



Facultad de Ingeniería



# MODELADO DEL OBSERVADOR CIE USANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Tesis de licenciatura para obtener el grado  
de Ingeniero Eléctrico-electrónico que  
presenta

Porfirio Morales Aguilar

Tutor de tesis: M.I. Juan Manuel Gómez González

Ciudad Universitaria  
Agosto 2004

Para mis Padres y mis hermanos,  
por su confianza y por dejarme salir de casa a los diecisiete.

Para Norma,  
por su amistad y por seguirme acompañando  
en la aventura de  
conocerme.

Para la Princesa,  
por las tardes en el anexo y por esta carta  
que se lleva el tiempo pintada mi en voz.

*“El ojo, que es la ventana del alma, es el órgano principal por el que el entendimiento puede tener la más completa y magnífica visión de las obras de la naturaleza. ¿No vemos acaso que el ojo abarca la belleza de todo el universo...? Es el príncipe de las matemáticas, y las ciencias que en él se fundan son absolutamente ciertas. Ha medido las distancias y la magnitud de las estrellas.*

*¡Qué cosa más excelente, superior a todas las cosas creadas por Dios!*

*¿Qué alabanzas pueden hacer justicia a tu nobleza? ¿Qué pueblo, qué lenguas podrán describir exhaustivamente tu función? El ojo es la ventana del cuerpo humano a través del cual descubre su camino y disfruta la belleza del mundo. Gracias al ojo, el alma permanece contenta en la prisión corporal, porque sin él, una prisión así sería una tortura.*

*...Todas las formas, todos los colores, todas las imágenes se contraen en un punto.*

*¿Qué otro punto hay tan maravilloso?”*

### **Leonardo Da Vinci**

*“La ciencia es un juego, pero un juego con la realidad, un juego con cuchillos afilados...Si alguien corta con cuidado una imagen en mil trozos, puedes resolver el rompecabezas si vuelves a colocar las piezas en su sitio. En un juego científico tu rival es el Buen señor. No sólo ha dispuesto el juego sino también las reglas, aunque éstas no sean del todo conocidas. Ha dejado la mitad para que tu las descubras o las determines. Un experimento es la espada templada que puedes empuñar con éxito contra los espíritus de la oscuridad pero que también puede derrotarte vergonzosamente. La incertidumbre radica en cuántas reglas ha creado el propio Dios de forma permanente y cuántas parecen provocadas por tu inercia mental; la solución sólo se vuelve posible mediante la superación de este límite. Tal vez eso sea lo más apasionante del juego. Porque, en tal caso, luchas contra la frontera imaginaria entre Dios y tú, una frontera que quizás no exista”*

**Erwin Schrödinger**

# Índice

## Capítulo I

### Sistemas visuales biológicos

1.1 La visión	3
1.1.1 Los componentes principales del sistema visual	3
1.1.2 Características generales del sistema visual	4
1.2 El ojo	5
1.2.1 Anatomía y Fisiología del globo ocular	6
1.2.2 Sistema óptico del ojo	7
1.3 La retina	8
1.3.1 Estructura de la retina	9
1.3.2 Los fotorreceptores	11
1.3.3 Estructura de los conos y bastones	12

## Capítulo II

### Procesado de señales en la retina

2.1 Comunicación en las células de la retina	17
2.1.1 Células del sistema nervioso central	18
2.1.1.1 Potencial de membrana	19
2.1.1.2 El potencial de acción	22
2.2 Comunicación celular en la retina	26
2.2.1 Flujo de información en las células de la retina	27
2.3 Inhibición lateral y campos receptivos	29
2.3.1 Antagonismo centro periferia	30
2.4 Procesamiento de la señal visual en el encéfalo	34

## Capítulo III

### Teoría del color

3.1 Naturaleza del color	35
3.1.1 Características del color	36
3.1.2 Color aparente y estandarización	38
3.1.2.1 Fuente de iluminación	39
3.1.2.2 Geometría de medición	41
3.1.2.3 Observador	41
3.2 Los espacios de color	42
3.2.1 Diagrama cromático y teoría triestímulo	42

3.2.2 Leyes de Grassman	43
3.3 Observador patrón	44

## Capítulo IV

Redes Neuronales Artificiales	48
4.1 Concepto y características principales de una red neuronal artificial	48
4.1.1 Características de una red neuronal artificial	48
4.1.2 Estructura de una Red Neuronal Artificial	49
4.1.2.1 Funciones de activación de las RNA	52
4.1.2.2 Topología de una red neuronal	53
4.1.2.3 Redes monocapa y redes multicapa	54
4.1.3 Aprendizaje	55
4.1.3.1 Aprendizaje supervisado	55
4.1.3.2 Aprendizaje no supervisado	56
4.1.4 Clasificación de las redes neuronales	56
4.2 El perceptrón	57
4.2.1 Características y funcionamiento	57
4.2.2 Algoritmo de aprendizaje de una red tipo perceptrón	59
4.2.3 Limitación de la red neuronal tipo perceptrón	61
4.3 Red de retropropagación	62
4.3.1 Estructura de una red multicapa.	63
4.3.2 Aprendizaje de retropropagación	64
4.3.3 Definición de error y error cuadrático en la red	65
4.3.4 Algoritmo de aprendizaje de retropropagación	66

## Capítulo V

Diseño y entrenamiento de la red neuronal	69
5.1 Descripción del problema	69
5.2 Justificación del tipo de red	72
5.3 Entrenamiento de la red neuronal	75

## Capítulo VI

Resultados y conclusiones	84
---------------------------	----

6.1 Simulación de la base de datos para el aprendizaje	84
6.2 Simulación de la base de datos completa	85
6.3 Conclusiones	89

Bibliografía	90
--------------	----

# Capítulo I

## Sistemas visuales biológicos

---

### 1.1 La visión

La *visión* es el conjunto de funciones fisiológicas mediante las cuales los organismos pueden percibir a distancias variables y en forma tridimensional el mundo físico que les rodea.

En los organismos esta información es integrada para lograr la apreciación de los objetos.

#### 1.1.1 Los componentes principales del sistema visual

Las partes que componen el sistema visual son:

-El ojo; que funciona como cámara para enfocar una imagen visual sobre la retina.

-La retina; parte del ojo que convierte la imagen visual en un grupo de impulsos nerviosos que se transmiten por el nervio óptico hacia el cerebro.

-El mecanismo cerebral para interpretar las señales visuales.

-El mecanismo cerebral para controlar las funciones motoras de los ojos, como enfoque, control de la luz que entra en los ojos y dirección de éstos hacia el objeto de interés.



### 1.1.2 Características generales del sistema visual

El sistema óptico del ojo, al igual que una cámara fotográfica, cuenta con una lente llamada cristalino, un mecanismo muscular para activarla y un diafragma, la pupila, que controla la cantidad de luz que entra por el cristalino.

Los ojos de los niños pueden enfocar objetos tan cercanos como los colocados a siete centímetros y tan lejanos como el infinito, pero cuando la persona llega a los 45 años de edad aproximadamente, ha perdido la mayor parte de su capacidad de enfoque.

Los elementos de la retina sensibles a la luz son los bastones y los conos, los bastones captan las imágenes en blanco y negro, mientras que los conos captan los colores.

Hay aproximadamente 125 millones de bastones y conos en cada retina, pero sólo un millón aproximadamente son las fibras nerviosas que efectúan la transmisión desde el ojo hasta el cerebro.

En las partes periféricas de la retina se encuentran gran número de bastoncillos y conos conectados con la misma fibra del nervio óptico, de modo que la agudeza visual en estas partes de la retina es muy deficiente.

En el centro de la retina se encuentra una pequeña zona de 0.5mm de diámetro llamada fovea, comprendida totalmente por conos más delgados que se conectan cada uno con una fibra del nervio óptico. A causa de estas propiedades, esta zona central de la retina tiene una agudeza visual excelente y también es la parte de la retina de mayor capacidad para identificar y analizar los colores.

Las señales visuales se transmiten desde la retina por el nervio óptico y la cintilla óptica hacia el cuerpo geniculado externo del tálamo, desde éste, las señales se relevan a continuación hacia la corteza visual, situada en el lóbulo temporal.

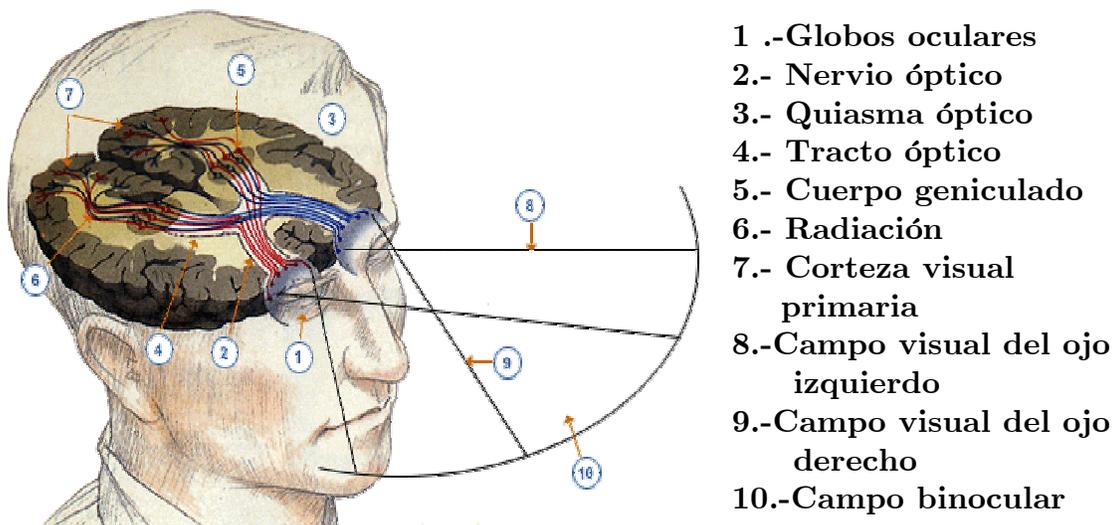
Los mecanismos neuronales de la visión están adaptados especialmente para reaccionar a los cambios de la escena visual.



Cada vez que se incrementa o disminuye la intensidad de la luz se producen señales extremadamente potentes en el sistema visual, de manera semejante, en todos los casos en que se produce en la escena visual un cambio desde una zona oscura hacia una zona clara o viceversa, también se producen señales visuales potentes. Por tanto, el sistema está especialmente dotado para reaccionar a efectos como destellos de luz y bordes de contraste en la escena visual.

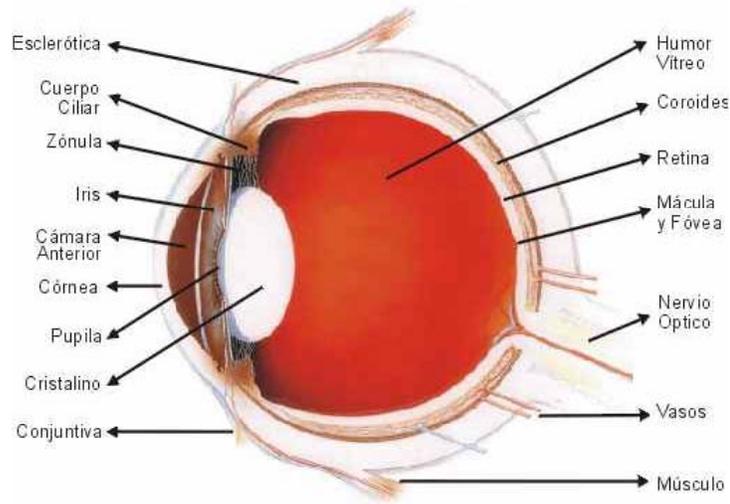
De esta manera se analiza la información visual para identificar sus aspectos significativos.

La siguiente figura muestra un esquema completo de todo el sistema visual humano.



## 1.2 El ojo

La entrada al sistema visual es el ojo (*Figura 1.2*), en este órgano ocurre el proceso de transducción de la información derivada del campo visual, es decir, la energía electromagnética del estímulo se transforma en información codificada que se envía a los centros nerviosos donde es procesada.



*Figura 1.2 el ojo*

### 1.2.1 Anatomía y Fisiología del globo ocular

Visto lateralmente desde el exterior, el globo ocular aparece como una esfera deformada, rodeada de una membrana blanca, la esclerótica, que en la parte anterior del ojo es transparente. Esta zona tiene la forma de un disco ligeramente curvado, la córnea, a través del cual los rayos luminosos son orientados (refracción) para que caigan exactamente en la retina.

Detrás de la córnea existe una cavidad, la cámara anterior del ojo, llena de un líquido nutritivo para la córnea, el humor acuoso, esta cámara está limitada por una membrana circular de tejido muscular, el iris, que deja en su centro una apertura circular, la pupila.

Gracias a su musculatura, el iris puede regular el diámetro de la pupila modificando así el paso de luz que llega a la retina. Detrás del iris y de la pupila existe una lente, el cristalino, que permite el enfoque fino de la imagen en los fotorreceptores de la retina.

Pero la luz, después de atravesar el cristalino, debe cruzar una segunda cavidad o cámara antes de alcanzar la retina, esa



cámara está llena de un líquido llamado humor vítreo y sus paredes están limitadas por la retina.

La retina presenta varias capas celulares en una de las cuales se encuentran los fotorreceptores; es decir, los conos y los bastoncitos. En ellos ocurre el proceso de transducción.

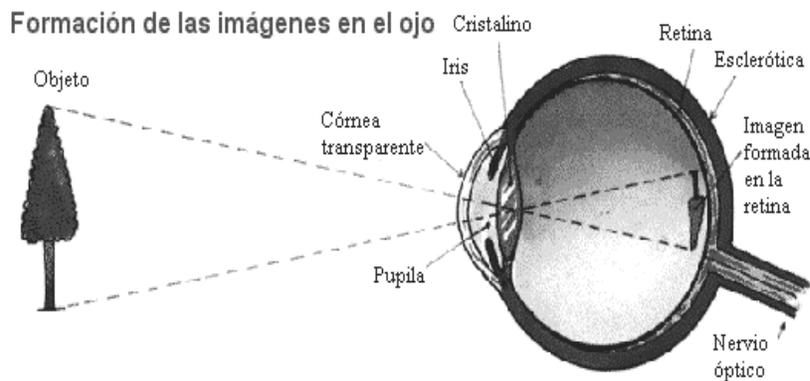
En otra de las capas se encuentran las células ganglionares que se comunican con las células receptoras a través de las células bipolares.

Son los axones de las células ganglionares los que constituyen el nervio óptico, que sale de cada ojo.

### 1.2.2 Sistema óptico del ojo

El sistema óptico del ojo es una lente compuesta que forma una imagen invertida y reducida del mundo exterior.

Tanto la cantidad de luz que alcanza la retina como el poder de refracción del sistema óptico pueden ser alterados por músculos lisos bajo el control del sistema nervioso central autónomo. (*figura 1.3*)



*Fig.1.3 formación de imágenes.*



La cantidad de luz que arriba a la retina se regula dentro de ciertos límites por el diámetro pupilar.

La iluminación de un ojo produce la contracción de la pupila, así como la del otro ojo (reflejo consensual).

En la oscuridad hay dilatación pupilar.

El diámetro de la pupila también se reduce en función de la cercanía del objeto.

El esfínter constrictor de la pupila está bajo el control de neuronas parasimpáticas ubicadas en el ganglio ciliar, el músculo dilatador de la pupila está bajo el control de neuronas simpáticas ubicadas en el ganglio cervical superior. El poder de refracción del ojo se modifica por alteración de la curvatura del cristalino (acomodación) que se produce al fijar la vista en objetos cercanos.

El enfoque del ojo se lleva a cabo debido a que la lente del cristalino se aplanar o redondea. En un ojo normal no es necesaria la acomodación para ver los objetos distantes, pues se enfocan en la retina cuando la lente está aplanada gracias al ligamento suspensorio. Para ver los objetos más cercanos, el músculo ciliar se contrae y la lente se redondea de forma progresiva.

Un niño puede ver con claridad a una distancia tan corta como 6,3 cm. Al aumentar la edad del individuo, las lentes se van endureciendo poco a poco y la visión cercana disminuye hasta unos límites de unos 15 cm a los 30 años y 40 cm a los 50 años.

En los últimos años de vida, la mayoría de los seres humanos pierden la capacidad de acomodar sus ojos a las distancias cortas.

### 1.3 La retina

La retina forma parte del sistema nervioso central, comprende un circuito neuronal complejo que convierte la actividad eléctrica graduada de los fotorreceptores en potenciales de acción que viajan hasta el encéfalo a través del nervio óptico.



