

# DEL CEREBRO A LA IMPLEMENTACIÓN ARTIFICIAL: ÚLTIMOS AVANCES

Enric Claverol\*

\*Proyectista del Departament d'Enginyeria Electrònica, UPC  
Proyecto dirigido por Joan Cabestany, catedrático del DEE, UPC  
e-mail: claverol@eel.uc.es

No han pasado tantos años desde que Ramón y Cajal, nuestro ilustre ganador del premio Nobel, propuso por primera vez que la neurona constituía el elemento procesador básico en el razonamiento humano. Sus tratados de histología son todavía hoy una obra valiosa pero la tecnología ha avanzado y con ella nuestra comprensión del sistema nervioso. La perspectiva que nos interesa en este artículo es la del ingeniero: el cerebro es una máquina

*El cerebro es una máquina compacta en espacio (...) óptimamente adaptativa a los cambios del entorno*

compacta en espacio, con capacidades de procesado de la información increíblemente superiores a los de los microprocesadores más avanzados y óptimamente adaptativa a los cambios del entorno. Imagínese una máquina capaz de funcionar con gran parte del sistema dañado tal como vemos en lesiones cerebrales severas. ¿Por qué no podemos reproducir, si es necesario plagian-do, estas características, al menos parcialmente, en nuestros sistemas?

Lo que pretende este artículo es dar una visión parcial de algunos de los últimos avances en este campo.

## DE LO QUE NO TRATAREMOS.

Dado que el cerebro está relacionado con conceptos tan difíciles de definir como la mente, la conciencia, el ánimo, etc. ha de quedar claro que el sistema nervioso será tratado aquí como un supercomputador. (Penrose R., 1994). Una máquina, como veremos más adelante masivamente paralela, que a efectos prácticos será considerada una caja negra que acepta información sensorial (Interfaces Input - Output), la procesa y la retorna. En este contexto nos interesa estudiar sus enormes capacidades como reconocedor y clasificador de imágenes, sonidos, etc, como extractor de leyes generales entre cantidades masivas de información, planificador y la mayoría de actividades que nos gustaría ver eficientemente ejecutadas en inteligencia artificial.

La batalla es dura pero hemos empezado con una victoria. La capacidad de cálculo potencial de un autó-mata de estados finitos implementado sobre Silicio (un antiguo Z-80) es muy superior a la de un cerebro humano frente a problemas parecidos. Esta limitación está sin duda relacionada con la estructura en red del sistema nervioso central y la carencia de una única unidad central de control.

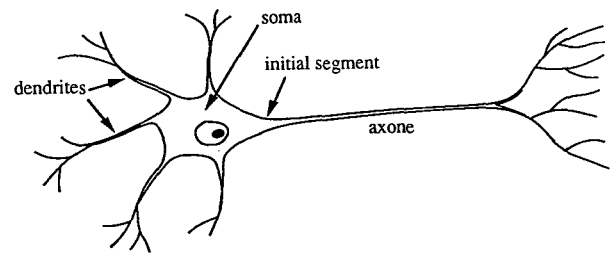


Figura 1. Motoneurona típica de vertebrado.

## LAS BASES.

La neurona es una célula como cualquier otra de las presentes en tejido biológico y que clásicamente se ha simplificado en el esquema de la fig. 1. Se trata de un dispositivo procesador de señales eléctricas con componentes de baja frecuencia. Las señales eléctricas se introducen en la unidad por el árbol dendrítico y se propagan de forma pasiva con la atenuación característica de un cable hasta llegar al cuerpo central o soma. Allí, tal como

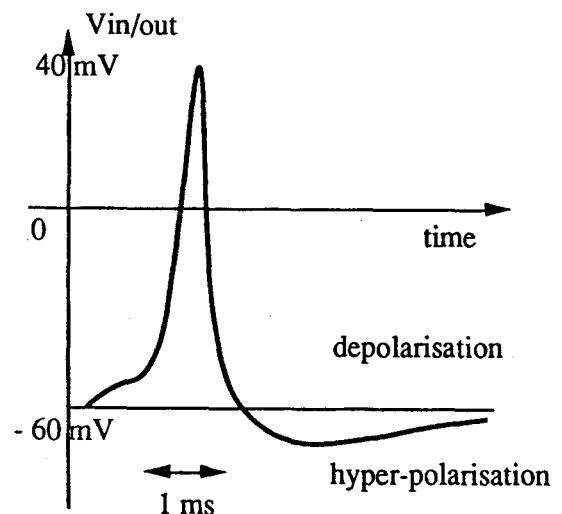


Figura 2. Potencial de acción ( $V_{interior} - V_{exterior}$  de membrana)



en una impedancia terminal, las diferentes señales de tensión son sumadas temporalmente, obteniendo así una señal de magnitud superior. La presencia de elementos activos en la membrana somática y en el segmento inicial del terminal axónico son responsables de un efecto disparo por umbral. Cuando el potencial eléctrico supera este umbral, el soma, actuando como fuente de tensión, genera una señal de forma característica conocida como potencial de acción (fig. 2). Esta señal se propaga por el terminal axónico, esta vez activamente, debido a regeneradores con un efecto parecido a un amplificador en una red de telecomunicaciones. (Kandel et al,1995).

