

# Fenómenos no lineales y caóticos en células lógicas

JOSÉ ANTONIO MARTÍN-PEREDA  
E. T. S. Ingenieros de Telecomunicación  
Universidad Politécnica de Madrid  
Ciudad Universitaria  
28040 Madrid

El objetivo del presente trabajo es el de presentar la situación actual de las posibles relaciones entre los comportamientos de las células lógicas, empleadas en Computación Óptica, y algunos comportamientos no lineales obtenidos en sistemas complejos. Como se mostrará, las arquitecturas empleadas en sistemas de cálculo, y más en concreto, las unidades básicas de que están compuestas, pueden dar lugar a situaciones no previstas de antemano y, como consecuencia, generar procesos ajenos a los inicialmente previstos. En concreto se mostrará cómo de una célula lógica, pueden obtenerse comportamientos caóticos. Este estudio se extenderá al análisis de redes neuronales biológicas y a su posible modelización con las anteriores técnicas. Como caso concreto de estudio se ofrecerá una simulación de la retina de los vertebrados, obtenida mediante las células lógicas presentadas anteriormente.

## 1. No Linealidades en Computación

La mayor parte de las funciones realizadas por los ordenadores convencionales tienen relación, en su mayor parte, con la ejecución de funciones lógicas para una serie de datos de entrada. A partir de un conjunto de operaciones elementales básicas, como son las funciones AND, OR y equivalentes, se configuran arquitecturas más o menos complejas capaces de reali-

zar las distintas operaciones aritméticas. Todo ordenador se diseña de manera que el resultado que proporcione se encuentre dentro de lo que inicialmente se había programado. Un resultado no esperado no es nunca algo que el ordenador dé de manera autónoma, sino que es debido, en todos los casos, a un fallo en algunas de sus partes electrónicas o a un error en el programa que se le ha instalado. Aunque no sea un concepto correcto, ya que por su propia forma de procesado los elementos de los que consta no lo son, podría decirse que los ordenadores se comportan de una manera lineal. Esta linealidad debe ser entendida en el sentido de que ante unas determinadas entradas el o los resultados van a ser siempre los esperados y los deseados. Esto es, nada fuera de lo que se había predeterminado.

La situación es muy distinta en cualquier dispositivo, tanto electrónico como fotónico, en el que, por ejemplo, dependiendo de la intensidad del campo eléctrico que actúe sobre un material, su índice de refracción puede tener un valor u otro y si, como suele ser el caso, el campo tiene fluctuaciones no controladas, el dispositivo adoptará un comportamiento u otro dependiendo del valor de aquél. Existe por ello una cierta ambigüedad en el resultado de salida. Podría decirse que hay una cierta indeterminación. O también dicho de otra forma, existen no linealidades que pueden hacer más difícil la predicción del valor final de un determinado parámetro. La relación entre la entrada y la salida se complica, deja de ser "lógica", en el sentido que habíamos visto antes en los ordenadores.

Como es evidente, todas estas fluctuaciones tienden a hacerse desaparecer en el caso de los componentes empleados en computación, de manera que el comportamiento "lineal" que se había indicado anteriormente se verifique de manera constante. Para conseguirlo se intenta que trabajen siempre con unos márgenes entre los que no hay posibilidad de variación de los parámetros que los definen, se procura evitar realimentaciones indeseadas en los circuitos empleados y, así, toda una larga serie de precauciones cuyo detalle está en la mente de todos los que hayan intentado diseñar o trabajar con circuitos lógicos.

Pero la situación pasa a ser muy diferente cuando lo que se intenta aprovechar es, por el contrario, esas no linealidades que pueden ofrecer los elementos básicos que constituyen una unidad de procesado lógico. Como se verá en los siguientes apartados, a partir de un comportamiento en esencia lógico, con algunas modificaciones en ciertos parámetros del sistema que lo lleva a cabo, pueden llegarse a obtener unas salidas variables que, en algunos casos, pueden llegar incluso a ser caóticas.

Por otra parte, y éste es otro hecho también a tener en cuenta, desde la pasada década han pasado a formar parte de los sistemas de procesado de señales otro conjunto de unidades que ya se alejan bastante de los que, convencionalmente, constituían los elementos básicos del cálculo mediante ordenadores. Estos elementos son los que constituyen el campo de conocimiento que se conoce como «redes neurales» y que no fueron, en sus inicios,

más que un intento de réplica, en cierta forma, de las redes existentes en el sistema nervioso de los seres vivos. Este tipo de estructuras ha ido evolucionando con el tiempo y en la actualidad se diferencian ya bastante de lo que puede verse en neurofisiología como arquitecturas de los sistemas neuronales biológicos. Aunque su comportamiento, como se verá más adelante, es bastante distinto del habitual en los circuitos computacionales, tampoco suele darse en ellos un patrón de comportamiento diferente del que se correspondería con un sistema regular. Tanto cuando se emplean para reconocimiento de patrones como cuando lo hacen para procesado de señales, su evolución en el tiempo es algo perfectamente determinado. Las condiciones de contorno que se imponen desde un principio marcan de forma rígida cómo actuarán en el futuro. Son, por ello, sistemas en cierta manera determinísticos. A pesar de ello ofrecen una serie de características que estimamos pueden ser de interés para el estudio de fenómenos no lineales en circuitos lógicos por lo que a ellas dedicaremos el inicio del presente apartado.

Queda sólo, como último tema a tratar, uno que se refiere a la nomenclatura a emplear y que, de alguna forma, ya ha sido esbozado en los anteriores párrafos. El término “red neural” será aplicado a aquellas configuraciones compuestas por un número muy elevado de unidades elementales artificiales de procesado, que se encuentran conectadas mediante enlaces directos entre ellas, cooperando para realizar un procesado distribuido y paralelo de la información. Por el contrario, designaremos por “red neuronal” a toda estructura constituida por neuronas biológicas en una estructura típica de cualquier ser vivo. Aunque en algunos casos suelen intercambiarse los términos, a lo largo del presente trabajo ambos conceptos serán aplicados, únicamente, a los casos que les corresponden de manera directa.

### 1.1. *Nociones básicas de redes neurales*

Los modelos neurales aunque, como se ha dicho, estaban destinados en un principio a simular a las configuraciones neuronales, su estado actual se diferencia notoriamente de éstas por un gran número de hechos. Entre los más significativos podemos mencionar los siguientes:

- a) Los sistemas neuronales son muy complejos, no conociéndose aun apenas nada de su comportamiento real.
- b) Desde un punto de vista real, es prácticamente imposible, y hasta inútil para la mayor parte de las aplicaciones, simular por completo el comportamiento integral de las neuronas reales.
- c) Las redes neurales se diseñan de forma que sean capaces de resolver problemas muy concretos, sin intentar que actúen para una función diferente de para la que fueron creadas.

- d) Sólo una pequeña parte del comportamiento de las neuronas es importante para su capacidad de procesado de información, siendo, en muchos casos y dentro de nuestro actual conocimiento del tema, irrelevantes gran parte de los efectos colaterales que ofrecen.

En virtud de lo anterior, las unidades básicas de una red neural están constituidas con unos elementos muy sencillos que, en general, se derivan del modelo presentado, en 1943, por McCulloch y Pitts y que, a través de una serie de modificaciones, han llegado al modelo neural de Hopfield que es, en la actualidad, uno de los más extendidos. Al primero de ellos, y a modo de ejemplo, vamos a dedicar el siguiente apartado.

### 1.1.1. Modelo de McCulloch-Pitts o Modelo Básico

Su configuración, que aparece en la Fig. 1, consiste esencialmente en un dispositivo no lineal, con varias entradas a través de interconexiones con pesos diferentes,  $w_{ji}$ , denominados pesos o intensidades sinápticas. Estas entradas, una vez sumadas, inciden sobre un elemento cuya función de transferencia se corresponde con una determinada no linealidad, algunas de las cuales, con sus respectivos nombres, aparecen en la Fig. 2. Su salida puede ser a un único terminal o a varios pero, en este modelo, tanto si es uno como si son más de uno, en todos ellos aparece la misma señal. En la etapa de suma de las señales de entrada, se añade una adicional que se denomina polarización o señal de control que actúa como una más. En resumen, la función de salida será del tipo

$$y_j = \Psi \left( \sum_{i=1}^n w_{ji} x_i + \Theta_j \right)$$

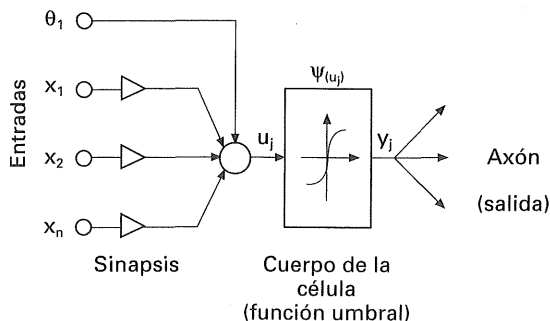


Figura 1. Modelo de McCulloch-Pitts de la neurona.

en la  $\Psi$  que es el tipo de función umbral adoptada,  $\Theta_j$  es la polarización o señal de control externo,  $w_{ji}$  son los pesos sinápticos y  $x^i$  las correspondientes entradas ( $i = 1, 2, \dots, n$ ), siendo  $n$  el número de entradas y  $\Psi_j$  es una de las posibles salidas. Como puede apreciarse en la misma Fig. 1, la estructura presentada es, conceptualmente, análoga a la de una neurona real.

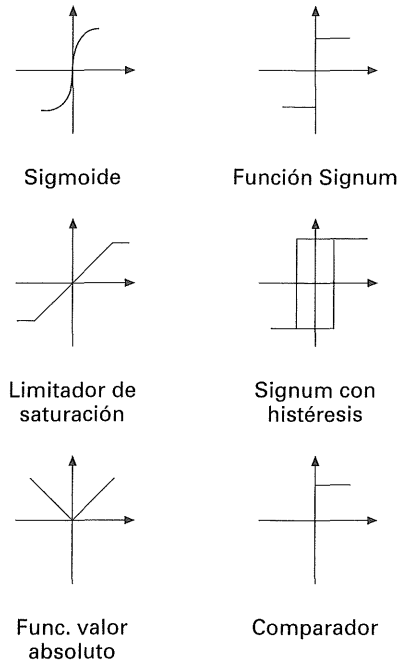


Figura 2. Algunas de las funciones umbral adoptadas.

### 1.2. Limitaciones de la redes neurales con respecto a las biológicas

Una de las limitaciones más significativas que tienen las redes neurales artificiales con respecto a las neuronales biológicas es la del rígido comportamiento que tienen aquellas comparado con el de éstas. Existe una gran cantidad de información sobre cómo evolucionan temporalmente determinados sistemas biológicos que indica que, en la mayor parte de los casos, esa evolución no satisface ningún tipo de regla fija y determinada sino que, por el contrario, aparece una dinámica que es esencialmente de un tipo complejo, aproximándose en muchos casos al de un verdadero caos, en el sentido de Teoría de la Complejidad del mismo. Así, del análisis de los datos de un electroencefalograma se desprende que la actividad cerebral humana se parece a la de un sistema adaptativo no lineal y disipativo. Del estudio

del ritmo del corazón se detecta que el recogido de personas sin ningún tipo de patología es notoriamente más complejo que el correspondiente a personas con algún tipo de trastorno coronario, en las que puede llegarse a tener un ritmo totalmente regular en número de latidos por minuto. Estos hechos, entre otros muchos posibles, indican que los organismos vivos poseen una complejidad mucho más manifiesta de lo que las simulaciones que se intentan realizar de ellos, a través de técnicas como las derivadas de las redes neurales, ofrecen. Así, en contraste con las máquinas de estados finitos, que operan con simples bits de información, los seres vivos parecen trabajar con complejos bloques de información. Por ello, el trabajar con modelos basados en teoría de sistemas dinámicos clásicos es trabajar con un conjunto de limitaciones que pueden impedir el desarrollo de generalizaciones más amplias. Parece procedente analizar, aunque sea rápidamente, algunas de estas limitaciones.