### 1.3.1 Estructura de la retina

En la retina existen cinco tipos de neuronas: Los fotorreceptores, las células bipolares, las células ganglionares, las células horizontales y las células amacrinas. Los cuerpos y las prolongaciones celulares de estas neuronas están dispuestos en cinco capas alternantes; se localizan en las capas celulares nuclear interna, nuclear externa y ganglionar. Mientras que las prolongaciones y los contactos sinápticos se localizan en las capas plexiforme interna y plexiforme externa (figura 1.4).

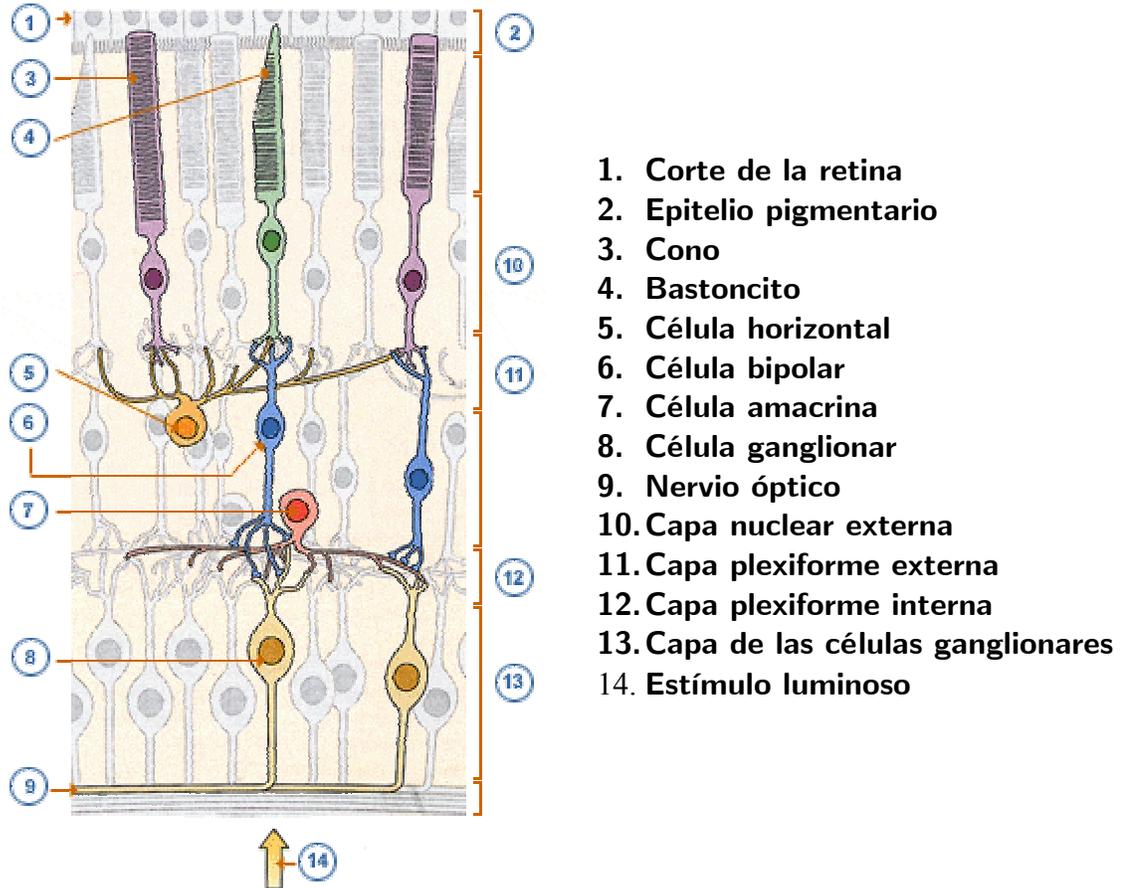


Figura 1.4 Estructura de la retina



Los términos interno y externo designan las distancias relativas desde el centro del ojo: interno, cerca del centro del ojo; externo, lejos del centro o hacia el epitelio pigmentario. Una cadena de tres neuronas: las células de los fotorreceptores, las células bipolares, las células ganglionares, es la vía más directa del flujo de información desde los fotorreceptores hasta el nervio óptico.

Al obtener un corte de la retina y prepararlo adecuadamente se puede conseguir una visión de las células de la retina y de la organización cito-arquitectónica de ese órgano.

Si ello se logra, se encuentra que los diversos tipos de células de la retina están organizadas en capas:

1) La capa pigmentada: Es la más externa (capa más alejada del centro del globo ocular) es un epitelio pigmentado debido a que sus células tienen melanina.

Esta capa cumple importantes funciones: absorbe el exceso de luz, evitando el efecto de su reflejo; renueva los fotopigmentos y fagocita los discos de los fotorreceptores que deben ser recambiados a alta velocidad.

2) La capa de los fotorreceptores: Los conos y los bastoncitos son las células sensoriales que transducen la acción de las ondas luminosas que forman la imagen. Esta capa se ubica al interior de la pigmentada, sin embargo, la distribución de los receptores en la retina no es homogénea.

En la especie humana, existe una región en ella donde se ubica la más alta concentración de conos, se le conoce como fovea, y la imagen que cae exactamente en ella proporciona una visión más clara, esto implica que las imágenes que caen fuera de ella se verán con menos claridad.

3) La capa de las células bipolares: Estas células son interneuronas que conectan a las células sensoriales con las células ganglionares hacia la región externa de la retina, hacen sinapsis con las células sensoriales y con otro tipo de interneuronas llamadas células horizontales.

La zona donde se dan estas interacciones se presenta como una capa que ha sido llamada la capa plexiforme externa.



Por el otro extremo, las células bipolares hacen contactos con las células ganglionares y con otro tipo de interneuronas, las células amacrinas. La capa donde se dan estas interacciones es la capa plexiforme interna.

4) Capa de las células ganglionares: Viene a continuación de la anterior, los axones de estas neuronas forman el nervio óptico.

La luz cae sobre la retina pero debe atravesarla desde el interior hacia el exterior, para luego alcanzar a la capa de los fotorreceptores.

Estos responden desinhibiendo a las bipolares, lo cual activa a la células ganglionares.

### 1.3.2 Los fotorreceptores

La radiación electromagnética de longitud de onda entre 400 y 750 nanómetros (nm) es percibida por el ojo humano como luz. Los objetos que nos rodean reflejan luz con diferentes grados de intensidad (luminosidad).

La base de la visión es la comparación de contrastes, más que la determinación de intensidades absolutas.

El funcionamiento de los fotorreceptores en la retina, podría expresarse de la siguiente forma:

1) Receptores para la visión nocturna o escotópica, los bastones.

2) Receptores para la visión diurna, o fotópica, los conos.

Las visiones fotópica y escotópica difieren entre sí en dos cualidades esenciales de la percepción visual: La detección del brillo y la percepción de color.

A la luz de la luna los objetos carecen de color, pero difieren en su brillo, sin embargo a la luz de sol los objetos difieren tanto en su brillo como en su color.

La curva de sensibilidad espectral del ojo humano también cambia al pasar de la luz a la oscuridad. En la luz el máximo de está curva se ubica en los 555nm, en la oscuridad el máximo se ubica en los 505nm, desviándose el espectro hacia el rojo. Esto se debe a que los fotopigmentos son distintos.



El máximo nocturno de 505nm corresponde a la rodopsina, ftopigmento de los bastones y mediadores de la visión escotópica. El máximo diurno de 555nm es el resultado de la acción conjunta de tres ftopigmentos en los conos, o conopsinas que median la visión fotópica.

Cada retina contiene  $10^8$  bastones y  $10^7$  conos, la pérdida de los conos implica ceguera total, mientras que la de los bastones solo presenta ceguera nocturna.

Las características diferenciales de los dos sistemas de percepción (visión fotópica y escotópica) son consecuencia tanto de las propiedades de los conos y bastones como de las conexiones que establecen los fotorreceptores con otras neuronas retinianas.

En la *tabla 1.1* se muestran las propiedades y diferencias entre conos y bastones.

<i>Bastones</i>	<i>Conos</i>
Mayor cantidad de ftopigmento	Menor cantidad de ftopigmento
Respuesta Lenta	Respuesta rápida
Alta amplificación (umbral) unos cuantos ftones	Baja amplificación (umbral alto)
Gran convergencia sobre células ganglionares	Muy poca convergencia
Alta sensibilidad	Baja sensibilidad
Baja agudeza visual	Alta agudeza visual
Acromáticos (un solo pigmento)	Cromáticos (tres tipos de pigmentos)

*Tabla 1.1 conos y bastones*

### 1.3.3 Estructura de los conos y bastones

Los conos presentan la estructura que muestra la *figura 1.5*, con sus núcleos alineados en una sola capa justo por debajo de la membrana limitante externa. Sus segmentos internos y externos se proyectan dentro del espacio subretinal hacia el epitelio pigmentario.



A nivel de la fovea, donde sólo existen conos, sus cuerpos celulares se sitúan oblicuamente con respecto a sus procesos. Los bastones por otra parte, poseen una morfología alargada con sus segmentos internos y externos relleno el espacio entre los conos y las células del epitelio pigmentario.

Los cuerpos celulares de los bastones constituyen el resto de la capa nuclear externa, donde se sitúan formando varias capas.

Aunque no siempre resulta claro en las preparaciones histológicas habituales, los procesos de las células del epitelio pigmentario rodean completamente tanto a los segmentos externos de los conos como los de los bastones.

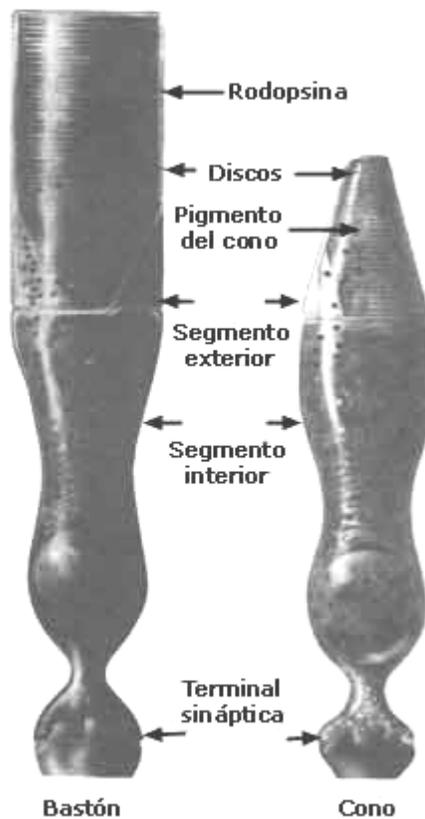
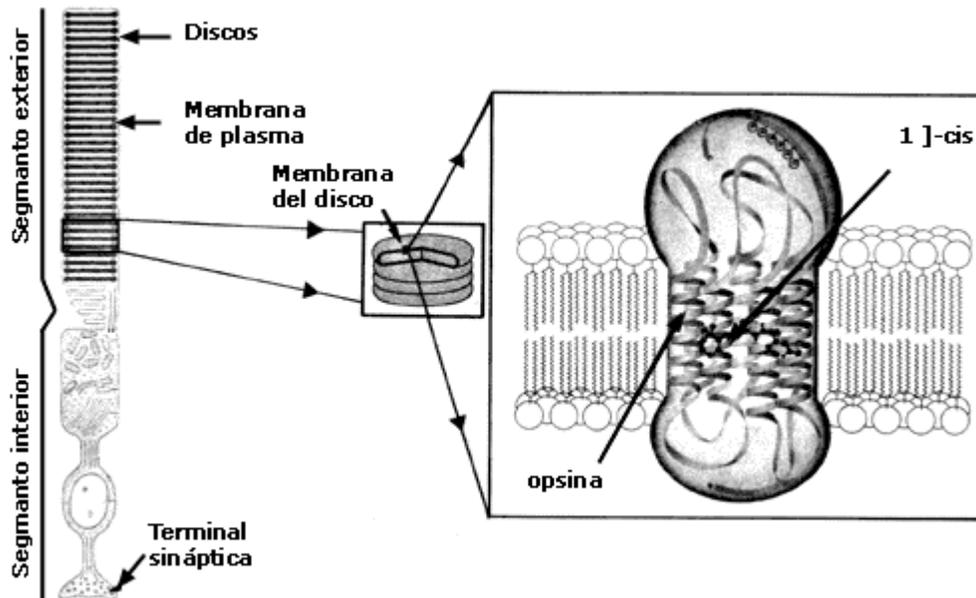


figura 1.5 conos



La rodopsina es el pigmento visual que se encuentra a nivel de los segmentos externos de los bastones. Está formada por una molécula proteica, la opsina, que se fabrica en el aparato de Golgi (situado en los segmentos internos) y el retinal. La opsina se dirige hacia la zona del cilio de unión, gracias a la acción de las proteínas G y desde aquí pasa ya hacia el segmento externo (*figura 1.6*). La otra parte del pigmento visual, el retinal (derivado de la vitamina A) es proporcionado a los discos desde el epitelio pigmentario mediante de proteínas transportadoras (proteínas IRPB) que se encuentran a nivel de la matriz existente entre los distintos fotorreceptores.



*Figura 1.6 La opsina en los fotorreceptores*

Ante la exposición a la luz también se producen procesos de adaptación, que tienden a ajustar la sensibilidad de los fotorreceptores retinianos.

El proceso de adaptación a la luz implica dos componentes:

a) Una adaptación neuronal rápida de los conos, responsable sólo de una parte mínima del proceso adaptativo.



b) Una adaptación fotoquímica dada por la resíntesis de la rodopsina en los bastones, indispensable para la visión diurna.

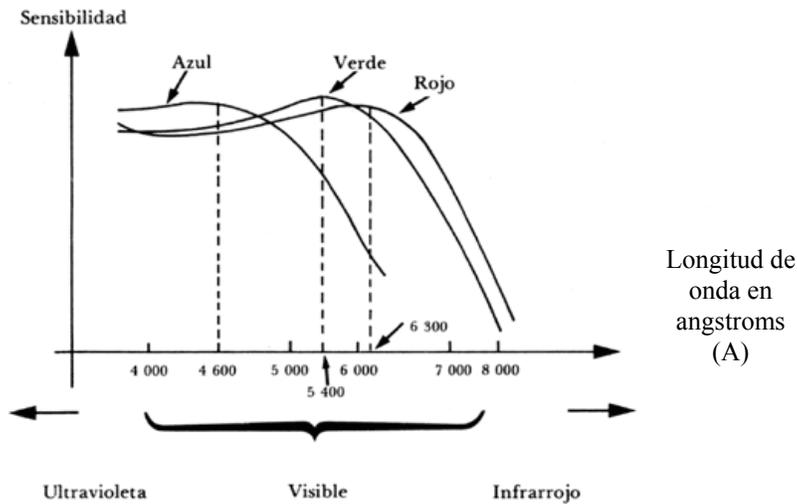
Para los conos existen tres fotopigmentos especiales:

-Fotopigmento conopsina rojo (máxima absorción: 558nm).

-Fotopigmento conopsina verde (máxima absorción: 531nm).

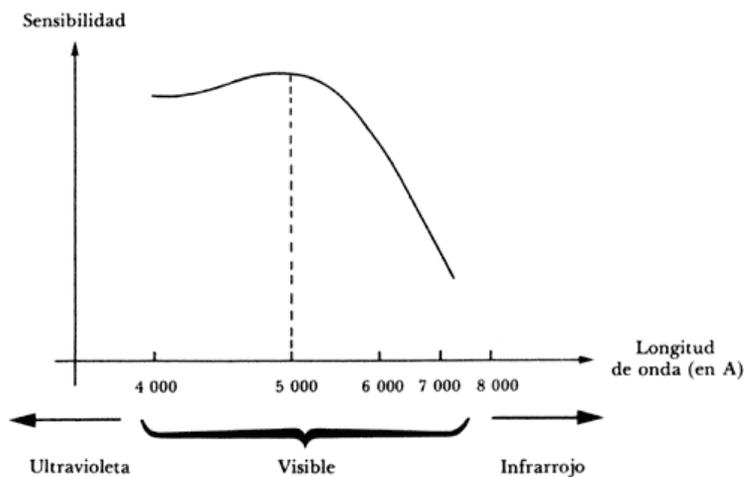
-Fotopigmento conopsina azul (máxima absorción: 420nm)

La siguiente gráfica (*figura 1.8*) muestra la respuesta a la longitud de onda para cada uno de los tipos de fotopigmentos en los conos.