Esta es la unidad básica integrante del sistema nervioso, tanto central como periférico.

La idea presentada en el párrafo anterior es el modelo clásico de neurona enunciado ya por Ramón y Cajal. Su hipótesis sobre el camino seguido por la señal (de dendritas a axón pasando por soma) no se pudo basar en mediciones experimentales debido a las limitaciones técnicas de la época. Su deducción se fundamentó en la disposición de las neuronas procesadoras de la información llegada del mundo exterior: siempre mostraban el árbol dendrítico hacia el exterior.

### MODELOS MATEMÁTICOS CLÁSICOS.

Diversas han sido hasta el momento las descripciones matemáticas propuestas para el comportamiento de la neurona:

Modelo McCulloch - Pitts: Algunos autores consideran que la computación neuronal nació en 1943 (McCulloch I Pitts, 1943) con los primeros intentos por entender la neurona. Para simplificar el análisis se supuso que la neurona actuaba con lógica de umbral (activada o no activada). La activación dependería del número de señales llegadas a sus múltiples entradas y el único retardo apreciable sería el producido en las conexiones sinápticas.

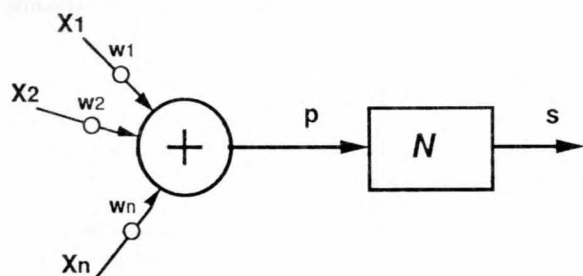


Figura 3. Modelo de neurona. Suma ponderada de las entradas y función de ponderación.

Por otro lado, la función no lineal de umbral dificultaba la resolución analítica de problemas utilizando este esquema básico. Se optó por sustituir la función de umbral por una de tipo sigmoide o tangente hiperbólica. La figura 3 es el esquema general, donde N es una función no lineal (como la de tipo umbral propuesta por

McCulloch) o línea,  $X_n$  es el valor de la señal a cada entrada y  $W_n$  un factor multiplicativo sobre esta señal.

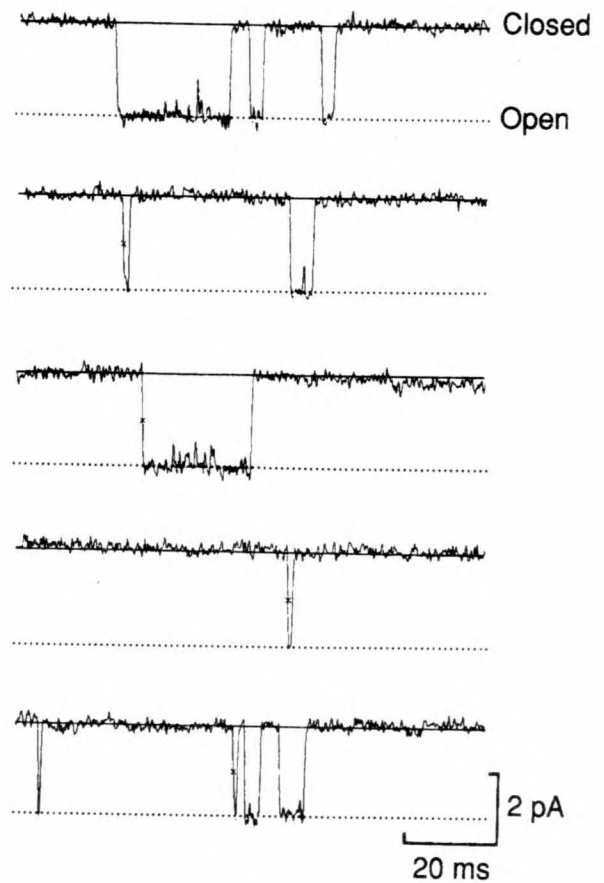
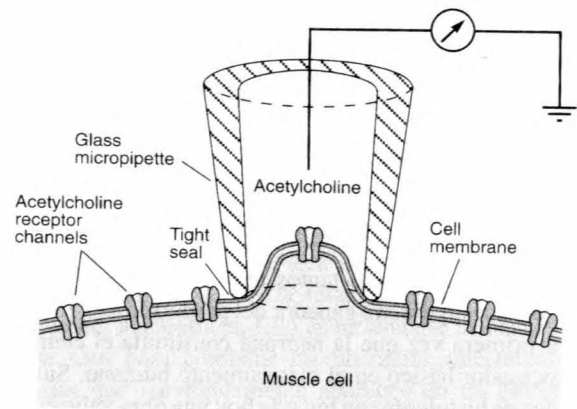
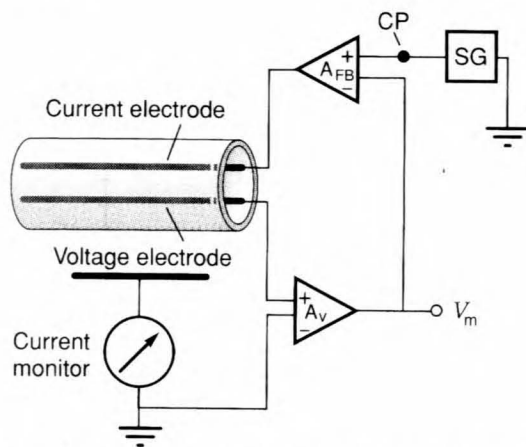


Figura 4. Patchclamp. Una pipeta permite aislar un único canal iónico de membrana.