Y para ello partiremos de un modelo aditivo típico de la representación de una red neural como las vistas en el apartado anterior. En ellas se tiene

$$\dot{u}_i + u_i = \sum_{j=1}^n T_{ij}V(u_j) + I_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

donde  $u_i(t)$  es el potencial medio de la neurona  $i$ -ésima,  $T_{ij}$  una constante sináptica,  $V(u)$  una función sigmoide,  $I_i$  la entrada y  $t$  es el tiempo.

La primera limitación de este modelo es que el comportamiento de las neuronas es colectivo pero no paralelo: cualquier cambio que se realice en la actividad de la neurona  $i$ -ésima afecta instantáneamente a todas las demás:

$$\frac{\partial \dot{u}_i}{\partial u_i} = \frac{dV}{du_j} T_{ij} \neq 0$$

Los sistemas biológicos, por el contrario, presentan al mismo tiempo un comportamiento paralelo y colectivo. Por ejemplo, las manos derecha e izquierda son mecánicamente independientes, lo que quiere decir que trabajan en paralelo. Pero, al mismo tiempo su actividad está coordinada por el cerebro, lo que implica que su comportamiento es colectivo.

La segunda limitación es que en las redes neurales su comportamiento viene determinado, de manera unívoca, por sus condiciones iniciales. El sistema nunca olvida estas condiciones y las lleva consigo hasta un tiempo infinito. Para cambiar dicho comportamiento, las entradas externas han de sobrepasar de manera significativa a la inercia del pasado. Por el contrario, los sistemas biológicos son mucho más flexibles. Pueden olvidar el pasado y adaptan su comportamiento a los cambios del entorno.

Finalmente, las características de los sistemas artificiales son de la misma escala y están aislados del micromundo por una gran diferencia de

magnitudes. Los sistemas biológicos, en cambio, involucran mecanismos que abarcan el margen completo de magnitudes, desde la molecular hasta la macroscópica.

Las tres limitaciones mencionadas anteriormente son, en realidad, las consecuencias inevitables de la condición de Lipschitz para los sistemas gobernados por dinámica clásica. Esta condición garantiza la unicidad de las soluciones, en dichos sistemas, para unas determinadas condiciones iniciales. En el caso de las redes neurales requiere que todas las derivadas

$$\partial \dot{u}_i / \partial u_i$$

existan y estén, al mismo tiempo, acotadas en la forma

$$\left| \frac{\partial \dot{u}_i}{\partial u_j} \right| < \infty.$$

La unicidad de la solución

$$u_i = u_i(t, \dot{u}_i, \dots, \dot{u}_n)$$

con las condiciones iniciales

$$\dot{u}(i=1, 2, \dots, n)$$

es una interpretación matemática del comportamiento previsto y rígido del correspondiente sistema dinámico.

Todo lo anterior conduce a la conclusión de que para que un sistema pueda simular a uno biológico, ha de partirse de postulados diferentes a los enunciados para las redes neurales convencionales. No es éste el momento de completar este camino, pero si parece conveniente, al menos, iniciar algunos pasos para configurarlo. Esto será lo que haremos en los siguientes apartados.

### 1.3. Ideas de Computación Óptica

Aunque los caminos posibles para llevar a cabo algunos de los anteriores conceptos son muy dispares y, al mismo tiempo, basarse en ideas absolutamente distintas, uno de los posibles es el que tiene como punto de partida las realizaciones llevadas a cabo, hasta la fecha, en el campo de la Computación Óptica. Este campo, que surgió con fuerza al principio de la década de los ochenta, ha visto como han ido pasando los años y la realidad que se prometía esplendorosa para él en los próximos años, se ha

ido convirtiendo en algo en lo que muchos de sus antaño más ardientes defensores empiezan a dudar de su implantación en fechas próximas. Por el contrario, una gran parte de los conceptos que se fueron desarrollando para ponerla en práctica, desde sus mismos inicios, han servido para alimentar e impulsar con fuerza otras áreas. Así por ejemplo, las comunicaciones ópticas, se han aprovechado de todos los conceptos de conmutación a alta velocidad entre dos estados para plantear sus futuros conmutadores fotónicos, base de las centrales de encaminamiento de señales del futuro. El reconocimiento de imágenes, casi olvidándose ya de las técnicas propuestas anteriormente, y que se basaban en la transformada óptica de Fourier, se está sirviendo de dispositivos como los moduladores espaciales de luz, durante muchos años caballo de batalla de algunas arquitecturas de computación óptica. Esta lista podría alargarse casi tanto como se desease, pero no es el objetivo de estas líneas.

De entre las realizaciones que la Computación Óptica desarrolló, una de ellas presenta unas características no lineales que pueden servir de base para hacer realidad algo de lo que antes se ha planteado. Son los dispositivos no lineales tipo SEED ("Self-Electrooptic Effect Device") y derivados cuyas características de señal de salida en función de la de entrada aparecen en la Fig. 3. Como puede apreciarse, su forma es lo suficientemente complicada como para intuir que, con una adecuada elección de los parámetros del sistema en el cual se sitúe, éste podrá llegar a tener un comportamiento altamente complejo. De hecho, como se mostrará más adelante, este comportamiento puede llegar a ser incluso caótico. En cualquier caso, el objetivo de la Computación Óptica no era, como es lógico, obtener resultados caóticos sino que, por el contrario, lo deseado era, y sigue siendo, la realización de operaciones lógicas análogas a las efectuadas con los ordenadores convencionales, basados en circuitos y dispositivos electrónicos.

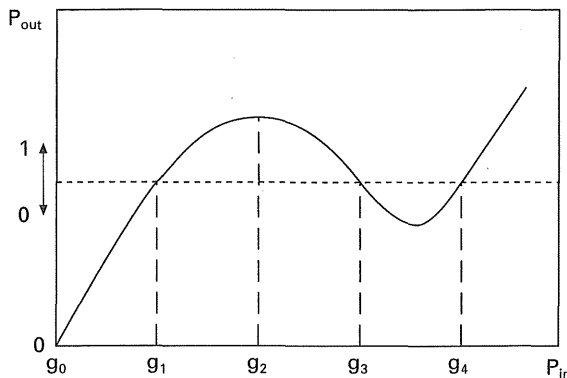


Figura 3. Comportamiento real de un dispositivo SEED.



Las bases de la Computación Óptica son esencialmente dos: la existencia de dispositivos ópticos no lineales, capaces de conmutar entre dos estados, los equivalentes al “on” y al “off” de los circuitos lógicos electrónicos, en un tiempo mucho más corto que éstos y, al mismo tiempo, las propiedades de paralelismo de la luz, que permiten trabajar, de forma simultánea, con mucha más cantidad de información que con los circuitos electrónicos, elementos éstos esencialmente aptos sólo para trabajar en serie.

Con estas dos ideas como punto de partida se han planteado, en los últimos quince años, toda una serie de propuestas, tanto para circuitos sencillos que lleven a cabo operaciones lógicas elementales, como para arquitecturas complejas de computación. Casi en ningún caso, ninguna de todas ellas ha visto una realización práctica que pudiera ser puesta en el mercado. El camino sigue abierto y creemos que así seguirá por algún tiempo.

#### 1.4. *Ejemplo de célula lógica programable ópticamente*

Entre las muchas realizaciones que pueden verse en la literatura, en el presente trabajo vamos a plantear una de ellas como ejemplo característico de lo que puede ser una célula lógica programable ópticamente, de la que, con las adecuadas modificaciones, podrá llegarse a obtener un comportamiento no lineal. Esta célula ha sido presentada por el equipo del autor de estas líneas y, como se verá posteriormente, sus aplicaciones son mucho más generales que las únicas de computación.

La idea de partida, si lo que se pretende es disponer de un elemento que pueda valer como base tanto para la realización de arquitecturas de orden superior como para modelizar neuronas biológicas, es que el número de entradas y de salidas de que disponga sea tan alto como sea posible. En una primera aproximación, que será la que adoptemos aquí, el número de entradas previstas será de cuatro, dos de ellas para la entrada de datos y las otras dos para las señales de control. Las salidas, en principio, serán únicamente dos diferentes, aunque, como podrá verse más adelante, este número podría incrementarse con ligeras modificaciones de la estructura interna de la célula. Un esquema elemental de dicha estructura es la que puede verse en la Fig. 4. De esta configuración básica se puede ya pasar a la más completa de la Fig. 5, en la que se detalla cuál es la configuración real de los elementos que la componen. Como puede apreciarse, la base del mismo es el empleo de dos dispositivos no lineales cuya función de transferencia aparece en el interior de los correspondientes recuadros. Uno de ellos es un simple dispositivo tipo off-on, que pasa de un estado a otro al superarse un determinado valor de la señal de entrada. Ejemplos de dispositivos ópticos que tienen este comportamiento son los denominados OLEs (por “Optical Logic Etalon”), cuya base es el resonador de Fabry-Perot con un material que responda de manera no lineal, de acuerdo con la intensidad de luz que

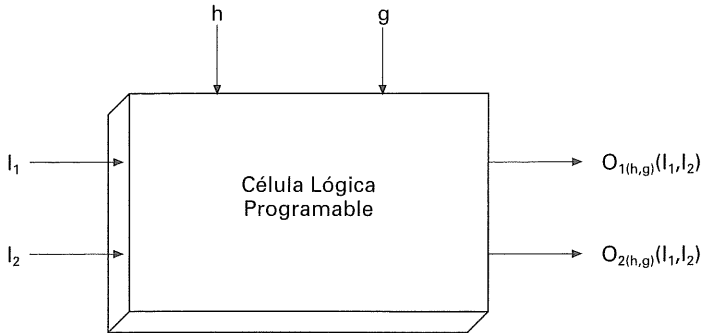


Figura 4. Esquema elemental de una célula lógica programable.

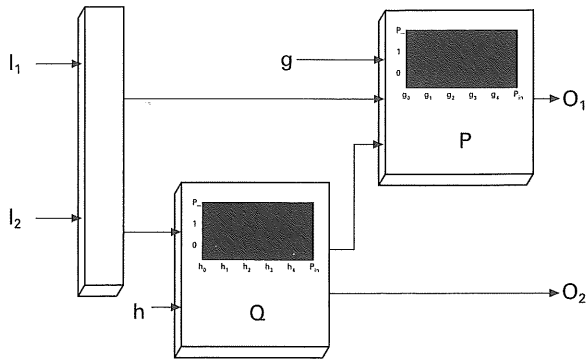


Figura 5. Esquema real de la célula lógica empleada.

tenga en su interior. El segundo es un SEED, de los ya comentados anteriormente, y cuya base es una estructura de pozo cuántico múltiple (“MQW”) de Arseniuro de Galio. La forma de su función de respuesta es, como puede apreciarse, una especie de N con lo que pueden obtenerse diferentes valores de salida, de acuerdo con las señales de entrada. Si se considera una determinada tensión umbral de salida, si la señal está por encima de ella se puede considerar un “1”, mientras que si está por debajo será un “0”.

