las sinapsis aferentes activas modificadas en su umbral, dando que el número de tales sinapsis exceden el número U

La terminación del evento: Dado el encendido de un número de células piramidales del hipocampo, deben dispararse aquellas células en las cuales se modifiquen la mayor fracción de sinapsis aferentes colaterales, dando que el número de estas sinapsis excedan algún número U' .

Este criterio se debe satisfacer sin ninguna otra instrucción, esto es, el mecanismo para lograr U1 debe naturalmente lograr U2 cuando el subevento de entrada, ya ha ocurrido en un evento previo. Las sinapsis colaterales tienden a caer en S. Cuando tienen sus células inhibitorias especiales, así U3 en algunos casos se puede considerar por separado.

El principal mecanismo disponible para completar el subevento X es el efecto colateral, el cual puede recobrar la representación simple del evento $E(1-X)$ siempre a través de X. Para esto las células colaterales a las células piramidales realizan sinápsis con otras células piramidales. Se ha discutido recobrar una representación simple por efectos colaterales por la división del umbral que puede crecer gradualmente durante el proceso. La inhibición debe decrecer de una manera correspondiente, de forma de mantener el número de células activas más o menos constante.

En este trabajo vamos a presentar los resultados de un sistema de dos neuronas electrónicas que tratan de modificar las pendientes de sus funciones de activación tipo rampa de acuerdo con la teoría de Marr de los efectos colaterales. La idea de este circuito es comparar los casos posibles con diferentes pendientes.

9.1. MODELO ELECTRONICO

En este trabajo vamos a presentar los resultados de un sistema de dos neuronas electrónicas que tratan de modificar los niveles de los umbrales de sus funciones de activación tipo rampa de acuerdo con la teoría de Marr (Marr, 1970). La idea de este circuito es comparar los casos posibles con diferentes tipos de neuronas de tal manera que la salida de la primera neurona modifique el umbral de la segunda y a la inversa, la salida de la segunda neurona modifique a la primera, como se muestra en la figura 82.

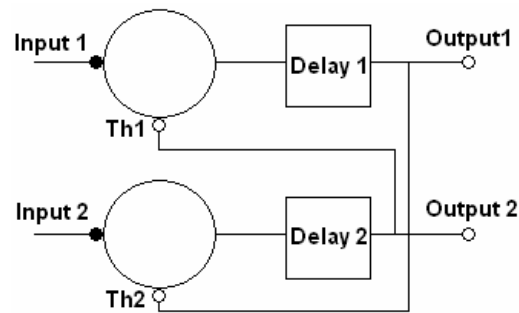


Figura 82. Diagrama de bloques del circuito de dos neuronas.

Para nuestros experimentos usamos dos tipos de neuronas tanto integradora con fugas como no integradoras, los diagramas esquemáticos se muestran en las figuras 83 y 84 respectivamente.

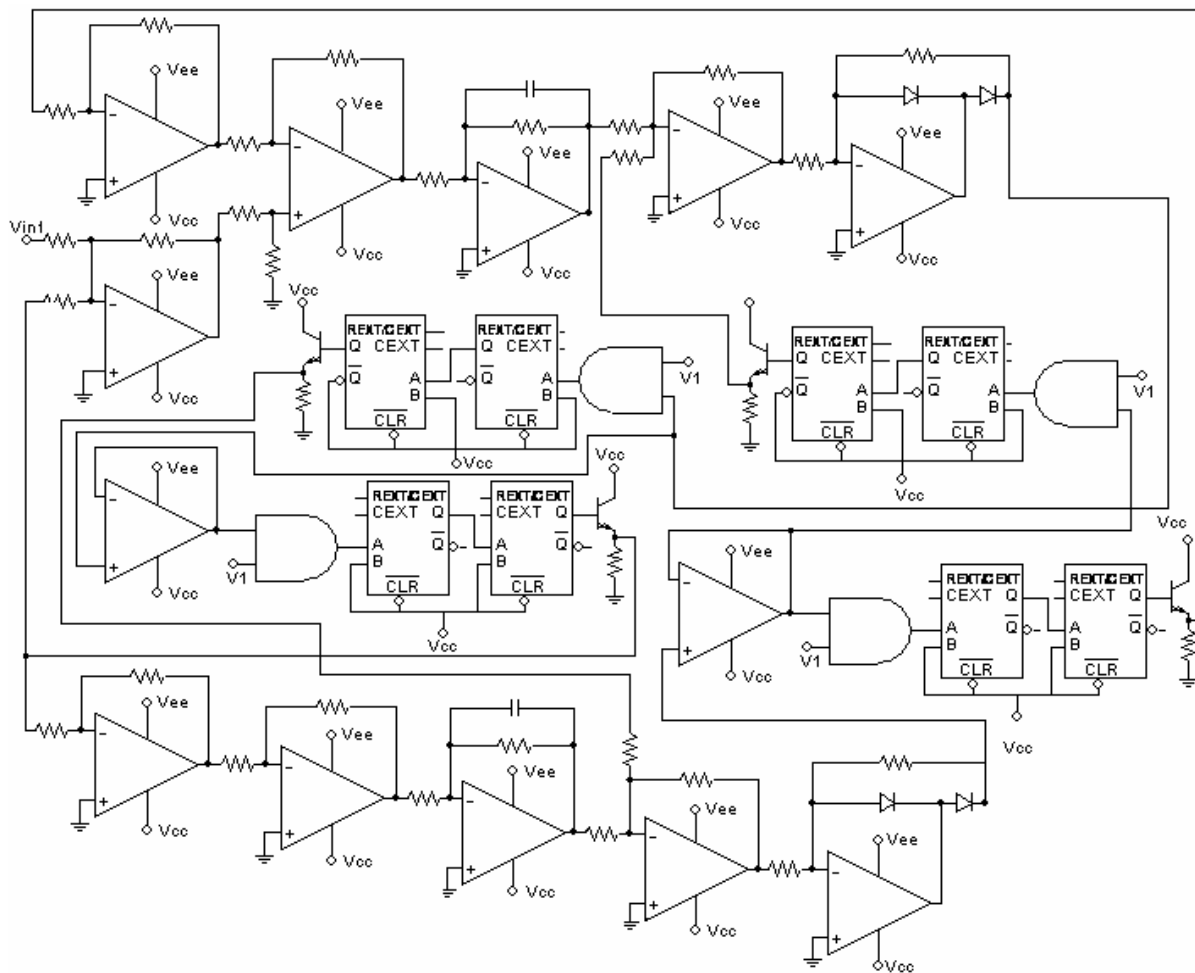


Figura 83. Diagrama de bloques del circuito de dos neuronas Integradora con función de activación tipo rampa.

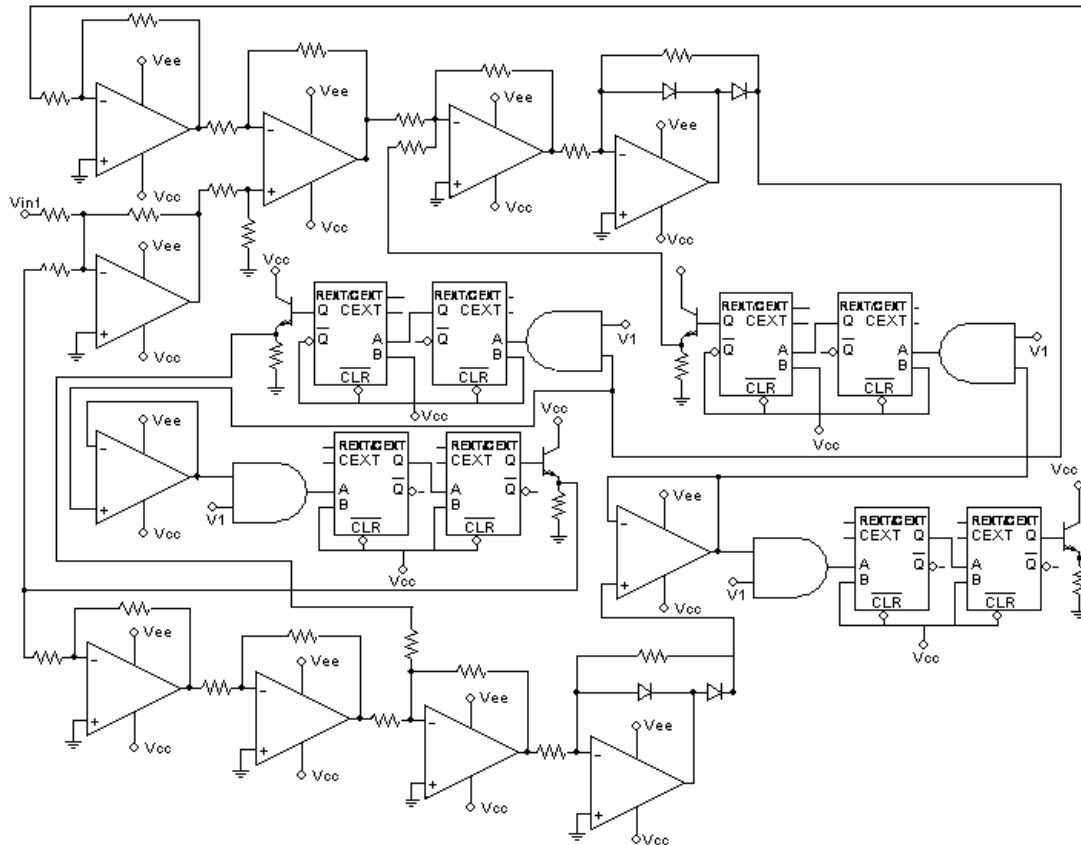
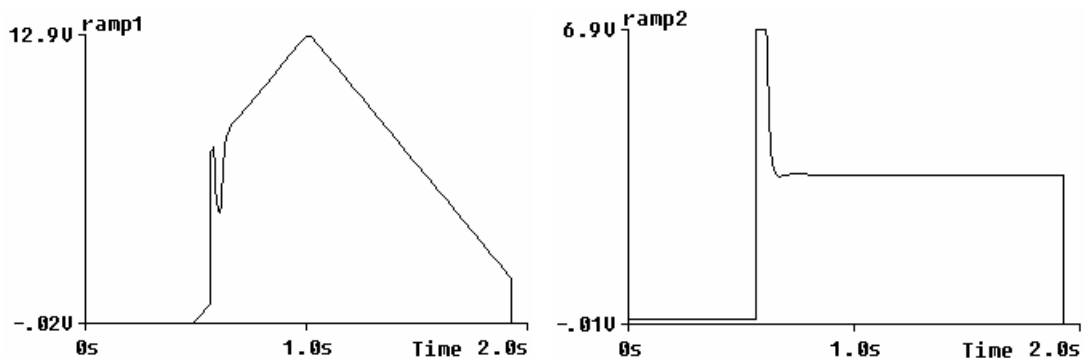


Figura 84. Diagrama de bloques del circuito de dos neuronas no Integradoras con función de activación tipo rampa.

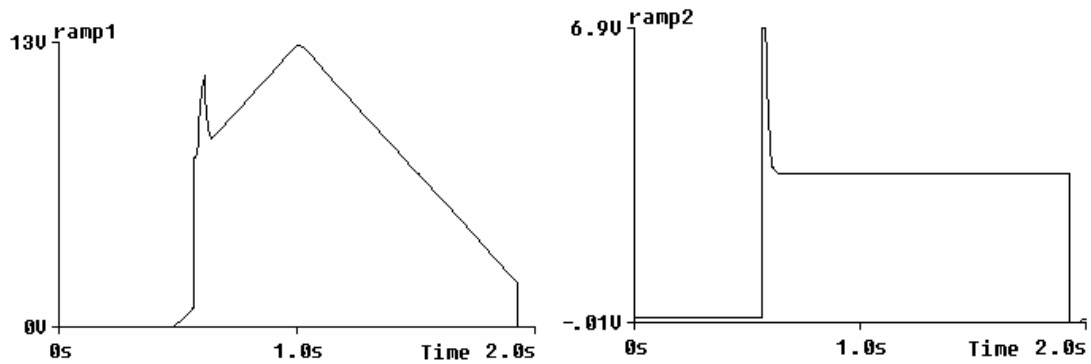
9.2. EXPERIMENTOS

Los estudios realizados con neuronas integradoras nos dieron por resultados las siguientes gráficas para los casos anotados en ellas.

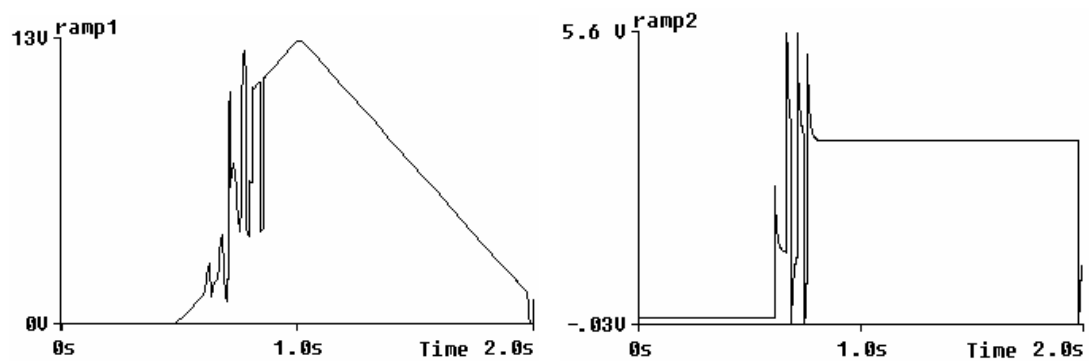
Entrada triangular, D1 = 50ms, D2 = 20ms, D3 = 1ms, D4 = 3ms



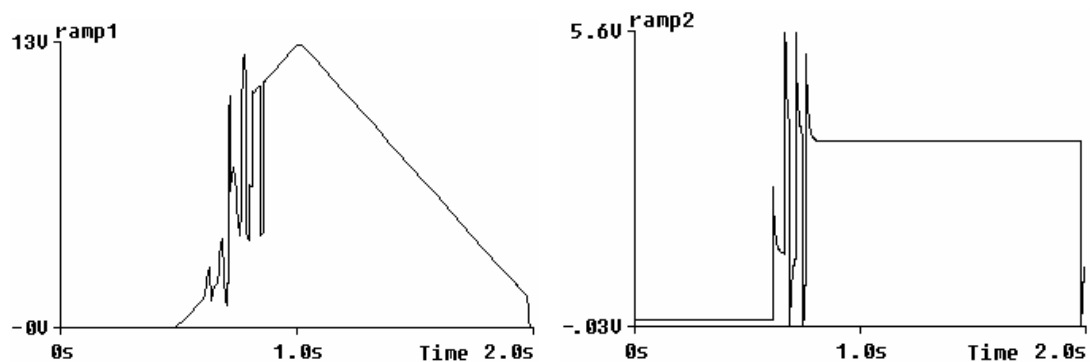
Entrada triangular, D1 = 20ms, D2 = 50ms, D3 = 1ms, D4 = 3ms



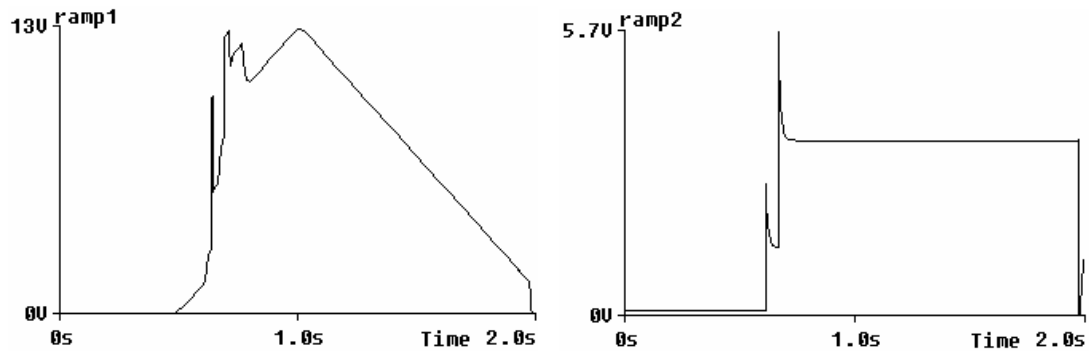
Entrada triangular, D1 = 50ms, D2 = 20ms, D3 = .05s, D4 = .1s



Entrada triangular, D1 = 20ms, D2 = 50ms, D3 = .05s, D4 = .1s

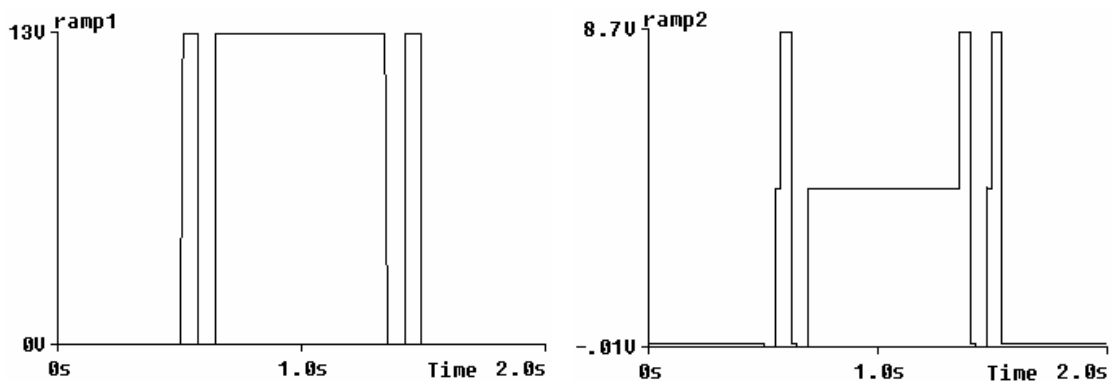


Entrada triangular, D1 = .05s, D2 = .1s, D3 = 25ms, D4 = 50ms

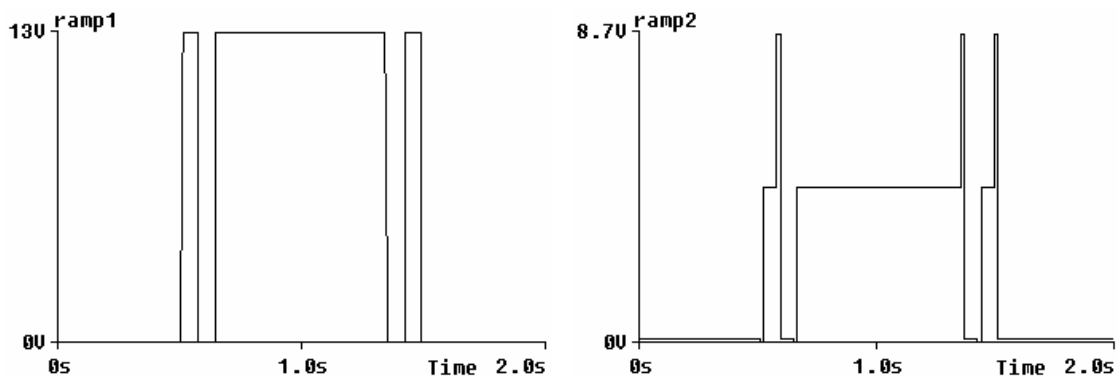


Los estudios realizados con neuronas no integradora nos dieron por resultados las siguientes gráficas.