Una consecuencia del uso de funciones N lineales fue la posibilidad de utilizar algoritmos por descenso de gradiente dada la naturaleza derivable de las funciones implicadas. Hoy, *back propagation* es el más representativo y más ampliamente utilizado de todos los algoritmos de aprendizaje. Las redes neuronales artificiales usadas habitualmente en trabajos de clasificación e interpolación se basan exclusivamente en *back propagation* y en un

modelo derivado de las hipótesis de MacCulloch y Pitts conocido como Perceptrón. Aunque estas estructuras eran claramente una simplificación excesiva, ya presentaban ventajas como algoritmos resolutores de problemas reales. Por ejemplo: el Departamento de Ingeniería Electrónica de la UPC (Universitat Politècnica de Catalunya) trabaja actualmente en un sistema basado en redes neuronales artificiales destinado a la clasificación de monedas.



**Figura 5.** Voltage-climp. Dos electrodos monitorizan la tensión transmembrana. La diferencia respecto a una referencia gobierna la fuente de corriente. Así se consigue mantener  $V$  constante.

Los parámetros modificables en las unidades son las constantes que escalan las señales recibidas por cada entrada de la neurona, clásicamente estos factores de escala se conocen como pesos. El aprendizaje se basa en que la red sea capaz de aprender en base de una modificación correcta de los pesos entre neuronas.

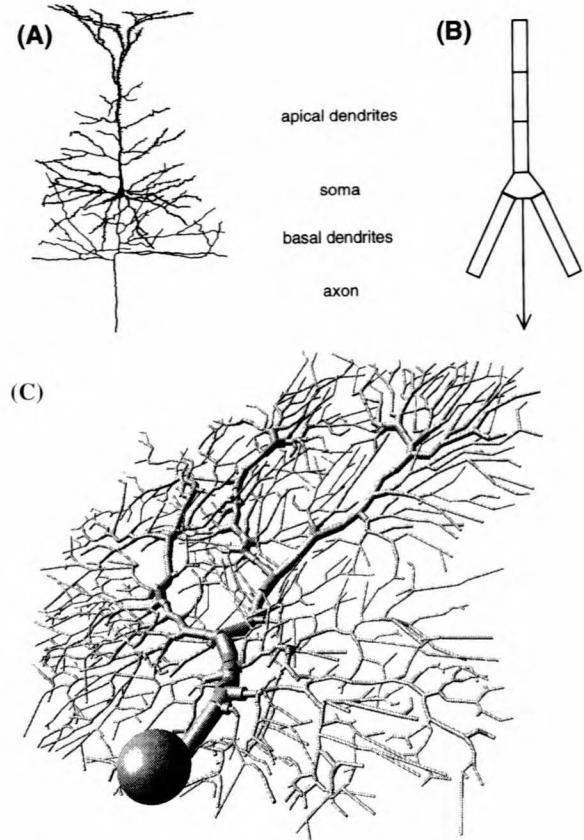
**Modelo Hopfield:** los esquemas basados en la idea original de MacCulloch tienen en común lo que se conoce como procesado *feedforward*, es decir se comportan como una red de puertas lógicas que implementan una función salida en base a una entrada. El problema se resuelve siempre sin intervención de lazos de realimentación. Ésta ya es una diferencia clara con sistemas biológicos reales puesto que los caminos de realimentación se encuentran profusamente en el sistema nervioso. Hopfield propuso un modelo donde el comportamiento de la unidad es parecido al del spin del electrón, pudiendo estar en estado +1 o -1. (Hopfield, 1985).

**Modelo continuo:** Una alternativa a las propuestas con tiempo discretizado son las soluciones basadas en ecuaciones diferenciales.

Por ejemplo,

$$\left(\frac{dp}{dt}\right) = \sum w_i * X_i(t)$$

donde  $p$  es el estado de la unidad,  $W_n$  es el peso para las señales llegadas por la dendrita  $n$  y  $X_n(t)$  la señal por la misma dendrita.



**Figura 6.** (A) Neurona piramidal. (B) Modelo compartimental simple. (C) Modelo compartimental complejo de neurona de Purkinje.

Hasta aquí hemos visto algunos de los modelos más clásicos de neuronas. Existen muchos otros como los algoritmos de cuantificación vectorial, los basados en máquinas de Boltzmann, etc.

Para más detalles sobre algoritmos y modelos ver Hassaun M. 1995.