En una modelización de ambos dispositivos, principalmente cuando se desea hacer una simulación por ordenador de los mismos, el primero es simplemente una función escalón, mientras que el segundo está compuesto por una especie de pulso seguido de otra función escalón, como la que puede verse en la Fig. 6.

Este tipo de célula ha sido llevado a la práctica, de forma experimental, mediante componentes ópticos y optoelectrónicos. Las señales de entrada eran pulsos de luz generados por diodos electroluminiscentes (“LEDs”), que

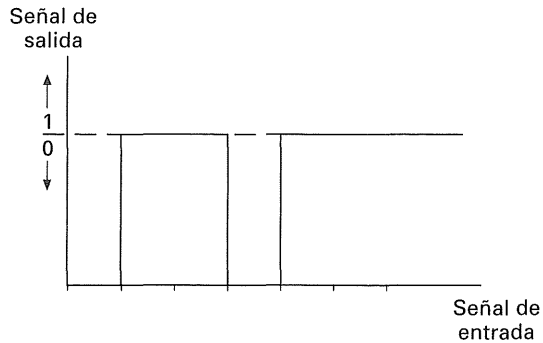


Figura 6. Idealización de la respuesta del SEED.

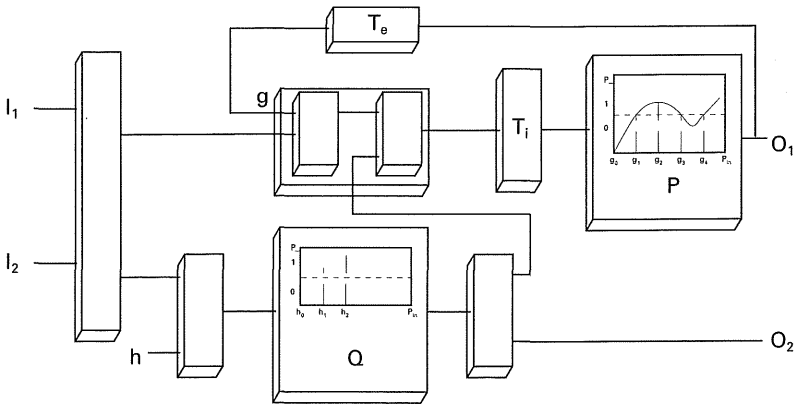
eran conducidos por fibra óptica a sus puntos de procesado. Los dispositivos ópticos no lineales se simulaban optoelectrónicamente mediante la conversión del pulso de luz en señal eléctrica, a través de un fotodiodo; esta señal eléctrica era procesada electrónicamente y, una vez generada la señal eléctrica deseada, convertida de nuevo a óptica por un nuevo LED. De esta manera se implementó una estructura lógica que, mediante las adecuadas señales de control, podía llegar a realizar los catorce pares de operaciones lógicas que aparecen en la Tabla 1.

Tabla 1. Output functions of the optical-programmable logic circuit

Q-Control Signal	Q-Output: AND 0-0.4	Q-Output: OR 0.5-0.9	Q-Output: ON 1.0-2.0
P-Control Signal	P-Output	P-Output	P-Output
0-0.4	XOR	XOR	NAND
0.5	NAND	NOR	NOR
0.6-0.9	ON	XNOR	XNOR
1.0	XNOR	XNOR	AND
1.1-1.4	XNOR	ON	OR
1.5	AND	OR	OR
1.6-2.0	OR	OR	ON
2.0-2.5	ON	ON	ON

Como es evidente, esta estructura puede servir de base, y así fue en la realidad, para la realización de arquitecturas más complejas como semisumadores y sumadores completos con acarreo. La presencia de los dos terminales de salida dio pie para estas aplicaciones computacionales.

Pero el resultado más interesante, al menos desde el punto de vista que aquí nos ocupa, es el de la posibilidad de obtener de esta estructura, salidas que no fueran una función lógica directa de las señales de entrada. Para ello, y de acuerdo con experiencias análogas con configuraciones en cierta manera equivalentes a la presente, el método más sencillo es mediante la introducción de señales de realimentación en el interior de la estructura y la adición de tiempos de retardo. La configuración resultante es la que puede verse en la Fig. 7. En ella están presentes dos tiempos de retardo y una de las posibles realimentaciones. La adoptada lo fue en función de que la salida del dispositivo  $Q$  tenía mayores posibilidades que la del  $P$ .



**Figura 7.** Unidad básica de procesamiento con realimentación. Los rectángulos son acopladores  $2 \times 2$  o  $2 \times 1$ .

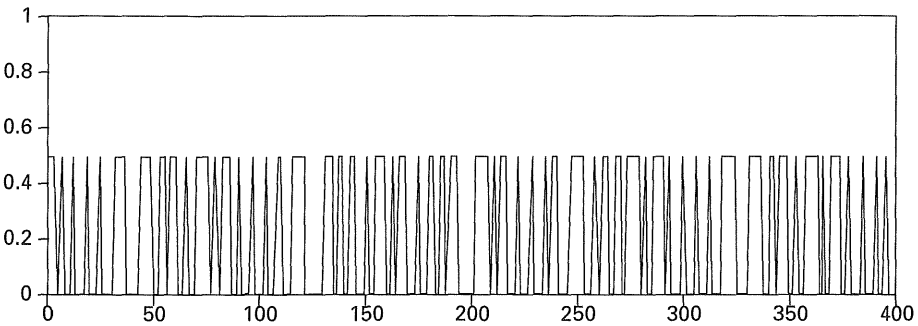
Con esta nueva configuración los resultados obtenidos fueron tan variados como posibilidades se tenían. Aquí solamente mencionaremos algunos de los más significativos.

Y como primero de ellos mencionaremos la obtención de una salida periódica a partir de una señal constante de entrada, con un período que depende del tiempo de realimentación externo. Si en el caso de un retardo externo de 3 mseg., el período de la señal obtenida era de 6 mseg., para uno de 5 mseg. pasa a ser de 10 mseg. y, finalmente, para uno de 10 mseg. era de 20 mseg. Esto es, el período era el doble del retardo introducido en el circuito. Este hecho, aunque no de un particular significado, pone de manifiesto la importancia de los posibles tiempos de respuesta de los dispositivos

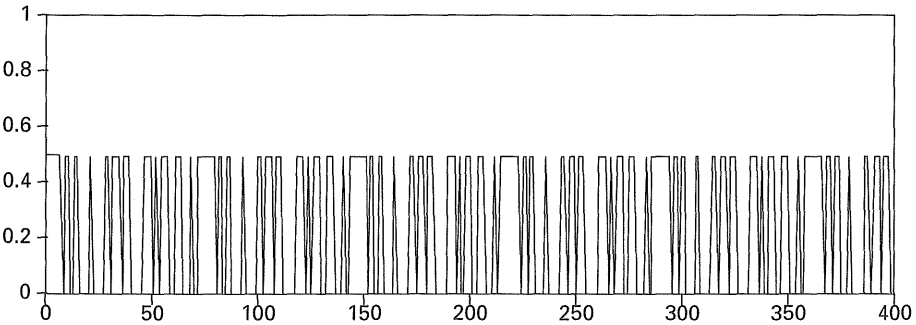
empleados en el circuito, ya que de hecho, los resultados presentados se refieren a la simulación por ordenador de la célula y no a un comportamiento real de la misma.

Derivado de este hecho, procede mostrar a continuación cuál puede ser el resultado de, al mismo tiempo que están presentes los tiempos de retardo mostrados, así como la realimentación indicada, qué ocurrirá si la entrada no es una señal constante sino que es periódica. Los resultados que se obtienen muestran que, a partir de una situación como ésta, puede llegarse a obtener un comportamiento altamente irregular e, incluso caótico.

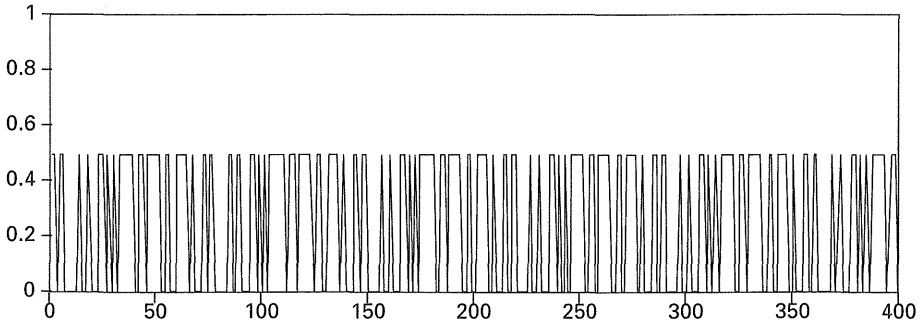
Una de las situaciones analizadas ha sido la de mantener fijo el tiempo externo de realimentación e ir variando el interno. Los resultados han mostrado que, aunque la salida deja de ser regular en el sentido de obtenerse una serie de bits uniformes, es periódica con un período compuesto de configuraciones características de cada tiempo de realimentación tomado. Algunos ejemplos aparecen en las Figuras 8, 9 y 10.



**Figura 8.** Señal de salida con un período de valor 280 mseg.



**Figura 9.** Señal de salida con un período de 140 mseg.



**Figura 10.** Señal de salida con un período de 70 mseg.

Como puede apreciarse, el período de la señal varía de acuerdo con la variación que se haga del tiempo de realimentación interno. Los resultados obtenidos aparecen resumidos en la Tabla 2.

**Tabla 2.** Características de las señales de salida, de acuerdo con el tiempo de retardo impuesto

$t_p$	$\tau_e$	$\tau_i$	$\tau_i/\tau_e$	Período
14	200	2	0,01	280
14	200	4	0,02	140
14	200	12	0,06	70

En ella puede verse que, según disminuye el tiempo de retardo interno, el período va aumentando. Este hecho está de acuerdo con los resultados teóricos y experimentales obtenidos por otros investigadores cuando estudiaban la obtención de comportamiento caótico en, por ejemplo, dispositivos electroópticos de Niobato de Litio realimentados.