*Figura 1.8 respuesta de los conos*

Los bastones por su parte, presentan la siguiente respuesta:



*figura 1.9 Sensibilidad de los bastones ante la longitud de onda.*



**Los conos correspondientes al rojo y al verde son mucho más numerosos que los del azul.**

**En la fóvea sólo se encuentran conos correspondientes al rojo y al verde.**

**En el siguiente capítulo se analizará el procesamiento de la información que ocurre en la retina, poniendo especial énfasis en la detección cromática, en dicha detección, como ya hemos visto, los conos son los encargados de detectar los colores.**

# Capítulo II

## Procesado de señales en la retina

---

### 2.1 Comunicación en las células de la retina

La retina, que forma parte del sistema nervioso central; es un transductor que convierte energía luminosa en impulsos eléctricos.

La forma en como está transducción se lleva a cabo es a través de los procedimientos fotoquímicos y eléctricos que ya se describieron en el capítulo anterior.

En esta parte se describirá el procesamiento de la señal que ocurre en la red neuronal retiniana una vez que los fotorreceptores han sido excitados por los pulsos de luz.

Sin embargo, para entender como se comunican las células de la retina y el procesamiento de la señal que se realiza en esta capa de células, es necesario estudiar como se comunican las neuronas en el sistema nervioso central.

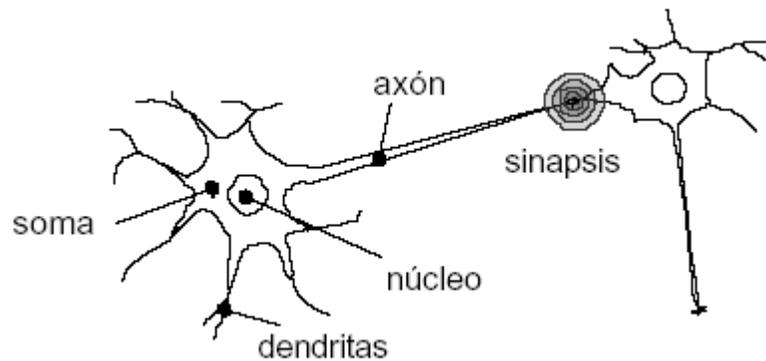
Cada una de las células que forman parte de la retina, tiene características similares a las células cerebrales, éstas propiedades son comunes a todas las células del sistema nervioso central.



### 2.1.1 Células del sistema nervioso central

Las células del sistema nervioso central se comunican mediante potenciales de acción, los cuales son fruto de la especialización que ha ocurrido con las células a través de la evolución. Las células del cerebro son capaces de establecer complejos mecanismos de comunicación los cuales permiten controlar de una forma coordinada la mayoría de las funciones de los organismos.

Una neurona presenta la siguiente estructura:



*figura 2.1 neurona*

La mayoría de las neuronas contienen cuatro regiones con diferentes funciones:

a)El cuerpo celular: contiene el núcleo y los lisosomas, es donde se sintetizan las proteínas y membranas.

b)El axón: la mayoría de las neuronas tienen un único axón. Los axones están especializados en la conducción del potencial de acción.



c) Las dendritas: las neuronas presentan múltiples dendritas, estas se extienden desde el cuerpo celular y están especializadas en recibir señales químicas desde el axón terminal de otras neuronas, convirtiendo estas señales químicas previamente en pequeños impulsos eléctricos.

d) Los axones terminales: ramificaciones del axón que forman la sinapsis o conexión con otras células.

A diferencia de la mayoría de las células en el organismo, una neurona no se puede reproducir, sus funciones están tan especializadas que ha perdido la capacidad de hacerlo.

El axón y las dendritas (*figura 2.1*) son las estructuras que permiten la comunicación con las otras neuronas, esta interacción se da en dos formas, una química y otra eléctrica. Dado que las señales eléctricas constituyen la base de la transferencia de información en el cerebro, es esencial conocer como surgen estas señales.

#### 2.1.1.1 Potencial de membrana

Los axones neuronales no son buenos conductores eléctricos, por lo que para compensar esta deficiencia, las neuronas han desarrollado un sistema de refuerzo que les permite conducir señales eléctricas a lo largo de grandes distancias a pesar de sus características eléctricas intrínsecamente malas.

Las señales eléctricas producidas por este sistema de refuerzo se denominan potenciales de acción, aunque se conocen también como espigas o impulsos neuronales.

Las neuronas tienen la capacidad de generar un voltaje constante a través de su membrana, el cual es llamado *potencial de membrana* y oscila entre  $-40$  y  $-90$  mV, dependiendo del tipo de neurona; esto significa que si colocamos un electrodo para medir la diferencia de potencial adentro y afuera de la membrana neuronal, tendremos un potencial negativo y constante si la neurona está en reposo.



El potencial de membrana es causado por una diferencia de concentración en la cantidad de iones que existen adentro y afuera de la membrana celular.

La membrana del axón de una neurona es permeable a un tipo particular de iones en determinado momento, lo cual provoca que exista una diferencia en la cantidad de carga eléctrica que se encuentra a un lado y otro de la membrana. La diferencia de concentración se debe a proteínas conocidas como bombas iónicas, las cuales mueven activamente los iones hacia el interior o exterior de la célula en contra de sus gradientes de concentración.

Los canales iónicos, que permiten el paso de iones de un lado a otro de la célula a favor de su gradiente de concentración y las bombas que llevan iones en contra del gradiente de concentración, actúan básicamente unos contra otros, y al hacerlo, generan electricidad.

Imaginemos una membrana en la cual existen iones de  $K^+$  a un lado y a otro, de la siguiente forma:

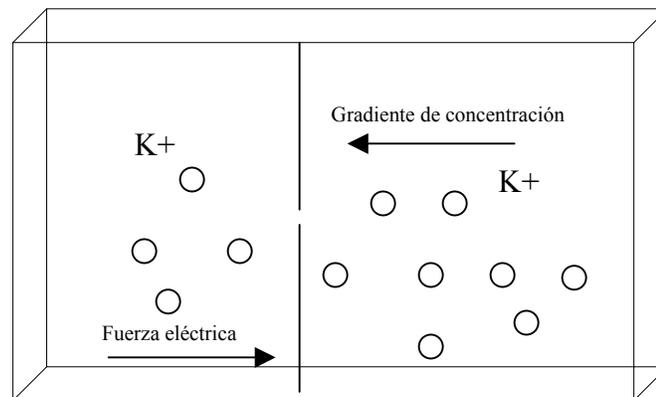


Figura 2.2 membrana permeable al  $K^+$



Sí la membrana es permeable al  $K^+$ , la mayor concentración en el lado derecho va a provocar un gradiente de concentración que mueve los iones de derecha a izquierda.

Sin embargo, debido a la carga positiva de los iones de potasio también habrá una fuerza eléctrica de izquierda a derecha, de manera que después de un tiempo determinado, ambas fuerzas, la debida al gradiente y la eléctrica, se equilibrarán alcanzando un equilibrio electroquímico.

En ese punto, si tomamos como cero de potencial la parte derecha de la membrana, existirá un diferencia de potencial equivalente a  $-58mV$ .

Esos  $-58mV$ , son el potencial de reposo en el axón de una neurona, en la cual, generalmente permanecen mas iones de potasio adentro que afuera.

El potencial de equilibrio se calcula mediante la ecuación de Nerst de la siguiente manera.

$$(2.1) \quad E_K = V_i - V_o = 26 \ln \left( \frac{[K^+]_{fuera}}{[K^+]_{dentro}} \right) \quad mV$$

Donde  $V_i$  y  $V_o$  son los voltajes (potenciales) dentro y fuera respectivamente y en la función logarítmica están las concentraciones de isótopos de potasio.

En una neurona común, no sólo existen canales permeables a un solo ión, ni tampoco iones de un solo tipo, existen iones de sodio y Calcio, así como estructuras de proteínas y aminoácidos, tanto adentro como afuera, de tal forma que si la membrana es permeable a varios tipos de iones al mismo tiempo, el potencial de equilibrio se calcula mediante la ecuación de Goldman de la siguiente manera:

$$(2.2) \quad V_m = \frac{KT}{q} \ln \left( \frac{P_K [K^+]_{fuera} + P_{Na} [Na^+]_{fuera} + P_{Cl} [Cl^-]_{dentro}}{P_K [K^+]_{dentro} + P_{Na} [Na^+]_{dentro} + P_{Cl} [Cl^-]_{fuera}} \right)$$



$V_m$  es el voltaje a través de la membrana y  $P$  indica las distintas permeabilidades (apertura o cierre de canales iónicos) para cada ión particular (sodio, cloro, potasio).

### 2.1.1.2 El potencial de acción

El potencial de membrana depende directamente de las concentraciones de iones adentro y afuera (provocada por las bombas iónicas) y de la apertura o cierre de canales iónicos.

Sí calculamos el potencial de Nerst para una membrana únicamente permeable a los iones de Na, obtenemos que el potencial es de +58 mV. Esto significa que la permeabilidad del sodio tiene un efecto contrario a la permeabilidad del potasio (cuyo potencial de Nerst es de -58mV). Es decir, Si tuviéramos una membrana que fuera permeable tanto al sodio como al potasio exactamente de la misma forma y en un mismo instante, el potencial de Nerst para esta membrana, sería 0 mV.

Ahora bien, sí una membrana fuera cambiando su permeabilidad en el tiempo haciéndose permeable al sodio y después al potasio; lo que tendríamos sería una diferencia de potencial en la membrana que cambiaría en el tiempo.

Cuando esto ocurre, se dice que la neurona está excitada, es decir, a mandado una señal eléctrica a otra neurona; esta señal se conoce como *potencial de acción*.

El potencial de acción es la principal forma de comunicación neuronal y presenta ciertas características que son comunes a casi todo el sistema nervioso central.

El potencial de acción se desencadena de la siguiente forma:

La membrana de la célula se hace mas permeable al sodio durante el potencial de acción, provocando una señal de la siguiente forma(*figura 2.3*).

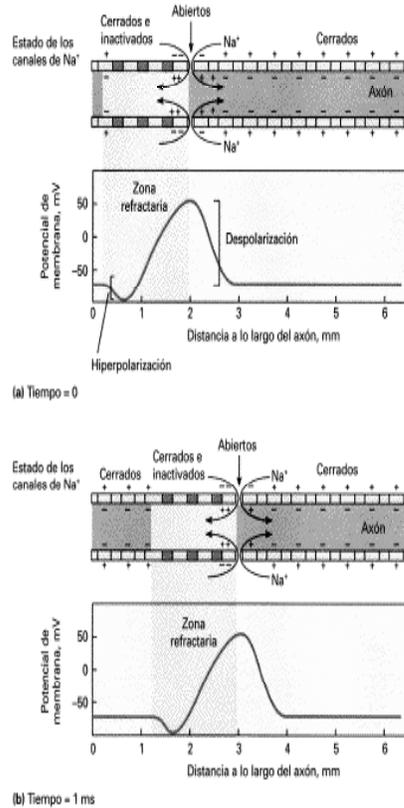


Figura 2.3 Potencial de acción

Lo que aparece en la figura 2.3 es el flujo de iones debidos a la apertura de canales de sodio y al cierre de canales de potasio; la señal debajo de cada figura muestra la forma del potencial de acción medido con un electrodo; siendo este tipo de señales los que comunican una neurona con otra.

Existen canales iónicos dependientes de voltaje, esto significa que después de una diferencia de potencial determinada (potencial umbral), la célula comienza a abrir esos canales iónicos provocando un aumento brusco de voltaje (*figura 2.3*).

El potencial de acción tiene una amplitud de 40 mV. En general podemos establecer que las siguientes etapas se llevan acabo en la neurona cuando ocurre el potencial de acción.



1.-Generación del potencial de acción por canales de sodio cuando el potencial de membrana sobrepasa el potencial de umbral.

El potencial de umbral que oscila alrededor de los  $-50$  mV, es el potencial después del cual comienza la apertura de canales dependientes del voltaje. Las proteínas que forman los canales de  $\text{Na}^+$  dependientes del voltaje generan el potencial de acción cuando se produce su apertura al ser sometidas a un potencial umbral.

2.-Apertura de los canales de  $\text{K}^+$  regulados por voltaje. La despolarización producida por la apertura de los canales de  $\text{Na}^+$  regulados por voltaje provoca la apertura de los canales de  $\text{K}^+$  regulados por voltaje, que tienen un potencial umbral mayor.

Esta apertura repolariza la membrana plasmática durante el potencial de acción.

Los estímulos que llegan a una neurona son codificados en pulsos modulados en frecuencia, la neurona procesa estos pulsos.

El estímulo que provoca una serie de reacciones químicas provocando el potencial de acción, es la excitación que se da a través de sustancias conocidas como neurotransmisores; éstas sustancias son las que fluyen de una terminal sináptica entre una neurona y las dendritas de otra provocando la apertura de los canales iónicos y con ello el potencial de acción a través del axón.

En la terminal del axón una vez que la señal eléctrica a llegado, excita a otra neurona propagando neurotransmisor desde sus sinapsis.

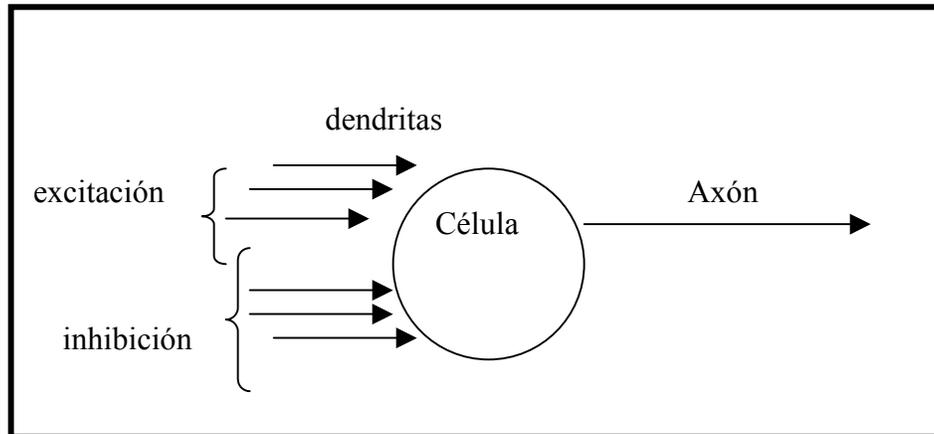
La cantidad de pulsos que una neurona procesa es dependiente de la cantidad de neurotransmisor recibido, por lo tanto, la modulación de una señal en el sistema nervioso se realiza tanto en amplitud (cantidad de neurotransmisor), como en frecuencia (trenes de pulsos), si la cantidad de



neurotransmisor es mayor, la frecuencia de los pulsos será también mayor.

Las entradas que convergen hacia una neurona provenientes desde otras células no siempre son excitatorias, algunas inhiben a la neurona impidiendo que ésta se excite. La neurona lleva a cabo una suma entre las señales que la excitan y las que la inhiben y dependiendo de que tipo de señales sea mayor en su entrada, se excita o se mantiene en reposo.

Un modelo de neurona común en el cual se puede observar tanto las entradas como las salidas es el siguiente:



*Fig. 2.4 Representación de entrada /salida de una neurona típica .*

Cuando una neurona mantiene su potencial de membrana se dice que está polarizada, mientras que si el potencial cambia hacia un potencial más negativo, se dice que está hiperpolarizada.

Esta diferencia implica que una neurona puede, en lugar de excitarse, volver su potencial de membrana más negativo, este concepto es importante en el caso de las señales en la retina.



## 2.2 Comunicación celular en la retina

El sistema visual humano podría dividirse en las siguientes etapas:

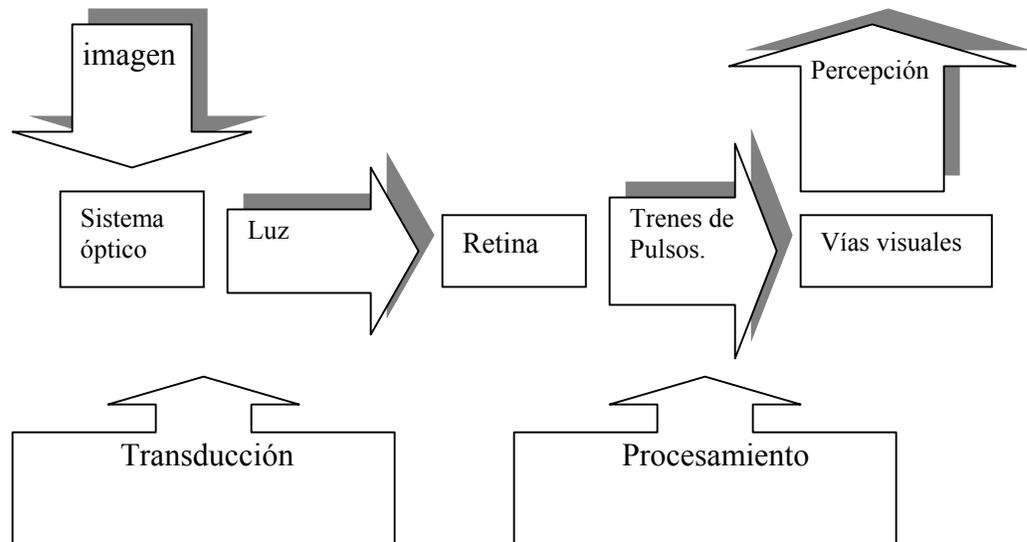


Figura 2.5 El sistema visual humano visto como un diagrama de bloques.