## ÚLTIMOS AVANCES EN LAS TÉCNICAS DE ESTUDIO DEL SISTEMA NERVIOSO.

En los últimos años la neurociencia ha experimentado avances significativos. Ello se debe, por una parte a la mejora en la tecnología experimental que permite hacer medidas tanto in vivo como in vitro de la actividad eléctrica del sistema nervioso, y por otro lado, al nacimiento de una nueva línea de investigación conocida como neurociencia computacional. Esta última se basa en el uso del ordenador como simulador. Dado que las características electrofisiológicas de la membrana neuronal son cada vez más conocidas ya se dispone de una serie de ecuaciones que predicen de una manera muy exacta la generación y propagación de impulsos nerviosos.

A nivel experimental, el registro monoeléctrodo que permite observar los potenciales de una única unidad son la experiencia más antigua. Un paso importante han

sido las medidas multielectrodo que permitían detectar sincronización entre diversas unidades en una misma etapa de procesador o bien el progreso de la actividad en etapas secuenciales del procesado de información. Los métodos por imagen, PET (Positron Emission Tomography), SPECT (Single Photon Emission Tomography) y fNMR (functional Nuclear Magnetic Resonance) y fluorescencia son capaces de mostrar el grado de actividad eléctrica de diferentes zonas cerebrales en condiciones in vivo.

simple cámara de vídeo la activación de las neuronas en tiempo real. Se consigue de esta manera una resolución mucho mayor (unidad a unidad) comparado con otros métodos como SPECT y PET.

También es importante obtener datos de estructuras todavía más simples que la neurona. De la misma manera que caracterizar la pureza de un semiconductor puede ser importante para poder simular su comportamiento en el dispositivo, también lo es conseguir carac-

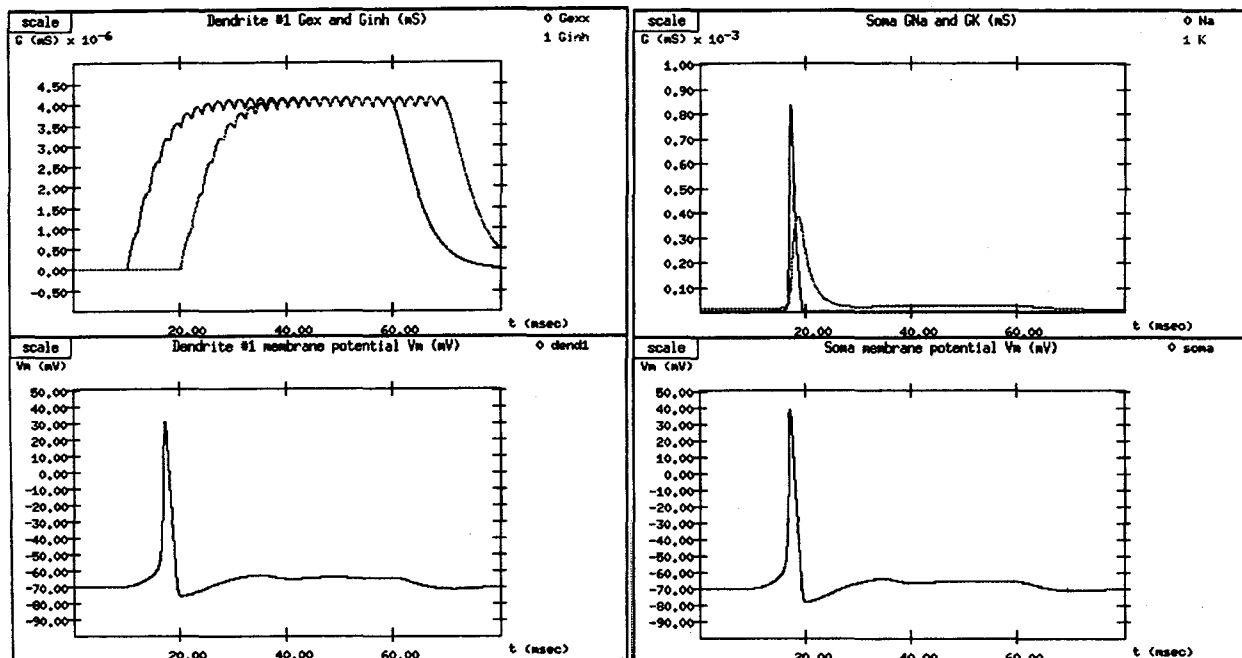


Figura 7. Potenciales de acción emulados con Genesis.

Las ventajas de estos sistemas son evidentes:

- la localización de los módulos cerebrales activos en cada tipo de trabajo,
- la determinación del camino seguido desde la llegada de la información sensorial,
- su procesad
- la integración de diferentes fuentes,
- y la activación motora.

Los sistemas por imagen permiten visualizar la presencia de sustancias que, directa o indirectamente, son evidencias de la actividad eléctrica. Por ejemplo, el mayor consumo energético de las neuronas y los cambios de concentración de sustancias implicadas en el metabolismo y marcadas previamente permiten identificar los centros más activos.