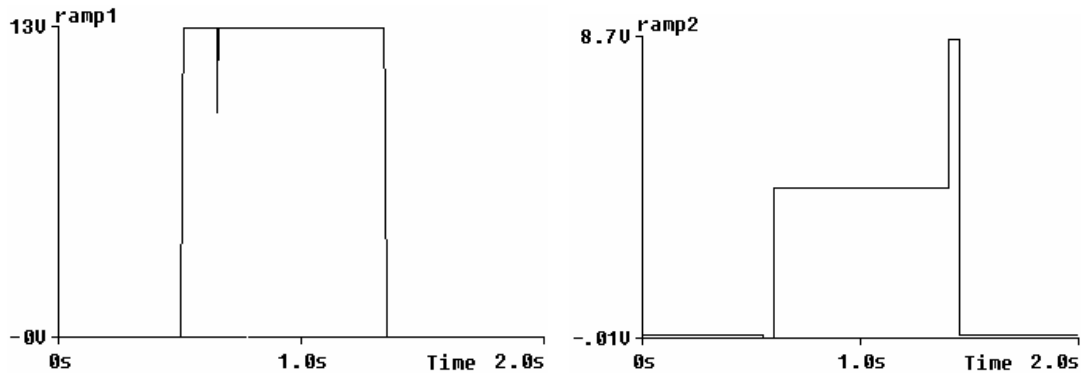
Entrada triangular D1 = 50ms, D2 = 20ms, D3 = 1ms, D4 = 3ms



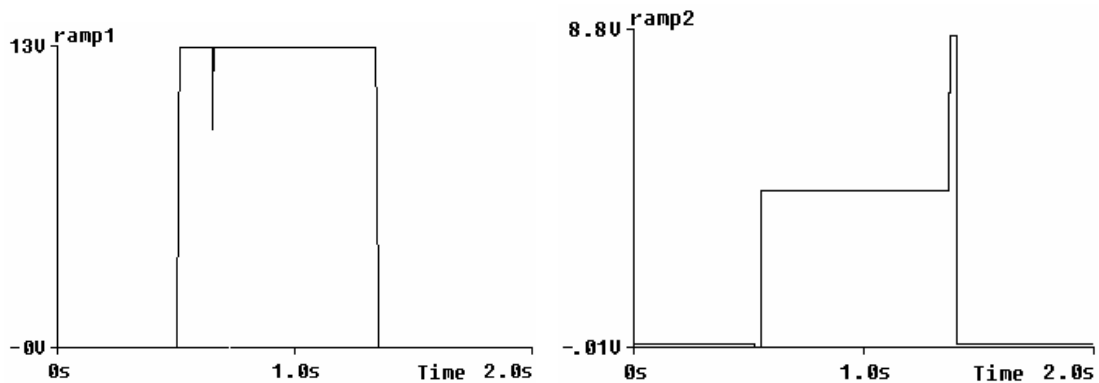
Entrada triangular D1 = 20ms, D2 = 50ms, D3 = 3ms, D4 = 1ms



Entrada triangular D1 = .1s, D2 = .05s, D3 = 50ms, D4 = 20ms



Entrada triangular D1 = .05s, D2 = .1s, D3 = 20ms, D4 = 50ms



En muchas aplicaciones se han usado redes nerviosas artificiales. Estas pueden resolver fácilmente algunos problemas que serían difíciles usando técnicas tradicionales. Estas redes nerviosas artificiales se basan en sumas ponderadas y la acción de las neuronas se basa en un umbral suave (sigmoideal) Las neuronas con ráfagas son bastante similares a las neuronas biológicas, y puede realizar la misma función que las neuronas sigmoideales, además, de que exhiben rasgos único de sincronización, y estos rasgos adicionales son el enfoque de este estudio. Se han obtenido resultados interesantes para el suavizado de la imagen, segmentación de la imagen y extracto del rasgo usando las redes nerviosas pulsantes.

En este trabajo se demuestra que pueden obtenerse resultados similares con un modelo de neurona mucho más simple sin usar multiplicación señalada. También se presenta la aplicación electrónica del modelo. Se han propuesto muchos modelos diferentes de redes neuronales pulsantes, y la mayoría de esos modelos electrónicos están basados en osciladores controlados por voltaje o corriente. Otros modelos usan generadores de spikes que incluyen un generador de función de paso con retroalimentación negativa.

10. MODELO DE NEURONAS CON OSCILADORES DE CICLO LÍMITE, ACOPLADOS

Recientemente ha habido interés considerable, en la memoria asociativa de redes nerviosas compuestas de modelos de neuronas que cambian sus estados dinámicos temporalmente, como neuronas osciladoras o de ráfagas.

Estos modelos no sólo son de interés teórico, sino que también puede tener mucho que ver con el problema de información que se codifica en el cerebro. Numerosos autores han investigado osciladores acoplados por fase que son el modelo general reducido de los osciladores de ciclo límite, acoplados. En este caso todas las neuronas oscilan con casi el mismo periodo, y la memoria se representa en las diferencias de fase relativas de osciladores, así que las neuronas pueden guardar patrones analógicos. Este modelo tiene la ventaja de que son aplicables las técnicas usuales para el análisis teórico de memoria asociativa.

Por otro lado, las redes nerviosas compuestas de neuronas con ráfagas muestran las propiedades de memoria asociativa. En esos sistemas, el modelo que a menudo usa es el integrador con fugas, modelo que tiene un estado interior descrito por una ecuación diferencial lineal y función de activación proporcional. Los acoplamientos entre esas neuronas se acompañan con un retraso de tiempo que modela el tiempo de acoplamiento de un pulso que se propaga en el axón de la neurona del presináptica a la neurona postsináptica, y la memoria se representa en el patrón de encendido espacio-temporal de las neuronas.

Ha habido recientemente un considerable interés, en la memoria asociativa de redes nerviosas compuestas de modelos de neuronas ejemplares que cambian sus estados dinámicos temporalmente, como las neuronas caóticas, neuronas osciladoras, o neuronas de ráfagas (Tsuda, 1992).

Estas redes no son sólo de interés teórico, sino también pueden tener mucho que ver con el problema de la codificación de información en el cerebro (H. Fujii, H. Ito, K. Aihara, 1996). Los numerosos autores han investigado osciladores de fase acoplados (M. Yamana, et al. 1993), que es el modelo reducido general del osciladores del límite-ciclo acoplados. En este caso, todas las neuronas oscilan con casi el mismo periodo, y la memoria se representa en las diferencias de la fases relativas de osciladores, así las neuronas pueden guardar modelos analógico-valorados. Este modelo tiene una ventaja en que las técnicas usuales para el análisis teórico de memoria (M. Shiino and T. Fukai, 1992) asociativa son aplicables.

Por otro lado, las redes nerviosas compuestas de neuronas de ráfagas también muestran propiedades de memoria asociativa (W. Gerstner, 1993). En esos sistemas, los modelos siguientes son usados a menudo como neuronas de ráfagas: la ecuación de Hodgkin-Huxley, que describe la dinámica del axon gigante del calamar; la Ecuación de FitzHugh-Nagumo que es el modelo reducido la ecuación de Hodgkin-Huxley; y el modelo del integrador con fugas y disparo de ráfagas que tiene un estado interior descrito por una ecuación diferencial lineal y un mecanismo de ráfagas en el umbral. Se acompañan los acoplamientos entre esas neuronas con un retraso de tiempo que modela el tiempo para que un pulso se propague en el axon de la neurona presináptica al neurona del postsináptica, y la memoria se representa en el modelo espacio-temporal de encendido de las neuronas.

Entretanto se piensa que es muy ruidoso el ambiente fisiológico donde las neuronas operan (R. R. de Ruyter van Steveninck, 1997), así el efecto de las fluctuaciones no pueden descuidarse. Generalmente, la resonancia estocástica RS es un fenómeno muy conocido en que un el signo de la entrada débil es reforzado por fluctuaciones de fondo.

En muchos sistemas no lineales se observa RS. Particularmente se ha investigado por numeroso investigadores RS en una sola neurona tanto experimentalmente como teóricamente, y se propone que el sistema biológico sensorial pueda utilizar RS para mejorar la sensibilidad a una señal externa de entrada. Recientemente se ha investigado el efecto de RS en sistemas espacialmente extendidos, o en las redes

nerviosas, y algunos han informado nuevas características. Acerca de RS nosotros proponemos que las fluctuaciones del fondo pueden jugar un papel funcional como un parámetro del sistema dinámico

10.1. EL CIRCUITO ELECTRONICO

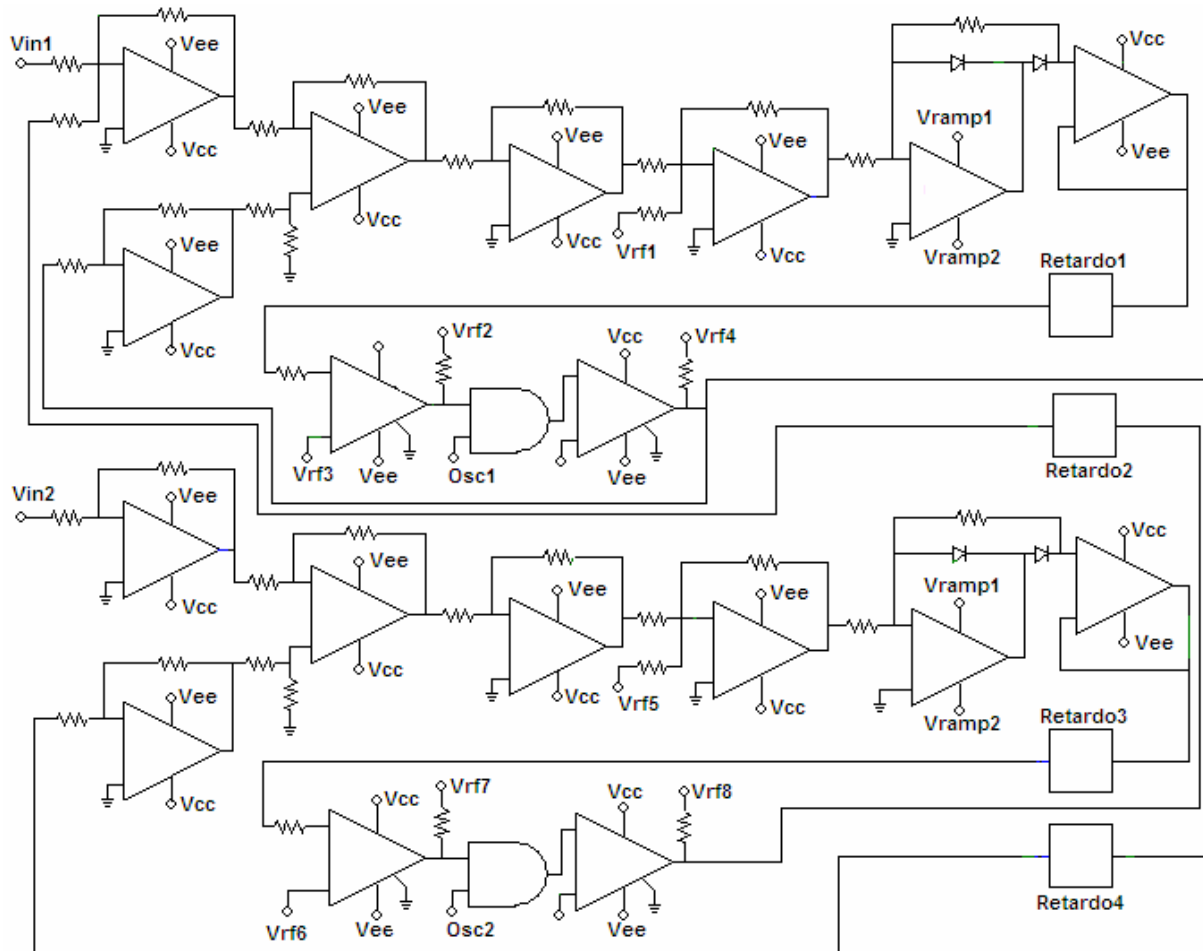
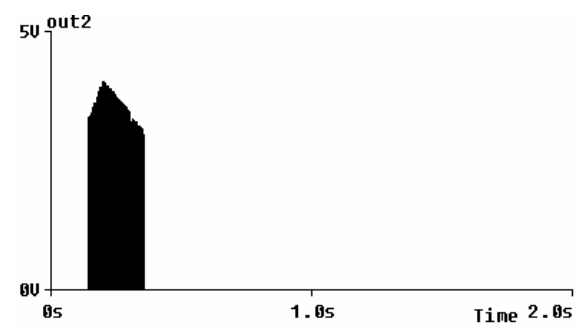
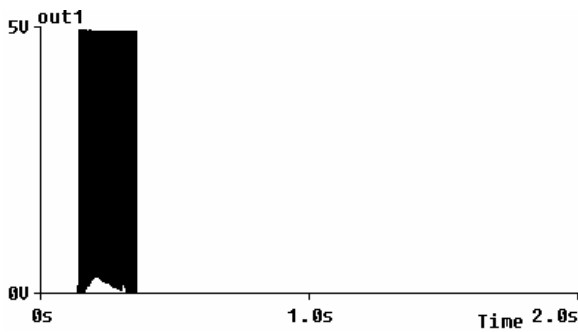
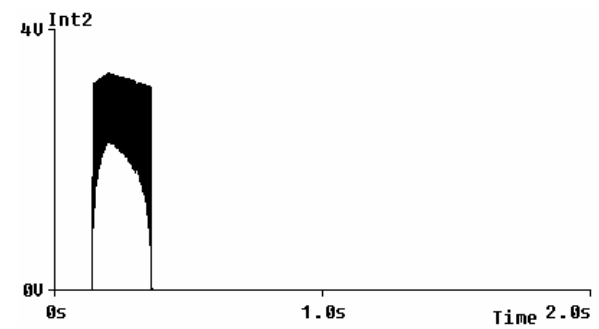
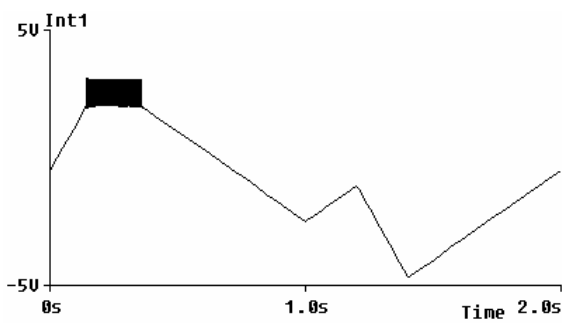
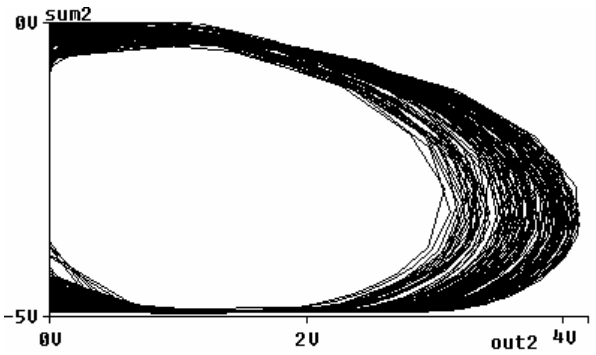
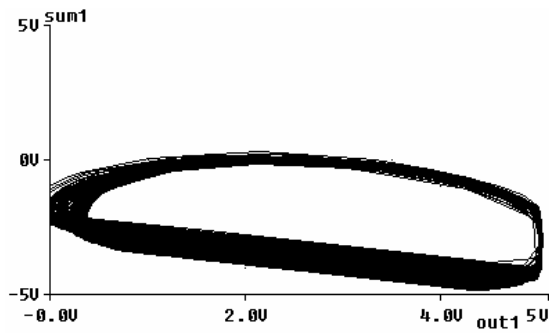
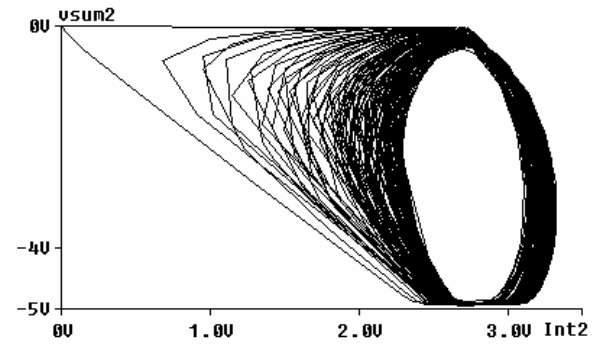
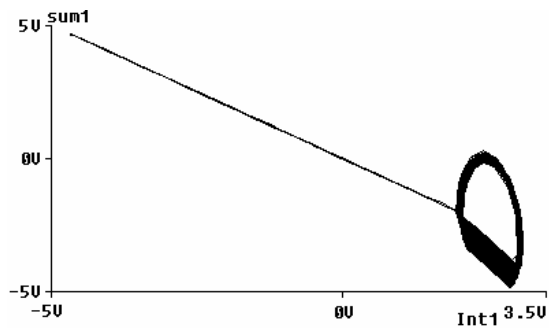


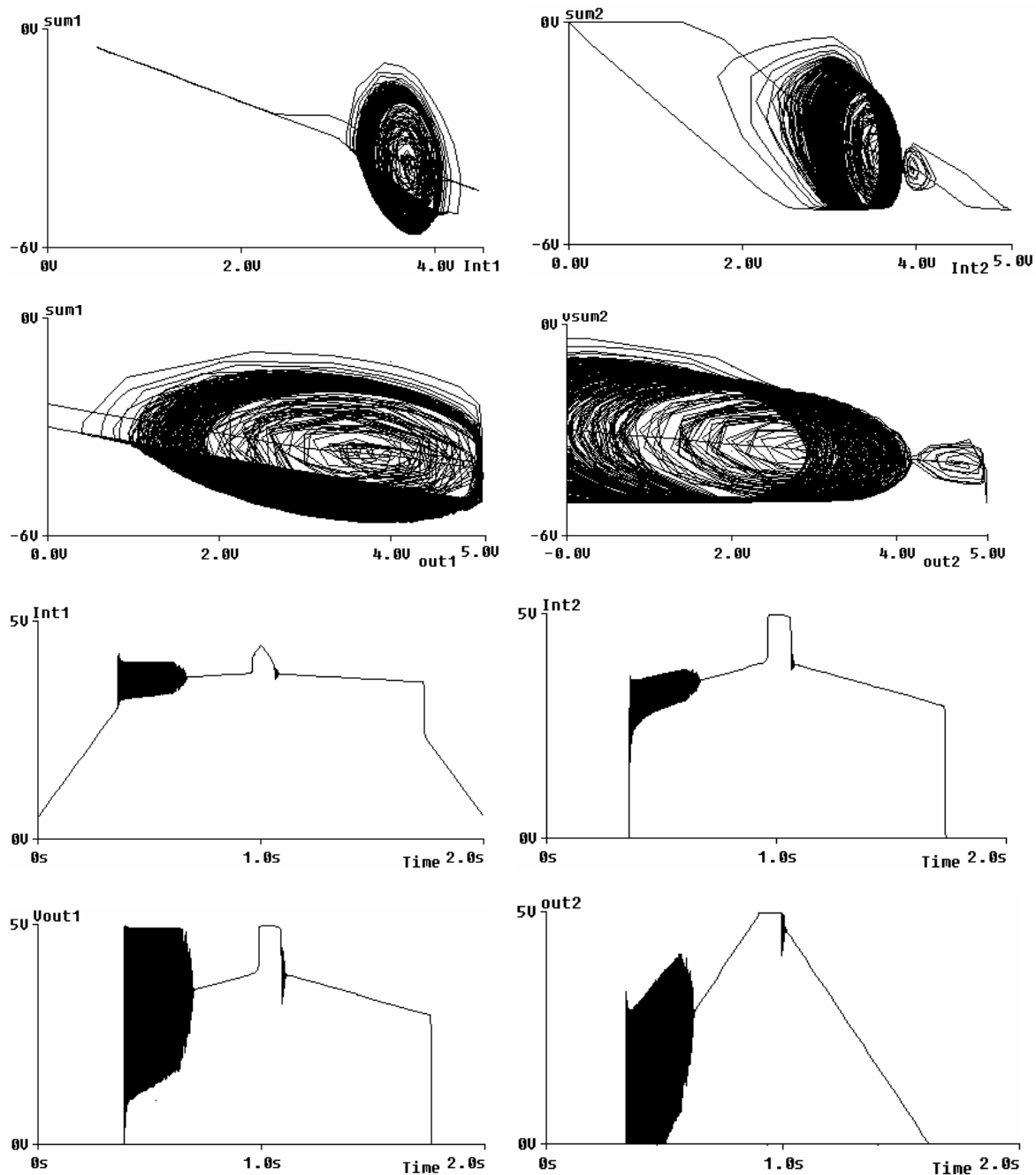
Figura 85. Diagrama esquemático del circuito de las neuronas.