Como se ve en el diagrama, el proceso de transducción se lleva a cabo en el globo ocular, mas precisamente, en la retina, y el procesamiento de la señal de entrada, se realiza tanto en la retina como en el cerebro.

El hecho de que parte del procesamiento se lleve a cabo en la retina, implica que la señal ya ha sido transformada, muestreada y codificada antes de llegar al cerebro.

Podemos dividir el estudio de la visión humana en dos etapas, la que incluye la transducción y procesamiento en la retina (visión de bajo nivel), y lo que ocurre una vez que la señal llega a distintas regiones del cerebro (visión de alto nivel), está última etapa concluiría con lo que entendemos como percepción. El procesamiento que ocurre en la retina comienza con la comunicación entre las células retinianas en sus distintas etapas y la forma en como convierten una señal

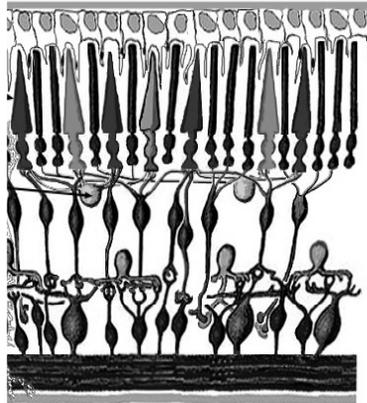


de luz en trenes de pulsos (potenciales de acción) que viajan hacia el cerebro a través del nervio óptico.

Ya se ha descrito la estructura de la retina; los cinco tipos de neuronas, los fotorreceptores, las células bipolares, las células ganglionares, las células horizontales y las células amacrinas. Este conjunto de células realiza el procesamiento que denominamos como de bajo nivel.

### 2.2.1 Flujo de información en las células de la retina

En la *figura 2.6* se observa la organización que presentan las células de la retina. Existen dos tipos de información, una que fluye de manera vertical y que va desde el fotorreceptor hasta las células bipolares y llega a las ganglionares, y otra información que fluye de manera horizontal mediante las células horizontales y las amacrinas.



*Figura 2.6 Corte de la retina*

Cuando llega un fotón de luz se desencadena un flujo de información de una neurona a otra de la siguiente manera: La absorción de luz por el fotorreceptor inicia una cascada de acontecimientos que modifican el potencial de membrana del receptor y, por lo tanto, la cantidad de neurotransmisor liberado por las sinapsis de los fotorreceptores en las células que contactan. Las sinapsis entre las terminaciones de los fotorreceptores y las



prolongaciones de las células bipolares (y de las células horizontales) se desarrollan en la capa externa, aunque los cuerpos celulares de las células bipolares se ubican en la capa interna. Las prolongaciones axónicas de las células bipolares, por su parte, hacen contactos sinápticos sobre las prolongaciones dendríticas de las células ganglionares en la capa interna.

Los axones de las células ganglionares forman el nervio óptico, que transmite información acerca de la estimulación retiniana al resto del sistema nervioso central.

Los otros dos tipos de células en la retina, las células horizontales y las células amacrinas, tienen sus cuerpos celulares en la capa interna y son fundamentalmente responsables de las interacciones laterales en el interior de la retina. Los fotorreceptores retinianos están parcialmente despolarizados en la oscuridad, su potencial de membrana es de unos 30 mV debido a la existencia de una corriente de iones de sodio hacia el interior celular.

Como resultado de la exposición a la luz se produce la existencia de canales de sodio del fotorreceptor, adquiriendo la membrana el potencial normal de las neuronas de aproximadamente  $-70$  mV, o sea, la luz hiperpolariza al receptor.

Los tres primeros componentes neuronales fotorreceptores, células bipolares y células ganglionares, están en serie, siendo las células bipolares interneuronas de vinculación entre los dos grupos .

Las células ganglionares son el elemento efector de la retina; existen unas  $10^6$  células ganglionares en cada retina. Las células horizontales son interneuronas que vinculan lateralmente a los fotorreceptores y a las células bipolares.

Las células amacrinas cumplen una función semejante de interneuronas en relación a las células bipolares y a las ganglionares.

El resultado del flujo de información tanto horizontal como vertical da origen a la codificación en forma de pulsos de toda la información que provee la imagen. El procesamiento que



ocurre en la visión de bajo nivel transduce y codifica la información mandándola hacia el encéfalo en forma de pulsos (*potenciales de acción*) que son interpretados y percibidos como una imagen.

## 2.3 Inhibición lateral y campos receptivos

Tanto las células bipolares como las amacrinas esparcen la señal originada en los bastones y los conos; la malla que las células amacrinas conforman está en un plano paralelo al entramado de células horizontales, esto les permite propagar la señal fotorreceptiva en todas direcciones a lo largo y ancho de la retina, antes que la señal llegue hasta el nervio óptico.

La señal de las células horizontales y amacrinas fluye de forma perpendicular a la señal entre la secuencia fotorreceptor-bipolar-ganglionar.

La señal horizontal esparcida es la causante del fenómeno conocido como inhibición lateral.

La inhibición lateral implica que una vez que el fotorreceptor es estimulado, éste mande la señal hacia las células de la siguiente capa, las bipolares, las cuales a su vez, convergen hacia las ganglionares, pero las amacrinas y las horizontales, mueven el estímulo de manera lateral provocando que las células vecinas sean estimuladas o inhibidas de una forma determinada.

Cada célula ganglionar responde a la estimulación de un parche circular, restringido y pequeño de la retina, definiendo lo que se conoce como campo receptivo de la célula.

Existen dos clases de células ganglionares, las de centro “encendido” y las de centro “apagado”.

Cada una cumple con una función específica en el procesamiento de la señal

La conexión de un punto de luz en el centro de un campo receptivo de una célula ganglionar de centro “encendido” produce una descarga de actividad eléctrica (una respuesta “on” fig 2.7). La conexión de luz en el centro de una célula ganglionar de centro apagado tiene el efecto opuesto: la



frecuencia de disparos disminuye y cuando el punto de luz se desconecta, la célula responde con una descarga de potenciales de acción (respuesta “off”).

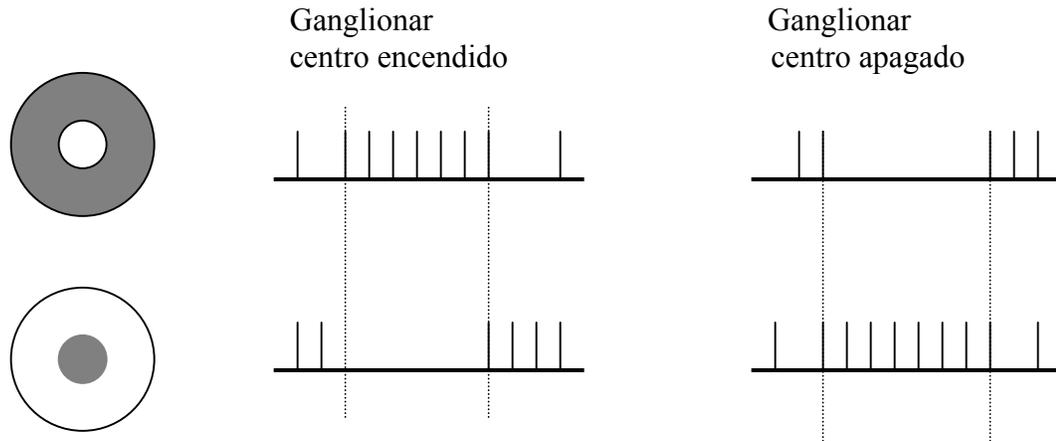


Fig. 2.7 Respuestas de las células ganglionares, centro-encendido y centro apagado

### 2.3.1 Antagonismo centro periferia

En la *figura 2.7* se observa el antagonismo centro periferia, en la cual una célula centro-encendido, reacciona aumentando la frecuencia de sus pulsos, sí existe un punto de luz en el centro de su campo receptivo, y reacciona disminuyendo la frecuencia de sus pulsos, sí se iluminan los alrededores y se oscurece el centro.

En una célula ganglionar centro-apagado, disminuye la frecuencia de los trenes de pulsos si iluminamos los alrededores y aumentan sí iluminamos el centro.

El hecho de que se tengan dos tipos de células ganglionares significa que ante un mismo estímulo existen dos tipos de señal procesados por un mismo campo receptivo.

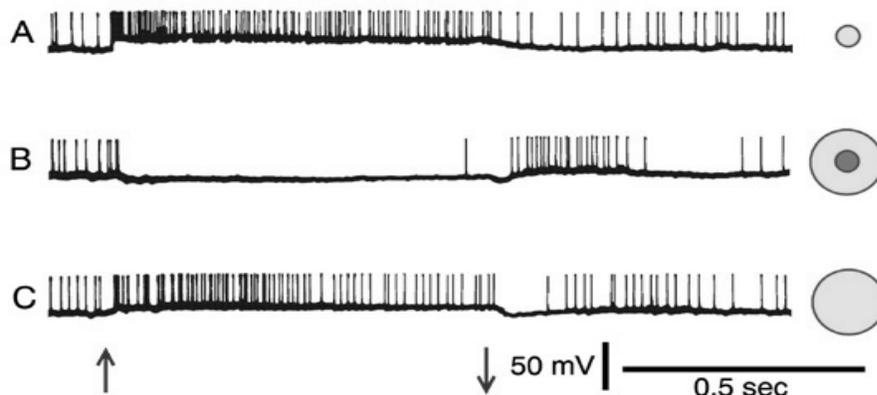
La información acerca de los incrementos o las disminuciones en la luminancia (percibidas como brillo y oscuridad, respectivamente) es transmitida por separado hasta el



encéfalo por estos dos tipos de células ganglionares de la retina.

La esencia del manejo de la gran cantidad de información de la escena visual es que la retina usa sistemas paralelos.

Una célula ganglionar “on” es capaz de captar de forma más rápida un aumento en luminancia en el centro del campo receptivo, pero no sería efectiva para analizar una disminución, ahí, la información más precisa la daría la célula “off”. Las células ganglionares no actúan como fotodetectores simples, ya que son relativamente pobres para señalar diferencias en el nivel de iluminación difusa, en cambio, estas células son sensibles a las diferencias entre el nivel de iluminación que cae sobre el centro del campo receptivo y el nivel de iluminación que cae en los alrededores, o sea, el contraste de luminancia. Si la iluminación en la escena visual es uniforme, somos incapaces de ver la imagen. La *figura 1.8* muestra una célula ganglionar “centro-on”, esta célula aumenta la frecuencia de sus pulsos si se ilumina su centro *figura 2.8 A*, si se iluminan los alrededores, la célula cesa de mandar pulsos por un instante *figura 2.8B*, si la iluminación es difusa, la célula manda pulsos a una frecuencia casi constante *figura 2.8 C*.



*figura 2.8- Célula ganglionar centro-encendido*



En la *figura 2.8C*, se observa que si la iluminación es difusa, la célula prácticamente no se excita.

Hay una sola célula correspondiente a un punto del mundo exterior, que se proyecta sobre la retina, después, cada fotorreceptor converge sobre dos células bipolares; es decir, ya encontramos dos células que tienen que ver con el mismo punto del espacio exterior, una bipolar centro-off y una bipolar centro-on, desde cada una de estas células bipolares, la información llega a una célula ganglionar que mantendrá las características de la bipolar correspondiente, por lo tanto, para cada punto del espacio habrá una célula ganglionar centro-off y otra centro-on.

El procesamiento de la señal que ocurre en la retina, se muestra en el siguiente página (*figura 1.9*).

Como se ve claramente, los campos receptivos son una estructura fundamental en la visión de bajo nivel y realizan la primera parte del procesamiento de la señal, en el sistema visual.



Estímulo

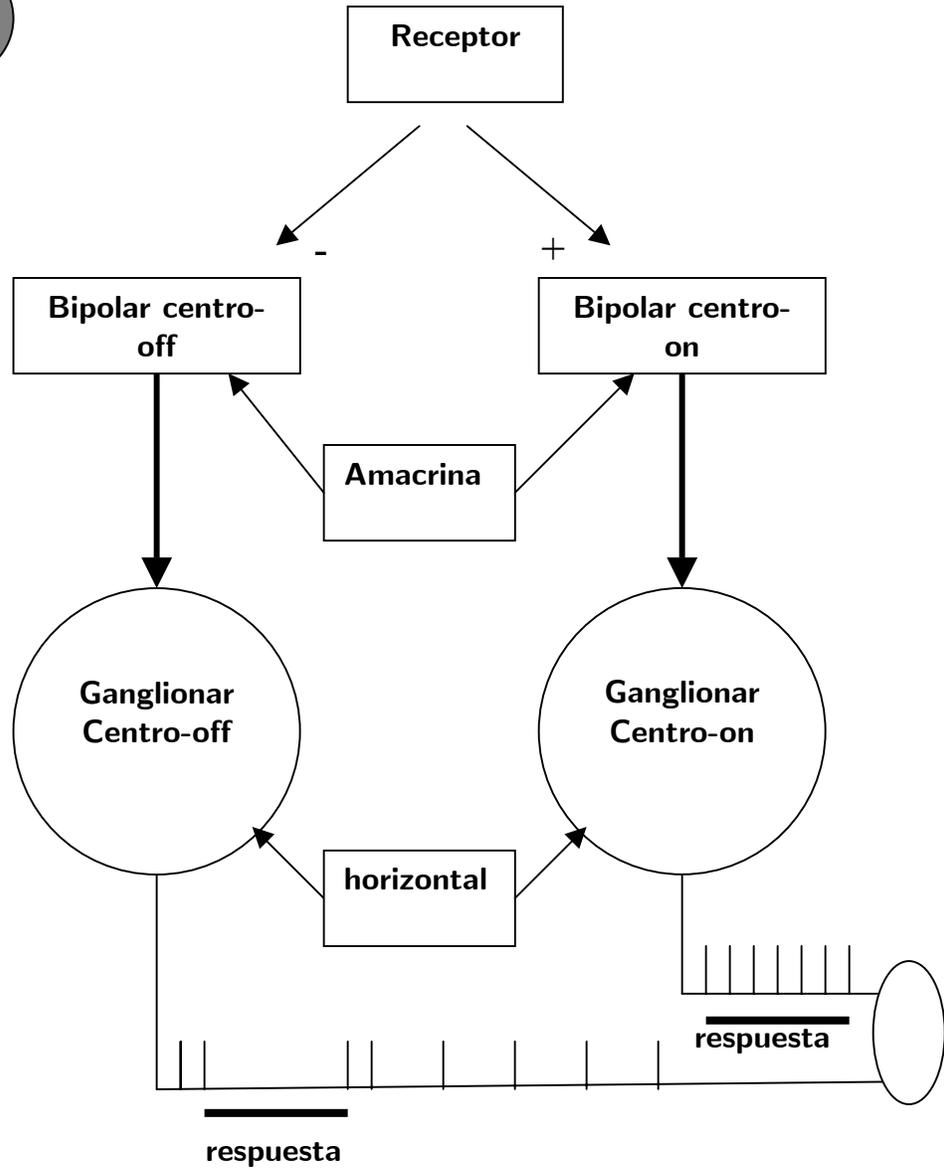


Figura 2.9 Procesamiento retiniano



## 2.4 Procesamiento de la señal visual en el encéfalo

Lo que ocurre en el cerebro al recibir la señal procesada y codificada, son varios estadios en distintas regiones que concluirán con la percepción.

Una vez que las células bipolares, estimuladas por la descarga eléctrica de los fotorreceptores, provocan la reacción de las células ganglionares, se inicia la transmisión de la señal (ya básicamente procesada) al núcleo del tálamo, especializado en el sentido de la vista. Ese núcleo es el geniculado lateral. Hay dos núcleos visuales de este tipo, los cuales reciben las señales de cada retina por separado. Cualquier impulso nervioso procedente de la región izquierda de la retina derecha cruzará el quiasma óptico hasta alcanzar el núcleo geniculado izquierdo, mientras que las señales procedentes de la región derecha de la misma retina, no cruzarán el quiasma, dirigiéndose directamente hasta el núcleo geniculado derecho.