In vitro, es posible inyectar una sustancia fluorescente a la neurona, la cual permite registrar con una

terizar la membrana, las moléculas que en ella se hallan integradas y el flujo iónico a su través. Para ello se han desarrollado técnicas como patchclamp, voltageclamp y currentclamp. No nos extenderemos más en métodos experimentales sino que profundizaremos un poco en neurociencia computacional.

## GENESIS

Es uno de los paquetes de software más usados en la simulación de tejido nervioso. Ha sido desarrollado por la Universidad de Caltech. Se trata de un entorno perteneciente a los de la familia conocida como compartimentales. En ellos cada neurona se describe como un conjunto de trozos de membrana interconectados. Cada segmento se caracteriza por una serie de ecuaciones que describen el flujo de diferentes clases de iones y del potencial transmembrana. Cuanto mayor sea el número de segmentos usados por cada unidad menor será la velocidad de resolución de los sistemas pero mayor la exactitud de las soluciones. En la práctica, se encuentra un compromiso tal que el resultado es válido y la velocidad suficientemente alta. En cualquier caso, la simulación de cantidades de neuronas superiores al millar con un número de compartimentos elevado por cada unidad,

precisa de ordenadores dedicados, paralelos o la distribución de la carga computacional sobre varias máquinas en red.

A título de ejemplo, las ecuaciones de Hodgkin y Huxley (los cuales recibieron el premio Nobel por ellas) tienen como solución, con condiciones de contorno adecuadas, exactamente la señal conocida como potencial de acción y medible en neuronas reales. La clave reside en la suposición de que la dinámica de las puertas que formaban canales en la membrana seguía una dinámica de primer orden:

$$\left(\frac{dp}{dt}\right) = \alpha(V)(1-p) - \beta(V)p$$

Donde  $p$  es el porcentaje de puertas específicas para un ion abiertas ( $p$ ) y  $(1-p)$  la fracción de puertas cerradas. Las constantes dependientes del voltaje son el ritmo de apertura y el ritmo de cerrado.

Complicando algo más la ecuación se obtuvieron resultados como los de la figura 8.

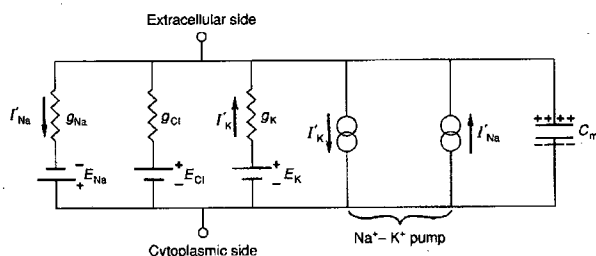


Figura 8. Modelo eléctrico de un segmento de membrana.

Una manera cómoda de representar un segmento (compartimento) de membrana es la de componentes electrónicos discretos (fig. 8). La membrana se comporta como una impedancia pasiva pero con un potencial de reposo no nulo (-80 mV). En paralelo se encuentra un compensador (capacidad transmembrana) que representa la capacidad de almacenaje de cargas. Además de estos elementos básicos. Se encuentran conductancias llamadas activas que permiten el paso de NA y K. Su particularidad es que dependen del potencial de membrana y por esta razón muestran un fenómeno de avalancha que es el conocido potencial de acción.

Genesis permite interconectar compartimentos de manera manual o bien siguiendo criterios estadísticos. Ésta sería la primera fase en toda simulación que consiste en la construcción del modelo. También se dispone de librerías con varios tipos de canales (además de los ya vistos de NA y K). Su presencia unida a patrones de interconexión determinados entre neuronas son los responsables de los CPG (Central Pattern Generators). Estos son sistemas oscilantes normalmente actuando a modo de relojes en procesos repetitivos como andar, el latir del corazón, el nadar de los invertebrados, etc.

Otra aplicación del entorno Genesis la constituye la comparación de resultados experimentales de EEG (Electrical Encephalography) y resultados simulados. De esta manera se confirma que Genesis ofrece datos biológicamente creíbles. (Bower J., 1994).

## ALGORITMOS DE APRENDIZAJE BIOLÓGICAMENTE PLAUSIBLES.

Una idea repetida con frecuencia es que la información almacenada en el código genético es a todas luces insuficiente para describir con exactitud los billones de conexiones sinápticas que forman el sistema nervioso central. Deben haberse codificado pautas para el comportamiento de la neurona (lo que computacionalmente serían algoritmos) que finalmente, después de una etapa de aprendizaje, consiguen rendimientos óptimos en variadas facetas del procesado de información.

Los algoritmos Hebbianos tienen su origen en la conocida regla de Hebb: una conexión entre neuronas con alta actividad acaba facilitándose. La potenciación de una conexión sináptica significa que la unidad receptora será alterada en mayor grado por el potencial de acción llegado de la primera. A veces, se generará otro potencial de acción en la neurona receptora y este se extenderá nuevamente por su axón. Este mecanismo ha sido observado experimentalmente (Bliss T., 1973) y se han inducido con electrodos cambios permanentes en las características de una sinapsis.