10.2. EXPERIMENTOS

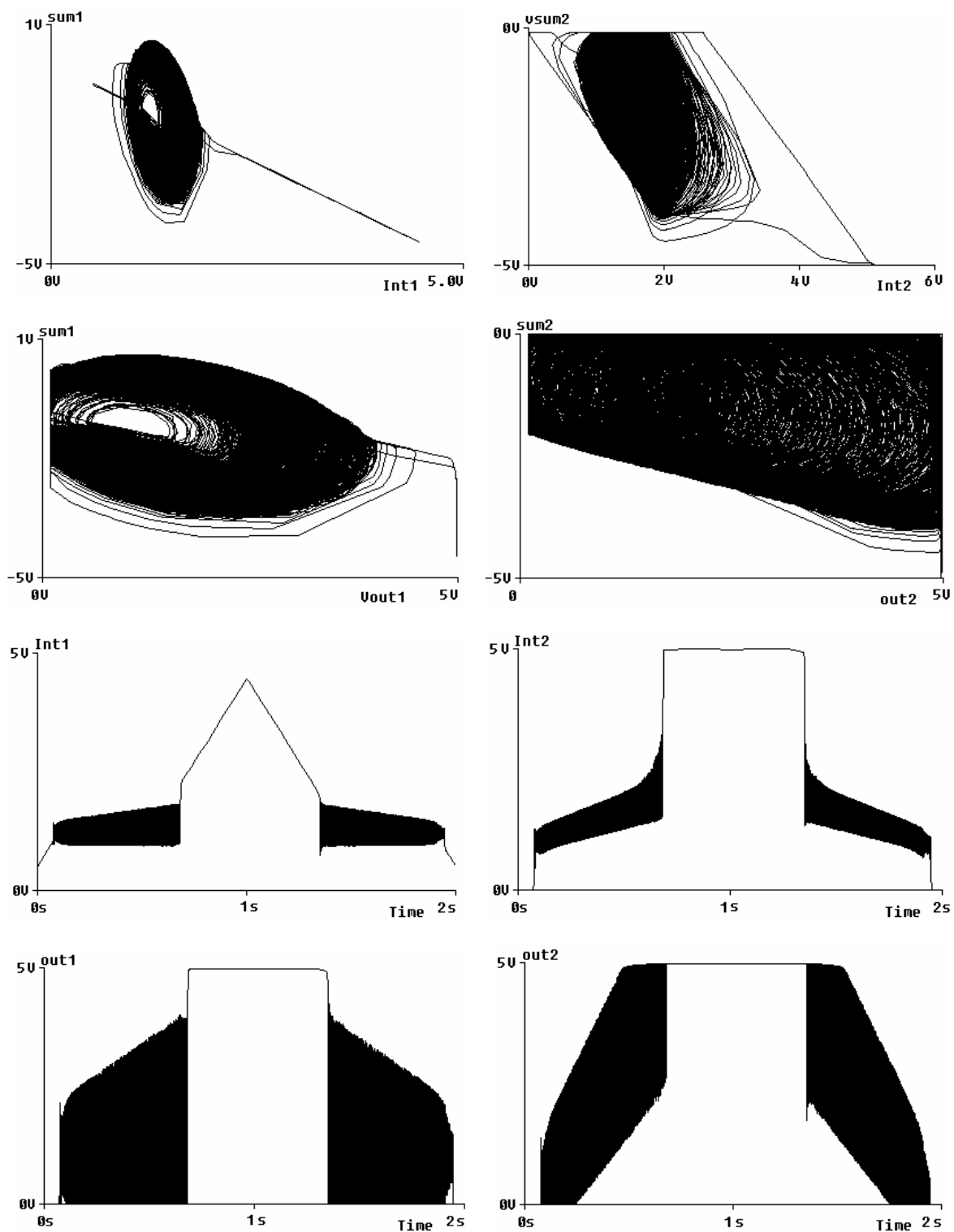
En nuestro primer experimento intentamos ver lo que sucedía en la dinámica de las neuronas si cambiábamos la pendiente de la rampa manteniendo la señal de entrada y los resultados para una entrada triangular muy lenta son los que se muestran en las siguientes figuras.



Neurona con rampa, $V_{r1} = -2.5v$ y $V_{r2} = -2v$. Entrada triangular

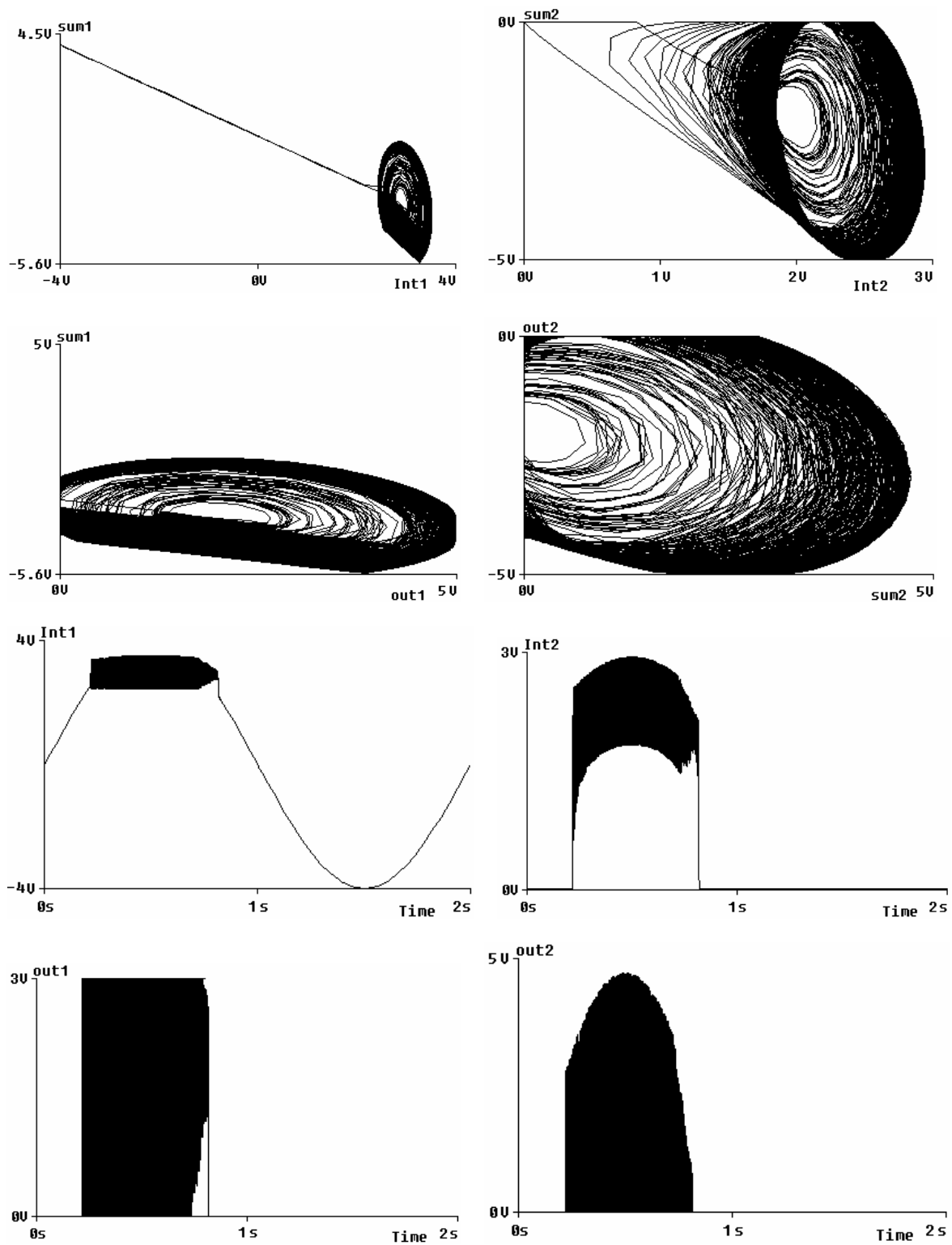


Neurona con rampa, $V_{r1} = -3v$ y $V_{r2} = -3v$. Entrada triangular

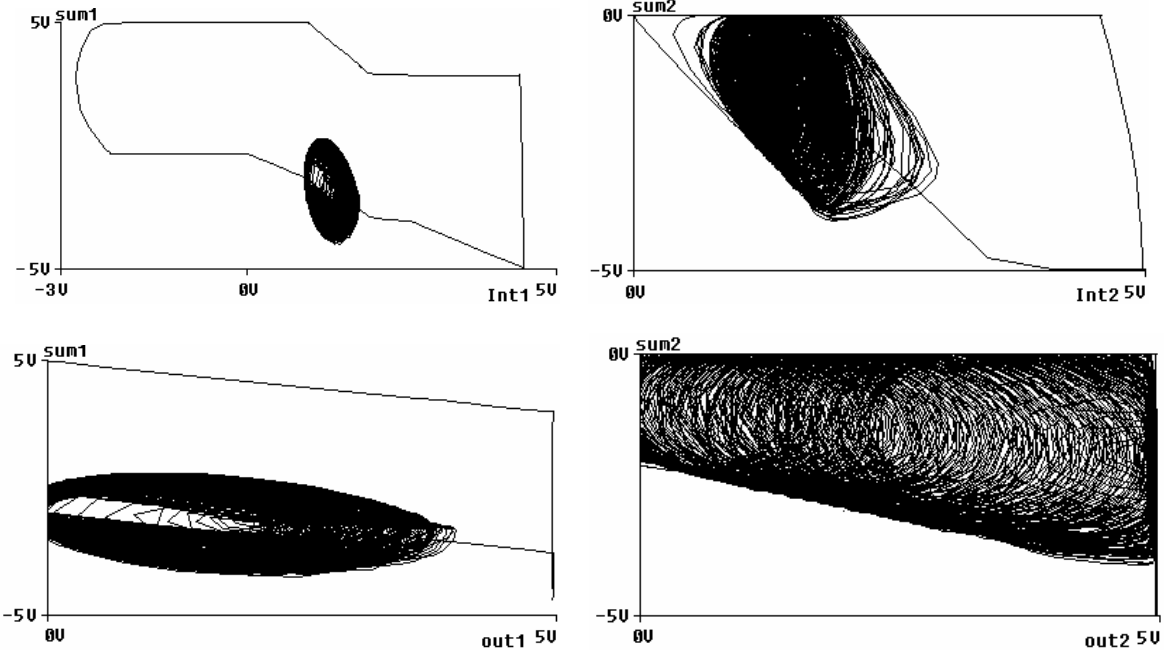


Neurona con rampa, $V_{r1} = -1\text{v}$ y $V_{r2} = -1\text{v}$. Entrada triangular

En nuestro segundo experimento mantuvimos la rampa pero cambiamos la forma de onda de la señal de entrada con senoide.

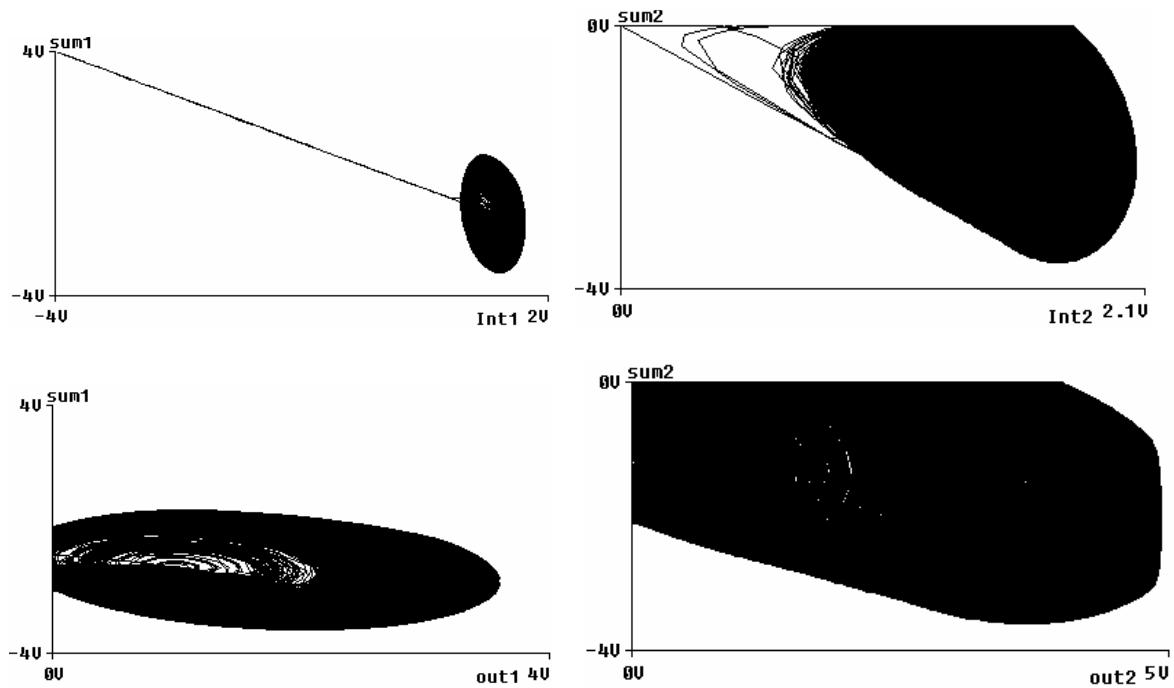


Neurona con rampa, $Vr1 = -2.5v$ y $Vr2 = -2v$. Entrada senoide

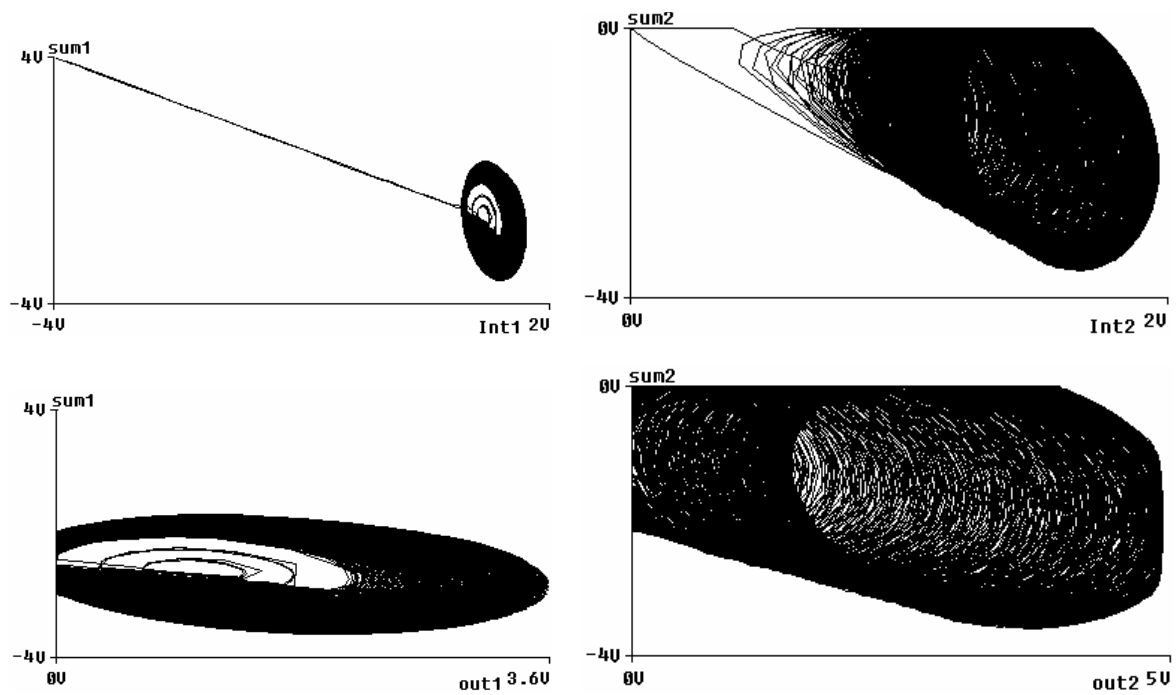


Neurona con rampa, $Vr1 = -1v$ y $Vr2 = -1v$. Entrada subida .6s bajada rápida

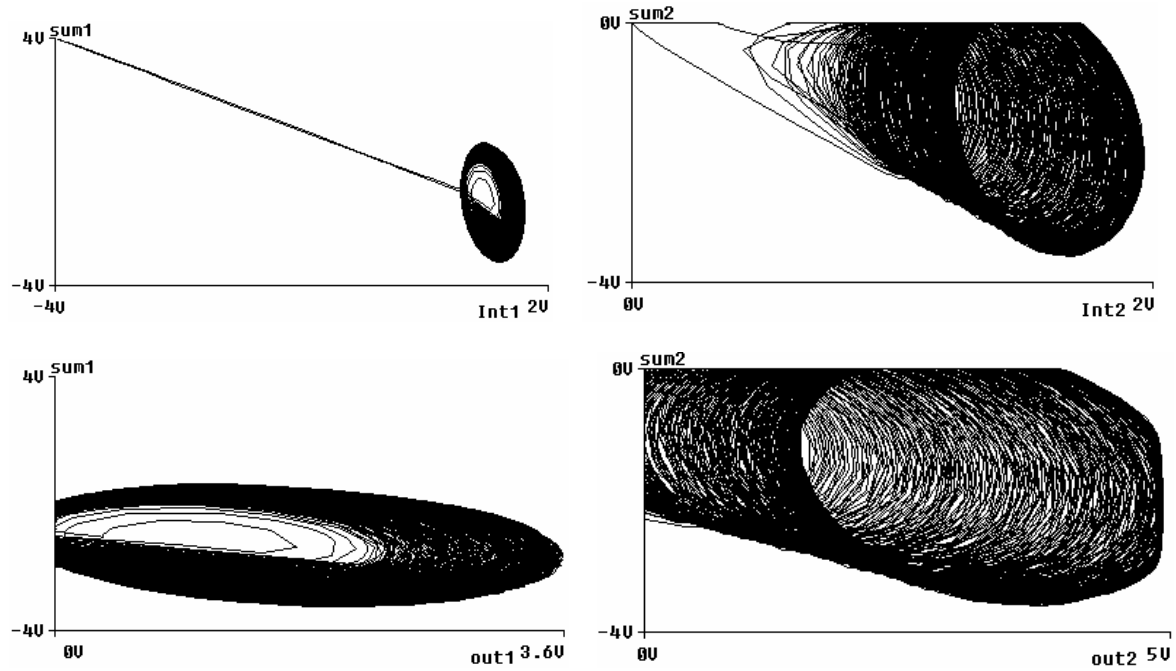
En nuestro siguiente experimento vamos a analizar como se comporta en función de la frecuencia. Para esto empezaremos por analizar para una señal fija la variación con la frecuencia. La señal que emplearemos será una senoide.