En la capa de células ganglionares se encuentran tres subpoblaciones identificables morfológicamente:

- Células X de campos dendríticos pequeños y somas de tamaño mediano (parvosistema). Representan el 80% de la población total de células ganglionares, se concentran en la fóvea y proyectan exclusivamente al cuerpo geniculado lateral. Descargan durante toda la presentación del estímulo.

- Células Y de somas grandes y campos dendríticos desarrollados (magnosistema), se proyectan tanto al geniculado lateral como al área tectal.

Representan un 10 % del total de las células ganglionares. Descargan cuando el estímulo se presenta o varía de intensidad y participan en el análisis de forma y movimiento.

- Células W, que participan en reflejos pupilares.

En resumen, en las células ganglionares se distinguen ya los tres elementos básicos del procesado de la información visual:

a) Movimiento y contraste.

b) Forma y detalles del objeto.



**c)Color.**

**El magnosistema (Y) esta vinculado al movimiento y al contraste, mientras que el parvosistema (X) esta vinculado a la forma y al color.**

# Capítulo III

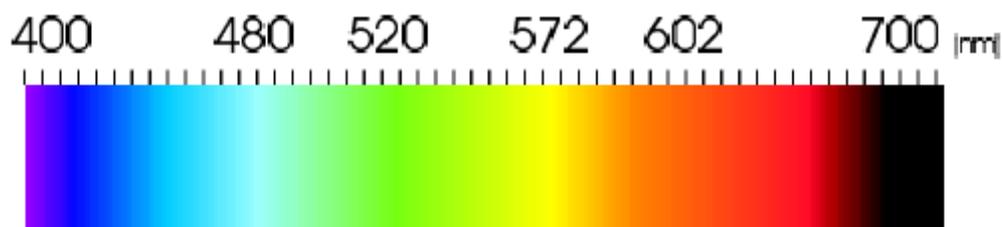
## Teoría del color

---

### 3.1 Naturaleza del color

El *color* es el resultado de la percepción en la retina de una radiación electromagnética cuya longitud de onda está comprendida entre los 370nm y los 730nm.

Este rango en términos prácticos se establece entre los 400 y los 700nm (*figura 3.1*).



*Figura 3.1 la parte de la radiación electromagnética que constituyen las ondas visibles percibidas por el ojo humano.*

Equivocadamente se habla del “color de los objetos” o del “color de la luz” cuando lo que existe es un estímulo que provoca en nuestra percepción las sensaciones de color.

El color es una experiencia extremadamente subjetiva y personal y es muy difícil intentar plasmar con números las



reacciones del cerebro a los estímulos visuales. Sin embargo, se debe llevar a cabo la tarea de definir los colores con un mínimo de subjetivismo.

Nuestro sistema sensorial visual interpreta las diferentes frecuencias y longitudes de onda de la luz, produciendo ciertas sensaciones que conocemos como color y brillo.

### 3.1.1 Características del color

Una onda electromagnética que viaja por el vacío con una longitud de onda predominante de 680 nanómetros se interpreta en el cerebro como la sensación del color rojo.

La *distribución espectral de energía* es una curva que representa la cantidad de energía asociada a cada longitud de onda en una radiación electromagnética.

Si se representa el diagrama espectral de una radiación electromagnética que posee una longitud de onda igual a 680 nm se obtiene un gráfico con un pico en la longitud correspondiente a 680nm y 0nm en el resto (figura 3.2). Una luz de estas características, compuesta por una radiación con una longitud de onda determinada, se denomina luz *monocromática*.

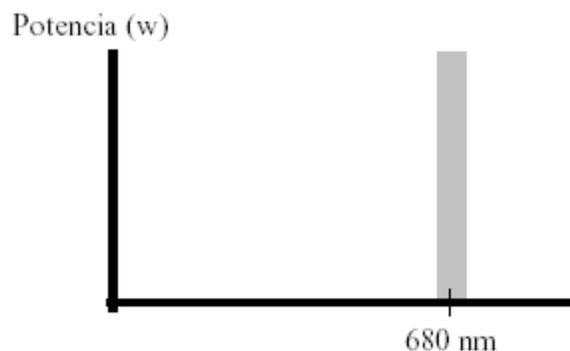
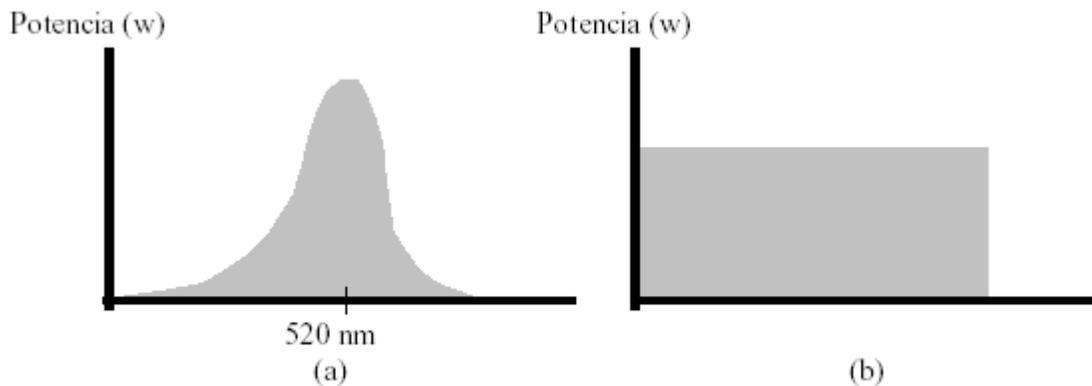


Figura 3.2 Diagrama espectral ideal de la luz roja



En general, las radiaciones no suelen ser tan puras y resultan de la mezcla de diferentes haces con diferentes longitudes de onda.

Así, los diagramas espectrales son más parecidos a los de la *Figura 3.3*



*Figura 3.3 Diagrama espectral de una luz verde (a) y de luz blanca (b).*

En 1970, la CIE (Comisión Internacional de Iluminación) adoptó la siguiente definición de color percibido: *Color es el aspecto de la percepción visual mediante el cual un observador puede distinguir entre dos campos del mismo tamaño, forma y textura, por las diferencias en la composición espectral de las radiaciones relacionadas con la observación.*

Como podemos ver, en esta definición el concepto de color está únicamente ligado a la percepción y por tanto se entiende como un aspecto psicológico de la visión.

Incluidos en el concepto de color se pueden distinguir diversos atributos.

- Tono: es el atributo que permite caracterizar un color como azul, verde, amarillo, naranja, rojo o púrpura.
- Colorido: es el atributo por el cual un campo parece tener más o menos color cromático.



Se define como color cromático: *el color percibido que posee tono*, y como color acromático *el color percibido que no posee tono* (blanco y gris).

- Luminosidad: es el atributo por el cual un campo parece tener más o menos cantidad de luz.

- Saturación: es el colorido de un campo determinado en proporción a su luminosidad.

Se admite que basta con tres atributos para denominar un color.

Si se trata del color de una luz directa los atributos suelen ser la luminosidad, el tono y la saturación.

Se dice, por ejemplo, que una lámpara emite una luz intensa, verde y pura.

Según la CIE, el color psicofísico *es el atributo de la radiación visible mediante el cual un observador puede distinguir dos campos de igual tamaño, forma y textura, por las diferencias en la composición espectral de las radiaciones relacionadas con la observación.*

La diferencia entre color percibido y psicofísico radica en que en el primer caso el color es un atributo de la percepción y en el segundo un atributo de la radiación.

En este trabajo manejaremos el color como un atributo psicofísico es decir, una propiedad que el cerebro asocia a la radiación una vez que se ha llevado a cabo un estímulo.

### 3.1.2 Color aparente y estandarización

Si los colores como hemos visto, son respuestas cerebrales a la incidencia de luz en nuestro sistema óptico, es claro que el color de un objeto es el resultado perceptual de la radiación que llega a nuestros ojos tras reflejarse en el objeto.

Si iluminamos un objeto con luz blanca, éste reflejará todas las ondas excepto las de una determinada frecuencia; éste es el color que le asignamos al objeto, el color de la radiación que no refleja, pero si lo iluminamos con luz que contiene solo radiación que no contiene la longitud de onda que el objeto absorbe, éste, reflejará todas las ondas luminosas que le llegan



y veremos al objeto de color negro. Es decir, los colores de los objetos que nos rodean dependen tanto de la luz que estos absorben, como de la luz que incide sobre ellos.

El ojo humano puede distinguir pequeñísimas diferencias de color, esta facultad le permite establecer óptimas comparaciones entre muestras, siempre que se hagan de forma correcta.

Los factores principales que influyen en la comparación visual son tres:

- La fuente de iluminación
- La geometría de la medición
- El observador

### 3.1.2.1 Fuente de iluminación

Para que los resultados de la comparación sean satisfactorios, la misma fuente de iluminación debe aplicarse a ambas muestras.

Además, las condiciones del entorno deben influir lo menos posible en el experimento, por eso la comparación se debe realizar sólo con la fuente de iluminación escogida, y procurando que el campo iluminado alrededor de las muestras sea colorimétricamente neutro.

La CIE al efectuar experimentos para obtener un patrón de interferencia cromodinámico utiliza como fuentes de iluminación, iluminantes estándar que satisfacen ciertas características.

No todas las fuentes de luz que conocemos emiten radiaciones con las mismas características, cada fuente puede caracterizarse por la energía de luz que emite a diferentes longitudes de onda.

Estas fuentes de luz pueden ser la luz solar, una lámpara de tungsteno, una lámpara fluorescente, etc.

Así las distintas fuentes de luz se caracterizan entre otras cosas por su temperatura de color, la cual indica que la fuente de la que hablemos tiene la misma distribución de energía



espectral que tendría un *cuerpo negro* que estuviera a esa temperatura.

La CIE (*Comisión Internationale de l'Eclairage*) define varios iluminantes imaginarios para aplicación en colorimetría, los más conocidos son los siguientes:

- Iluminante A
- Iluminante B
- Iluminante C
- Iluminante D65

#### Iluminante A:

Con temperatura de color de 2856K, su distribución energética espectral es similar a la de una lámpara de tungsteno de 100W (luz incandescente).

#### Iluminante B:

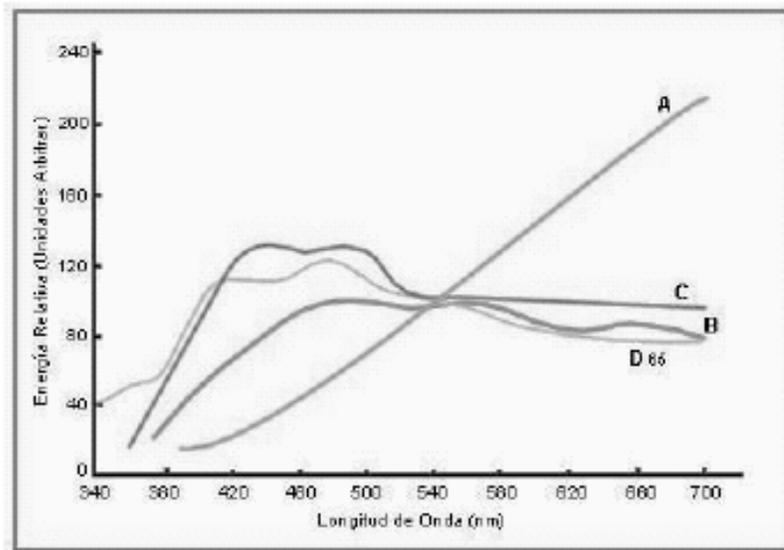
Con una temperatura de color de unos 4800K, su distribución energética espectral es semejante a la luz del día a medio día.

#### Iluminante C:

Con una temperatura de color de 6800K, su distribución energética espectral es semejante a la media de luz día.

#### Iluminante D65:

Con una temperatura de color de 6500K, su distribución energética espectral es semejante a la luz media de un día despejado.



*figura 3.4 Diagramas espectrales de los iluminantes de la CIE*

En la *figura 3.4* se observan las distribuciones espectrales de la energía de los iluminantes mencionados anteriormente, es decir, iluminantes patrón.

### 3.1.2.2 Geometría de medición

La geometría de medición viene determinada por la orientación que toma una muestra o patrón con respecto a la dirección de la iluminación y al observador.

Un cambio en la geometría puede producir un cambio en la percepción del color.

### 3.1.2.3 Observador

A diferencia de los otros dos factores, el observador no puede ser normalizado por completo.

El requisito mínimo para una buena comparación visual de color que debe satisfacer un observador, es poseer una visión normal del color.



## 3.2 Los espacios de color

Un espacio de color es un método para especificar, crear y visualizar los colores, lo que se intenta con la creación de un espacio, es estandarizar las definiciones de color.

En un espacio de color se le asignan coordenadas en un sistema de referencia a determinada característica que nos defina un color.

Un espacio de color nos sirve para asignar números a los colores, de tal forma que en lugar de decir “amarillo” o “anaranjado” nos referiremos a un color con un par de coordenadas.

### 3.2.1 Diagrama cromático y teoría triestímulo

La mezcla aditiva de la luz emitida por tres linternas, una roja (de 650nm), otra verde (de 530nm) y otra azul (de 425nm) permite obtener una amplia gama de colores. Sobre este hecho se sustentan multitud de dispositivos que generan imágenes en color, como los tubos de los televisores y monitores, las pantallas de cristal líquido, las pantallas de plasma, etc.

Sin embargo, no es posible obtener todos los colores que un humano puede distinguir mediante mezcla aditiva de tres linternas.

Estos resultados se obtienen de lo que se denomina teoría triestímulo.

Como vimos anteriormente existen tres tipos de conos, denominados tipos S, L, y M.

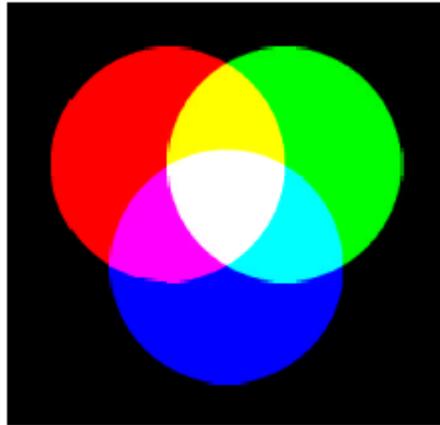
Los conos de tipo S (short) son más sensibles a las radiaciones con longitud corta (azules), los M (medium) a las radiaciones de longitud media (verdes), y los L (large) a las de longitud larga (rojos).

El hecho de la existencia de sólo tres tipos de receptores, para percibir todos los colores, está explicado por la teoría triestímulo.



La teoría triestímulo fue expuesta por Young y posteriormente por Helmholtz y se basaba en los experimentos llevados a cabo por Maxwell, en los que demostró que la mayoría de los colores pueden obtenerse superponiendo tres luces a las que llamo primarias.

Si elegimos tres longitudes de onda repartidas por el espectro visible y materializamos tres instrumentos capaces de proyectarlas aisladamente, podemos intentar componer mezclas de luces y visualizar el resultado sin más que proyectar una luz sobre otra e ir variando las intensidades de los proyectores *figura 3.5*.



*Figura 3.5 Mezcla aditiva de los tres colores primarios.*

### 3.2.2 Leyes de Grassman

Sí se eligen adecuadamente los tres colores primarios, entonces pueden obtenerse los demás colores del espectro por medio de sus mezclas. La creación de una gama de colores determinada en base a tres de ellos sigue las llamadas leyes de Grassman.

1.- Cualquier color puede obtenerse mediante una combinación lineal de otros tres colores, elegidos de forma que ninguno de estos tres puede obtenerse como una mezcla de una combinación de los otros dos.



$$(3.1) \quad C = R_c(R) + V_c(V) + A_c(A)$$

C es el color, mientras que R, V, y A, serían los tres colores base del espacio.

2.- La mezcla de dos colores cualesquiera puede obtenerse por la suma de las mezclas de las ternas componentes que definen a cada uno de ellos (Ley de superposición).

$$(3.2) \quad C_3 = C_1 + C_2 = (R_1 + R_2) + (V_1 + V_2) + (A_1 + A_2)$$

3.- El color que se obtiene al mezclar otros dos colores se mantiene sea cual sea el nivel de luminancia.

$$(3.4) \quad KC_3 = KC_1 + KC_2$$

Estas leyes gobiernan todos los aspectos de la síntesis aditiva de colores.

Lo que nos dicen las ecuaciones 3.1 a 3.4, es que a partir de tres colores, podremos formar un mapa que los incluya a todos.

Las leyes de Grassman son una formalización de la teoría triestímulo

### 3.3 Observador patrón

En 1931 la CIE introdujo un sistema para cuantificar los colores en términos de números, siendo necesario definir las denominadas fuentes de luz patrón (iluminante) y las características “tipo” de un observador.

Fue difícil definir un observador patrón que pudiera representar la visión normal del color de la media de población.