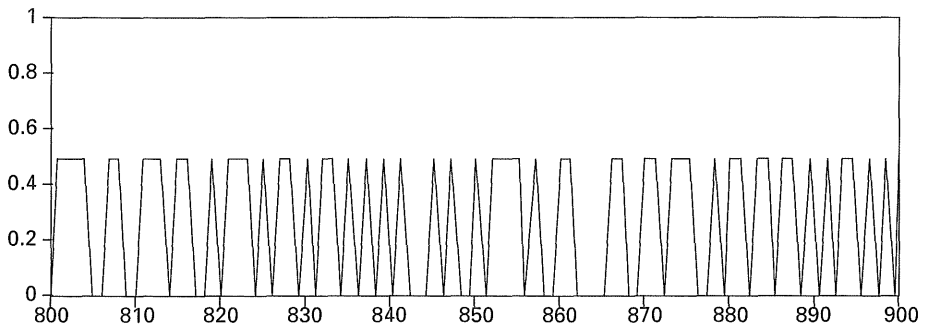
Si con los datos obtenidos se intenta obtener algo parecido al número de Feigenbaum, merced a una relación del tipo

$$\delta_n = \frac{r_n - r_{n-1}}{r_{n+1} - r_n}$$

en la que  $r_n$  se corresponde con los valores en los que se producen las conocidas bifurcaciones de Teoría de la Complejidad, se obtendría un valor

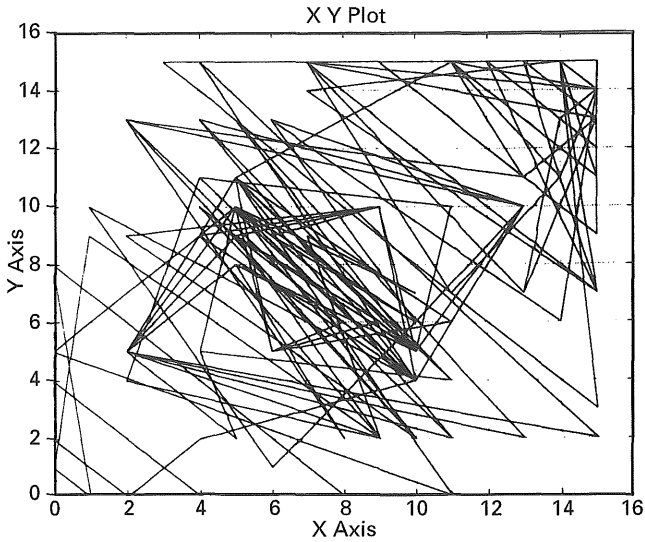
de 4, que está algo lejano del 4,6669201... de Feigenbaum. Pero teniendo en cuenta que los valores que se han mostrado en la Tabla 2 no se corresponden, realmente, con los valores en los que se produce la transición, sino que son valores en los que se tiene un período estable, el valor obtenido, 4, está lo suficientemente próximo como para poder considerar que los resultados obtenidos parecen determinar la conocida "ruta al caos".

La confirmación se produce cuando el tiempo de realimentación interno llega a su mínimo valor que es, obviamente, cero. En esas condiciones se produce una salida que no se repite, aparentemente, pasado un tiempo suficientemente largo. Un ejemplo de uno de los intervalos obtenidos aparece en la Fig. 11.



**Figura 11.** Muestra de la señal caótica de la célula lógica.

En ella puede verse, a pesar de lo reducido del margen de tiempo tomado, que no existe la repetición de anteriores gráficos. Como mostrar una larga secuencia de señales de salida no resulta procedente, parecería adecuado mostrar una representación equivalente a la del diagrama logístico o de fases, para el caso de señales analógicas. La situación aquí no puede realizarse con una metodología equivalente, dado que las únicas señales que se tienen son ceros y unos. Resulta, en consecuencia, obligado adoptar un método distinto a los mencionados pero que pueda dar una información similar. Y para ello la técnica que se ha seguido es la de pasar del sistema binario, en el que está la señal obtenida, a otro hexadecimal. Se agrupan, consecuentemente, los bits en conjuntos de cuatro y a cada uno de ellos se le asigna el correspondiente valor. De esa manera, por ejemplo, el "0010" sería un "2", el "1001" un "9" y el "1110" un "14". Con esta transformación ya puede representarse un gráfico del tipo  $x_{t+1}$  en función de  $x_t$ , donde  $x_{t+1}$  es el número obtenido en el tiempo « $t + 1$ » y  $x_t$  en el instante « $t$ » anterior. Con ello se obtiene la gráfica que aparece en la Fig. 12.



**Figura 12.** Diagrama  $t_{i+1}$  en función de  $t_i$  para la señal caótica de la Figura 11.

Resulta evidente que el paso a hexadecimal que se ha tomado no es el único posible. Cualquier otra transformación equivalente habría sido posible y los resultados obtenidos no habrían diferido mucho de los obtenidos aquí. En cualquier caso es una de las posibles formas de realizarlo. Hay que señalar que el gráfico mostrado no se corresponde con el obtenido al cabo de un tiempo excesivamente largo de simulación. Si se hubiera hecho eso, el resultado presentado habría sido una mancha que ocuparía, prácticamente, de manera regular todo el rectángulo mostrado. La simulación se ha detenido al cabo de un tiempo prudencial de forma que quede patente la irregularidad de la trayectoria. En el caso de tener una salida periódica, el tiempo de duración del período habría sido el resultado del cociente entre el número de tramos existentes en la gráfica dividido por cuatro, que es el número de bits tomados para la representación.

Con todo lo anterior se ha mostrado que, a pesar de trabajar con células de comportamiento regular y lógico, bajo ciertas condiciones es posible obtener un comportamiento caótico o, lo que es lo mismo, no previsto de acuerdo con las condiciones de partida o iniciales. Y este hecho es el que se ponía como punto de partida para poder obtener configuraciones artificiales que pudieran tener una respuesta similar a la que ofrecían las biológicas.



## 2. Computación neuronal

Aunque el concepto de «computación neuronal» puede resultar, en cierta manera, un tanto pretencioso, lo que se pretende con él es determinar las distintas operaciones que es capaz de realizar el sistema neuronal de los seres vivos. Como ya se ha apuntado anteriormente, incluso el de los organismos más sencillos, es muy superior al realizado de forma artificial mediante circuitos lógicos en la mayor parte de los casos. Salvo en la realización de operaciones aritméticas, en todas las demás áreas, los seres vivos son muy superiores a los artificiales. De esto se infiere la conveniencia de intentar extraer el máximo número de consecuencias posibles de aquellos para poder aplicarlos a éstos.

El objetivo del presente apartado será el de hacer una breve síntesis de los conceptos más elementales que gobiernan el comportamiento del sistema nervioso de los vertebrados y, más en concreto, de los mamíferos. Tras ella se presentará uno de los modelos más clásicos presentes en la literatura, capaz de interpretar ciertos comportamientos neuronales, el de Hodgkin y Huxley. Con él se procederá a interpretar la dinámica del axón del calamar que, bajo ciertas condiciones, puede llegar a ofrecer un comportamiento caótico, muy similar al que hemos visto en el apartado anterior para la célula lógica.

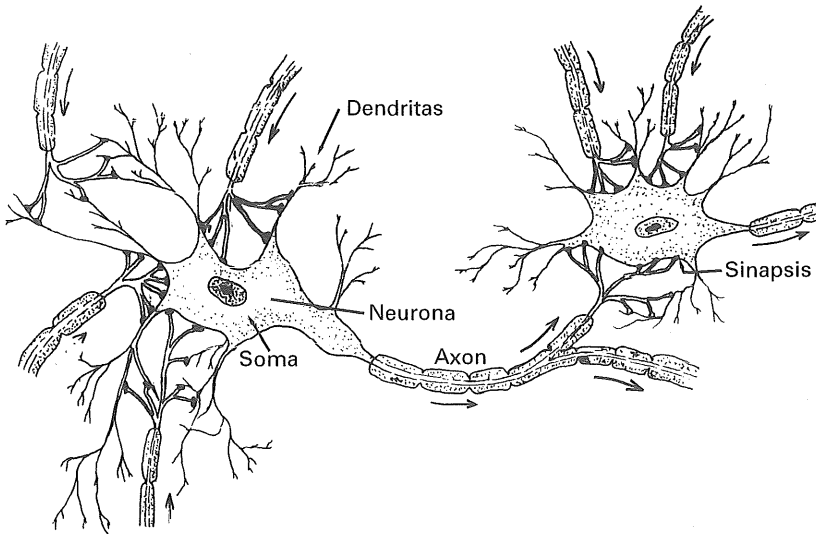
Finalmente, como síntesis de lo visto hasta aquí, se presentará un modelo de la retina de los mamíferos basado en la antedicha célula lógica programable. Con ello se confirmará la posibilidad de unión de los dos campos estudiados, el de las arquitecturas lógicas artificiales y el de la neurofisiología.

### 2.1. Ideas básicas de comportamiento neuronal

Aunque sólo con el fin de recordar hechos y conceptos ya sabidos, van a presentarse aquí algunas de las bases del comportamiento de las neuronas de los seres vivos, haciéndose especial hincapié en las referentes a los mamíferos, hecho éste derivado de la posterior aplicación que se hará a la retina de los mismos.

Como ya es conocido desde finales del pasado siglo, la estructura básica de una neurona es la que se representa en la Fig. 13. En ella pueden verse las partes esenciales de que está compuesta y que, de una forma muy esquemática, podemos resumir en las siguientes:

a) El **cuerpo de la célula**, denominado también **soma**, que es la parte de la neurona que contiene el núcleo. Es el foco del proceso celular, en el que se originan y terminan los procesos dendríticos y del axón. Aunque pueden llegar un número alto de dendritas, cada célula tiene, a lo sumo, un único



**Figura 13.** Esquema sencillo de las partes de una neurona y su conexión con otra.

axón. Dentro del soma están contenidos la mayor parte de los orgánulos intracelulares de la neurona.

b) La **membrana**, estructura compuesta por dos capas de lípidos entre las que se encuentran situadas las proteínas necesarias para la mayor parte de los procesos activos. Algunas de estas proteínas se encuentran dispuestas formando canales para la entrada y salida de iones, mientras que otras retienen determinados compuestos que pueden ser liberados de acuerdo con la situación existente y otras actúan como bombas de iones, haciendo entrar o salir a éstos, independientemente de los gradientes electroquímicos que puedan existir entre el interior y el exterior de la célula.

c) Las **dendritas**, o elementos que transmiten la señal del soma hacia el exterior o del exterior hacia éste. Se encuentran profusamente arborificadas y la forma que adoptan depende en gran manera del tipo de célula considerada.

d) El **axón** es el conducto que, usualmente, conduce los impulsos nerviosos desde el soma hasta los terminales nerviosos y las sinapsis. En el caso de las neuronas sensoriales, el axón conduce señales en ambas direcciones. Tiene un diámetro que es proporcional al tamaño de la célula y no suele variar a lo largo de toda su longitud.

e) Las **sinapsis** son los terminales a través de los cuales se ponen en contacto unas células con otras. Están compuestas por un terminal presináptico y una hendidura sináptica que separa la membrana nerviosa presináptica de la postsináptica. Un limitado número de sinapsis no tienen

estas características sino una pequeña unión resistiva a través de la que pasan los impulsos nerviosos. Estas sinápsis se denominan eléctricas en contraposición a las que poseen hendidura que se designan como químicas.

Otras partes de las neuronas, como los orgánulos intracelulares, la materia de Nissl, las neurofibrillas, la cubierta de mielina o las células de Schwann, aunque importantes para el comportamiento global de dichas neuronas, no tienen importancia significativa para los procesos que vamos a estudiar posteriormente, por lo que no se detallan aquí.

De todos los elementos neuronales indicados hasta ahora, dos de ellos son los que, desde un punto de vista operativo, son los que merecen una atención más especial y, por ello, vamos a dedicarles unas breves líneas. Son los canales iónicos y las sinapsis. Al mismo tiempo, y dada la importancia que tienen para el comportamiento global de la célula, se indicarán también algunas ideas de los potenciales de acción y cómo se transmiten por las neuronas.