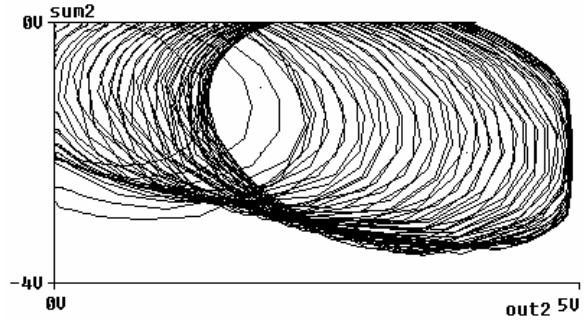
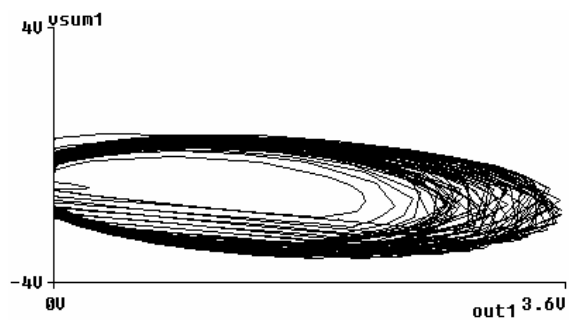
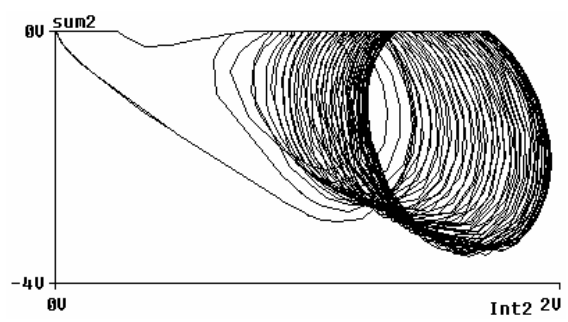
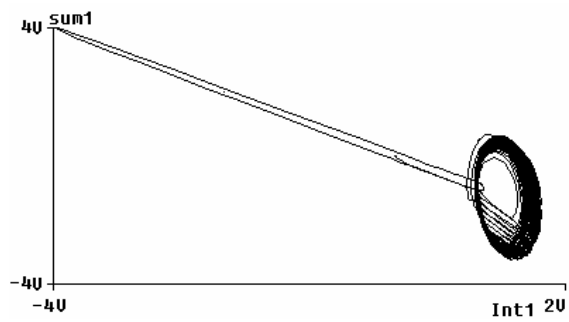
Señal senoidal con frecuencia de .5 Hz



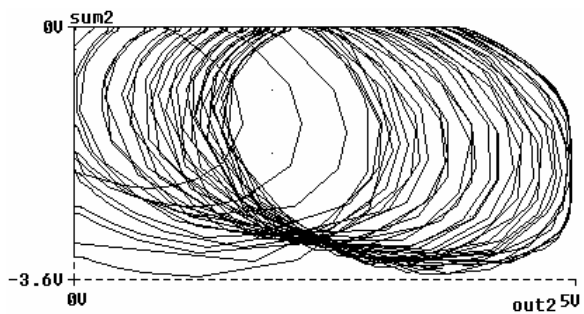
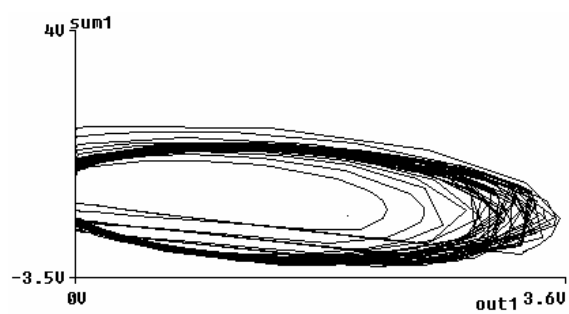
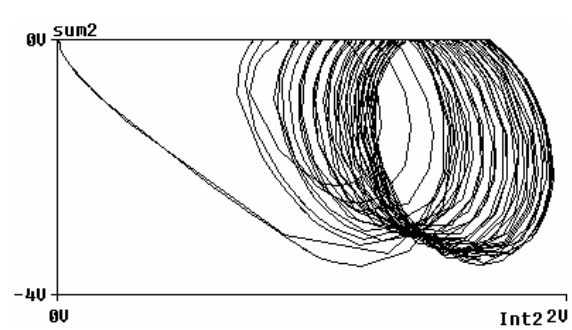
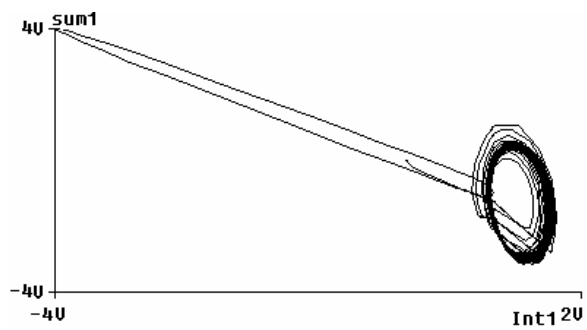
Señal senoidal con frecuencia de 1 Hz



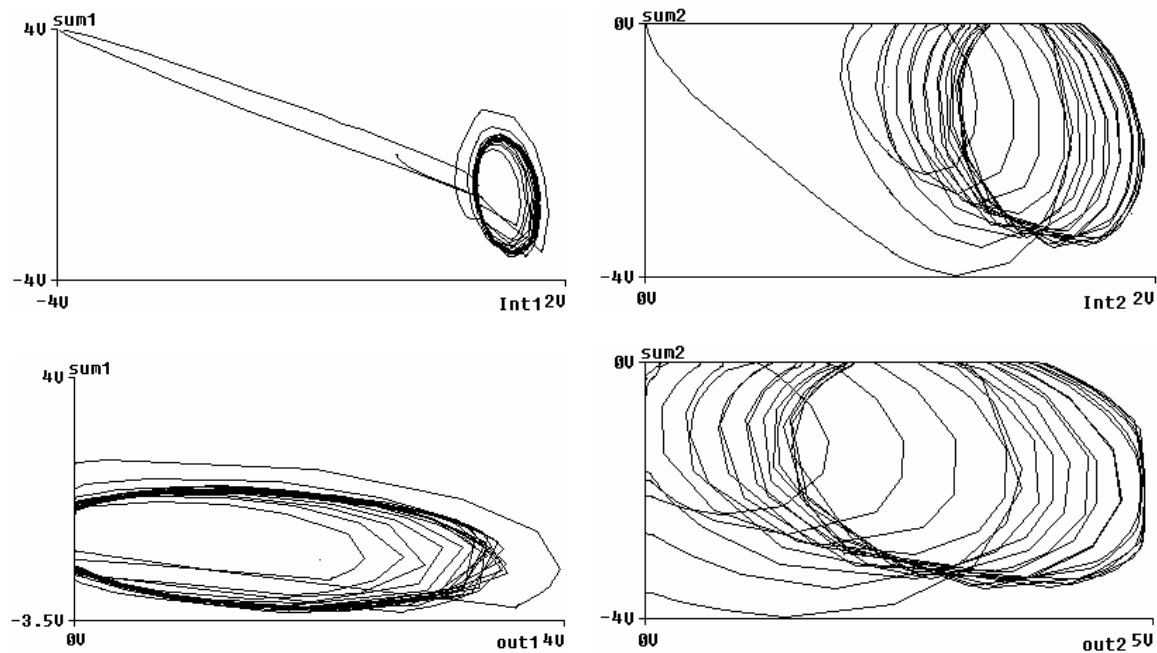
Señal senoidal con frecuencia de 5 Hz



Señal senoidal con frecuencia de 10 Hz



Señal senoidal con frecuencia de 15 Hz



Señal senoidal con frecuencia de 50 Hz

Es claro que en todos los casos tenemos ciclos límite que se van modificando en función de las formas de entrada y de los valores de la función de activación tipo rampa. Lo que podemos afirmar es que en todos los casos existen formas de histéresis y por lo mismo de elementos análogos de memoria, que están relacionados con los efectos de memoria a corto plazo. Los efectos de desdoblamiento de las trayectorias al ciclo límite también se ven en todos los casos, demostrando la consistencia de los efectos de memoria en el sistema, debido al acoplamiento de los osciladores.

11. MODELO DE NEURONAS CON LA FUNCIÓN DE ACTIVACIÓN SIGMOIDE Y OSCILADORES DE CICLO LÍMITE ACOPLADOS

Ha habido recientemente un considerable interés, en la memoria asociativa de redes nerviosas compuestas de modelos de neuronas que cambian sus estados dinámicos temporalmente, como las neuronas caóticas, neuronas osciladoras, o neuronas de ráfagas. (Tsuda, 1992).

Estas redes no son sólo de interés teórico, sino también pueden tener mucho que ver con el problema de la codificación de información en el cerebro (H. Fujii, et al., 1992). Los numerosos autores han investigado osciladores de fase acoplados (M. Yamana, et al., 1993), qué es el modelo reducido general del osciladores del límite-ciclo acoplados. En este caso, todas las neuronas oscilan con casi el mismo periodo, y la memoria se representa en las diferencias de la fases relativas de osciladores, así las neuronas pueden guardar modelos analógico-valorados. Este modelo tiene una ventaja en que las técnicas usuales para el análisis teórico de memoria (M. Shiino and T. Fukai, 1992) asociativa son aplicables.

Por otro lado, las redes nerviosas compuestas de neuronas de ráfagas también muestran propiedades de memoria asociativa (W. Gerstner, 1993). En esos sistemas, los modelos siguientes son usados a menudo como neuronas de ráfagas: la ecuación de Hodgkin-Huxley, que describe la dinámica del axón gigante del calamar; la Ecuación de FitzHugh-Nagumo que es el modelo reducido la ecuación de Hodgkin-Huxley; y el modelo del integrador con fugas y disparo de ráfagas que tiene un estado interior descrito por una ecuación diferencial lineal y un mecanismo de ráfagas en el umbral. Se acompañan los acoplamientos entre esas neuronas con un retraso de tiempo que modela el tiempo para que un pulso se propague en el axón de la neurona presináptica al neurona del postsináptica, y la memoria se representa en el modelo espacio-temporal de encendido de las neuronas. Entretanto se piensa que es muy ruidoso el ambiente fisiológico donde las neuronas operan (R. R. de Ruyter, et al., 1997) así el efecto de las fluctuaciones no pueden descuidarse. Generalmente, la resonancia estocástica RS es un fenómeno muy conocido en que un el signo de la entrada débil es reforzado por fluctuaciones de fondo.

En muchos sistemas no lineales se observa RS. Particularmente se ha investigado por numerosos investigadores RS en una sola neurona tanto experimentalmente como teóricamente, y se propone que el sistema biológico sensorial pueda utilizar RS para mejorar la sensibilidad a una señal externa de entrada. Recientemente se ha investigado el efecto de RS en sistemas espacialmente extendidos, o en las redes nerviosas, y algunos han informado nuevas características. Acerca de RS nosotros proponemos que las fluctuaciones del fondo pueden jugar un papel funcional como un parámetro del sistema dinámico.

Ya presentamos un estudio de este sistema con neuronas con función de activación tipo rampa, en este estudio presentaremos lo que resulta de usar en las neuronas una función de activación sigmoide.

11.1. EL CIRCUITO ELECTRONICO

En la figura 86 se muestra el diagrama esquemático del circuito de neuronas.

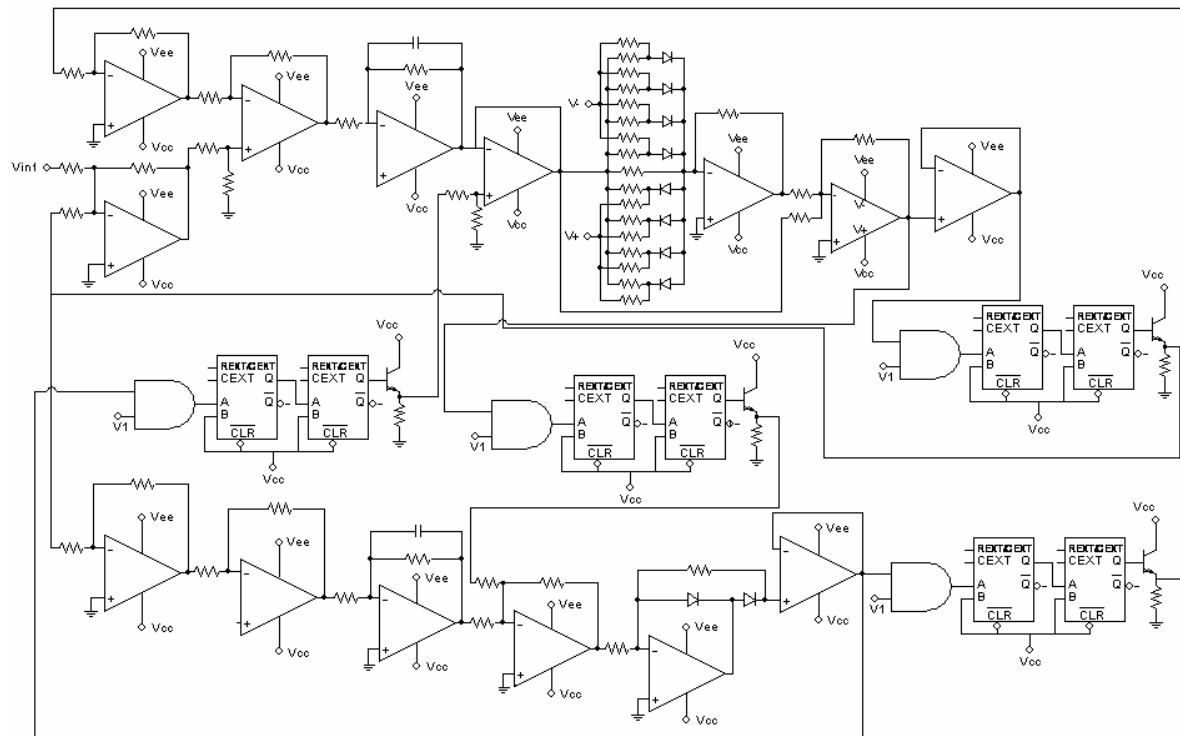
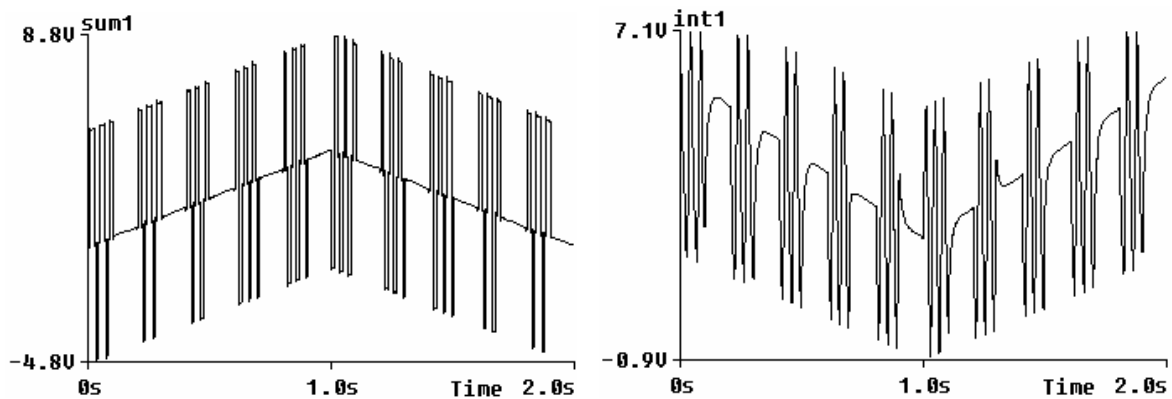


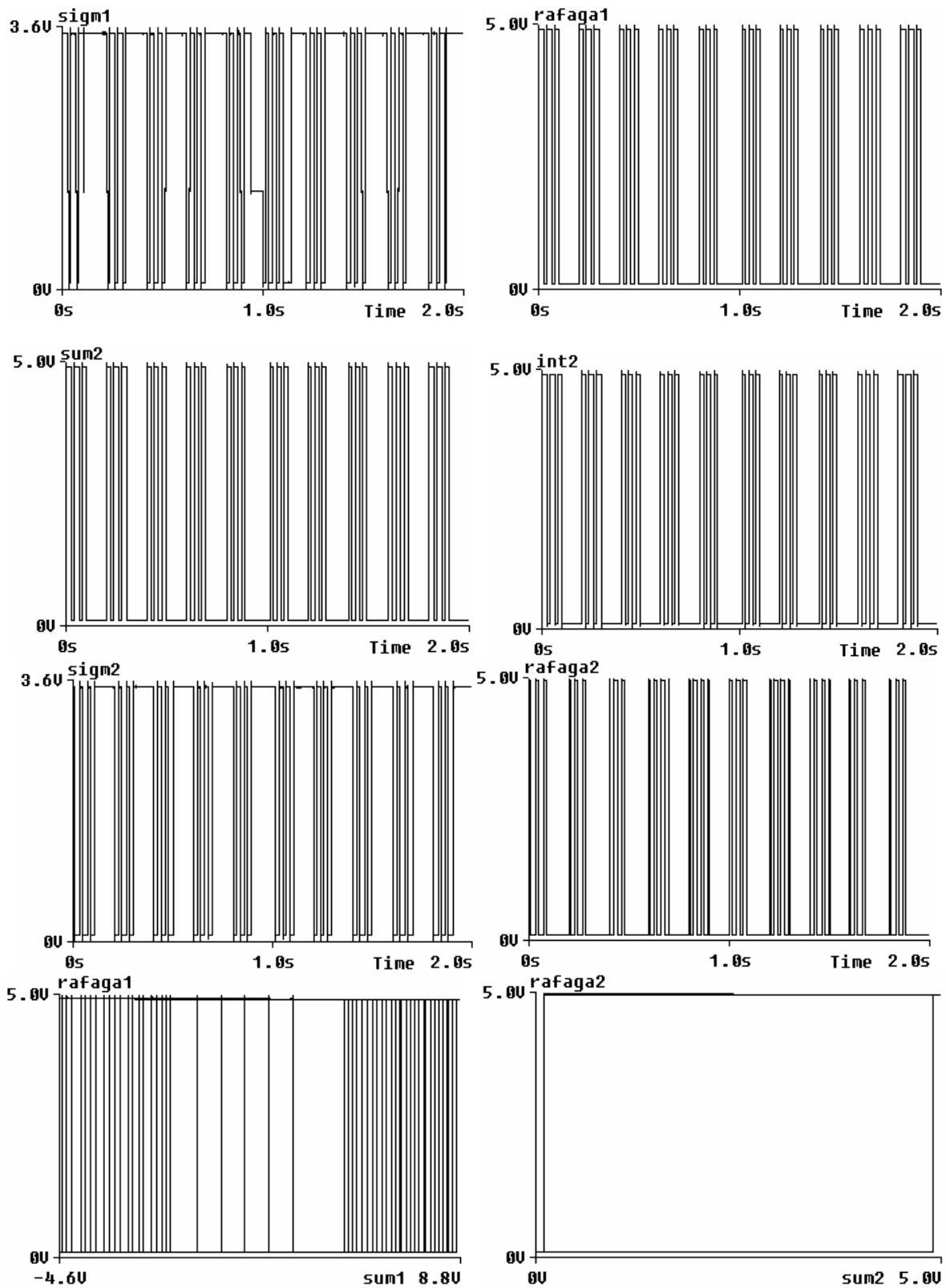
Figura 86. Diagrama esquemático del circuito de neuronas.