La definición de un observador patrón fue llevada a cabo por científicos como Wright o Guild. El dispositivo experimental para llevar a cabo sus medidas fue semejante al que se muestra en la *figura 3.6*.

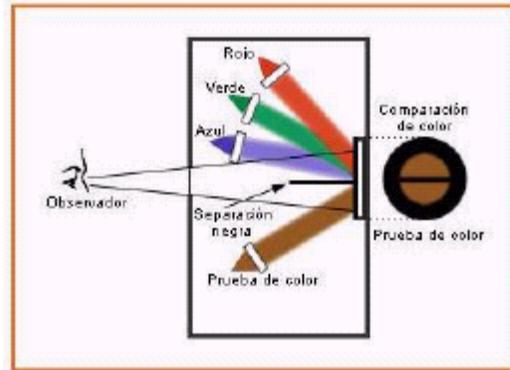


Figura 3.6 Experimento par obtener los valores triestímulo

Se trataba de igualar un color dado mezclando aditivamente tres luces monocromáticas.

Estas tres luces eran luz roja de 700nm de longitud de onda ( $x$ ), luz verde de 546nm de longitud de onda ( $y$ ) y luz azul de 436nm de longitud de onda ( $z$ ). El procedimiento consiste en que el observador ve el color en medio campo de visión y en el otro medio la mezcla producida por la luz roja ( $x$ ), verde ( $y$ ) y azul ( $z$ ) y trata de igualar el color mezclando en diferentes proporciones las tres luces monocromáticas ya mencionadas.

La experiencia fue realizada por una muestra representativa de la población humana con una visión de color normal.

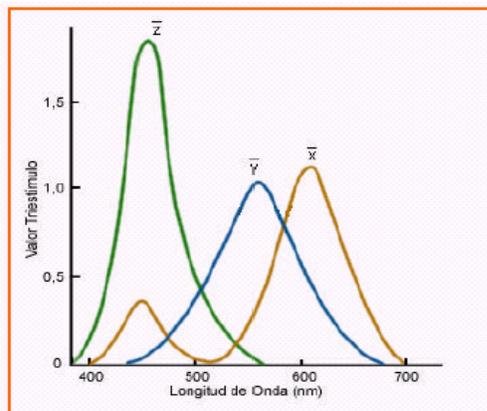


Figura 3.7 resultados obtenidos par las coordenadas cromáticas.



La *figura 3.7* muestra los primarios obtenidos por la CIE para su observador patrón, la información que nos proporciona la gráfica es la descomposición en tres coordenadas cromáticas de cada longitud de onda.

La siguiente base de datos muestra los valores obtenidos experimentalmente por la CIE, estos valores serán los usados para diseñar una red neuronal artificial que emule la descomposición en tres coordenadas que realiza el observador CIE.

Los valores de la *tabla 3.1* muestran la descomposición en tres colores realizada por el sistema visual humano a partir de una longitud de onda dada.

El iluminante utilizado para esta tabla es el D65 que ya fue definido anteriormente.

*Tabla 3.1 Patrón de interferencia cromodinámico.*

$\lambda$ (nm)	X	Y	Z
400,	0.014310000000,	0.000396000000,	0.06785001
410,	0.043510000000,	0.001210000000,	0.2074
420,	0.134380000000,	0.004000000000,	0.6456
430,	0.283900000000,	0.011600000000,	1.3856
440,	0.348280000000,	0.023000000000,	1.74706
450,	0.336200000000,	0.038000000000,	1.77211
460,	0.290800000000,	0.060000000000,	1.6692
470,	0.195360000000,	0.090980000000,	1.28764
480,	0.095640000000,	0.139020000000,	0.8129501
490,	0.032010000000,	0.208020000000,	0.46518
500,	0.004900000000,	0.323000000000,	0.272
510,	0.009300000000,	0.503000000000,	0.1582
520,	0.063270000000,	0.710000000000,	0.07824999
530,	0.165500000000,	0.862000000000,	0.04216
540,	0.290400000000,	0.954000000000,	0.0203
550,	0.433449900000,	0.994950100000,	0.00875
560,	0.594500000000,	0.995000000000,	0.0039
570,	0.762100000000,	0.952000000000,	0.0021
580,	0.916300000000,	0.870000000000,	0.00165
590,	1.026300000000,	0.757000000000,	0.0011
600,	1.062200000000,	0.631000000000,	0.0008
610,	1.002600000000,	0.503000000000,	0.00034
620,	0.854449900000,	0.381000000000,	0.00019
630,	0.642400000000,	0.265000000000,	5E-05
640,	0.447900000000,	0.175000000000,	0.00002



<b>650,</b>	<b>0.283500000000,</b>	<b>0.107000000000,</b>	<b>0</b>
<b>660,</b>	<b>0.164900000000,</b>	<b>0.061000000000,</b>	<b>0</b>
<b>670,</b>	<b>0.087400000000,</b>	<b>0.032000000000,</b>	<b>0</b>
<b>680,</b>	<b>0.046770000000,</b>	<b>0.017000000000,</b>	<b>0</b>
<b>690,</b>	<b>0.022700000000,</b>	<b>0.008210000000,</b>	<b>0</b>
<b>700,</b>	<b>0.011359160000,</b>	<b>0.004102000000,</b>	<b>0</b>

# Capítulo IV

## Redes Neuronales Artificiales

---

### 4.1 Concepto y características principales de una red neuronal artificial

A partir de la década de los 50 se desarrolla la teoría de *redes neuronales artificiales (RNA)*, las cuales emulan el comportamiento de las redes neuronales biológicas.

Una red neuronal es un sistema dinámico que busca resolver problemas por métodos similares a como lo hace el cerebro.

#### 4.1.1 Características de una red neuronal artificial

Las redes neuronales artificiales, funcionan de manera similar al cerebro en las siguientes características:

1. El sistema es robusto y tolerante a fallas.
2. Es flexible; se ajusta a nuevos ambientes por medio de un proceso de aprendizaje.
3. Puede manejar información difusa, con ruido o inconsistente
4. Es paralelo

El cerebro humano es capaz de discernir señales de entrada aunque el ruido externo, ya sea en imágenes o sonidos, sea alto; además es capaz de procesar la información de manera rápida y actúa con varias señales a la vez. Estas propiedades son buscadas en el diseño de una RNA.



En las computadoras convencionales el microprocesador trabaja al estilo Von Neuman, es decir, de manera secuencial, mientras que una red neuronal puede trabajar en paralelo.

En este trabajo, manejaremos la siguiente definición de RNA:

*Una RNA es un sistema de información compuesto por elementos llamados neuronas artificiales o nodos simples, que son interconectados de forma paralela y distribuida.*

Las RNA no alcanzan la complejidad del cerebro sin embargo, hay dos aspectos muy similares entre las redes biológicas y las redes artificiales.

-Los bloques de construcción son sencillos elementos computacionales altamente interconectados.

-Las conexiones de las neuronas se determinan por el propio funcionamiento de la red.

#### 4.1.2 Estructura de una Red Neuronal Artificial

El modelo de la neurona artificial es una imitación de una neurona biológica (*figura 4.1*), es decir, es un elemento con varias entradas (dendritas), una función umbral, y una salida.

Como ya se explicó en los capítulos anteriores las neuronas del cerebro se comunican a través de potenciales de acción, la frecuencia de disparo depende de la cantidad de neurotransmisor.

En una red neuronal artificial, el papel de los neurotransmisores lo realizan los pesos que interconectan una neurona con otra.

La información es transmitida de neurona a neurona, propagándose la señal y obteniendo una respuesta, producto de las interacciones entre los elementos de la red.

Las entradas representan las señales que provienen de otras neuronas y que son capturadas por las dendritas. Los pesos son la intensidad de las sinapsis que conectan las neuronas y además existe una función umbral que la neurona debe sobrepasar para activarse.

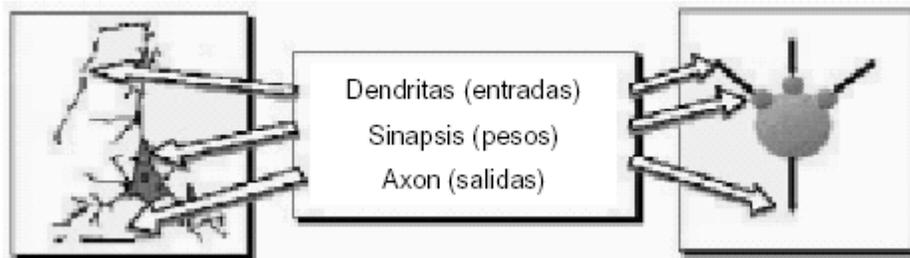


figura 4.1 Red biológica y red neuronal artificial

Las señales de entrada para una neurona artificial (*figura 4.2*),  $X_1, X_2, \dots, X_n$  son variables continuas, cada una de las cuales pasa a través de una ganancia o peso llamado peso sináptico cuya función es análoga a la de la función sináptica de la neurona biológica. Los pesos pueden ser positivos (excitatorios) o negativos (inhibitorios), el nodo suma todas las señales de entrada multiplicadas por los pesos y las pasa a la salida a través de la función umbral. Si  $E$  es la entrada total a la neurona,  $W$  son los pesos y  $X$  son las entradas individuales. La *figura 4.2* muestra la estructura del nodo suma.

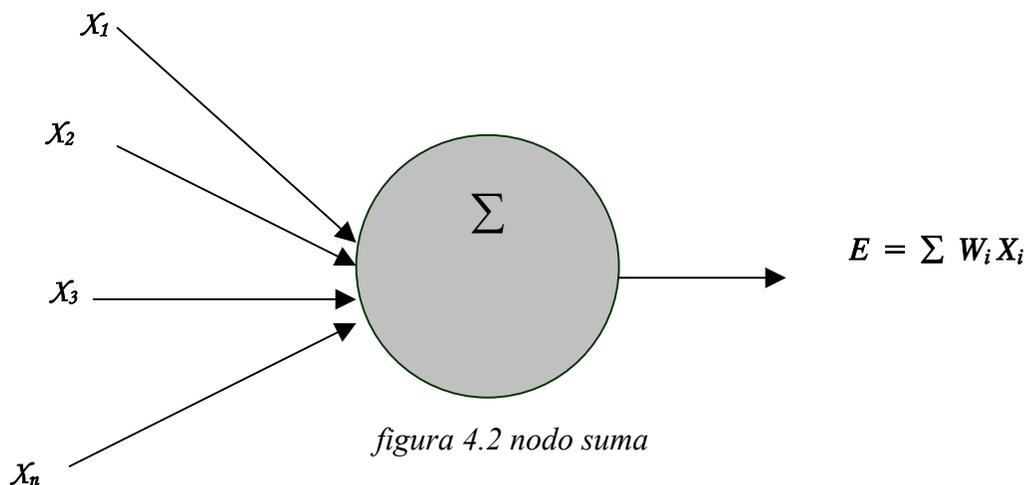


figura 4.2 nodo suma

De manera que podemos escribir:



$$(4.1) \quad E = \sum_{i=0}^n W_i X_i$$

Al salir del nodo suma, la entrada neta (ecuación 4.1) pasa a la función umbral de la neurona, de la siguiente manera:

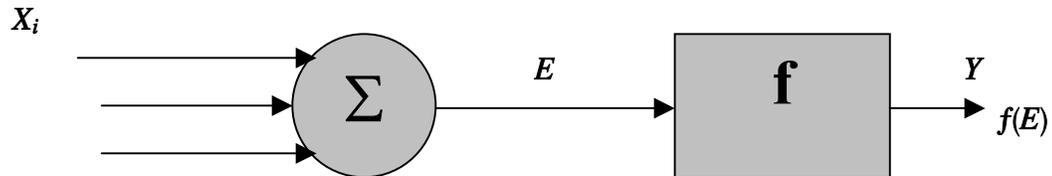


Figura 4.3 Salida de una neurona artificial

Donde  $Y$  es la salida de la neurona, y está dada por la suma ponderada que entra al nodo sumador y que después es procesada por la función umbral obteniéndose la salida de la red.

$$(4.2) \quad Y = f(\sum W_i X_i)$$

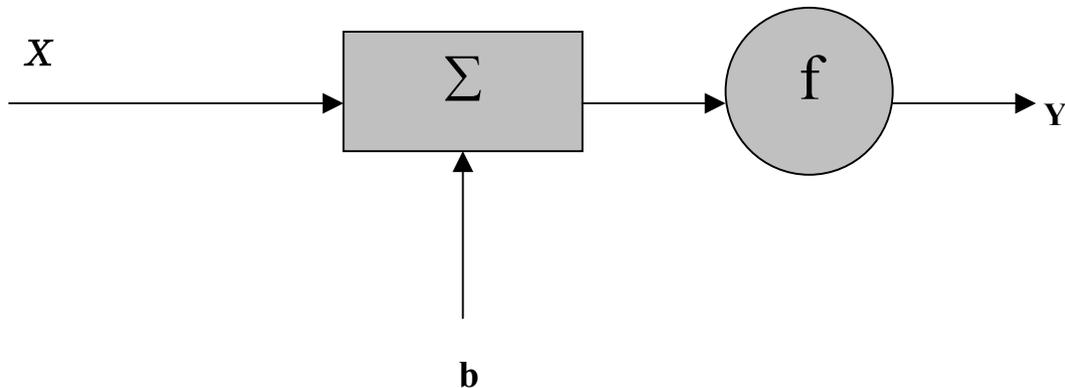
La función umbral  $f$  es un función cuya estructura depende de la red neuronal a usar, si la entrada neta  $E$  supera cierto valor umbral, la neurona muestra a la salida un determinado valor, de manera contraria, si el valor umbral no es superado, la neurona dispara otro valor.

A la función umbral también se le llama función de activación y generalmente es no lineal.



#### 4.1.2.1 Funciones de activación de las RNA

Un modelo general de una red neuronal sería el siguiente



*figura 4.4 modelo de una red neuronal*

La salida de la red neuronal estará dada por:

$$(4.3) \quad Y = f ( X W + b )$$

Las entradas a la red, serían el vector  $\mathbf{X}$ , que para el caso de una sola neurona, contiene un solo elemento,  $\mathbf{W}$  representaría los pesos y  $\mathbf{b}$  es llamada la ganancia que refuerza la salida del sumador. La salida total esta determinada por la función de activación  $f$  que es elegida dependiendo de las características de la red.

Las funciones de activación (funciones umbral) que se usan en cada elemento procesador suelen ser de la siguiente forma (*figura 4.5*):

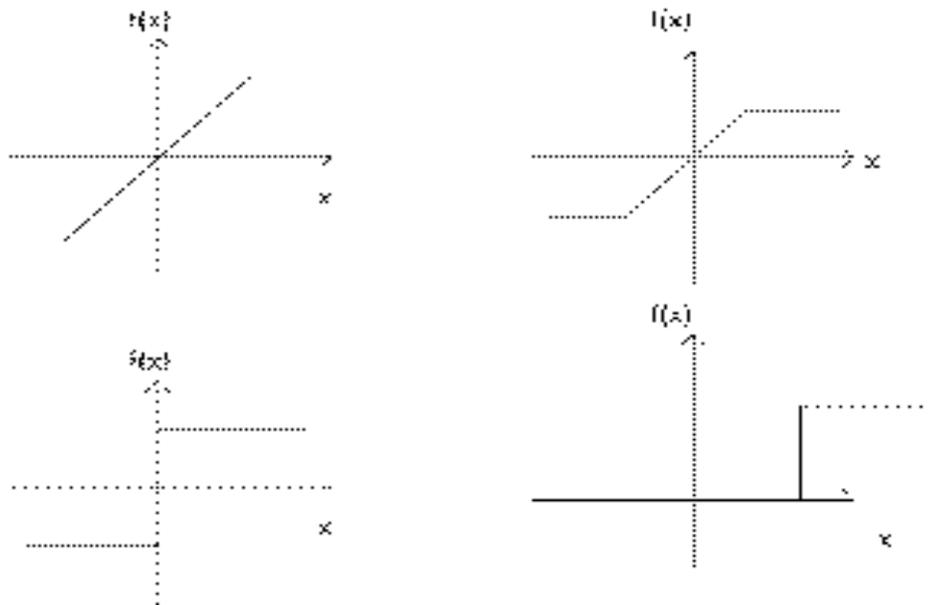


figura 4.5 funciones de activación usadas por una red neuronal artificial

Cada una de las funciones anteriores son las funciones de transferencia del elemento procesador o neurona.

#### 4.1.2.2 Topología de una red neuronal

Una Red Neuronal es un conjunto de neuronas ordenadas en alguna estructura específica.

A una configuración o estructura en particular se le conoce como *topología* y puede estar organizada en forma de capas. Existen diferentes esquemas de interconexión.