### 2.1.1. Los canales iónicos

Son estructuras compuestas por proteínas que permiten el paso de iones a uno y otro lado de las membranas neuronales. El movimiento de aquellos viene determinado por el gradiente electroquímico que existe entre ambos lados de dichas membranas, yendo de la zona de mayor concentración a la de menor. Si aparece un gradiente eléctrico, este movimiento puede ser anulado.

Los canales iónicos pueden estar abiertos o cerrados, dependiendo del voltaje existente en la membrana y que puede ser debido, por ejemplo, a la presencia o no de potenciales de acción.

### 2.1.2. Potenciales de acción

Una de las características fundamentales del sistema nervioso es su capacidad de generar y transmitir impulsos nerviosos. Un impulso nervioso que se propaga a través del axón se denomina potencial de acción y se deriva de la activación de los canales iónicos mencionados anteriormente, que hacen pasar de una tensión en reposo de unos  $-80$  mV a una despolarización positiva de alrededor de  $+40$  mV. Esta despolarización viene seguida por un proceso de repolarización por el que la membrana vuelve a su estado de equilibrio.

La generación de un potencial de acción en un punto de la neurona da lugar a la activación de los canales iónicos que lo rodean con lo que

dicho potencial se propaga a lo largo de la misma. La conducción tiene lugar sólo en una dirección ya que el potencial de acción deja tras de sí un área de membrana inactiva. Estos potenciales solamente se encuentran en los axones y en los procesos finales de la neuronas del sistema nervioso.

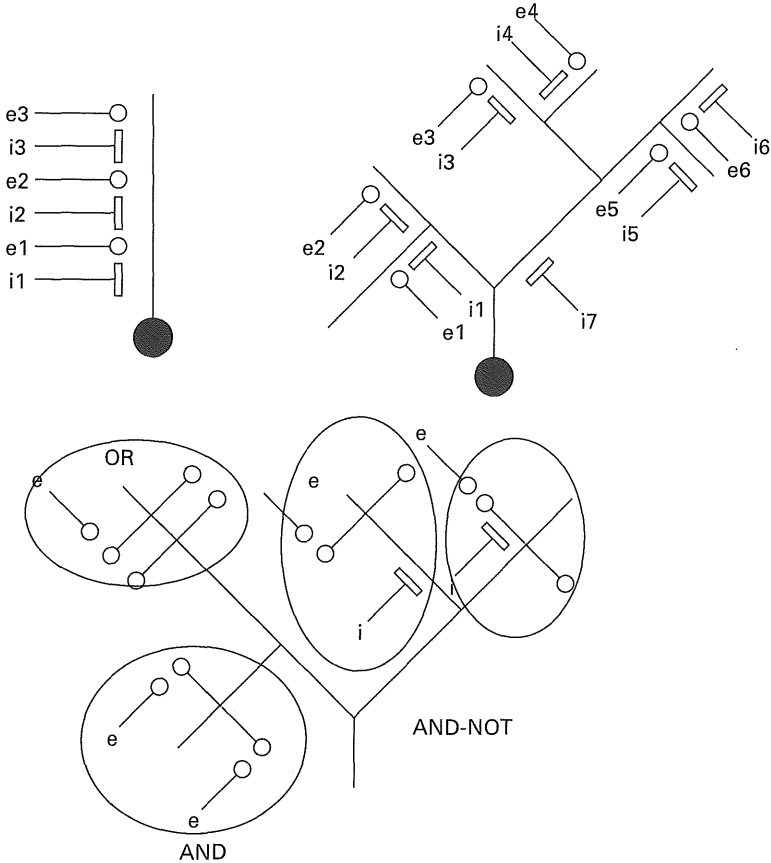
El proceso por el que el potencial al que llega la neurona sea inferior al de equilibrio, esto es, inferior a  $-80$  mV, se denomina hiperpolarización y puede producirse por una gran variedad de causas pudiéndose mencionar entre ellas, por ser el objeto de un posterior apartado, el de recepción de luz en los fotorreceptores de la retina.

### 2.1.3. Sinapsis

El término «sinapsis» fue acuñado por Sherrington, en 1897, para designar la unión de dos neuronas. Su estructura básica consiste en la yuxtaposición de las membranas de ambas neuronas de manera que formen una unión más o menos puntual, denominada zona activa. Éste carácter puntual es muy importante ya que la anchura de un contacto sináptico es de alrededor de una micra o menor, lo que hace posible un máximo grado de interconexiones en un mínimo espacio. Otra propiedad muy importante es la que se refiere a que esta unión está orientada, esto es, siempre va de un proceso presináptico a otro postsináptico. La última propiedad se refiere a la forma de trabajo que presenta, que en una sinápsis química, el proceso presináptico libera una sustancia transmisora que actúa en el proceso postsináptico. Así, una sinapsis convierte una señal eléctrica presináptica en otra química que, posteriormente vuelve a convertirse en señal eléctrica postsináptica. De esta manera, su forma de comportarse es como la de un dipolo no recíproco.

De una forma tradicional, las sinápsis pueden considerarse simplemente como una conexión que puede imponer una excitación o una inhibición sobre la neurona receptora. Al mismo tiempo, pueden encontrarse sinápsis de distintos tipos. Las más usuales son las divergentes, en las que aparecen varias salidas de una única entrada, y las convergentes, con la estructura contraria: varias entradas y una única salida. En paralelo con las anteriores aparecen otro tipo de configuraciones, en las que el factor predominante es una inhibición que puede ser en sentido progresivo o regresivo, o mezcla de los dos, como en el tipo denominado recurrente.

Basado en las anteriores configuraciones aparece toda una serie de configuraciones que permiten arquitecturas neuronales capaces de efectuar operaciones lógicas, equivalentes a las artificiales. Algunas de ellas aparecen en la Fig. 14.



**Figura 14.** Algunas posibilidades de computación neuronal.

## 2.2. Ecuaciones de Hodgkin y Huxley

Las ecuaciones de Hodgkin & Huxley fueron planteadas en 1952 y, a pesar de los años transcurridos desde entonces, siguen siendo la base para todos los planteamientos que se quieran hacer en torno al comportamiento de los potenciales que se propagan a través del axón neuronal y cuál es su comportamiento con el tiempo. Aunque existen otros modelos más completos, aquí nos ceñiremos a los originales de Hodgkin y Huxley ya que proporcionan una visión más directa.

El primer paso para su planteamiento se basa en plantear, empíricamente, las ecuaciones capaces de describir los cambios en la conductan-

cia de las membranas. En el caso del potasio esta conductancia viene dada por

$$g_K = g_{K \max} n^4$$

donde  $g_{K \max}$  es una constante igual al valor máximo de  $g_K$ . La idea que subyace detrás de esta ecuación es que los iones de potasio pueden pasar a través de la membrana cuando se mueven cuatro partículas cargadas a una determinada región de la misma bajo la influencia de un campo eléctrico. La cantidad  $n$  es la probabilidad de que estas partículas se encuentren en la posición adecuada. Su variación con el tiempo viene dada por

$$\frac{dn}{dt} = \alpha_n(1 - n) - \beta_n n$$

donde  $\alpha_n$  y  $\beta_n$  son constantes de tiempo que dependen del voltaje de acuerdo con las expresiones empíricas

$$\alpha_n = \frac{0,01(V+10)}{\exp[(V+10)/10] - 1} \quad \beta_n = 0,125 \exp(V/80)$$

A su vez, la conductancia del sodio viene dada por

$$g_{Na} = g_{Na \max} m^3 h$$

Esta nueva ecuación se basa en la suposición de que cada canal de sodio puede abrirse por el movimiento de tres partículas, cada una de ellas con una probabilidad  $m$  de encontrarse en el lugar adecuado, y cerrarse por el de otra, con una probabilidad  $(1 - h)$ .  $m$  y  $h$  vienen dadas por

$$\frac{dm}{dt} = \alpha_m(1 - m) - \beta_m m \quad \frac{dh}{dt} = \alpha_h(1 - h) - \beta_h h$$

con

$$\alpha_m = \frac{0,1(V+2,5)}{\exp[(V+25)/10] - 1} \quad \beta_m = 4 \exp(V/18)$$

y

$$\alpha_h = 0,07 \exp(V/20) \quad \beta_h = \frac{1}{\exp[(V+20)/10] + 1}$$

La corriente total,  $I$ , que circula así por la membrana viene dada, en su forma más simplificada, por la expresión

$$I = C_m \frac{dV}{dt} + I_K + I_{Na} = C_m \frac{dV}{dt} + g_K(V - V_K) + g_{Na}(V - V_{Na})$$

siendo  $C_m$  la capacidad de la membrana.

Si se conoce  $I$  es posible obtener  $V$  a partir de ella, mediante integración numérica. Esto ha sido realizado para un número muy elevado de situaciones, coincidiendo los resultados experimentales con los derivados de este modelo. Uno de ellos es el que veremos en el siguiente apartado.

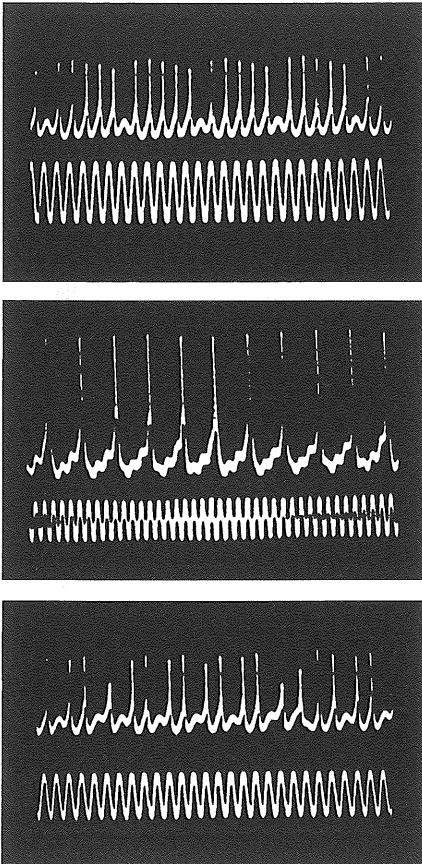
### 2.3. Aplicación al axón del calamar

La aplicación del modelo anterior al axón del calamar gigante ofrece un interesante caso de comportamiento no lineal en el que están presentes la mayor parte de los resultados obtenidos, mediante la Teoría de Sistemas No Lineales, en casos clásicos de Mecánica y Electrónica. Aquí sólo serán presentados los resultados finales, sin entrar en el detalle de su obtención, que puede verse en el trabajo de K. Aihara y G. Matsumoto.