11.2. EXPERIMENTOS

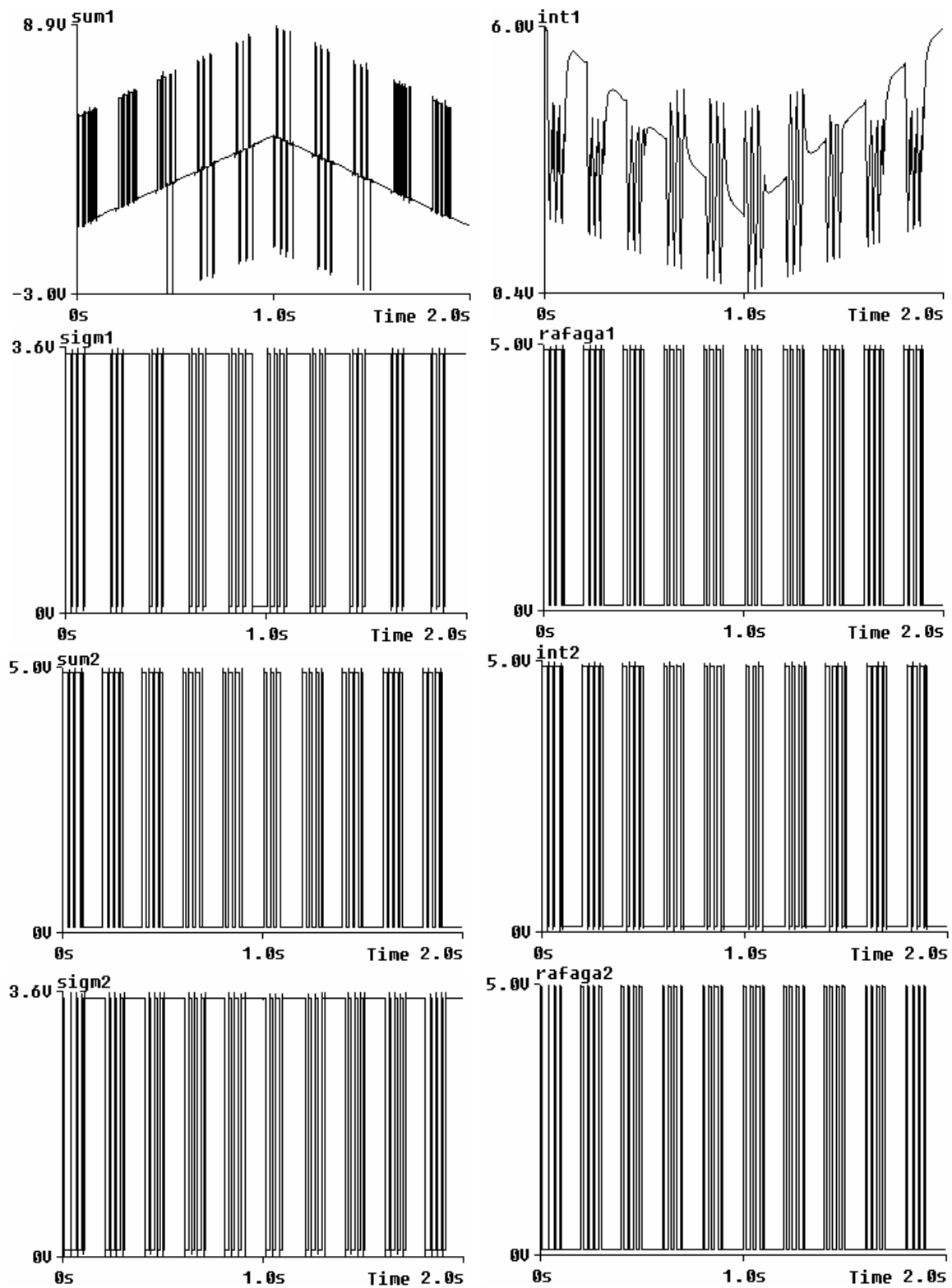
En nuestro primer experimento intentamos ver lo que sucedía en la dinámica de las neuronas si cambiábamos la pendiente de la sigmoide manteniendo la señal de entrada y los resultados para una entrada triangular muy lenta son los que se muestran en las siguientes figuras.

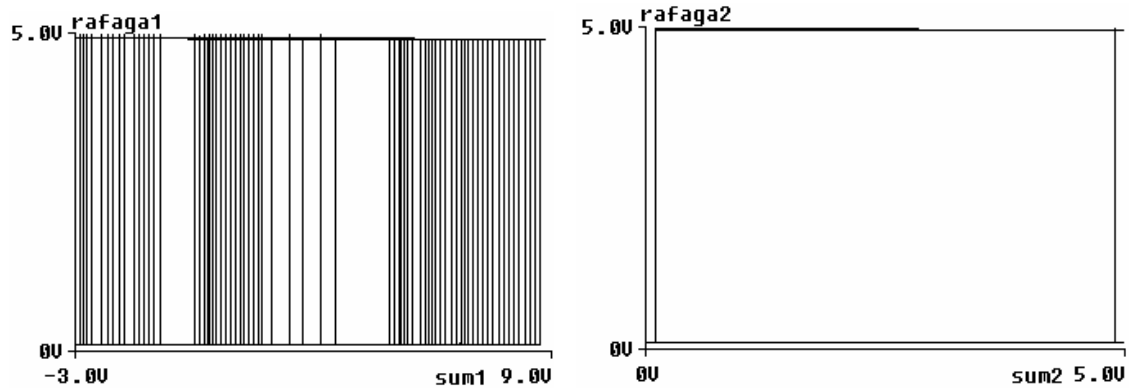
Entrada triangular, $V_r = 3$, $V_{r1} = 2$, $d1 = 10\text{ms}$, $d2 = 5\text{ms}$, $V_{rf} = 5\text{V}$, $V_{rf1} = 3$, $m1 = 5$, $m2 = 50$





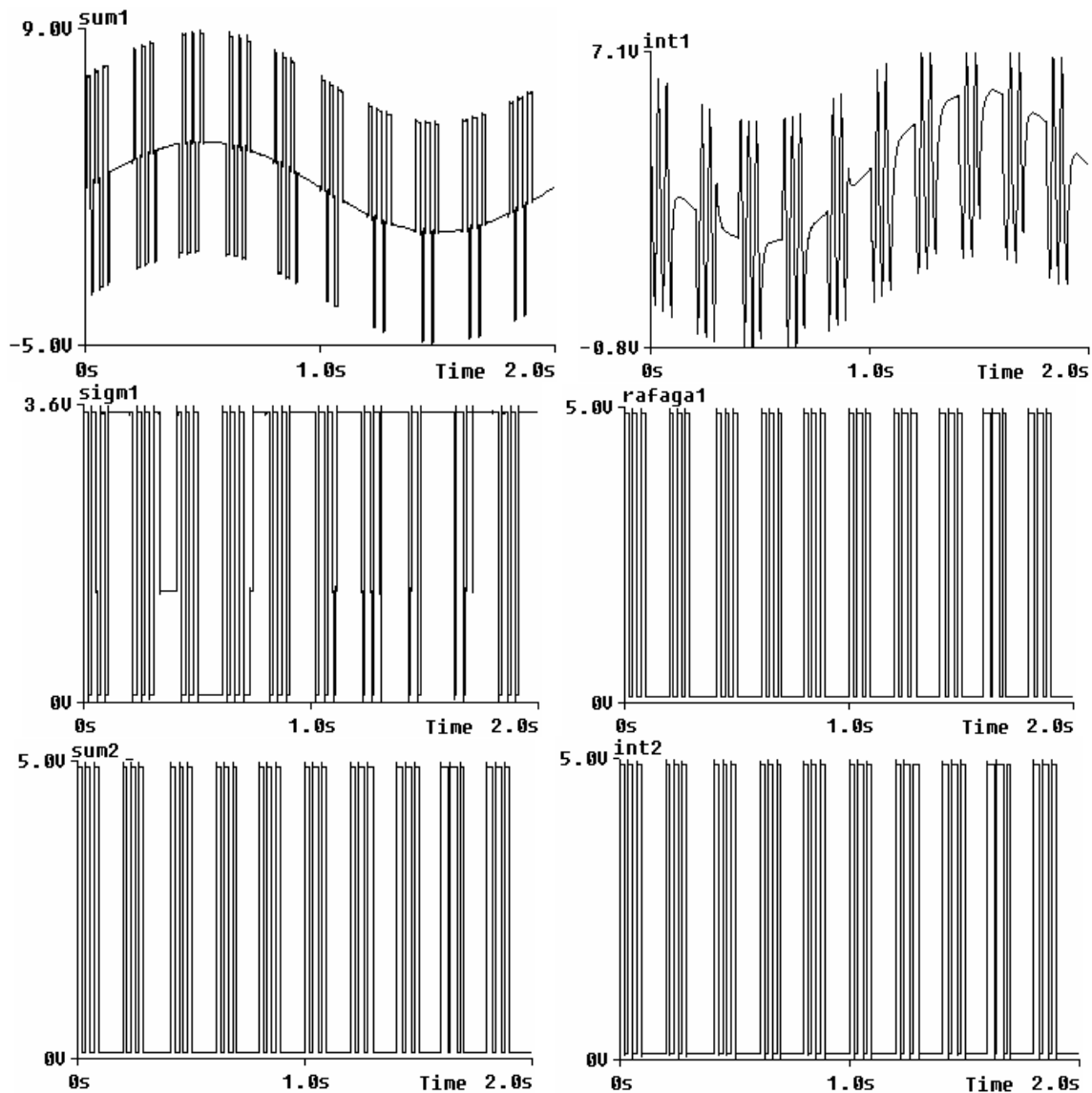
Entrada triangular, $V_r = 2$, $V_{r1} = 3$, $d_1 = 10\text{ms}$, $d_2 = 5\text{ms}$, $V_{rf} = 5\text{V}$, $V_{rf1} = 3$, $m_1 = 5$, $m_2 = 50$

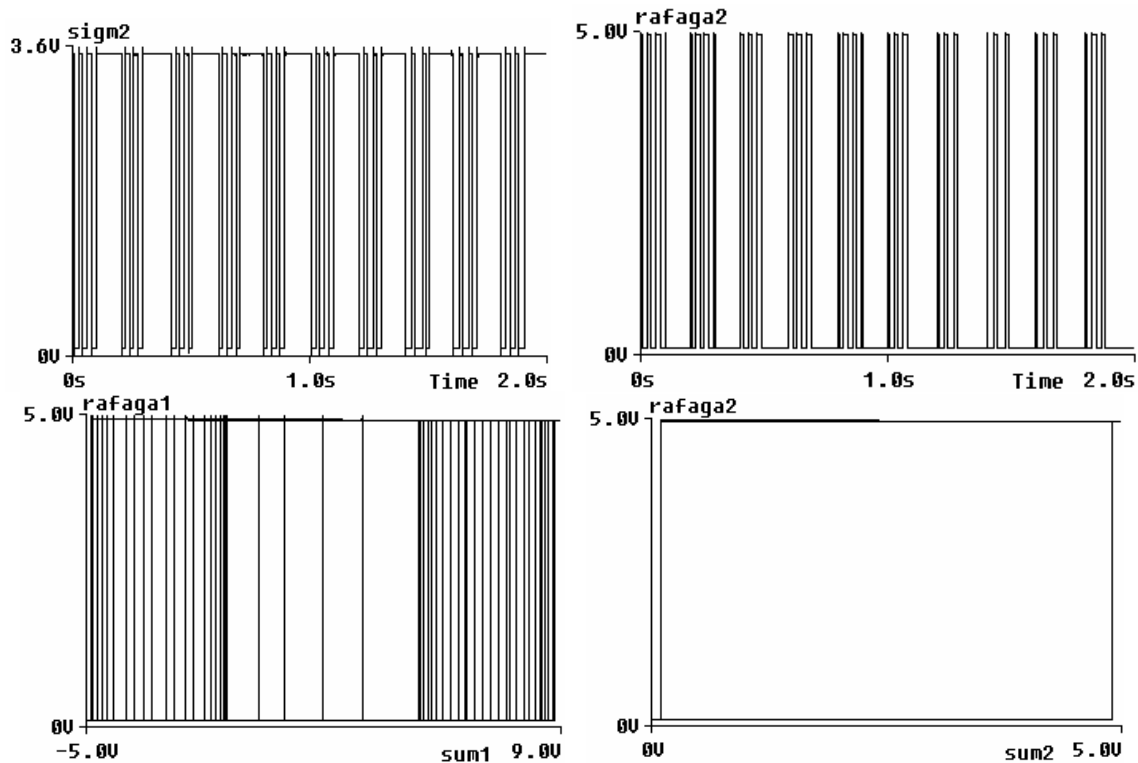




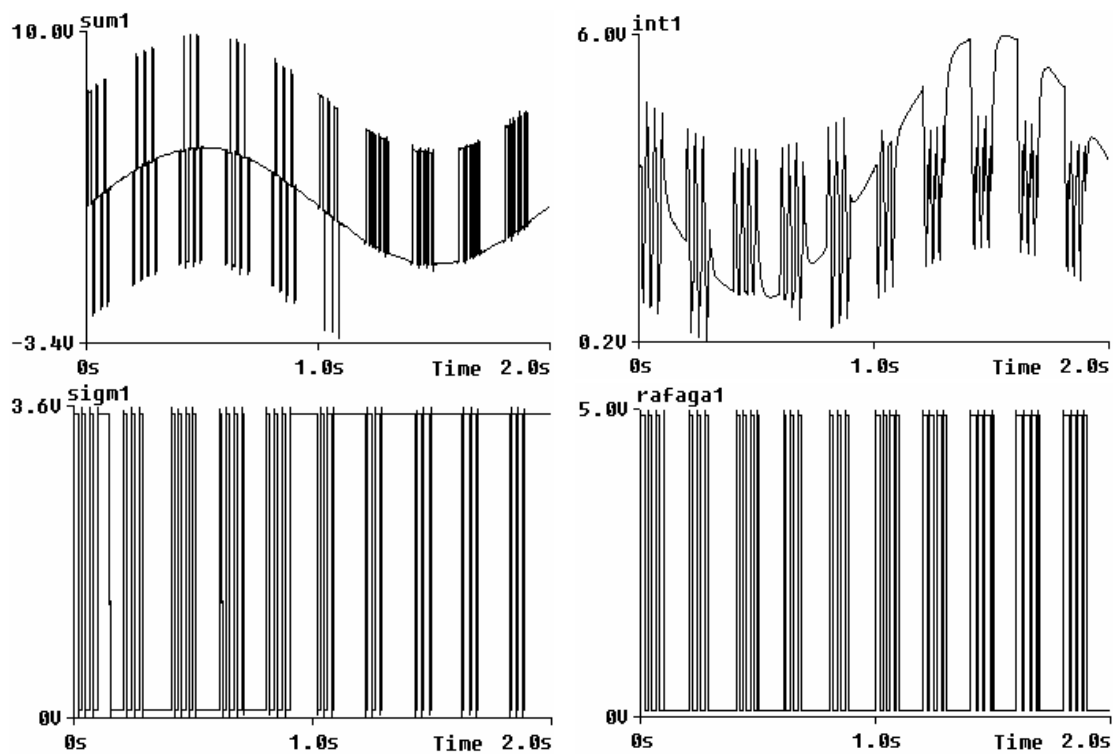
En nuestro segundo experimento mantuvimos la rampa pero cambiamos la forma de onda de la señal de entrada con senooidal.

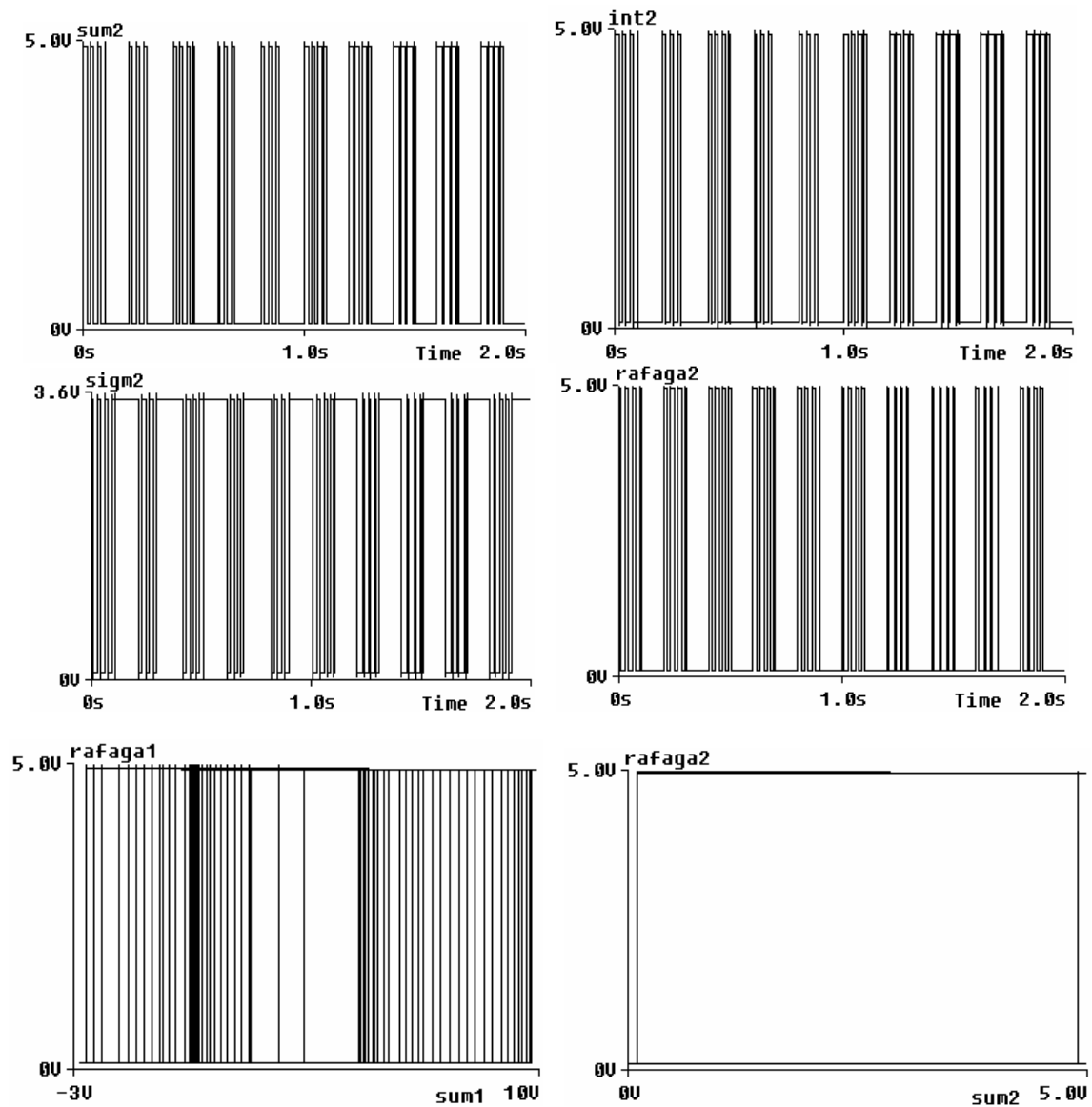
Entrada senoide, $V_r = 3$, $V_{r1} = 2$, $d1 = 10\text{ms}$, $d2 = 5\text{ms}$, $V_{rf} = 5\text{V}$, $V_{rf1} = 3$, $m1 = 5$, $m2 = 50$