Pero ésta es sólo la idea general. Caracterizar más cuidadosamente este fenómeno hasta el punto de hacer posible la implementación de modelos artificiales con alguna utilidad práctica es una tarea más complicada. Los últimos trabajos han ofrecido resultados alentadores:

- se ha observado experimentalmente que algunas conexiones con una baja actividad han aumentado su eficiencia por mecanismos asociativos: cuando otras conexiones del mismo árbol dendrítico se han mostrado activas, las conexiones vecinas han aumentado su eficiencia aunque no hayan destacado por frecuencias altas de potenciales de acción (Levy, W., 1979).

- la actividad en contrafase en dos sinapsis se ha demostrado como un estrategia de reducción de la eficiencia de las conexiones. (Stanton P., 1989)

- la respuesta de una sinapsis es no lineal. Ante un tren de impulsos evocados mediante un electrodo, la sinapsis responde con una amplitud decreciente en el tiempo. La potenciación de esta durante periodos de alta actividad parece ser dependiente de la frecuencia de los trenes de potenciales de acción (Markram H., 1996).

- la vía de propagación clásicamente admitida para el potencial de acción había sido desde la dendrita, pasando por el soma celular y hasta el final del axón. Se

ha demostrado experimentalmente que la propagación en sentido inverso (aunque de manera algo más limitada) también es posible (Markram et al. 1994). El papel de este fenómeno en los algoritmos de modificación de pesos no se había estudiado hasta que recientemente se observó el efecto de un potencial de acción llegado por esta vía opuesta a la clásica hasta una sinapsis. El resultado importante se obtiene cuando antes o después de su llegada, ha aparecido también otro potencial nervioso desde una unidad diferente. Para diferencias menores de 100 mseg, la coincidencia entre la propagación inversa y la llegada de un nuevo impulso puede tanto potenciar como disminuir el peso de la conexión.

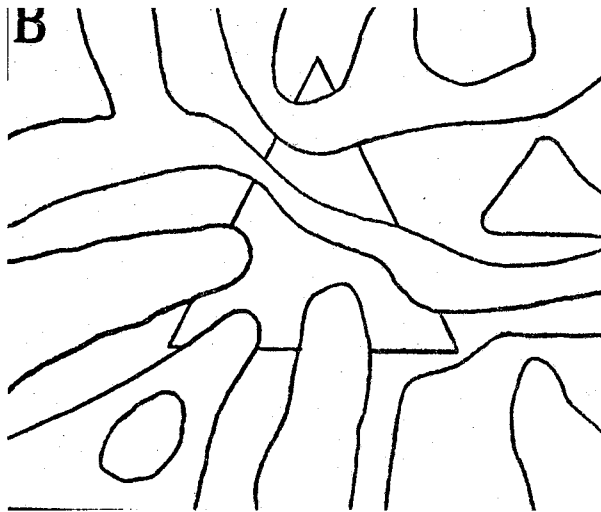


Figura 9. Triángulo ocluido pero fácilmente reconocible.

La pregunta sobre como estos resultados dan luz sobre el aprendizaje no supervisado del cerebro se está empezando a responder por varias vías. Una de ellas es la hipótesis de una red nerviosa fundamentada en la detección de invariancias en la información recibida.

Sería de utilidad un algoritmo capaz de descubrir en señales variantes con el tiempo características significativas mientras, que despreciara las que no lo fueran. De hecho, este es un problema parecido a la reducción de dimensionalidad.

Se han sugerido esquemas simples capaces de entrenar neuronas artificiales para que su salida sea una medida de la variancia de una señal o para que adapte sus

*El filtrado de ruido sobre señales con componentes de baja frecuencia parece ser fácilmente implementable con mecanismos observados en sinapsis reales.*

pesos en función de esta variancia. También se ha sugerido que la variancia significativa puede ser la mostrada en ventanas temporales grandes (los cambios lentos suelen comportar información significativa) mientras que para ventanas temporales pequeñas, la neurona puede minimizar su variancia. En otras palabras, el filtrado de ruido sobre señales con componentes de baja frecuencia parece ser fácilmente implementable con mecanismos observados en sinapsis reales.

En el apartado que sigue nos centraremos ya no en algoritmos sino en un modelo de neurona y una estructura de interconexión que ha mostrado propiedades interesantes.

## DYNAMICAL LINKING

A título de ejemplo vamos a describir uno de los mecanismos surgidos del interés de los ingenieros por descubrir el comportamiento real del tejido nervioso.

Tanto en medidas multielectrodo en animales anestesiados como en simulaciones en entornos semejantes a *Genesis* se ha observado la posibilidad de que varias neuronas se sincronicen frente a determinados flujos de información. Esto significa que disparan sus potenciales de acción en fase y que mantienen una frecuencia casi idéntica (Eckhorn et al. 1988; Sporns et al. 1989). La estimulación con información visual simple (barras luminosas, flashes, etc.) ha demostrado que la sincronización está condicionada al estímulo, es decir, a la información procesada. Un mismo estímulo ocasiona la misma sincronización en experiencias repetidas.