Para la realización experimental se introdujo al axón intacto del calamar (*Doryteuhis bleekeri*) en una mezcla de agua de mar y CNa como medio externo en el que mantener las oscilaciones automantenidas en la membrana de la célula. La fuerza periódica aplicada era una corriente sinusoidal de la forma  $A \sin(2 f_s t)$ , siendo  $A$  y  $f_s$  la amplitud y la frecuencia de dicha corriente. La frecuencia natural,  $f_N$ , de este tipo de axón tiene un valor aproximado de 174,6 Hz, mientras que la amplitud pico a pico de sus potenciales de acción alcanza los 126,9 mV y el potencial de reposo es de  $-60,0$  mV. Mediante variación de los valores de la frecuencia externa,  $f_s$ , pueden obtenerse diferentes tipos de comportamientos, algunos de los cuales están representados en la Fig. 15. Como puede apreciarse, tres son tipos principales que aparecen: *oscilaciones sincronizadas*, *oscilaciones cuasiperiódicas* y *oscilaciones caóticas*. Las primeras se presentan cuando la frecuencia estimuladora,  $f_s$ , está próxima a  $n/m$  veces  $f_N$ , siendo  $n/m$  un número racional simple. La frecuencia de la oscilación forzada tiene un valor de  $f_s/n$ .

Las oscilaciones cuasiperiódicas aparecen, por el contrario, cuando la relación entre la frecuencia natural,  $f_N$ , y la forzada,  $f_s$ , es un número no racional. El caso de la figura es para 187 Hz y 800 Hz respectivamente.

Finalmente, la solución caótica se presenta para algunos casos particulares de los valores de  $A$  y  $f_s$ , como, por ejemplo, en el caso mostrado  $2,37$  A/cm<sup>2</sup> para  $A$ , y 179 Hz y 270 Hz para  $f_N$  y  $f_s$ .



**Figura 15.** Oscilaciones en el axón del calamar: (a) sincronizadas; (b) cuasiperiódicas, y (c) caóticas.

#### 2.4. *Retina de los mamíferos. Modelización*

Lo que hace de la retina un área de estudio de particular interés, es la relativa sencillez de su configuración y la gran complejidad de las operaciones que es capaz de realizar. Lo primero se deriva del hecho de que son sólo cinco los tipos de células fundamentales que participan en su arquitectura. Lo segundo, del gran número de procesos que lleva a cabo, desde el reconocimiento de objetos y la detección de movimientos, hasta la diferenciación de los colores y la interpretación de proximidad o lejanía. Es cierto que gran parte de los anteriores procesos son interpretados en el cortex y que, de hecho, es allí donde se producen las sensaciones que perciben los seres vivos. Pero sin las señales que es capaz de proporcionar la retina, el cortex sería algo tan inútil como un ordenador sin periféricos de entrada.



Por ello su estudio, que puede ser todo lo complejo o lo sencillo que se desee, ofrece unas ventajas innegables con respecto a los otros sistemas sensoriales. De hecho, algunos de ellos presentan también configuraciones estructurales, en cierta manera equivalentes. Es el caso del sistema olfativo, aunque con una menor complejidad de respuesta. Podría decirse, en consecuencia que, entendida la forma de trabajar de la retina, sus conclusiones podrían extenderse a muchos otros terrenos.

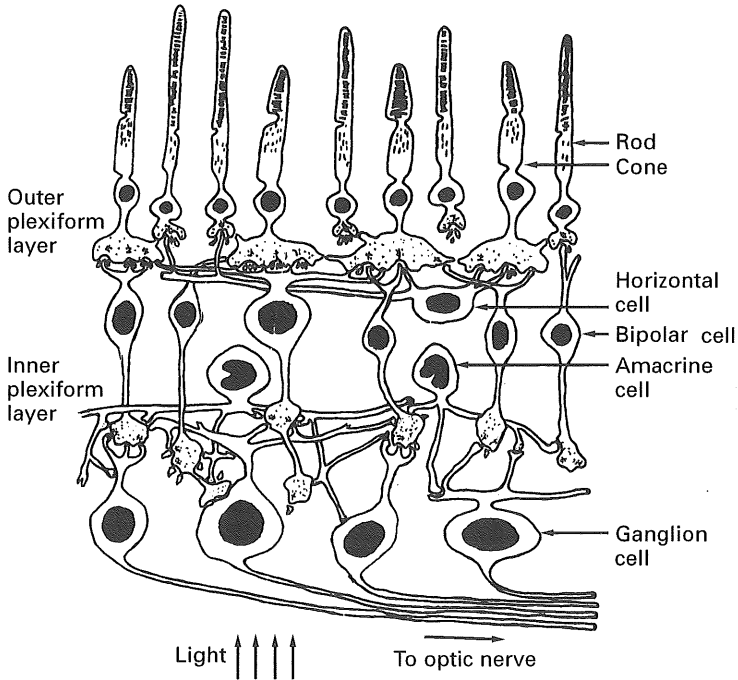


Figura 16. Esquema básico de la retina.

La primera descripción morfológica de la retina fue establecida, de forma clara y sin ambigüedades, por Cajal, manteniéndose desde entonces como configuración básica. Algunos nuevos caminos para la circulación de los impulsos nerviosos y determinados bucles de realimentación, han ido descubriéndose desde entonces. Pero los cinco tipos elementales de células que la constituyen y cuál es la secuencia de fenómenos entre ellos, siguen siendo los mismos. La configuración básica de una pequeña parte de la retina aparece representada en la Fig. 16. La luz, que llega a los fotorreceptores después de atravesar las capas anteriores de células, es transformada por éstos en una fuerte despolarización. Esta señal se transfiere a las células bipolares, bien directamente por sinapsis con ellas, o bien

a través de una capa intermedia de células, denominadas horizontales. La señal de las bipolares pasa, finalmente, a las ganglionares, de nuevo por conexión sináptica directa o por medio de la capa de amacrinas existente entre ambas. La señal resultante entra así al nervio óptico para adentrarse en el cerebro. El conjunto de las antedichas células forma así una estructura de capas. Las dos extremas son la capa de los fotorreceptores y la de las células ganglionares. Entre ellas se encuentran la nuclear y la plexiforme externas, y la nuclear y la plexiforme internas.

Varios puntos parece preciso comentar con respecto a lo anterior. Unos de ellos se refieren a la forma de trabajar de los fotorreceptores y los restantes a cómo lo hacen el resto de las células de la retina. Los primeros adquieren su importancia por el mecanismo de transformación de la luz en un potencial eléctrico. Los segundos, por la manera de procesar la señal eléctrica recibida de manera que pueda dar lugar a una información reconocible e interpretable por el cerebro.

#### 2.4.1. Fotorreceptores. Proceso de conversión de luz

Los dos tipos fundamentales de fotorreceptores son los conos y los bastones (Fig. 17). Ambos tipos de células son alargados y están com-

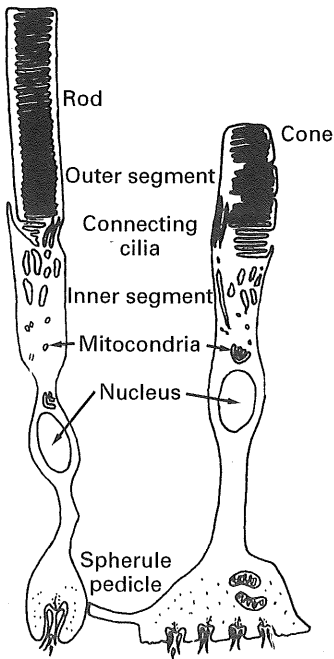


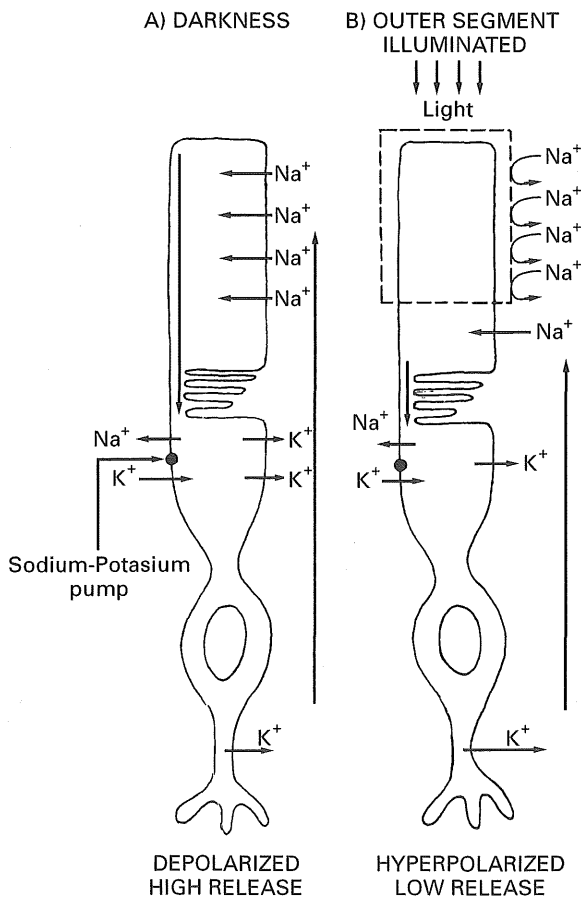
Figura 17. Configuración de conos y bastones.

puestos de un segmento externo, otro interno, un cuerpo celular, el axón y el terminal sináptico. El vértice del segmento externo apunta hacia el interior del ojo, esto es, hacia la posición más distante de la entrada de la luz. Este segmento está compuesto de discos membranosos apilados perpendicularmente al eje mayor de la célula. Esta parte es la que contiene los fotopigmentos, que mientras que en los bastones se encuentran embebidos en membranas dispuestas en forma de discos, sin continuidad con la membrana externa de la célula, en los conos, estas moléculas se encuentran en membranas plegadas que coinciden con la de la célula. El segmento externo se conecta con el interno mediante un estrechamiento. Este último está compuesto, esencialmente por mitocondrias sin ningún papel relevante con el proceso de transducción de la luz. El axón de ambos tipos de células es corto, no alcanzando, por lo general las 50 micras, excepto en la fovea, donde el denso empaquetamiento existente allí no deja apenas espacio para conectarse con el resto de la capas retinales. Por esa razón, los axones de los conos pueden alcanzar allí las 500 micras.

Dada la diferente función que realizan conos y bastones, bastones para iluminación nocturna y conos para la diurna, sus estructuras son también diferentes. El segmento externo de los bastones es largo, entre 25 y 50 micras, y fino, entre 1 y 1,5 micras. Debido a ello pueden empaquetarse con una gran densidad alcanzando valores de 500.000/mm<sup>2</sup>. Esta alta densidad permite la posibilidad de captar todos los fotones disponibles. Por el contrario, el segmento externo de los conos es más corto, entre 6 y 8 micras, y algo más grueso, entre 3 y 5 micras. Los conos tienden, en consecuencia, a estar distribuidos con una densidad menor, llegando sólo a entre el 5 y 10 por ciento de la de los bastones. Únicamente en la fovea, la densidad de empaquetamiento puede ser similar. Por otra parte, el axón de los bastones es muy fino, llegando sólo a las 0,25 micras. Esto es consistente con la lenta respuesta de estas células a la luz. Sus terminaciones sinápticas son, también, de muy reducido tamaño. El axón de los conos es más grueso, alrededor de 1,5 micras, lo que se corresponde con una más rápida respuesta de éstos a la luz. Sus terminales sinápticos son también mayores que en los bastones.