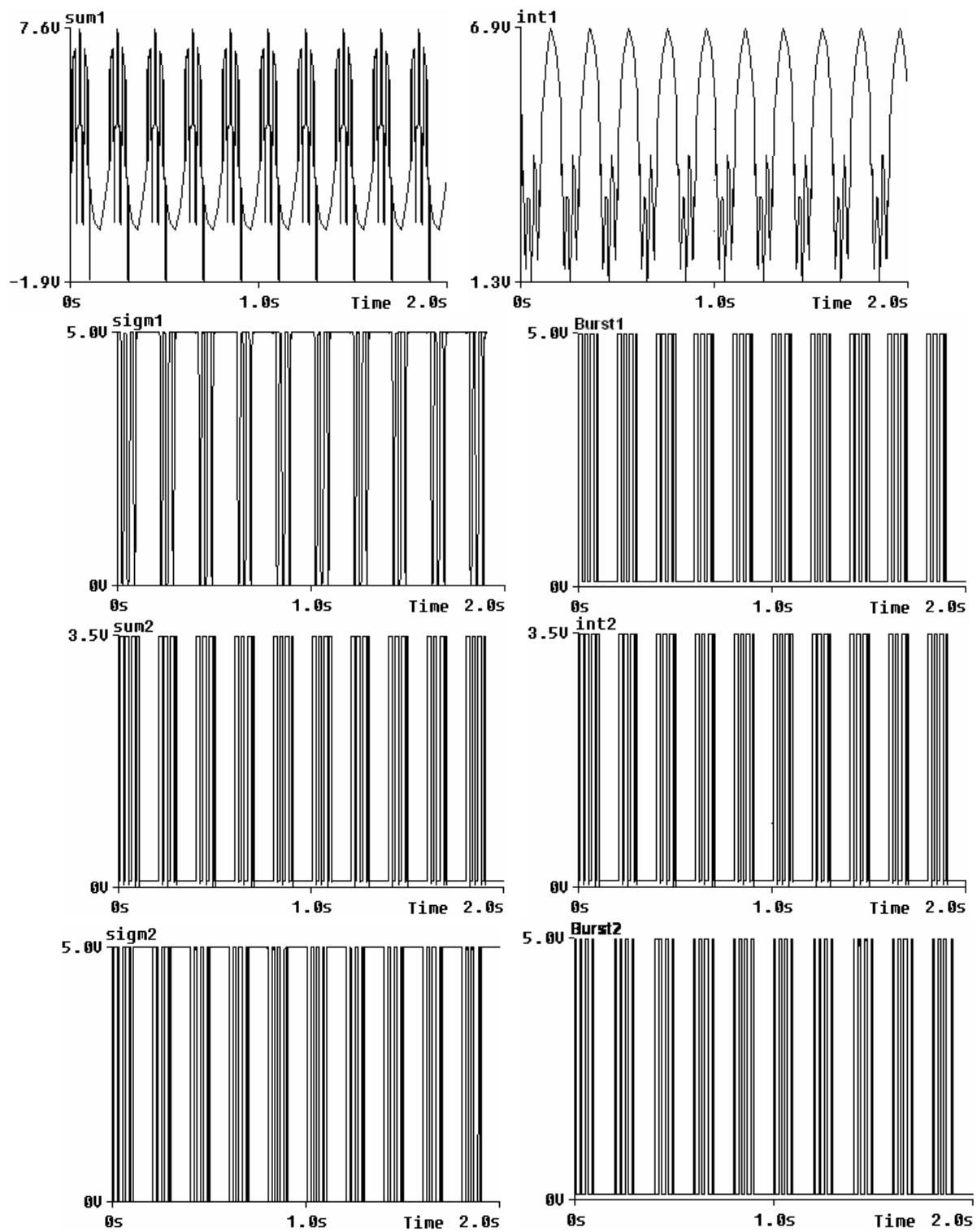
Entrada senoide, $V_r = 2$, $V_{r1} = 3$ $d_1 = 10\text{ms}$, $d_2 = 5\text{ms}$, $V_{rf} = 5\text{V}$, $V_{rf1} = 3$, $m_1 = 5$, $m_2 = 50$

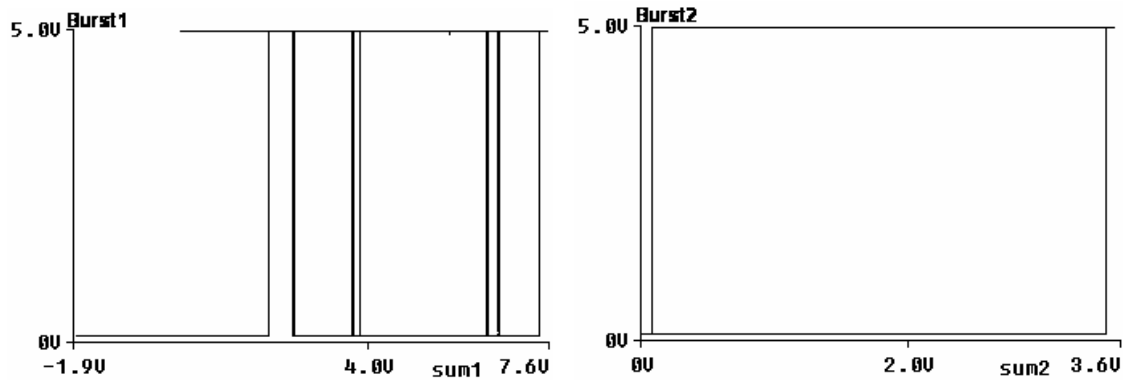




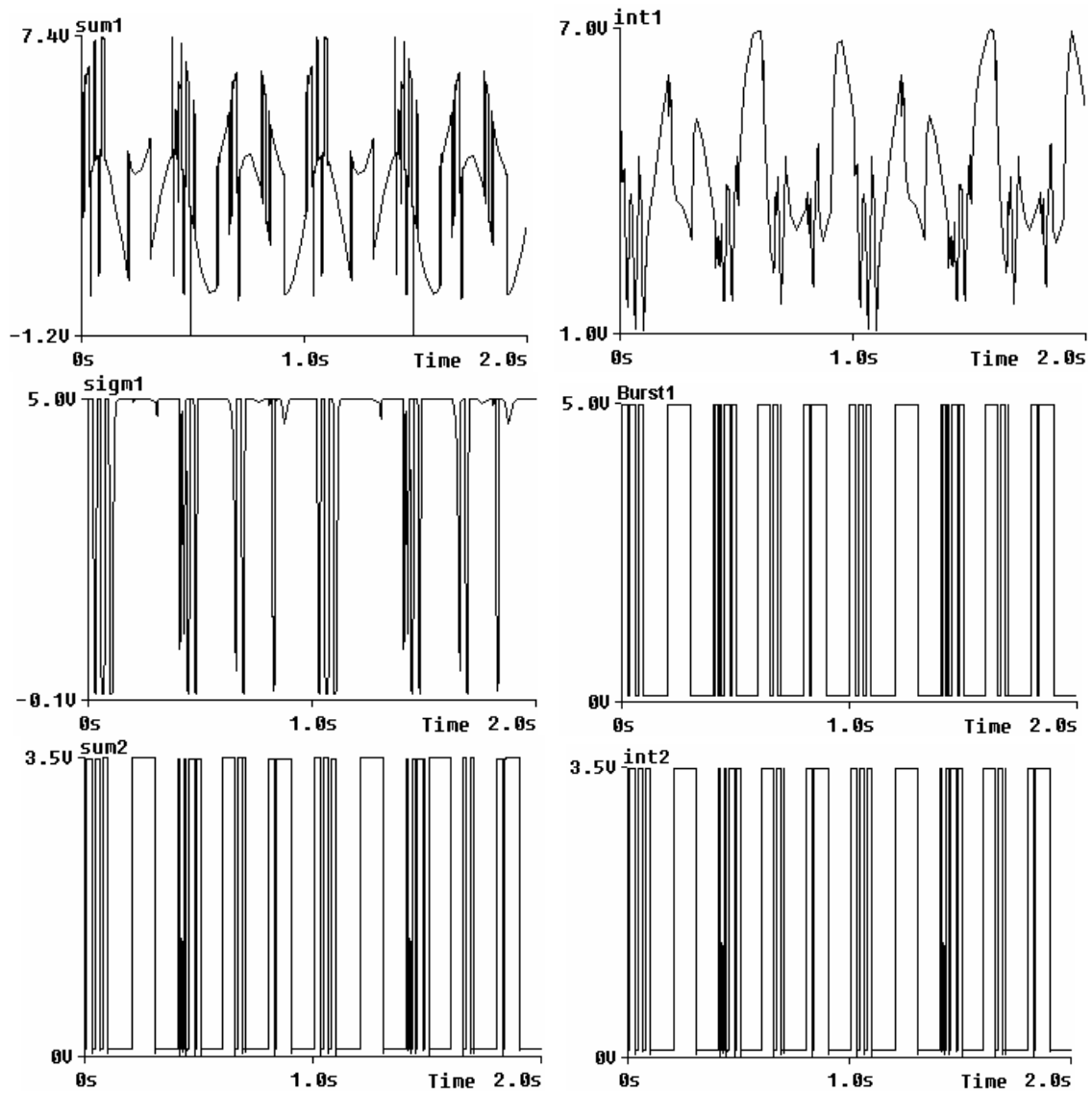
En nuestro siguiente experimento vamos a analizar como se comporta en función de la frecuencia. Para esto empezaremos por analizar para una señal fija la variación con la frecuencia. La señal que emplearemos será una senoidal.

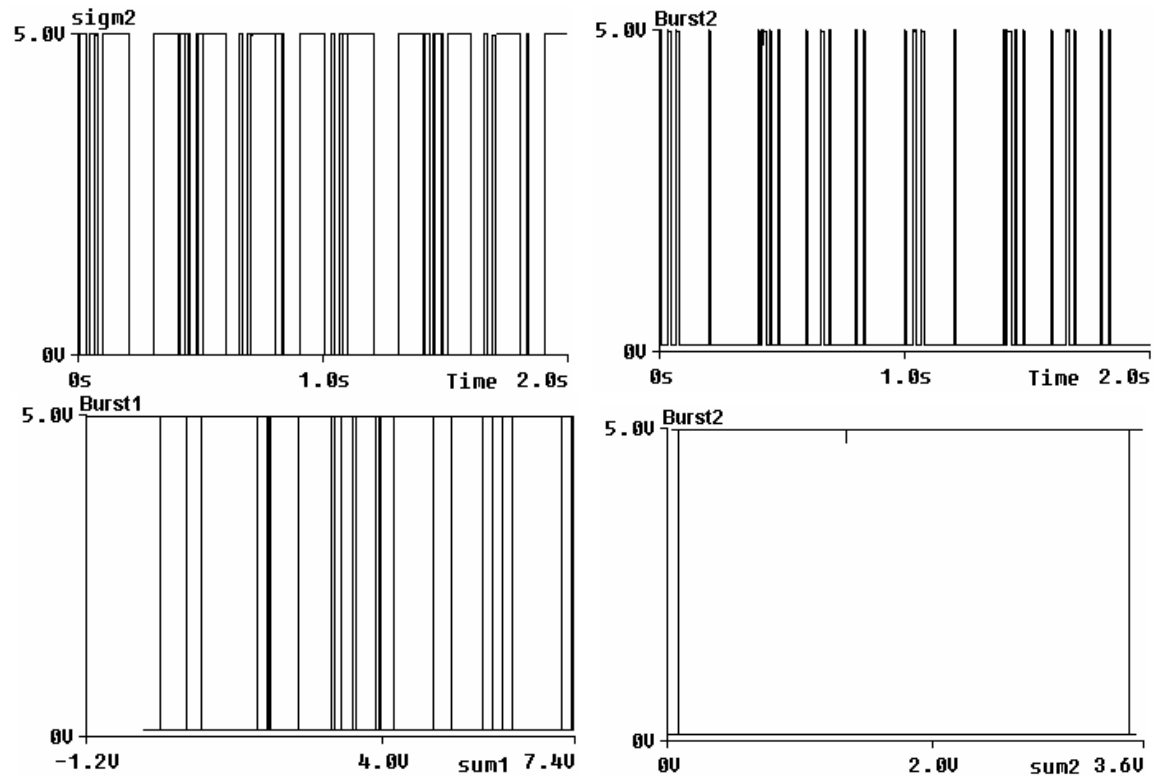
En el primer caso la señal fue de 5Hz, y los resultados se muestran en las siguientes figuras.





En el segundo caso la señal fue de 3Hz, y los resultados se muestran en las siguientes figuras.





Es claro que en todos los casos tenemos ciclos límite que se van modificando en función de las formas de entrada y de los valores de la función de activación tipo rampa. Lo que podemos afirmar es que en todos los casos existen formas de histéresis y por lo mismo de elementos análogos de memoria, que están relacionados con los efectos de memoria a corto plazo. Los efectos de desdoblamiento de las trayectorias al ciclo límite también se ven en todos los casos, demostrando la consistencia de los efectos de memoria en el sistema, debido al acoplamiento de los osciladores como se muestra en el último de los espacios fase de cada uno de los diferentes experimentos realizados.

12. COMPARACIÓN DE LOS PROCESOS EVOCADOS EN UNA COLUMNA TECTAL, CON DOS TIPOS DE NEURONAS

El modelo de columna tectal de Lara (Lara R, et al. 1992), representa excitaciones recurrentes. Inhibición lateral y modulación. Este modelo se ha empleado para simular la facilitación del comportamiento presa-depredador y cambios en los niveles de los umbrales debidos a la inhibición como una función de la motivación como lo discute Cervantes Pérez en (Cervantes-Perez F, et al. 1985). Este modelo no considera umbrales fijos, mientras que la modulación a largo plazo determina cuando se está en un proceso de memoria a corto plazo. En otras palabras, se dan los campos de potencial en respuesta a la correlación existente entre el comportamiento neuronal y el ambiente, Grüsser (J. Grüsser, O.-J. and Grüsser-Cornehls, 1976). Las respuestas si o no sugieren una serie de pulsos que originan los pulsos aferentes juegan un papel importante al elegir el campo de potencial y que están compuestos por dos ondas negativas que son interrumpidas por ondas positivas. Los fenómenos de sincronización entre sistemas acoplados son abundantes en la naturaleza.

En nuestro caso deseamos estudiar si en este tipo de estructuras, como la columna tectal que se muestra en la figura 87, es posible que si las características de la columna cambian se replican respuestas del sistema que ocurren en otras condiciones, fenómeno que llamaremos evocación.

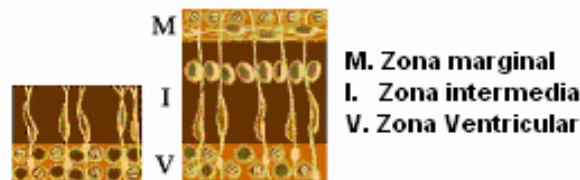


Figura 87. Modelos biológicos de columna tectal de tres y dos neuronas.

Estudiaremos dos modelos basados en la arquitectura de la columna de tectal, pero usando neuronas Mc Cullok y Pitts modificadas por nosotros par incluir algunos hechos físicos de las neuronas biológicas, como la polarización de la membrana, la liberación en el tiempo de neurotransmisores, también retraso en el tiempo para representar el retardo de axónico, así como el retardo en la transmisión entre neuronas debido a neurotransmisores. Nuestro modelo de neurona se presenta en la figura 88.



Figura 88. Modelo de Neurona.

12.1. COLUMNA TECTAL CON DOS NEURONAS MC CULLOK MODIFICADAS

La arquitectura propuesta se muestra en la figura 89.

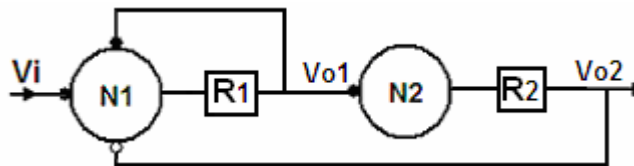


Figure 89. Modelo simplificado de columna tectal.

En la figura 90 se muestra el diagrama esquemático de nuestro modelo de neurona.

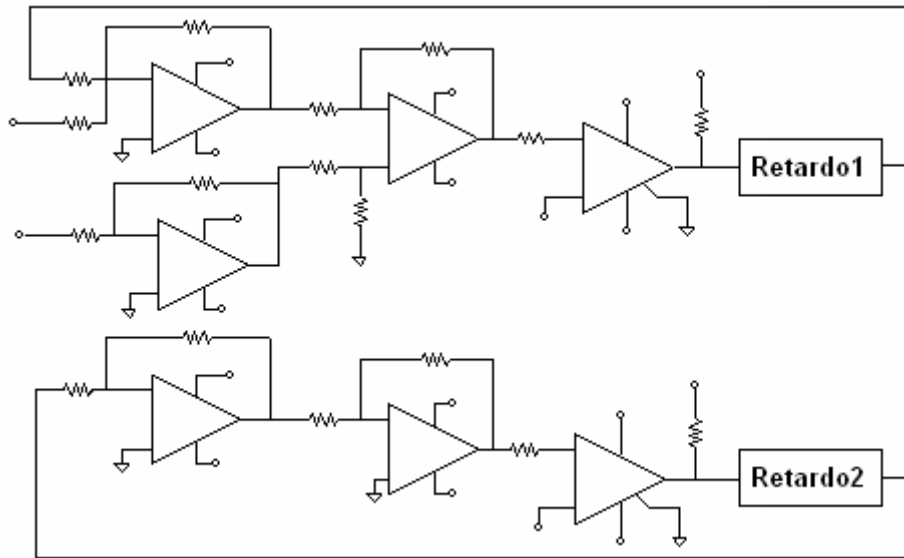


Figura 90. Diagrama esquemático del modelo de neurona integradora con fugas modificada.

Nuestro circuito de retardo de la señal es fundamental en los procesos que describiremos y nuestro circuito se muestra en la figura 91.

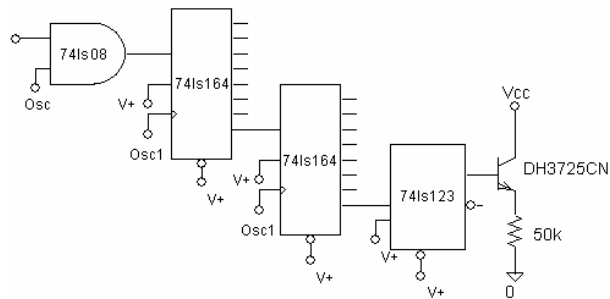
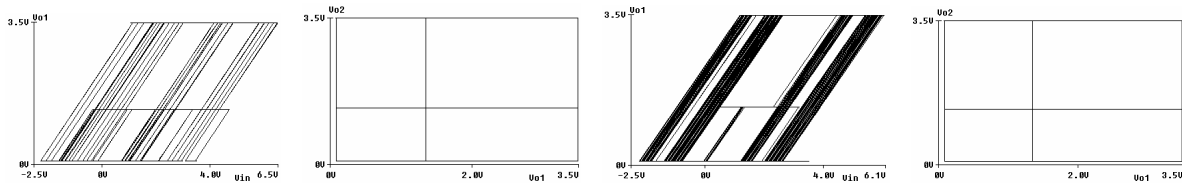
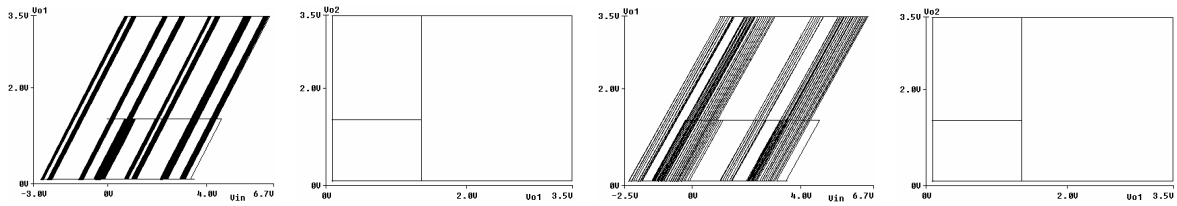


Figura 91. Circuito de retardo axónico.