¿Podría estar este fenómeno relacionado con alguna de las funcionalidades del cerebro?

En procesado de imagen el reconocimiento de objetos choca con la falta de algoritmos flexibles capaces de percibir como una unidad (el objeto) secciones dispersas pero con algunas características comunes. Por ejemplo, la figura 9 muestra un triángulo parcialmente ocluido



Figura 10. Dálmata con cabeza hacia la izquierda. Sólo reconocible después de entrenamiento

y la figura 10 un problema de reconocimiento incluso difícil para el ojo no entrenado.

Algunos autores han propuesto soluciones basadas en osciladores acoplados. Las señales sensoriales actúan sobre un grupo de neuronas modificando alguna de sus características como oscilador (fase, frecuencia o amplitud). Señales de magnitudes diferentes modifican de manera diferente el comportamiento del oscilador.

La red recibe los valores de potencia media para diversas bandas del espectro. El número de segmentos en que se ha de dividir éste es fijo y se estudió empíricamente para el problema específico que nos ocupa.

El número de unidades para la etapa de entrada se corresponde con el número de estas bandas. Cada unidad oscilante recibe como entrada la potencia media para la banda que se le ha asignado. Cuando el valor de la

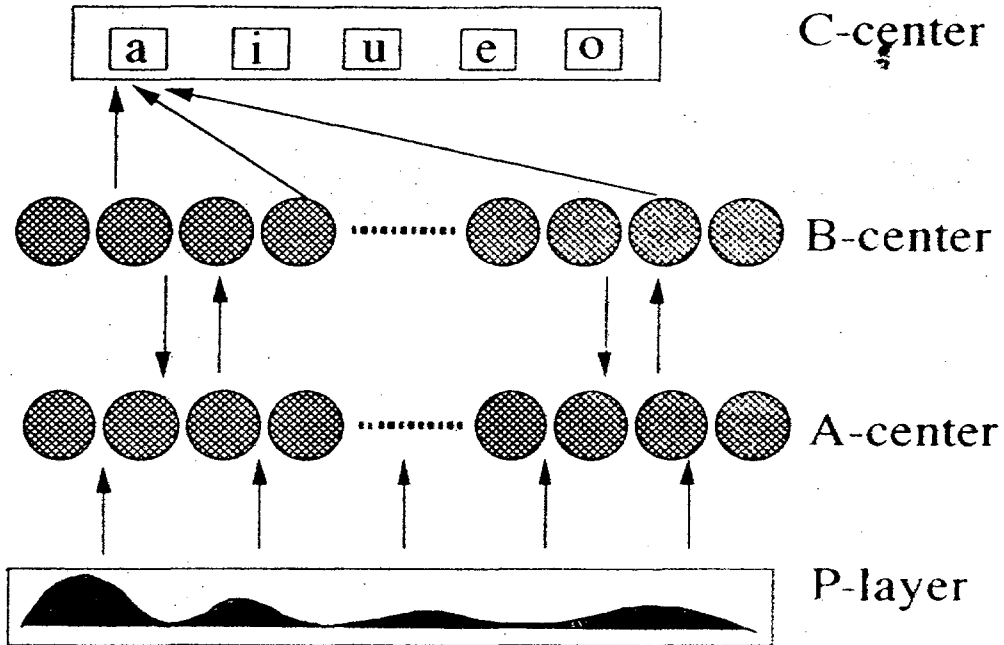


Figura 11. Red completa para reconocimiento de vocales por sincronización.

La sincronización aparece gracias a la interconexión de las unidades (tal como en el cerebro lo hacen los árboles dendríticos y los axones). La presencia de un estímulo en el campo visual asociado a una neurona comporta modificaciones en la actividad en todas aquellas que se le conectan. Estas conexiones tendrán un peso sináptico asociado, es decir, algunas perturbarán las unidades vecinas con mayor facilidad que otras.

En reconocimiento de voz también se ha propuesto un modelo de neurona y una estructura de la red capaz de identificar sonidos y clasificarlos correctamente. En concreto, vamos a ver la solución para el reconocimiento de vocales independiente del hablante.

*Será menos probable conseguir oscilaciones sincronas entre unidades que no pertenezcan a ninguno de los patrones aprendidos*

potencia en un segmento es suficientemente alta la unidad puede entrar en oscilación mientras que para valores bajos se mantienen constante.(capa A)

Conexiones laterales excitadoras e inhibitoras son responsables de la activación sincrona de varias unidades (sincronización local).

Una segunda capa de unidades posee interconexiones entre ellas con pesos prefijados. Un peso mayor hace más probable la sincronización mientras que uno menor la dificulta. Dado que cada patrón a reconocer se caracteriza por una determinada forma del espectro, los pesos en la segunda capa se determinan siguiendo dicha forma. Por ejemplo, si una vocal se caracteriza por valores de potencia altos en las bandas B1 y B4, las unidades de la capa B asignadas a estas bandas se interconexionan entre ellas con pesos sinápticos altos.