Independientemente de las distintas características de funcionamiento concreto que tienen conos y bastones, el proceso de transducción de luz es muy similar en ambos y radica en el fotopigmento asociado con las membranas del segmento externo de ambos. Si dicho pigmento se analiza de forma aislada del receptor, su espectro de absorción es totalmente análogo al de la sensibilidad de los receptores. Este fotopigmento está configurado en dos partes esenciales: un cromóforo, denominado retinal, que es un derivado de la vitamina A, y un complejo proteína/oligosacárido, denominado opsina. Cuando la luz incide sobre el pigmento visual de los bastones, la rodopsina, se origina una isomerización del retinal que pasa de la forma normal 11-cis a la configuración trans. Tras una serie de

cambios en la rodopsina, con estados intermedios más o menos cortos, se llega a la completa separación de la opsina y del retinal. Si este proceso se realiza fuera de la retina, implicaría la desaparición definitiva del fotorreceptor inicial. Pero dentro de ella, puede regenerarse merced a un conjunto de enzimas que están presentes en la célula. Dependiendo del tiempo de recuperación se tendrá una mayor o menor posibilidad de adaptación al medio externo. Es por ello por lo que una falta de vitamina A puede implicar una cierta ceguera nocturna, al no haber cantidad suficiente de ella para unirse de nuevo con la opsina y recuperar el nivel inicial de pigmento activo.



**Figura 18.** Fenómenos de depolarización e hiperpolarización en los fotorreceptores.

La siguiente fase tiene ya que ver con los potenciales existentes en la célula y cómo varían al incidir la luz. Como ya se ha comentado anteriormente, el potencial de reposo de las células es ligeramente negativo con respecto al exterior. La situación que se presenta en los fotorreceptores con oscuridad absoluta es análoga, pero con ciertos matices que la diferencian del equilibrio usual. En este caso, la tensión existente es de unos  $-40$  mV que está bastante lejos del potencial de equilibrio del potasio, que es de  $-80$  mV. Este hecho se debe a la existencia de una corriente de oscuridad de iones de sodio, que penetran en el segmento externo (Fig. 18) a través de un gran número de canales que permanecen abiertos. La aparición de luz da lugar a una hiperpolarización originada por el cierre de un cierto número de ellos, con lo que los iones de sodio no pueden entrar. La tensión puede llegar así a valores del orden de los  $-60$  mV. El origen del cierre de los canales se debe, según se cree, a la disminución un compuesto denominado GMP cíclico, cuya presencia ayuda a mantener abiertos a los mismos. La acción de la luz sobre la rodopsina hace que, tras una serie de procesos, se llegue a la hidrólisis del GMPc con lo que éste ya no es capaz de mantenerlos abiertos. La hiperpolarización que se produce depende de la intensidad de luz recibida, pero ajustándose a la luminancia existente.

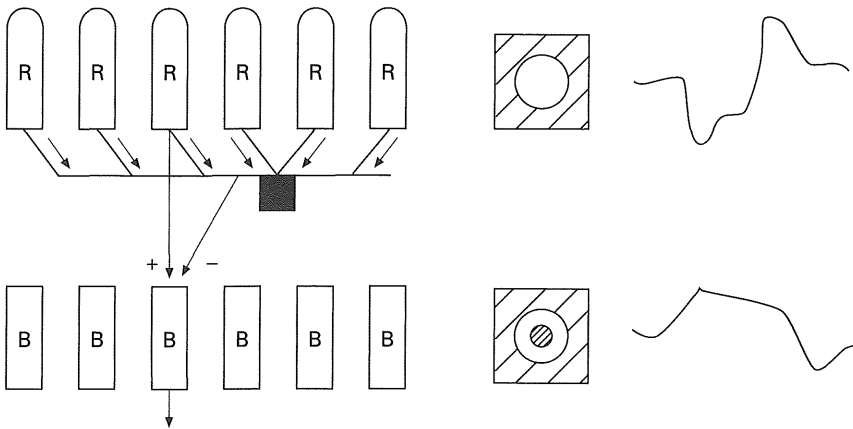
Un hecho altamente significativo es el proceso de amplificación interna que se produce. Según se ha visto experimentalmente, un único fotón es capaz de activar a un cierto bastón. Lo que no resulta evidente es que una única molécula de fotopigmento, activando a un único canal iónico del receptor, sea capaz de iniciar todo el proceso, y más teniendo en cuenta que el número total de ellos se encuentra entre  $10^8$  y  $10^9$ . Por ello se cree que existe un proceso intermedio en cascada, a través de una serie de mensajeros intermedios, mediante el cual se alcanza la amplificación. Los conos alcanzan un efecto equivalente tras absorber entre 8 y 10 cuantos de luz.

#### 2.4.2. Células horizontales y bipolares

Los receptores poseen dos tipos de sinapsis con las células bipolares. Una de ellas, la que se realiza con las bipolares planas, es convencional en apariencia y se encuentra en la base del receptor. Por el contrario, existe otra menos usual que tiene lugar con las bipolares invaginadas así como con un cierto número de horizontales, constituyendo una especie de unión triple. En este último caso, el receptor actúa sobre ambos tipos de células y la acción sobre las bipolares está, en cierta manera, modulada por las horizontales. Dado que éstas últimas reciben información de los receptores que cubren una área relativamente extensa, parece lógico pensar que las horizontales den lugar a un cierto mecanismo de inhibición lateral.

Aunque las respuestas eléctricas de ambas células son muy similares, en escala de valores y de tiempos, a las de los receptores, existen dos diferencias

muy significativas. La primera es que existen dos tipos funcionales de células bipolares. Una de ellas se despolariza como respuesta a la señal transmitida por el receptor mientras que la otra se hiperpolariza. Además de este hecho, y debido a la presencia de las horizontales, las propiedades del campo de recepción son bastante distintas a las de conos y bastones. Mientras que en el caso de los receptores es muy simple, ya que es una pequeña área la que causa la hiperpolarización, en el caso de las bipolares el campo es mayor y además no es uniforme. La luz que cae en el centro tiene efectos contrarios a la que incide sobre la periferia. Así, una célula que se despolariza cuando incide un punto brillante sobre el centro de su campo receptivo, se hiperpolarizará cuando se focalice sobre su contorno y viceversa (Fig. 19). Este hecho hace que las bipolares respondan más fuertemente a pequeños estímulos centrados en su campo que a los que se reparten entre el centro y la periferia. Gracias ello pueden detectarse pequeños objetos que son o más claros o más oscuros que su contorno.



**Figura 19.** Inhibición lateral en las células bipolares según la incidencia de la luz.

Hay que señalar, finalmente, que en algunos casos las células horizontales pueden efectuar también una pequeña acción de realimentación sobre receptores a los que no les haya llegado señal. Con ello, la información puede compartirse entre un conjunto de ellos lo que puede favorecer la realización de una especie de promedio sobre grandes áreas de la retina, para poder distinguir estímulos muy débiles inmersos en una cierta luz ambiental. En algunos casos pueden verse, incluso, sinapsis directas entre varios receptores. En las zonas alejadas de la fovea, los dos anteriores hechos suelen ser bastante comunes, con lo que el número de fibras nerviosas terminales puede ser mucho menor que el de conos y bastones. En la

fovea, por el contrario, la mayor parte de las bipolares conectan directamente con un único cono o bastón. Se gana con ello en agudeza aunque se pierde en sensibilidad.

2.4.3. Amacrinas y células ganglionares

La principal diferencia de este tipo de células, con respecto a las precedentes, es que su respuesta a la luz es un tren de pulsos de muy corta duración en lugar de una tensión constante. De igual manera que las bipolares, las ganglionares tienen, en la mayor parte de los casos, unos

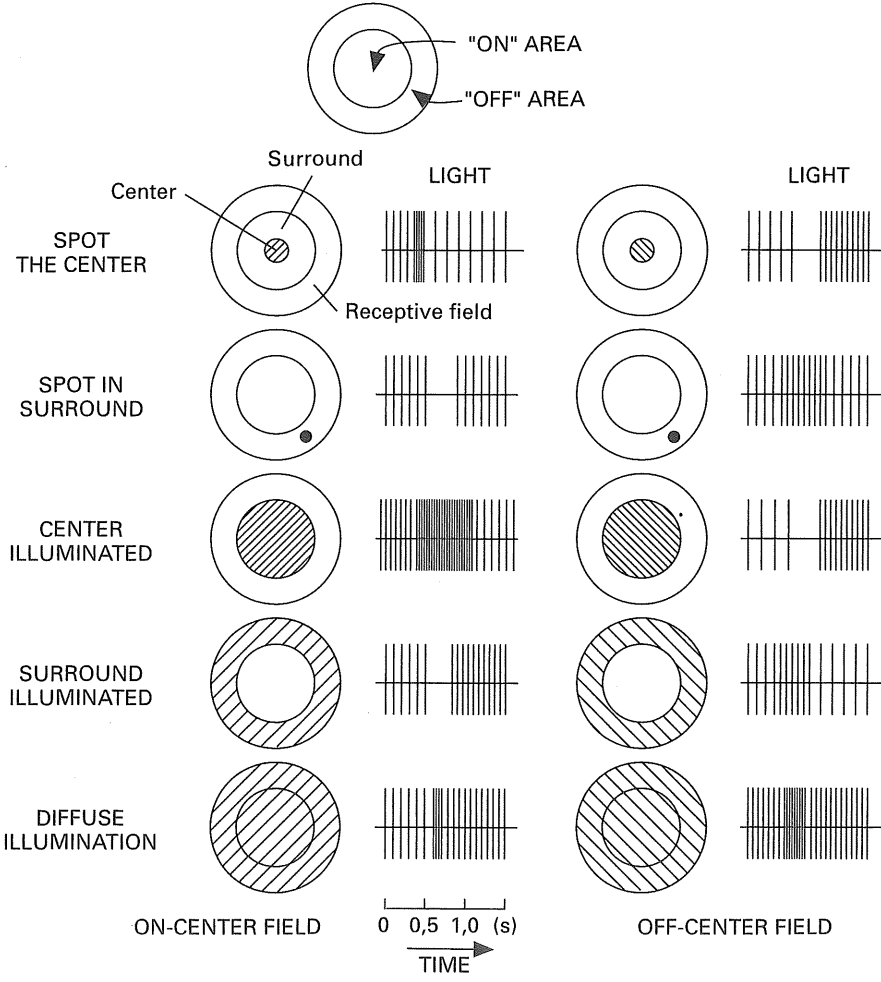


Figura 20. Respuestas de las células ganglionares.

campos receptivos compuestos por una región central rodeada de un entorno de carácter antagonista. Además, casi todas ellas tienen la propiedad adicional de que responden sólo de manera transitoria cuando la retina cambia bruscamente de un nivel a otro. En algunos casos aparece un tren transitorio de impulsos ante una disminución de la luz (respuesta "off") mientras que en otros lo es a un incremento (respuesta "on"). En otras ocasiones pueden aparecer trenes de impulsos al principio y al fin de un período de iluminación constante (respuesta "on-off"). Una célula con una respuesta "on" es su centro muestra, normalmente, una respuesta "off" en su contorno y viceversa (Fig. 20), mientras que tiene respuestas on-off en regiones intermedias. Por ello, con respecto a las propiedades de campo receptivo, las células ganglionares son muy similares a las bipolares. El único elemento adicional que aparece, el de las respuestas transitorias, puede que sea el resultado de la inhibición de realimentación debida a las amacrinas, cuya respuesta a su vez, es también muy similar a la de las ganglionares. El conjunto de conexiones capaces de realizar tareas de auto-inhibición y conexión lateral es, según parece, el causante de las respuestas temporales de las ganglionares.