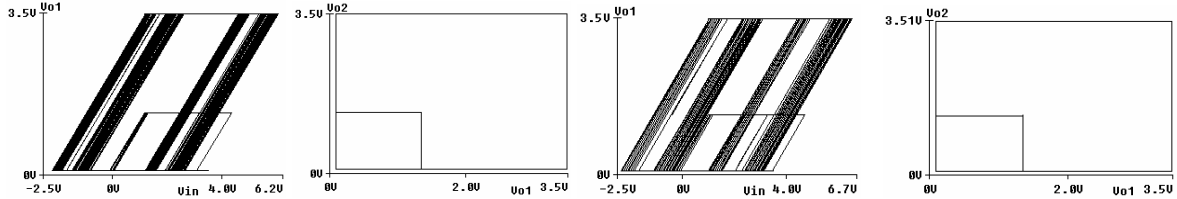
Para este modelo de columna de tectal encontramos procesos de evocación como los que mostramos en las siguientes figuras, en que las cuales se presentan los planos fase de las dos neuronas. En primer lugar el plano fase de la neurona N1 y en el segundo lugar el plano fase de la neurona N2.



Entrada Senoidal, $A1 = A2 = 1$ retardo de $R1 = 12$ y $R2 = 7$. Entrada Triangular $A1 = 1$ $A2 = 3$ retardo de 2ms.



Entrada Triangular $R1 = 1\text{ms}$ y $R2 = 2\text{ms}$ $A1 = 2$ $A2 = 1$ Entrada Senoidal $A1 = A2 = 1$, $R1 = 1$ $R2 = 7$



Entrada Triangular $A1 = 1 = A2$, $R1 = 3\text{ms}$ $R2 = 2\text{ms}$ Entrada Senoidal $A1 = 2 = A2$, $R1 = 2\text{ms}$, $R2 = 3\text{ms}$

Como podemos ver de estos gráficos, el plano fase de la segunda neurona en cada caso es el mismo, aunque las condiciones de los parámetros de columna de tectal y la entrada para la columna sean diferentes, tenemos evocación de la entrada previa en otras condiciones.

12.2. COLUMNA TECTAL CON DOS NEURONAS INTEGRADORAS CON FUGAS

Vamos a estudiar el modelo de columna tectal usando neuronas integradoras con fugas modificadas por nosotros para incluir las mismas características que las del modelo de McCullock y Pitts. El modelo de neurona se muestra en las figuras 92 y 93.

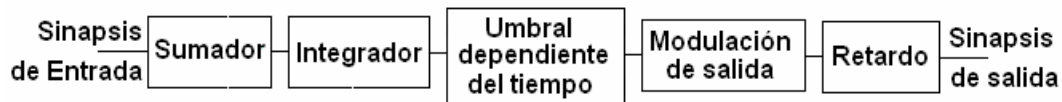


Figura 92. Modelo modificado de neurona integradora con fugas.

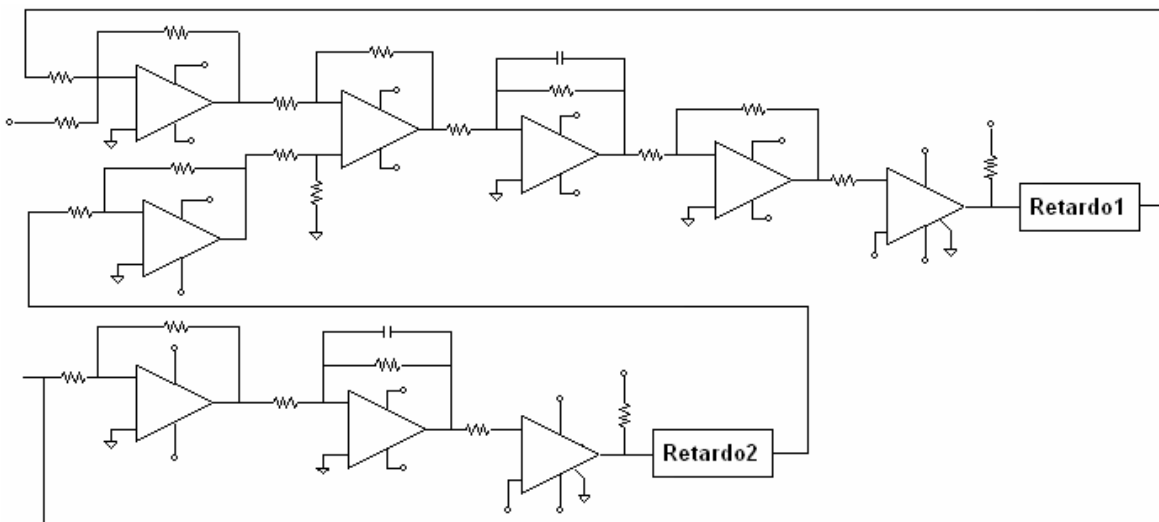
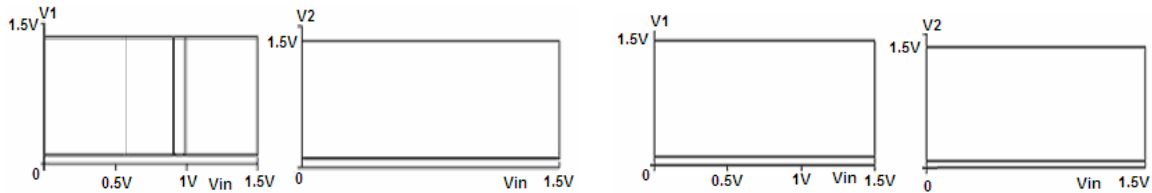
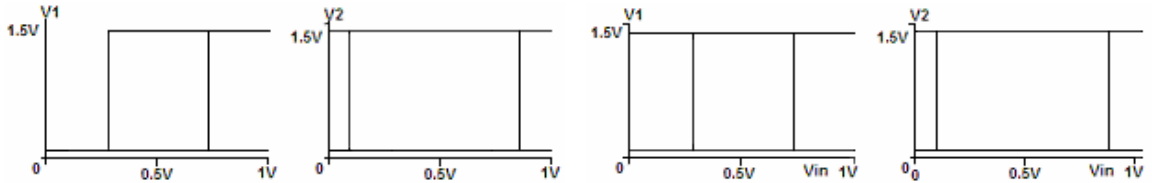


Figura 93. Diagrama esquemático del modelo de neurona integradora con fugas modificada.

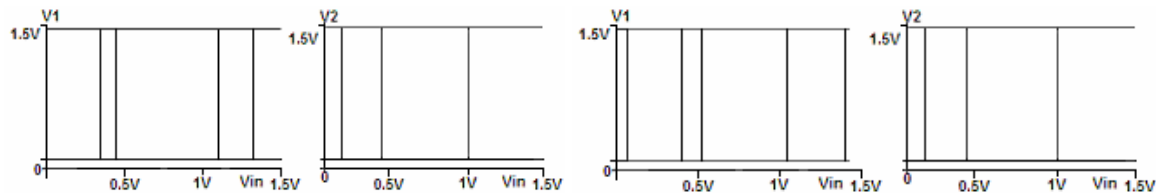
También para este modelo de columna tectal encontramos procesos evocativos, como lo muestran las siguientes figuras, en las cuales se presentan los planos fase de las dos neuronas, En primer lugar el plano fase de la neurona N1 y en el segundo lugar el plano fase de la neurona N2.



Entrada Senoidal, A1 = A2 = 1 retardo N1=12 N2=7. Entrada cuadrada R1 = 1ms R2 =2ms A1 = 2 A2 = 1



Entrada Triangular R1 = 1ms y R2 =2ms A1 = 2 A2 = 1 Entrada cuadrada A1 = 2 = A2 R1 =3ms R2 = 2ms



Entrada cuadrada R1 = 1ms y R2 =2ms A1 = 2 A2 = 1 Entrada Triangular R1 = 1ms y R2 =2ms A1 = 2 A2 = 1

Nuestro modelo además se acopla a un modelo de neurona más complejo que contiene además de la suma y un umbral, que la función de activación puede contar con un umbral dinámico dado por una $T(t)$, y una salida modulada en amplitud por otra función $A(t)$, por lo que el disparo y la amplitud de éste dependen del tiempo en el cual se da la acción neuronal respecto de la entrada X_i .

Dado el modelo de neurona que se propone la función de activación para estas neuronas será:

$$V_o(t) = \begin{cases} A(t) & \text{si } V_i \geq Th(t) \\ 0 & \text{si } V_i < Th(t) \end{cases}$$

donde $V_o(t)$ es la respuesta de la neurona, $A(t)$ es la amplitud de la respuesta en el tiempo y $Th(t)$ es el valor del umbral en el tiempo.

Si nos fijamos en la figura 3 veremos que para la neurona N1 existen dos formas de disparo, la primera en el tiempo t en la cual sólo está presente la señal de entrada V_i y otra un tiempo $D1$ después, en la cual está presente la auto excitación de la misma neurona, por lo que la función de activación será en t

$$V_{o_1}(t) = \begin{cases} A(t) & \text{si } V_i \geq Th_1(t) \\ 0 & \text{si } V_i < Th_1(t) \end{cases}$$

y en $t+D1$:

$$V_{o_1}(t+D1) = \begin{cases} A(t+D1) & \text{si } V_i + V_o(t) \geq Th_1(t) \\ 0 & \text{si } V_i + V_o(t) < Th_1(t) \end{cases}$$

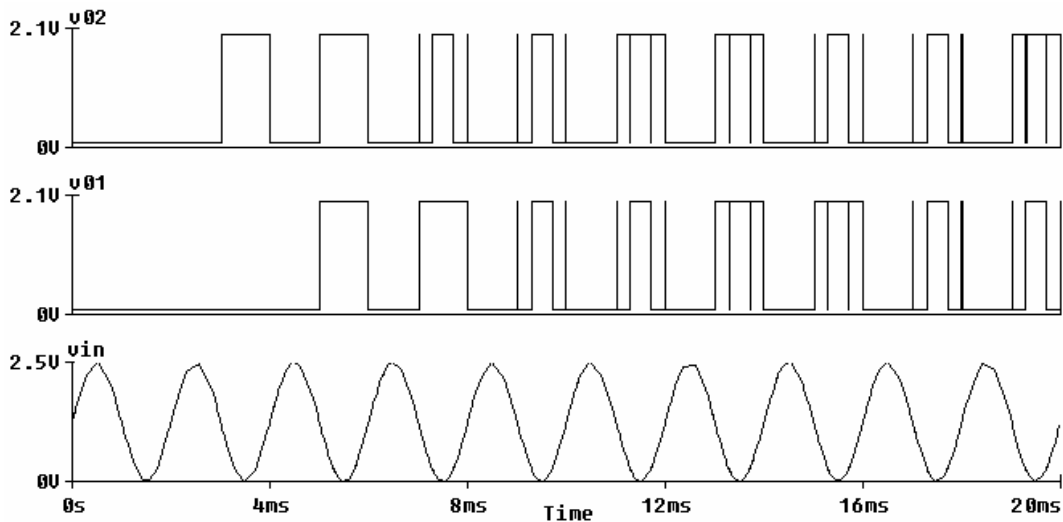
En el tiempo t la neurona N2 tiene entrada cero, pero en el tiempo $t+D1$ tendrá entrada $Vo_1(t)$, por lo que su función de activación tendrá la forma:

$$Vo_2(t+D_1+D_2) = \begin{cases} A_2(t+D1) & \text{si } Vo(t+D_1) \geq Th(t) \\ 0 & \text{si } Vi + Vo(t) < Th(t) \end{cases}$$

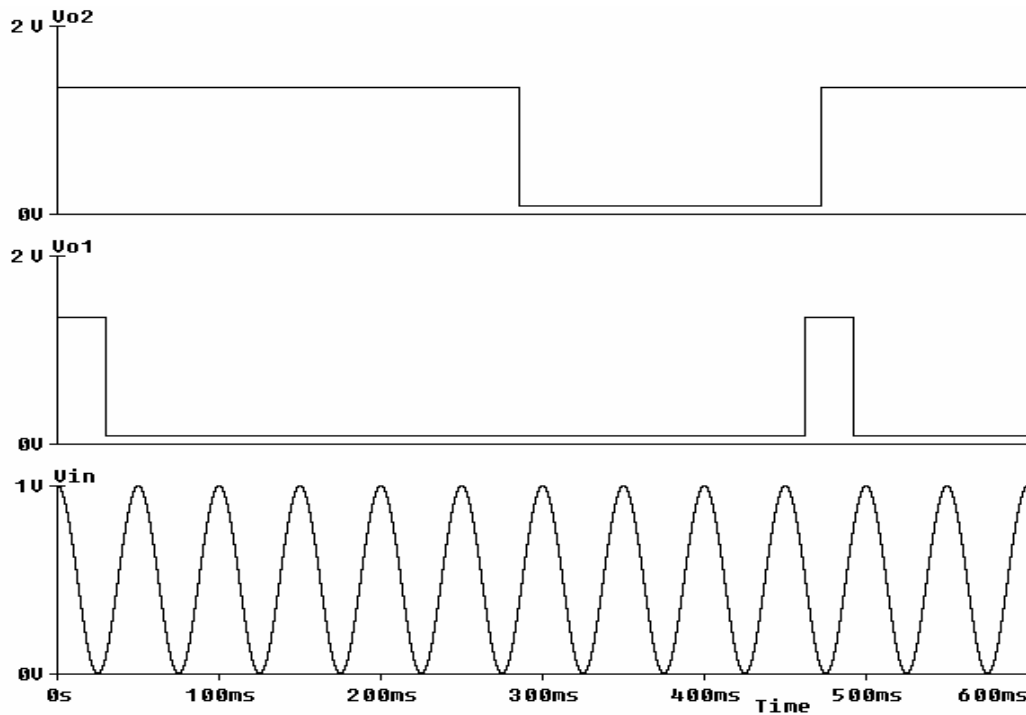
Pero esta salida inhibe a la neurona N1 en el tiempo $t+D1+D2$, por lo que la señal de entrada a la primera neurona será: $Vi+Vo_1(t+D_1)-Vo_2(t+D1+D2)$, por lo que la función de activación de la primera neurona está dada por:

$$Vo_1(t+D1+D2) = \begin{cases} A(t+D1+D2) & \text{si } Vi + Vo(t+D1+D2) - Vo_2(t+D1+D2) \geq Th_1(t+D1+D2) \\ 0 & \text{si } Vi + Vo(t+D1+D2) - Vo_2(t+D1+D2) < Th_1(t+D1+D2) \end{cases}$$

Si analizamos los dos circuitos y tomamos en cuenta que la primera neurona, en el caso del circuito de dos neuronas, está doblemente excitada, una es la excitación generada por la sinapsis excitadora y la otra es la inhibición generada por la sinapsis con la segunda neurona. Otra idea fundamental es el hecho que existen retardos axónicos entre las neuronas y estos retardos pueden o no poder ser el mismo. Este perfil nos da un oscilador de endógeno, donde la frecuencia del mismo está dada por la diferencia en los retardos. En las siguientes figuras se muestra un caso.



Neurona McCulloch



Neurona Integradora con Fugas

Como es claro de estas gráficas, el plano fase de la segunda neurona en cada caso es igual, aunque se cambien las condiciones de los parámetros de la columna tectal y la entrada a la columna, por lo que se tiene evocación de la anterior entrada y condiciones.

En este trabajo se ha mostrado que se logran efectos más elaborados si nos salimos del esquema de supraumbrales y de los pesos en los modelos neuronales, y estos elementos pueden ser sustituidos por modulación de la señal sináptica y umbrales que son funciones del tiempo, más los retardos axónicos.

Es claro también que en comparación con el mismo modelo de los autores de columna tectal pero con neuronas modificadas tipo McCulloch y Pitts, es mucho más suave el esquema que se presenta con las neuronas integradoras, debido al proceso de integración que suaviza la señal del potencial de acción.

Este esquema se parece a esos momentos en los cuales sin razón aparente evocamos cosas diferentes a las que atendemos.

13. EFECTOS DEL RUIDO ESTOCÁSTICO EN UNA COLUMNA TECTAL

La sincronización entre sistemas acoplados abunda en la naturaleza. El acoplamiento a menudo no es instantáneo, sino que se da en tiempos finitos si contamos con tiempos finitos de retardo. En lo general los retardos producen que sistemas estables oscilen, y no pueden producir escenarios de bifurcación que nos lleven a sistemas caóticos.

En nuestro caso hemos estudiado si en este tipo de estructuras, como la columna tectal, es posible que al cambio de las características de la columna, se repliquen repuestas del sistema que se dan bajo otras condiciones, fenómeno que llamamos evocación y que se cumple en este modelo de columna tectal.

Nuestro modelo de neurona es un modelo de neurona más complejo que contiene además de la suma y un umbral, el hecho de que la función de activación puede contar con un umbral dinámico dado por una $T(t)$, y una salida modulada en amplitud por otra función $A(t)$, por lo que el disparo y la amplitud de éste dependen del tiempo en el cual se da la acción neuronal respecto de la entrada X_i . Nuestro modelo de neurona además cuenta con un retardo axónico, y hemos demostrado que en estas circunstancias la columna tectal tiene procesos de evocación.

En este trabajo estudiamos lo que sucede en esta columna tectal cuando sumamos a los umbrales un ruido estocástico, que es una función del tiempo, al valor fijo del umbral. La hipótesis era que en estos modelos de columnas un pequeño ruido no sería suficiente para eliminar los procesos evocativos, pero los resultados fueron en sentido contrario ya que parece ser que los sistema acoplados cambian su forma de acoplamiento y los procesos de evocación se reducen en forma impresionante, ya que para las mismas condiciones en la columna, sin cambio alguno, para procesos iguales tenemos diferentes resultados de plano fase en cada evento.

13.1. MODELO DE NEURONA Y COLUMNA TECTAL

Nuestro modelo de neurona se muestra en la figura 94.

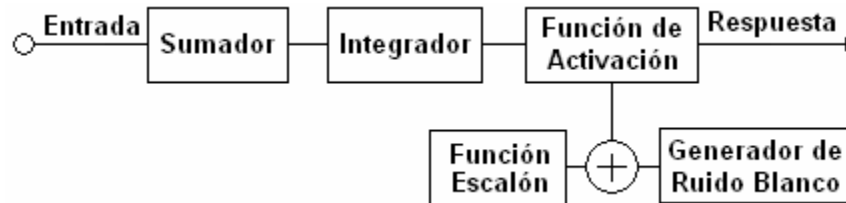


Figura 94. Modelo de neurona con umbral estocástico.

La suma sólo indica la modulación de la función escalón por el ruido blanco, con la idea de mantener el modelo original, pero saber lo que pasa cuando el ruido modula el umbral. Desde nuestro enfoque probabilístico podemos saber los efectos de las características estocásticas del modelo, cuando generamos eventos idénticos pero independientes, obtendremos respuestas diferentes, algo así como aventar monedas al aire.

En nuestro nuevo modelo matemático vamos a considerar la función de activación de la forma:

$$F_o(m(t)) = \begin{cases} A(U(t), t) & \text{if } m(t) \geq U(t) \\ 0 & \text{if } m(t) < U(t) \end{cases}$$

Donde A es la amplitud de la salida y $U(t)$ es el umbral de la neurona, como la función de respuesta de la neurona. Estamos interesados en incluir la posibilidad de efectos azarosos en el umbral de la neurona, y

para esto vamos a introducir el concepto de ruido blanco. El ruido blanco es un proceso estocástico que denotaremos por ξ_t y que satisface lo siguiente:

- Para cada $t \geq 0$, $E[\xi(t)] = 0$
- Para $s, t \geq 0$, $E[\xi(t)\xi(s)] = \delta_0(t - s)$
- Para cada $t \geq 0$, $\xi(t)$ es Gaussiana.

Si consideramos que el umbral de la neurona está dado por:

$$\theta(t) = \tilde{\theta}(t) + \xi(t),$$

donde

$$\tilde{\theta} : [0, t] \rightarrow \mathfrak{R},$$

es una función determinista, por ejemplo:

$$\tilde{\theta}(t) = k \text{ con } k \in \mathfrak{R}$$

o

$$\tilde{\theta}(t) = \sin \lambda t, \lambda \in \mathfrak{R}$$

Haciendo esto se puede pensar que el valor del umbral de la neurona varía por una serie de fenómenos al azar, como por ejemplo el stress.