1. Conexiones entre neuronas de diferentes capas.
2. Conexiones entre neuronas de la misma capa.
3. Conexiones recurrentes.
4. Conexiones de la neurona consigo misma.

Los arreglos en capas también se clasifican según su localización y función dentro de la arquitectura.

La clasificación más común es la siguiente (*figura 4.6*):



- capa de entrada (Input Layer)
- capa de salida (Output Layer)
- capa oculta (Hidden layer)

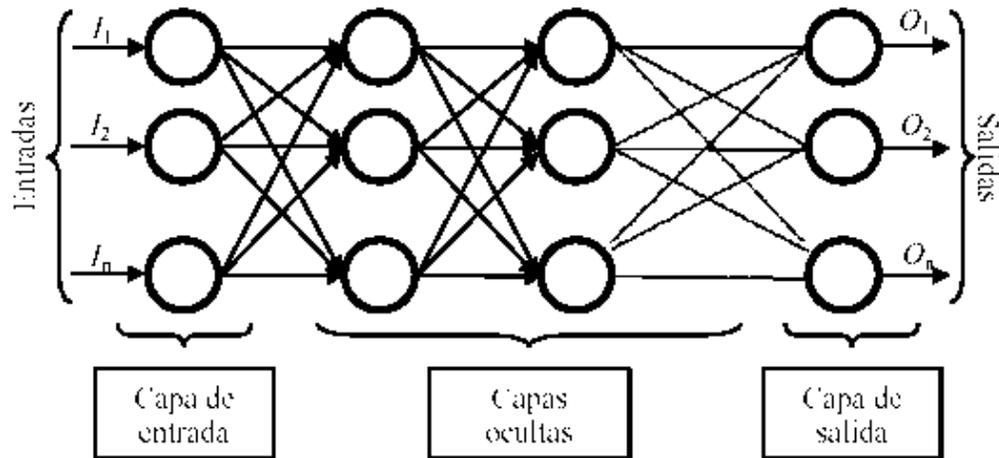


figura 4.6 Arquitectura de una red neuronal

#### 4.1.2.3 Redes monocapa y redes multicapa

En las redes monocapa, se establecen conexiones entre las neuronas que pertenecen a la única capa que constituye la red. Las redes monocapas se utilizan generalmente en tareas relacionadas con lo que se conoce como autoasociación (regenerar información de entrada que se presenta a la red de forma incompleta o distorsionada).

Las redes multicapas son aquellas que disponen de un conjunto de neuronas agrupadas en varios niveles o capas (2, 3, etc.). En estos casos, una forma para distinguir la capa a la que pertenece una neurona, consistiría en fijarse en el origen de las señales que recibe a la entrada y el destino de la señal de salida. Normalmente, todas las neuronas de una capa reciben señales de entrada desde otra capa anterior (la cual está más cerca a la entrada de la red), y envían señales de



salida a una capa posterior (que está más cerca a la salida de la red).

### 4.1.3 Aprendizaje

El aprendizaje de una red neuronal es la clave para la plasticidad de la red. En el cerebro humano, cada vez que aprendemos algo, ocurre un cambio en las sinapsis de las neuronas; de manera análoga, el aprendizaje de una red neuronal artificial es la modificación de los pesos que interconectan las distintas capas de neuronas artificiales, a partir de este aprendizaje la neurona se adapta a determinados tipos de entrada, obteniendo así la respuesta deseada una vez que los pesos de la red se han ajustado correctamente; es decir, han aprendido.

En otras palabras el aprendizaje es el proceso por el cual una red neuronal modifica sus pesos en respuesta a una información de entrada. Los cambios que se producen durante el mismo, se reducen a la destrucción, modificación y creación de conexiones. En los sistemas biológicos existe una continua destrucción y creación de conexiones entre las neuronas. De la misma manera, en los modelos de redes neuronales artificiales, la creación de una nueva conexión implica que el peso de la misma pasa a tener un valor distinto de cero. Por otra parte, una conexión se destruye cuando su peso pasa a ser cero. Existen dos tipos de aprendizaje dentro de las RNA; aprendizaje supervisado y aprendizaje no supervisado.

#### 4.1.3.1 Aprendizaje supervisado

Se le denomina de esta forma al aprendizaje en el cual se cuenta con un conjunto de datos en los que se muestra tanto la entrada como la salida deseada. En el aprendizaje supervisado generalmente se le presentan a la red un conjunto de valores de entrada y se compara la salida de la red con los datos de salida reales, es decir, existe un *supervisor* quien compara los datos de salida con los datos de entrada.



#### 4.1.3.2 Aprendizaje no supervisado

Las redes con aprendizaje no supervisado no requieren influencia externa para ajustar los pesos de las conexiones entre sus neuronas. La red no recibe ninguna información por parte del entorno que le indique si la salida generada en respuesta a una determinada entrada es o no correcta.

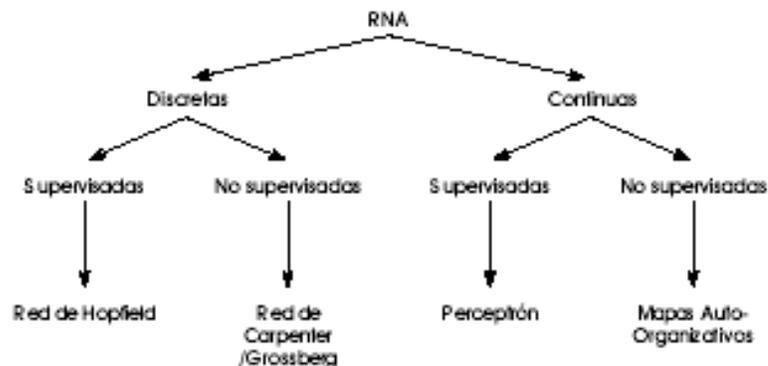
Estas redes deben encontrar las características, regularidades, correlaciones o categorías que se puedan establecer entre los datos que se presenten en su entrada.

Existen varias posibilidades en cuanto a la interpretación de la salida de estas redes que dependen de su estructura y del algoritmo de aprendizaje empleado.

En el diseño que vamos a efectuar en el presente trabajo se cuenta con la base de datos de entradas y salidas de la red neuronal, por lo que el aprendizaje que utilizaremos será el aprendizaje supervisado.

#### 4.1.4 Clasificación de las redes neuronales

En general, las redes neuronales se pueden clasificar de diversas maneras, ya sea por su topología, el tipo de aprendizaje, las características de los datos que manejan etc. El siguiente esquema muestra una clasificación estándar de las redes neuronales.

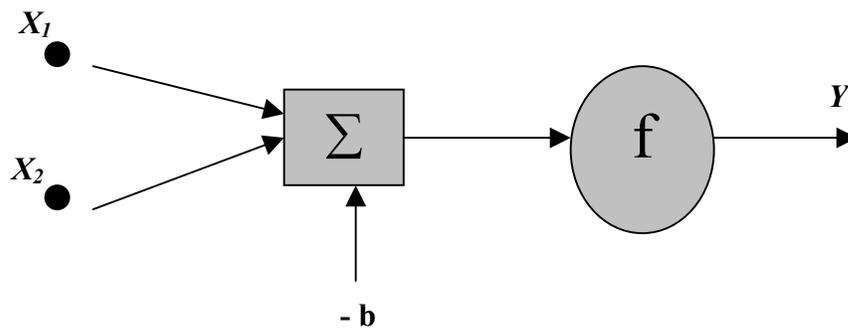




## 4.2 El perceptrón

El perceptrón (*figura 4.7*) es la red neuronal más simple, fue propuesta por primera vez por el psicólogo Frank Rosenblatt en los años cincuenta.

Es una red que cuenta con un solo elemento de procesamiento, es decir una sola neurona.



*Figura 4.7 Estructura de una red tipo perceptrón*

$$(4.3) \quad Y = f(\sum X_i W_i - b)$$

La ecuación 4.3 es la salida de una red tipo perceptrón

### 4.2.1 Características y funcionamiento

La función de transferencia de una red tipo perceptrón es la siguiente:

$$f(E) \begin{cases} 1 & E > 0 \\ 0 & E = 0 \\ -1 & E < 0 \end{cases}$$



De acuerdo a la función, la neurona disparará 1 si la suma ponderada de los pesos  $E$  (entrada neta) es mayor que cero, y responderá  $-1$  si la entrada neta es 1.

La ecuación de salida de la red es la ecuación 4.3.

$$(4.3) \quad Y = f(\sum X_i W_i - b)$$

Donde  $Y$  es la salida del perceptrón, las  $X_i$  son las entradas, y  $W_i$  son los pesos,  $b$  es la ganancia del elemento procesador(neurona).

Lo que realiza una red tipo perceptrón es separar en clases las entradas, es decir, dado un conjunto de entradas, la red divide las que tienen cierta salida de las que tienen otra. La *figura 4.8* muestra la separación de clases que la red busca.

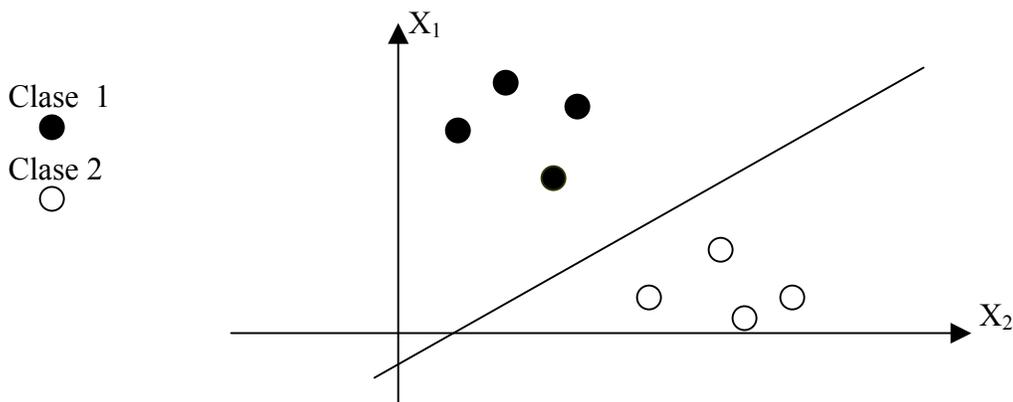


Figura 4.8 Separación de clases por una red perceptrón

La entrada neta a la neurona de la ecuación 4.3 sería:

$$(4.4) \quad E = \sum X_i W_i - b$$

Continuando con el ejemplo de la *figura 4.8*, la ecuación 4.4 toma la forma:

$$(4.5) \quad E = X_1 W_1 + X_2 W_2 - b$$



$$(4.6) \quad Y = f(X_1 W_1 + X_2 W_2 - b)$$

Como la función de transferencia cambia de  $-1$  a  $1$  en el punto  $0$ .

$$(4.7) \quad X_1 W_1 + X_2 W_2 - b = 0$$

La ecuación 4.7 es una recta en el espacio cartesiano de  $\mathbb{R}^2$  generado por las variables  $X_1$  y  $X_2$ .

Mediante esta ecuación es posible ajustar los pesos de tal manera que la recta logre separar las clases deseadas (*figura 4.8*).

#### 4.2.2 Algoritmo de aprendizaje de una red tipo perceptrón

El aprendizaje para una red tipo perceptrón es de tipo supervisado, es decir, se cuenta con un conjunto de datos de entrada y otro de salida, el algoritmo a seguir para lograr la combinación de pesos que separe las entradas en clases es el siguiente:

Dada una red neuronal que cuenta con  $m_0$  y  $m_1$  número de neuronas de entrada y salida respectivamente en la que existen  $N$  pares de entrenamiento  $\{x_i(n); d_j(n)\}_{n=1}^N$  donde  $x_i(n)$  son las entradas mientras que  $d_j(n)$  son las salidas.

El algoritmo a seguir para entrenar la red es el siguiente:

**Paso 0:** Inicializar las sinapsis de la red, se puede elegir  $w_{ji}(0) = 0$  ó valores aleatorios, se elige una razón de aprendizaje  $\eta$ :  $0 < \eta < 1$

**Paso 1:** Mientras la condición del paso 5 sea falsa, realizar los pasos del 2 al 5.



**Paso 2:** Para cada par de entrenamiento;  
 $x_i(n); d_j(n), n = 1, 2, 3, 4, \dots, N$  realizar los pasos 3 y 4.

**Paso 3:**

$$y_j(n) = \sum_{i=0}^m w_{ji}(n) x_i(n)$$

$$y_j(n) \begin{cases} -1 & y_j(n) < 0 \\ 0 & y_j(n) = 0 \\ 1 & y_j(n) > 0 \end{cases}$$

**Paso 4:** Si  $y_j(n) \neq d_j(n)$  para algún  $j$  entre 1 y  $m_1$

Entonces  $w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \eta d_j(n)x_i(n)$   
 donde  $j=1, \dots, m_1; i=0, \dots, m_0$

En caso contrario  $w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n)$

**Paso 5:** Si los pesos sinápticos no cambian con cada patrón de entrenamiento durante la última vez que se realizó el paso 2, entonces parar, si no es así, continuar.

A cada iteración calculada dentro del algoritmo se le conoce con el nombre de *época*.

El algoritmo anterior calcula el error de cada dato y suma o resta una cantidad a cada uno de los pesos, hasta que el error sea cero, o el error que al diseñador le sea suficiente.



Una vez que los pesos se fijan a un valor dado de acuerdo al algoritmo, la red ha separado en clases las entradas a la red.

#### 4.2.3 Limitación de la red neuronal tipo perceptrón

Como se explicó anteriormente, la red tipo perceptrón basa su funcionamiento en la separación en clases de los datos de entrada, asignando a cada clase una salida determinada.

Podemos entonces enunciar la siguiente definición:

**Definición 4.1** Considérese el espacio  $n$ -dimensional generado por un conjunto arbitrario de  $n$  variables independientes entre sí, si la clasificación (o separación en grupos) de los elementos así definidos puede ser realizada de manera geométrica mediante el uso de un *hiperplano*, entonces el problema es considerado como linealmente separable.

La definición anterior asocia la separación de los elementos en clases y llama al elemento que los separa *hiperplano*.

En el caso de un perceptrón de dos entradas, el espacio formado por los dos elementos estaría definido en  $\mathbb{R}^2$  y el *hiperplano* sería una recta que divide dicho espacio.

Sí ahora tenemos tres entradas el espacio formado estaría en  $\mathbb{R}^3$  y así sucesivamente, de tal forma que si tenemos  $n$  entradas, los elementos estarían definidos en  $\mathbb{R}^n$ .

Sí podemos dividir mediante un *hiperplano* los elementos asociados a una salida determinada, se dice que el problema es linealmente separable.

Una red tipo perceptrón solo puede resolver problemas linealmente separables, es decir, problemas en los que podamos dividir los elementos de entrada mediante un *hiperplano*.

La *figura 4.9* nos muestra dos tipos de problemas, el primero (a) podría ser resuelto por una red tipo perceptrón pues los elementos se pueden agrupar y dividirlos por un *hiperplano*, el caso (b) nunca podría ser resuelto por una red tipo



perceptrón pues no existe una recta que pueda dividir los elementos en dos clases.

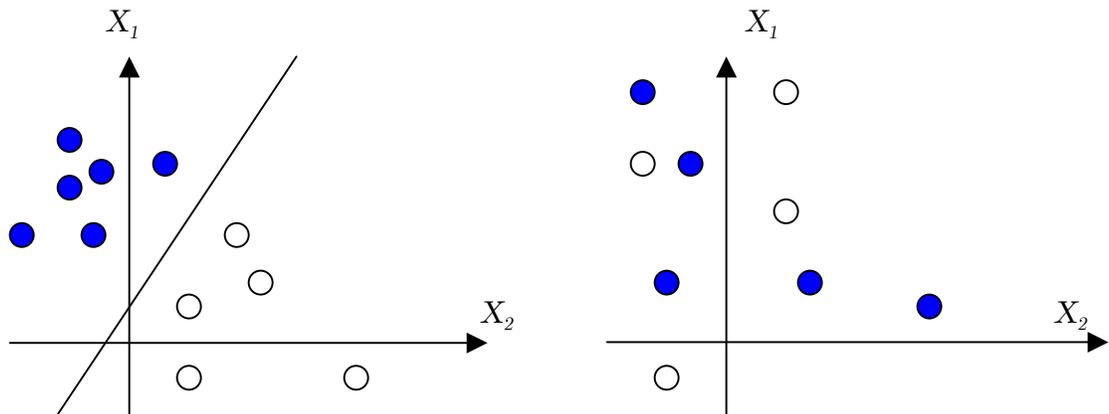


Figura 4.9 a) Problema linealmente separable

b) problema linealmente no separable

Cuando un problema es no separable linealmente, se puede intentar resolver por una red multicapa, es decir una red que cuente con varias neuronas distribuidas en capas de entrada, capas de salida y capas ocultas.