Hay que señalar que las amacrinas aparecen en un gran número de formas y tipos, cada una de las cuales tiene una morfología diferente y, en muchos casos, su propio tipo de transmisor sináptico. Parece posible que cada uno de estos tipos tenga una función específica, pero aun no existen muchos datos sobre el particular.

Entre las células ganglionares existe un pequeño número de ellas que presentan respuestas de tipo constante. Parece que éstas sean las que suministran información al cerebro referente a los niveles de intensidad de luz ambiental de manera que éste pueda proceder a algunas de sus interpretaciones de las imágenes. Existe, de hecho, un número muy elevado de clases funcionales de células ganglionares. La mayor parte de ellas tienen relación con su tamaño y con la forma general de su árbol dendrítico. La clasificación más general las divide en células tipo *Y* y células tipo *X*. Las primeras son grandes, con altas velocidades de conducción y con una respuesta muy abrupta a los movimientos o a los cambios de luz. Las segundas, las *X*, son mucho más numerosas, más pequeñas y lentas, presentando respuestas ininterrumpidas cuando se iluminan simultáneamente diferentes partes de su campo receptivo. Algunas de estas diferencias parece están relacionadas con el camino por el que las ha llegado la excitación. Si viene principalmente a través de las bipolares, es una respuesta mantenida, mientras que si lo hace de las amacrinas lo es transitoria. Se han descrito, también, otro tipo de células, las *W*, que presentan unas respuestas mucho más complejas aunque tienen una velocidad de conducción muy lenta. En total, la literatura ofrece más de 23 tipos de diferentes clases de células ganglionares, no encontrándose algunas de ellas en todas las especies de mamíferos.



2.4.4. Modelización de la retina

De acuerdo con lo visto en los anteriores apartados, las posibilidades de configurar un modelo de la retina puede resultar altamente complicado, si lo que se pretende es abarcar todo el conjunto de funciones que aquella lleva a cabo. Por el contrario, si el único objetivo es, en una primera aproximación, simular los comportamientos de algunas de las neuronas existentes, relacionando entre sí sólo un número reducido de ellas, el resultado puede ser positivo sin demasiadas complicaciones. Este modelo, que puede llegar a ser muy sencillo, puede a su vez servir de base para pasar a niveles de simulación superiores.

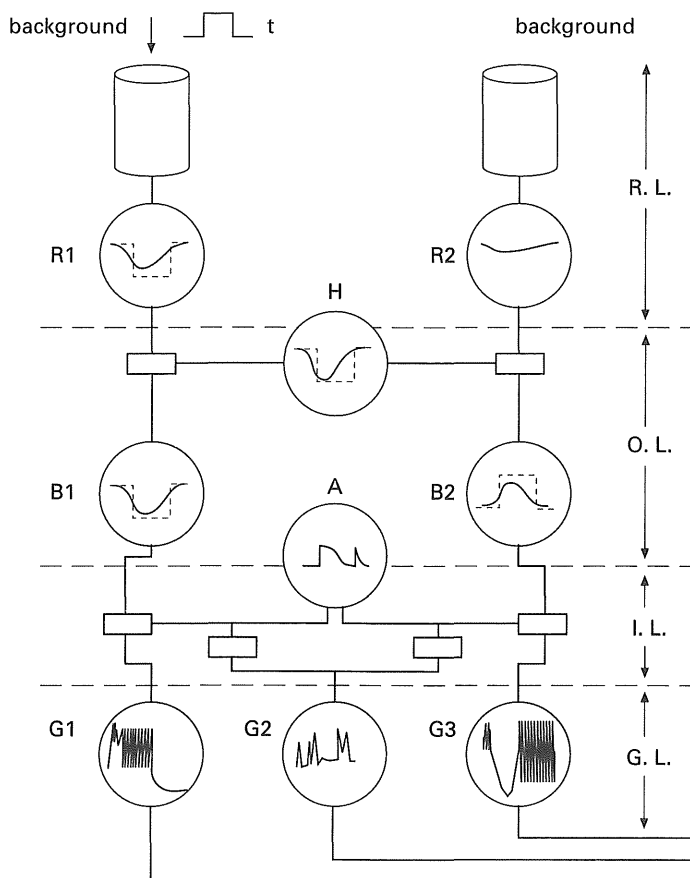


Figura 21. Esquema de la retina de Dowling y adoptado en la modelización propuesta.

Los modelos de carácter elemental existentes en la literatura son numerosos. De todos ellos, dos son los más significativos. El primero fue que Dowling presentó en 1970. Se trata de un sencillo esquema compuesto por dos únicos fotorreceptores cuyas salidas actúan sobre las correspondientes células bipolares, estando unidas, en la forma habitual, por una única célula horizontal. Los extremos de las bipolares, unidas entre sí por una amacrina, alimentan a tres células ganglionares, dos de ellas conectadas directamente a las dendritas de su correspondiente bipolar y la tercera a dendritas de la amacrina. Cada una de estas ganglionares da lugar a un tipo diferente de potenciales de acción, que se corresponden con los suministrados por las ganglionares tipo OFF X/beta, ON X/beta y una mezcla de las OFF Y/alfa y ON Y/alfa. Un esquema de este modelo aparece en la Fig. 21.

Esquemas bastante más completos que el anterior, y en los que ya están presentes diferentes tipos de amacrinas, como la 5-HT y la A2, y en los que se hace intervenir también a los dos tipos de sinapsis posibles, las inhibitorias y las excitatorias, han sido desarrollados a partir de entonces. Uno de los más característicos es el mostrado por R. A. Barker y que aparece en la Fig. 22. Este modelo, a diferencia del de Dowling, tan sólo tiene como salida a dos células ganglionares, por lo que su aplicación a funciones complejas es también bastante limitada, aunque da unas posibilidades diferentes al anterior.

Con la base de estos esquemas, y más en concreto con el de Dowling, se ha desarrollado una simulación parcial del comportamiento de la retina,

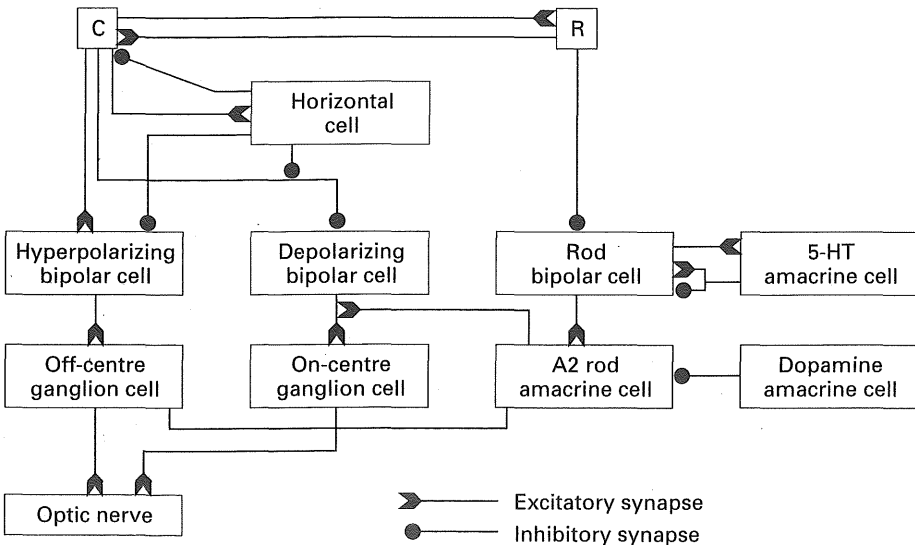


Figura 22. Modelo ampliado de la retina.

tomando como unidad elemental neuronal, la célula lógica programable ópticamente, presentada en un apartado anterior. El esquema adoptado ha sido el mismo de Dowling y, de acuerdo con él, se ha considerado que el receptor de la izquierda se ilumina con un breve destello luminoso, al mismo tiempo que se supone una leve luz ambiental que se introduce en ambos receptores  $R_1$  y  $R_2$ . La forma de trabajar de ambos es con una función NAND, lograda gracias a la señal de control aplicada a cada una de las unidades elementales. Este mismo tipo de función es la adoptada para la célula horizontal,  $H$ . Las células bipolares,  $B_1$  y  $B_2$ , se comportan según funciones AND y NAND, de acuerdo con las señales de control suministradas por la capa anterior.

Como ya se ha dicho en el apartado anterior, tanto las amacrinas como las ganglionares, ofrecen una señal de salida que deja de ser continua y pasa a estar compuesta por pulsos periódicos, cuyas características dependen de las señales que proceden de las células bipolares. Este tipo de señal puede ser conseguido, como se recuerda, mediante una realimentación en la propia unidad elemental.

Finalmente, la señal compuesta, procedente de la amacrina y las bipolares, llega a las células ganglionares que proporcionan la señal última. En el caso que se ha simulado, las posibles salidas han sido tres. La primera es un tren de pulsos que tiene una duración análoga a la del destello de luz que incidió sobre el receptor. La tercera es siempre una secuencia de pulsos de corta duración salvo durante el tiempo en que incidió luz sobre el fotorreceptor. Finalmente, la segunda suministra un tren de corta duración de impulsos al principio y al final del destello incidente. Esto es, da lugar a un fenómeno en cierta manera transitorio, de acuerdo con las características de la retina que se dieron en el apartado previo.

Parece pues evidente que de los efectos no lineales obtenidos en células lógicas es posible extraer resultados aplicables en otros campos como ha sido, en este caso, el de la simulación del proceso visual.

### 3. Conclusiones

Aunque, por fuerza, la visión que se ha dado en el presente trabajo es, por una parte, muy limitada y, por otra, fuertemente encaminada a mostrar sólo uno de los múltiples caminos posibles, creemos que ha servido para demostrar la posibilidad de aunar diferentes técnicas para intentar resolver un único problema. Si la computación es una de las herramientas más potentes de que dispone hoy el ser humano para resolver muchos de los retos con los que se enfrenta, creemos que esta misma computación, tomada con un enfoque diferente, puede lograr resultados mucho más espectaculares que los obtenidos hasta ahora. Si, hasta ahora, ha sido la lógica la que ha gobernado su comportamiento, la realización de procesos no determinísti-

cos puede ser conseguida también mediante células lógicas trabajando de manera distinta a como lo hacen hoy.

Y para lograr lo anterior, el tomar como modelo muchas de las funciones que llevan a cabo los seres vivos puede ser una herramienta con una capacidad muy superior a lo previsto.

El camino que se ha iniciado en este sentido, y que es equivalente al que se sigue en muchos centros de todo el mundo, puede suponer un paradigma en el desarrollo del conocimiento de los procesos neurofisiológicos y en su aprovechamiento para la realización de sistemas artificiales que puedan realizar tareas similares a las de aquellos.

#### **4. Agradecimientos**

Parte de los desarrollos que se han presentado en el presente trabajo han sido llevados a cabo gracias a las ayudas TIC92-1131-E, TIC93-1232-E y TIC94-1481-E. La mayor parte del desarrollo correspondiente a la realización de la célula lógica programable, base de los resultados mostrados, forma parte de la Tesis Doctoral de A. González Marcos.