La consecuencia de este patrón de interconexión es que existe una mayor probabilidad de que unidades de la segunda capa pertenecientes a alguno de los patrones aprendidos oscilen de manera sincrona. Será menos probable conseguir oscilaciones sincronas entre unida-

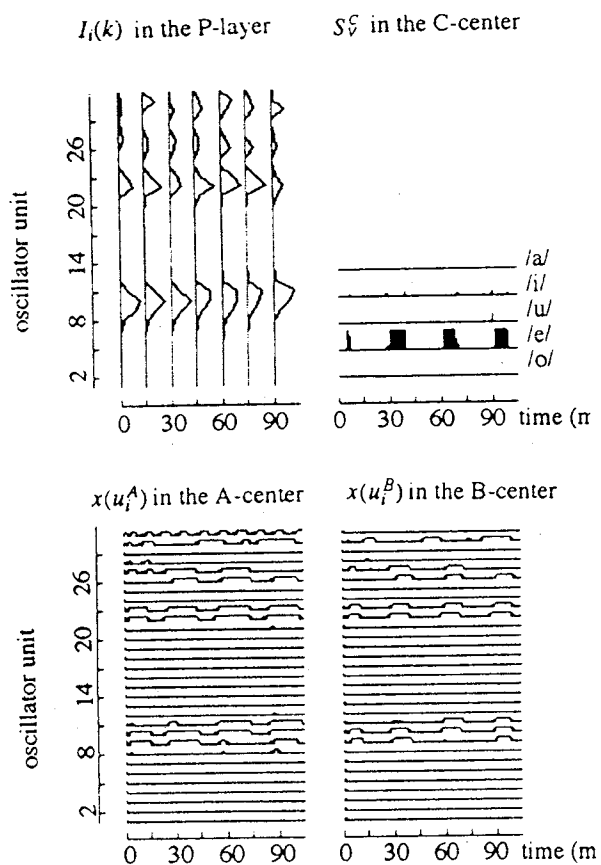


Figura 12. Espectro de entrada (sup-izq.)  
Activación de unidades (inf.)  
Detección de sincronización en última capa (sup-der.)

des que no pertenezcan a ninguno de los patrones aprendidos. En resumen, la estrategia seguida que pretende ser una hipótesis sobre el procesado auditivo es transformación del señal auditivo temporal en su espectro de potencia, excitación de las unidades de la primera capa proporcionalmente a la potencia de la banda del espectro que les corresponda, propagación de las oscilaciones de la primera capa a la segunda capa y detección de sincronizaciones en esta capa por correlación del valor instantáneo de las unidades.

*El estado actual de la  
tecnología experimental y de  
la implementación VLSI  
hacen pensar que veremos  
pasos agigantados en los  
próximos años.*

De hecho, puede suponerse que una tercera capa posee un grupo de unidades capaces de detectar valores altos y simultáneos en varias neuronas de la capa B.

La fig. 12 muestra las sincronizaciones de la segunda capa para el espectro de una vocal. (Fang Liu et al, 1994).

## CONCLUSIONES

Este artículo ha pretendido ser una introducción a las neurociencias desde la perspectiva del ingeniero. El Departamento de Ingeniería electrónica de la UPC ha propuesto soluciones hardware para implementación de R.N.A. (Cabestany J., et al., 1995). El estado actual de la tecnología experimental y de la implementación VLSI hacen pensar que veremos pasos agigantados en los próximos años. Algunos de los primeros resultados se han comentado en los párrafos anteriores.

## BIBLIOGRAFÍA

- BLISS T., LOMO T., 1973. J. Physiol Lond. Vol 232:331.
- BOWER J., BEEMAN D., The book of Genesis. TELOS. Springer-Verlag. 1994.
- CABESTANY J., MORENO J.M., CASTILLO F., Realización física de redes neuronales artificiales (neurocomputadores). Computación Neuronal. Universidad de Santiago de Compostela. 1995.
- ECKHORN et al., Coherent oscillations: a mechanism of feature linking in the visual cortex? Biol Cybernetics 60:121-130. 1988
- FANG LIU et al., Flexible vowel recognition by the generation of dynamic coherence in oscillator neural networks: speaker-independent vowel recognition. Biol Cybern. 71, 105-114 (1994).
- HASSAUN M., Fundamentals of artificial NN. The MIT Press. 1995.
- KANDEL E., et al. Essentials of Neural Science and Behaviour Ed. Appleton and Lange. 1995.
- LEVY W.B., Steward O., Brain Research 175, 233-245 (1979).
- MARKRAM H., et al. Redistribution of synaptic efficacy between neocortical pyramidal neurons. Nature Vol 382:807.
- MARKRAM H., et al. Regulation of Synaptic Efficacy by Coincidence of Postsynaptic Aps and EPSPs. Science Vol 275, p213.
- PENROSE R., Shadows of the mind. Oxford University Press. 1994.
- STANTPN P., SEJNOWSKI T. 1989. Associative long-term depression in the hippocampus induced by Hebbian covariance. Science. Vol 339:215.
- SPORNS O. et al. Reentrant signaling among simulated neuronal groups leads to coherency in their oscillatory activity. Proc. Natl. Acad. Sci USA 86:7265:7269.