Nuestro modelo de columna tectal se muestra en la figura 95.

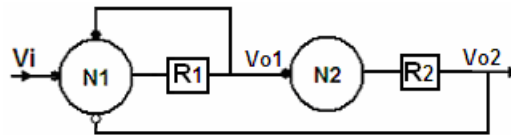


Figura95. Modelo de columna tectal.

En la cual las neuronas N1 y N2 son del tipo que muestra la figura 13.1.

En la figura 96 se muestra el diagrama esquemático del circuito electrónico de la columna tectal con ruido blanco en los umbrales.

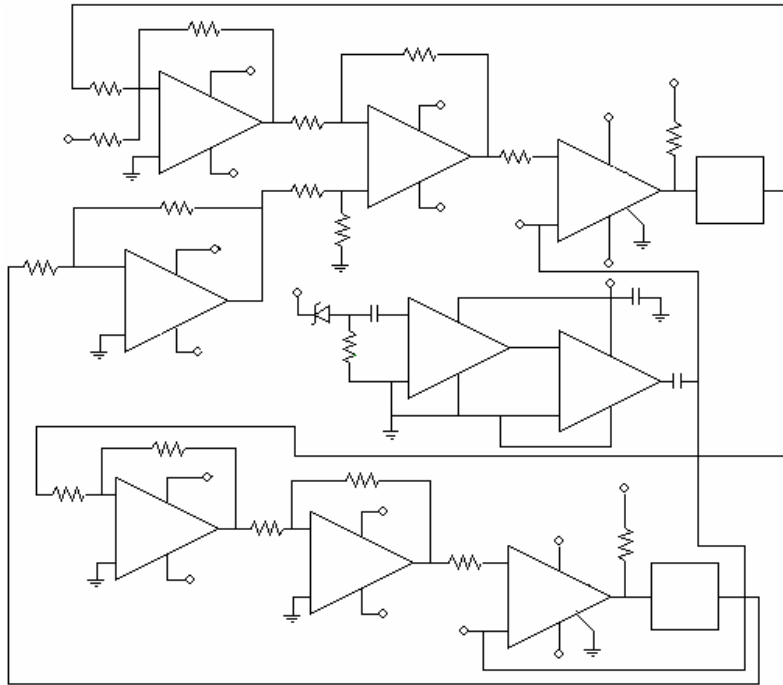
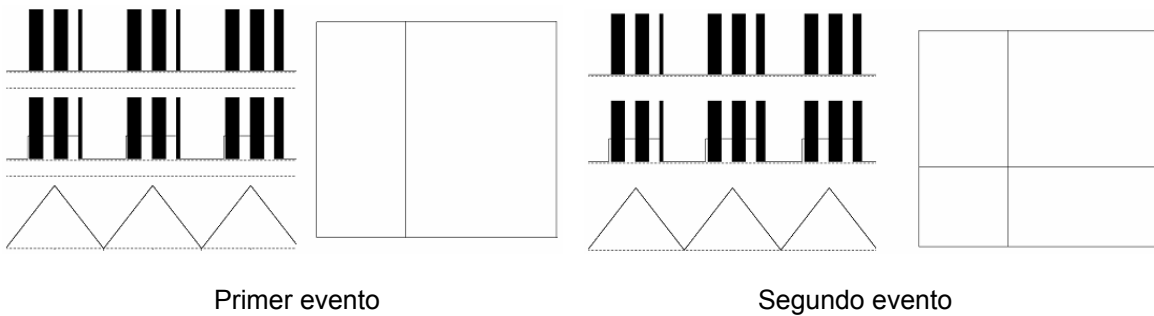
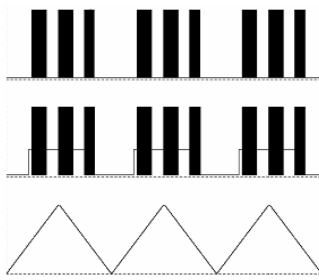


Figura 96. Diagrama esquemático de la columna tectal con ruido estocástico.

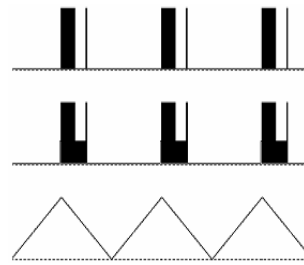
13.2. EXPERIMENTOS

Establecida la columna tectal nos propusimos realizar la experiencia con señales iguales, pero de dos frecuencias diferentes, una baja frecuencia y otra ligeramente mayor. En las gráficas siguientes se presentan los resultados para varios eventos y siempre en las mismas condiciones de la columna tectal y de la entrada excitadora. En el caso de la columna tectal sin ruido, lo que se da es que siempre tendremos el mismo resultado, en otras palabras el espacio fase de la neurona de salida no cambia, independientemente del número de eventos que se den. Si ponemos ruido blanco en el umbral de la neurona lo que obtenemos se ve en las siguientes gráficas donde se presenta la entrada, la respuesta de las dos neuronas y el espacio fase de la de salida.

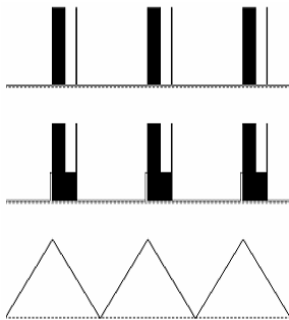




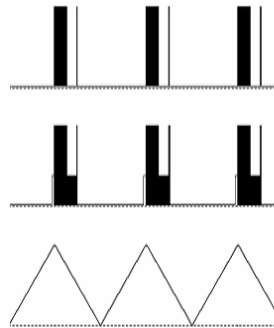
Tercer evento



Cuarto evento

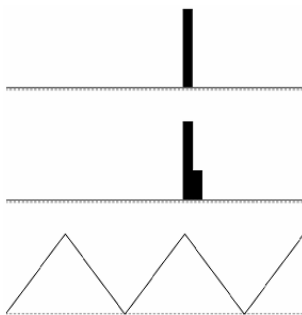


Quinto evento

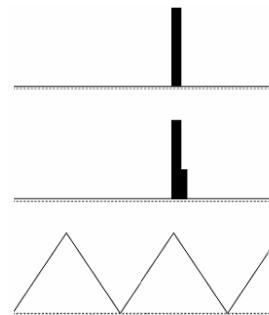


Sexto evento

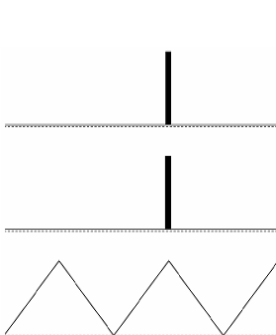
En el segundo experimento disminuimos un poco la frecuencia de la señal de entrada, pero todos los parámetros de la columna tectal los mantuvimos sin cambios y generamos las siguientes gráficas, colocadas de la forma de las anteriores.



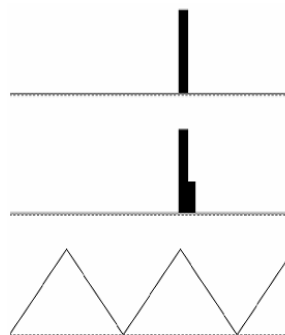
Primer evento



Segundo evento

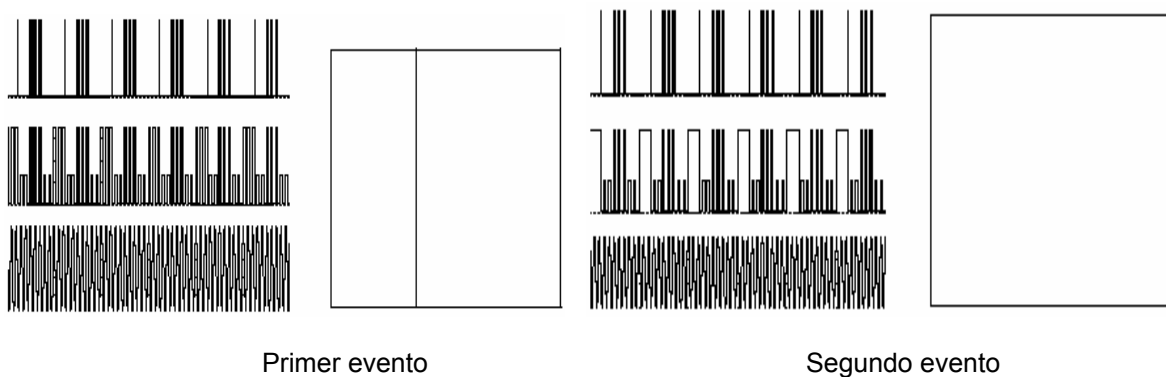


Tercer evento



Cuarto evento

Un último experimento consistió en elevar mucho la frecuencia para ver los efectos de su aumento significativo, y lo que obtuvimos para dos eventos fueron las dos gráficas siguientes



De acuerdo con las gráficas de los experimentos es claro que la columna tectal continúa evocando aún en condiciones que no esperábamos. Si analizamos los resultados nos daremos cuenta que el ruido estocástico que pensábamos rompería con la evocación se da, pero no en la magnitud que se esperaba. Un ejemplo claro está en los seis eventos de alta frecuencia. Si analizamos los eventos nos damos cuenta de que no se repite en ninguno el plano fase, cosa que esperábamos de acuerdo a lo planteado en nuestro modelo, y esto se repite en todos los eventos que generamos, en ningún caso se repite el espacio fase en las mismas condiciones para el ruido blanco en el umbral de las neuronas de la columna tectal.

Lo que fue sorprendente para el grupo, ya que no lo esperábamos es que si cambiamos la condición de la entrada, en nuestro caso el cambio de frecuencia, si se evoca para eventos diferentes en condiciones diferentes, como se puede ver de las gráficas de primer caso evento en el evento 1, del segundo caso en el evento 1 y del tercer caso en el evento 1, o en el segundo caso tercer evento y en el tercer caso segundo evento.

De alguna manera podemos pensar en el caso en el que deseamos recordar un hecho, por ejemplo bajo presión, digamos un examen, y nos es imposible recordar lo que deseamos, pero si cambiamos la entrada al sistema, por ejemplo pensando en otra cosa, de repente nos acordamos de lo que no podíamos recordar. Este caso se parece a los resultados de nuestros experimentos, como se puede ver de los gráficos resultantes.

También es clara la fortaleza que presenta a la evocación la columna tectal, ya que aún bajo la presencia del ruido estocástico permite la evocación de los hechos. Es claro que bajo las mismas condiciones y bajo ruido estocástico en el umbral es imposible la evocación inmediata, aunque podemos garantizar de acuerdo al modelo matemático que bajo una serie larga de repetición del evento, se puede evocar, pero sólo en las condiciones límite del proceso de ruido. La distribución de probabilidad no nos determina que esta probabilidad sea cero, aunque es muy baja.

CONCLUSIONES

De acuerdo con los resultados obtenidos se puede ver que si introducimos al sistema ruido de tipo estocástico, en nuestro caso en el umbral, lo que sucede es que en cada uno de los eventos tenemos diferentes respuestas de la neurona. De acuerdo con nuestro modelo matemático es claro que en las condiciones apropiadas se reproduce el comportamiento normal de la neurona que son los casos de ráfagas de pulsos o respuesta cero. Pero en el caso en que la amplitud del potencial de acción está dentro del intervalo del umbral, el ruido blanco es suficiente para causar los efectos de nuestro experimento.

Esto puede explicar los comportamientos de personas que presentan comportamientos totalmente diferentes ante circunstancias equivalentes. Cuántas veces nos pasa que vemos que una persona sonríe ante un insulto y en las otras ocasiones se pone agresivo ante el mismo insulto y bajo las condiciones equivalentes. Es posible que el ruido en la percepción pueda hacer el efecto de nuestro experimento, este ruido puede ser de clases muy diferentes y no necesariamente lo sabemos. Por ejemplo, podemos estar felices, tristes o irritados, y estas circunstancias pueden ser los factores de ruido en nuestro sistema, y cambiar nuestro comportamiento frente a las mismas circunstancias.

El otro resultado evidente que encontramos es que en la presencia del ruido los modelos de la columna de tectal no tienen evocaciones de la misma forma, queremos insistir en este hecho que es muy interesante porque puede explicar por qué bajo tensión, es muy difícil recordar las cosas o los eventos. Por ejemplo: puede explicar lo que ocurre con un estudiante en las circunstancias de examen.

Mostramos que el circuito propuesto se puede usar como modelo de neurona que sustituya al modelo de variación de pesos en el aprendizaje y que sea fácil de implantar electrónicamente. Como se ha demostrado este objetivo queda satisfecho tanto en las neuronas integradoras con fugas como en las McCulloch y Pitts.

Además de que lo planteado se cumple, se ve claramente que el cambio del valor de umbral como sustituto del cambio de peso no se satisface, ya que este hecho nos da por resultado también un cambio en la duración del pulso. Ciertamente es que al modificar el umbral podemos requerir de mayor o menor amplitud para que la neurona dispare, pero esto también nos lleva a un mayor o menor duración del pulso. Con el sistema que se propone no tenemos este problema.

Si consideramos las posibilidades que el trabajo muestra podemos ver la riqueza que existe en los modelos más simples de neuronas y que no se aprovechan en las teorías de redes neuronales. Este trabajo permite pensar en ampliar las posibilidades de entrenamiento de redes, pero también en la complejidad de estas, como se ve de los planos fase de las neuronas de la columna tectal.

Lo que se observa de la conexión en forma de columna tectal, inspira continuar a futuro con este trabajo.

Es claro que en todos los casos los ciclos límite se van modificando en función de las formas de entrada y de los valores de la función de activación tipo rampa. Lo que podemos afirmar es que en todos los casos existen formas de histéresis y por lo mismo de elementos análogos de memoria, que están relacionados con los efectos de memoria a corto plazo. Los efectos de desdoblamiento de las trayectorias al ciclo límite también se ven en todos los casos, demostrando la consistencia de los efectos de memoria en el sistema, debido al acoplamiento de los osciladores como se muestra en el último de los espacios fase de cada uno de los diferentes experimentos realizados.

REFERENCIAS

- Abarbanel, H. and Rabinovich, M. I. 2001. Neurodynamics: nonlinear dynamics and neurobiology. *Current Opinion in Neurobiology* 11: 423–430.
- Blornfield, Stephenl & Marr, David 1970 How the, cerebellum may be used. *Nature, Lond.* **227**, 1224 1228.
- Cheely M. and T. Horiuchi, "Analog VLSI models of range-tuned neurons in the bat echolocation system," *EURASIP J. Appl. Signal Proc*, vol. 7, pp. 649-658, 2003.
- Elman, J. L., Finding structure in time. *Cognitive Science*, **14**, 179 - 211 (1990).
- Freeman, W. J. 2000. *Neurodynamics*. New York: Springer Verlag.
- Fujii,H. H. Ito, K. Aihara, N. Ichinose, and M. Tsukada, *Neural Networks* **9**, 1303 1996.
- Gerstner W., R. Ritz, and J. L. van Hemmen, *Biol. Cybern.* **69**, 503 1993.
- Indiveri G., "A low-power adaptive integrate-and-fire neuron circuit," in *proc. IEEE Int. Symp. Circ. Syst.*, 2003.
- Indiveri G, E. Chicca and R. J. Douglas, "A VLSI array of low-power spiking neurons and bistable synapse with spike-timing dependent plasticity," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 17, no. 1, pp. 211-221, 2006.
- Izhikevich E. M., "Resonate-and-fire neurons," *Neural Networks*, vol. 14, pp. 883-894, 2001.
- Kanazawa Y., T. Asai, M. Ikebe, and Y. Amemiya, "A novel CMOS circuit for depressing synapse and its application to contrast-invariant pattern classification and synchrony detection," *Int. J. Robotics and Automation*, vol. 19, no. 4, pp. 206-212, 2004.
- Lee Y. J. and K. Grauman. Foreground Focus: Unsupervised Learning from Partially Matching Images. *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, 2009.
- Lee Y. J. and K. Grauman. Object-Graphs for Context-Aware Category Discovery. to appear, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2010.
- Liu S. C., J. Kramer, G. Indiveri, T. Delbruck, T. Burg, and R. J. Douglas,"Orientation-selective aVLSI spiking neurons," *Neural Networks*, vol. 14, no. 6-7, pp. 629-643, 2001.
- Marr, David. Simple Memory: A Theory for Archicortex D. Marr. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences*, Vol. 262, No. 841. (Jul. 1, 1971), pp. 23-81.
- Marr, David 1969. A theory of cerebellar cortex. *J. Physiol.* **202**, 437-470.
- Marr. A Theory for Cerebral Neocortex *Proceedings of the Royal Society of London. SeriesB, Biological Sciences*, Vol.176, No.1043. (Nov.3, 1970), pp.161-234.
- Marr David. Simple Memory: A Theory for Archicortex D. Marr. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences*, Vol. 262, No. 841. (Jul. 1, 1971), pp. 23-81.
- Marr. A Theory for Cerebral Neocortex *Proceedings of the Royal Society of London. SeriesB, Biological Sciences*, Vol.176, No.1043. (Nov.3, 1970), pp.161-234.
- Marr, David 1969. A theory of cerebellar cortex. *J. Physiol.* **202**, 437-470.

Mead C. A., *Analog VLSI and neural systems*, Addison-Wesley, Reading, 1989.

Nakano H. and T. Saito, "Grouping synchronization in a pulse-coupled network of chaotic spiking oscillators," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 15, no. 5, pp. 1018-1026, 2004.

Oron Shagrir. Why we view the brain as a computer. *Synthese* (2006) 153:393–416

Pérez S. J.L., F. Lara, A. Miranda, A. Garcés. A. Herrera, M. Bañuelos, J. Castillo, S. Quintana, A. Padrón. "El Functor Lógico Como Elemento Básico De Una Lógica Temporal Estocástica".

Robert B. Szlavik A Novel Method for Characterization of Peripheral Nerve Fiber Size Distributions by Group Delay *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 55, no. 12, december 2008.

Rodriguez, E., George, N., Lachaux, J.P., Martinerie, J., Renault, B., and Varela, F. J. 1999. Perception's shadow: long-distance synchronization of human brain activity. *Nature* 397: 430–433.

Ruyter R. R. van Steveninck, G. D. Lewen, S. P. Strong, R. Koberle, and W. Bialek, *Science* **275**, 1805 1997.

Schultz S. R. and M. A. Jabri, "Analogue VLSI integrate-and-fire neuron with frequency adaptation," *Electronic Letters*, vol. 31, no. 16, pp. 1357-1358, 1995.

Sejnowski, T. J., Skeleton filters in the brain. In Hinton, G. E. and Anderson, J. A. (eds.), *Parallel models of associative memory*. Erlbaum, NJ (1981).

Shiino M. and T. Fukai, *J. Phys. A* **25**, L375 1992.

Tanaka H., T. Morie, K. Aihara, "Associative memory operation in a Hopfield type spiking neural network with modulation of resting membrane potential," presented at *Int. Symp. on Nonlinear Theory and its Applications*, Bruges, Belgium, 2005.

Tsuda, *Neural Networks* **5**, 313 1992.

W. Gerstner, R. Ritz, and J. L. van Hemmen, *Biol. Cybern.* **69**, 503 1993.

Tsuda, *Neural Networks* **5**, 313 1992.

Varela, F. J. 1999. The specious present. In: J. Petitot, F. J. Varela, B. Pachoud, J. M. Roy (eds), *Naturalizing Phenomenology*. Standford: Standford University Press.

Yamana M., M. Shiino, and M. Yoshioka, *J. Phys. A* **32**, 3525 1999.