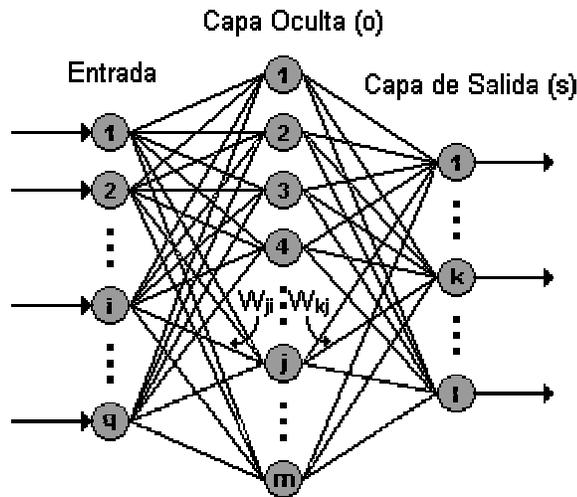
### 4.3 Red de retropropagación

La clase de modelos más usada de RNA la constituyen las redes unidireccionales y de aprendizaje supervisado. El perceptrón multicapa resulta ser el modelo neuronal más popular y empleado en la práctica. Su estructura en capas, que sucesivamente extraen rasgos de nivel más alto emula la del sistema visual de los vertebrados como es el objetivo de este trabajo. Suele emplearse junto al aprendizaje denominado de retropropagación (backpropagation) por lo que habitualmente se denomina red de propagación inversa.



### 4.3.1 Estructura de una red multicapa.

La estructura de la red sería de la siguiente forma (*figura 4.10*).



*Figura 4.10 topología de una red perceptrón multicapa.*

Una red tipo multicapa puede resolver problemas que un solo perceptrón no puede por no ser linealmente separables, además, puede aproximar satisfactoriamente cualquier función no lineal.

En la *figura 4.10*  $W_{ij}$  representa el peso de la neurona  $i$  a la neurona  $j$ , de manera análoga  $W_{kj}$  representa el peso de neurona  $j$  hacia la neurona  $k$ .

Si hablamos de la capa en la que se ubica la neurona, la notación será  $W^s$  donde  $s$  representa el número de la capa ésta será la notación a seguir en el siguiente desarrollo.

La función de activación de cada neurona sería:

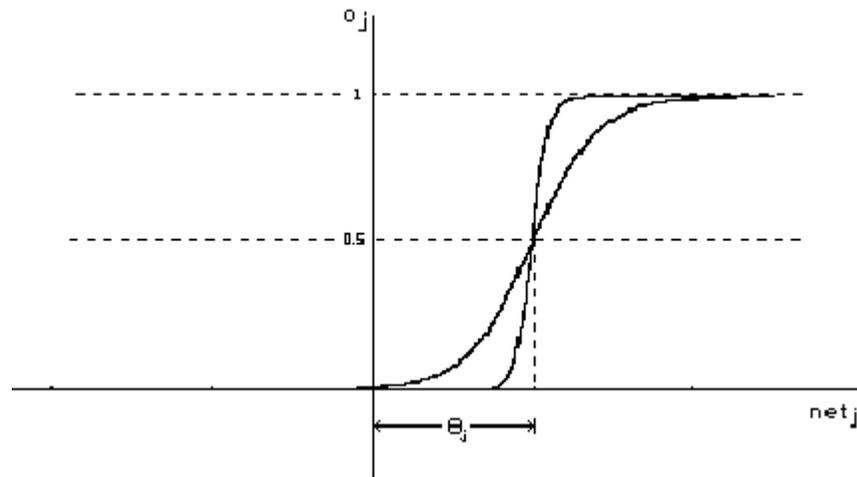


figura 4.11 Función de activación sigmoideal

Se usa esta función de activación (*figura 4.11*) porque es necesario que sea continua y derivable en todos sus puntos, esta condición es impuesta por el algoritmo de aprendizaje que se usa en este tipo de red.

#### 4.3.2 Aprendizaje de retropropagación

La red de retropropagación trabaja bajo aprendizaje supervisado y por tanto necesita una base de datos de entrenamiento que le describa cada entrada y su valor de respuesta esperado.

El entrenamiento de una red neuronal multicapa se realiza mediante un proceso de aprendizaje, inicialmente, para realizar este proceso se debe tener definida la topología de la red, esto es: número de neuronas en la capa de entrada el cual depende del número de componentes del vector de entrada, cantidad de capas ocultas y número de neuronas de cada una de ellas, número de neuronas en la capa de salida, el cual depende del número de componentes del vector de salida o patrones objetivo y funciones de transferencia requeridas en cada capa, con base en la topología escogida se asignan



valores iniciales a cada uno de los parámetros que conforma la red.

Es importante recalcar que no existe una técnica para determinar el número de capas ocultas, ni el número de neuronas que debe contener cada una de ellas para un problema específico. Esta elección es determinada por la experiencia del diseñador, el cual debe cumplir con las limitaciones de tipo computacional.

Cada patrón de entrenamiento se propaga a través de la red para producir una respuesta en la capa de salida, la cual se compara con los patrones objetivo o salidas deseadas y en base a esto se calcula el error en el aprendizaje, este error marca el camino mas adecuado para la actualización de los pesos y ganancias que al final del entrenamiento producirán una respuesta satisfactoria a todos los patrones de entrenamiento.

#### 4.3.3 Definición de error y error cuadrático en la red

Supongamos que la capa de salida está formada por las neuronas  $Z_k$  entonces, el error cometido al presentarse el  $n$ -ésimo par de entrenamiento es:

$$(4.9) \quad e_k(n) = d_k(n) - z_k(n)$$

La error cuadrático al presentarse el  $n$ -ésimo par de entrenamiento es:

$$(4.10) \quad \varepsilon(n) = (1/N) \sum_{k=1}^{mL} e_k^2$$

El promedio del error cuadrático es:

$$(4.11) \quad \varepsilon_{prom}(n) = (1/N) \sum_{n=1}^N \varepsilon(n)$$



Tanto  $\varepsilon(n)$  como  $\varepsilon_{prom}$  son funciones de las sinapsis (pesos) de la red.

#### 4.3.4 Algoritmo de aprendizaje de retropropagación

El objetivo del aprendizaje es minimizar el promedio del error cuadrático.

Sea  $w_{ji}$  una sinapsis cualquiera de la red. Por lo tanto definimos:

$$(4.12) \quad A = \varepsilon(n) (w_{ji})$$

$$(4.13) \quad B = \varepsilon_{prom}(n) (w_{ji})$$

A y B son funciones cuyas variables son los pesos y ambas forman una superficie.

La idea fundamental del algoritmo es buscar un mínimo absoluto en las funciones A y B, es decir, cambiar los pesos de manera que el error y el error cuadrático sean mínimos.

Una forma de minimizar  $\varepsilon_{prom}$  es movernos a través de su superficie buscando un mínimo, esto se puede hacer calculando el gradiente de la función:

$$(4.14) \quad \nabla \varepsilon_{prom}(w_{ji}) = \left( \partial \varepsilon_{prom} / \partial w_{ji} \right)$$

después restamos el gradiente:

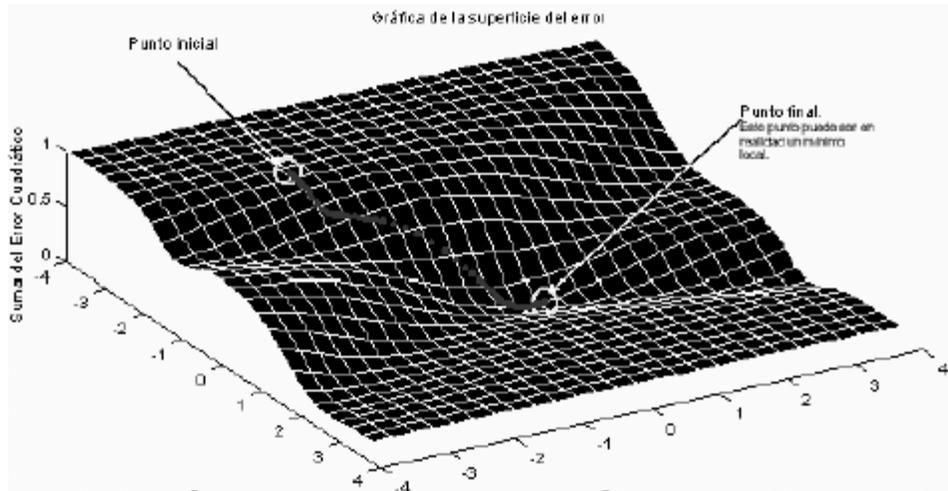
$$(4.15) \quad w_{ji}(p+1) = w_{ji}(p) - \eta \left( \partial \varepsilon_{prom} / \partial w_{ji} \right)$$

en la ecuación 4.15  $\eta$  representa un factor que toma valores pequeños, de esta forma, nos acercamos mediante pasos descendentes hacia un mínimo.

Al factor  $\eta$  se le conoce como razón de aprendizaje y varía entre 0 y 1.



El número  $p$  señala que estamos en el  $p$ -ésimo paso.  
La *figura 4.12* muestra gráficamente lo que estamos realizando al restar el gradiente multiplicado por la razón de aprendizaje.



*figura 4.12 Búsqueda del mínimo absoluto en la superficie de error*

A veces puede ocurrir que se caiga en un mínimo local y no en el mínimo absoluto, esta característica se puede evitar si en lugar de minimizar  $\varepsilon_{\text{prom}}$ , se minimiza  $\varepsilon(n)$ .

Esto implica que para cada iteración, se tendrá una superficie de error distinta y por lo tanto un gradiente determinado en cada iteración.

A esta forma de minimizar la red se le conoce como método secuencial y consiste en realizar los siguientes pasos.

Sea  $\delta_k = -(\partial\varepsilon/\partial y_j)$  el gradiente del error local.

Por lo tanto el gradiente será distinto para cada capa.  
Para la capa de salida:

$$(4.16) \quad \delta_k^L(n) = e_k^L f'_k(z_k)$$



Donde  $e_k^L$  es el error en la capa de salida y  $f'_k(z_k)$  es la derivada de la función de transferencia de las neuronas de la capa de salida.

Para las capas ocultas:

$$(4.17) \quad \delta_k^{L-1}(n) = f'_j(y_j(n)) \sum_{k=1}^{ml} \delta_k^L(n) w_{kj}^L(n)$$

Donde  $f'_j(y_j(n))$  es la derivada de la función de transferencia de cada neurona de la capa L.

$\delta_k^L(n)$  es el error en la capa posterior

$w_{kj}^L(n)$  los pesos en la capa L

Una vez calculados los gradientes para cada capa, los pesos se actualizan de la siguiente manera:

$$(4.18) \quad \Delta w_{kj}(n) = \eta (\partial \varepsilon / \partial w_{kj}) = \eta \delta_k(n) y_j(n).$$

Podemos ver en la ecuación 4.18 que los pesos se corrigen en una forma de retropropagación, es decir, primero calculamos el error para la capa de salida(L), después por la capa (L-1), etc.

Hasta llegar a la primer capa de la red. Esta es la razón de que se le llame aprendizaje de retropropagación.

El aprendizaje tiene diversas variantes, cada una busca minimizar el error de diversas maneras, la forma en como se entrene a la red depende del tipo de aplicación y de los datos que se tengan.

Para el diseño de la red neuronal que realizaremos a continuación, utilizaremos una red multicapa y procederemos a entrenarla mediante el algoritmo de retropropagación.

# Capítulo V

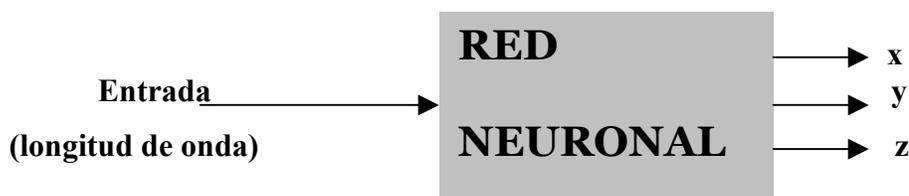
## Diseño y entrenamiento de la red neuronal

---

### 5.1 Descripción del problema

Intentaremos diseñar una red neuronal asociada al patrón de interferencia cromodinámico en el ojo humano, de tal forma que podamos reducir a una sola red neuronal el mismo procedimiento que realiza el sistema visual humano en el instante de detectar y diferenciar colores.

En el capítulo 3 se mostró la forma en como la CIE estandariza la medición de color, aquí nos remitiremos a utilizar la base de datos obtenida experimentalmente y que llamaremos observador patrón de la CIE. La base de datos nos da una entrada que es la longitud de onda y tres salidas con respecto a las coordenadas de los que la CIE llama primarios. Por lo tanto, la red neuronal que buscamos tendría la siguiente estructura.



*figura 5.1 Red neuronal a diseñar*



Se tiene un vector de entrada y tres vectores de salida.  
La base de datos es la siguiente:

Tabla 5.1 Base de datos para la red

Entrada(nm)	X	Y	Z
400,	0.014310000000,	0.000396000000,	0.06785001
405,	0.023190000000,	0.000640000000,	0.1102
410,	0.043510000000,	0.001210000000,	0.2074
415,	0.077630000000,	0.002180000000,	0.3713
420,	0.134380000000,	0.004000000000,	0.6456
425,	0.214770000000,	0.007300000000,	1.0390501
430,	0.283900000000,	0.011600000000,	1.3856
435,	0.328500000000,	0.016840000000,	1.62296
440,	0.348280000000,	0.023000000000,	1.74706
445,	0.348060000000,	0.029800000000,	1.7826
450,	0.336200000000,	0.038000000000,	1.77211
455,	0.318700000000,	0.048000000000,	1.7441
460,	0.290800000000,	0.060000000000,	1.6692
465,	0.251100000000,	0.073900000000,	1.5281
470,	0.195360000000,	0.090980000000,	1.28764
475,	0.142100000000,	0.112600000000,	1.0419
480,	0.095640000000,	0.139020000000,	0.8129501
485,	0.057950010000,	0.169300000000,	0.6162
490,	0.032010000000,	0.208020000000,	0.46518
495,	0.014700000000,	0.258600000000,	0.3533
500,	0.004900000000,	0.323000000000,	0.272
505,	0.002400000000,	0.407300000000,	0.2123
510,	0.009300000000,	0.503000000000,	0.1582
515,	0.029100000000,	0.608200000000,	0.1117
520,	0.063270000000,	0.710000000000,	0.07824999
525,	0.109600000000,	0.793200000000,	0.05725001
530,	0.165500000000,	0.862000000000,	0.04216
535,	0.225749900000,	0.914850100000,	0.02984
540,	0.290400000000,	0.954000000000,	0.0203



545,	0.359700000000,	0.980300000000,	0.0134
550,	0.433449900000,	0.994950100000,	0.008749999
555,	0.512050100000,	1.000000000000,	0.005749999
560,	0.594500000000,	0.995000000000,	0.0039
565,	0.678400000000,	0.978600000000,	0.002749999
570,	0.762100000000,	0.952000000000,	0.0021
575,	0.842500000000,	0.915400000000,	0.0018
580,	0.916300000000,	0.870000000000,	0.001650001
585,	0.978600000000,	0.816300000000,	0.0014
590,	1.026300000000,	0.757000000000,	0.0011
595,	1.056700000000,	0.694900000000,	0.001
600,	1.062200000000,	0.631000000000,	0.0008
605,	1.045600000000,	0.566800000000,	0.0006
610,	1.002600000000,	0.503000000000,	0.00034
615,	0.938400000000,	0.441200000000,	0.00024
620,	0.854449900000,	0.381000000000,	0.00019
625,	0.751400000000,	0.321000000000,	0.0001
630,	0.642400000000,	0.265000000000,	5E-05
635,	0.541900000000,	0.217000000000,	0.00003
640,	0.447900000000,	0.175000000000,	0.00002
645,	0.360800000000,	0.138200000000,	0.00001
650,	0.283500000000,	0.107000000000,	0
655,	0.218700000000,	0.081600000000,	0
660,	0.164900000000,	0.061000000000,	0
665,	0.121200000000,	0.044580000000,	0
670,	0.087400000000,	0.032000000000,	0
675,	0.063600000000,	0.023200000000,	0
680,	0.046770000000,	0.017000000000,	0
685,	0.032900000000,	0.011920000000,	0
690,	0.022700000000,	0.008210000000,	0
695,	0.015840000000,	0.005723000000,	0
700,	0.011359160000,	0.004102000000,	0

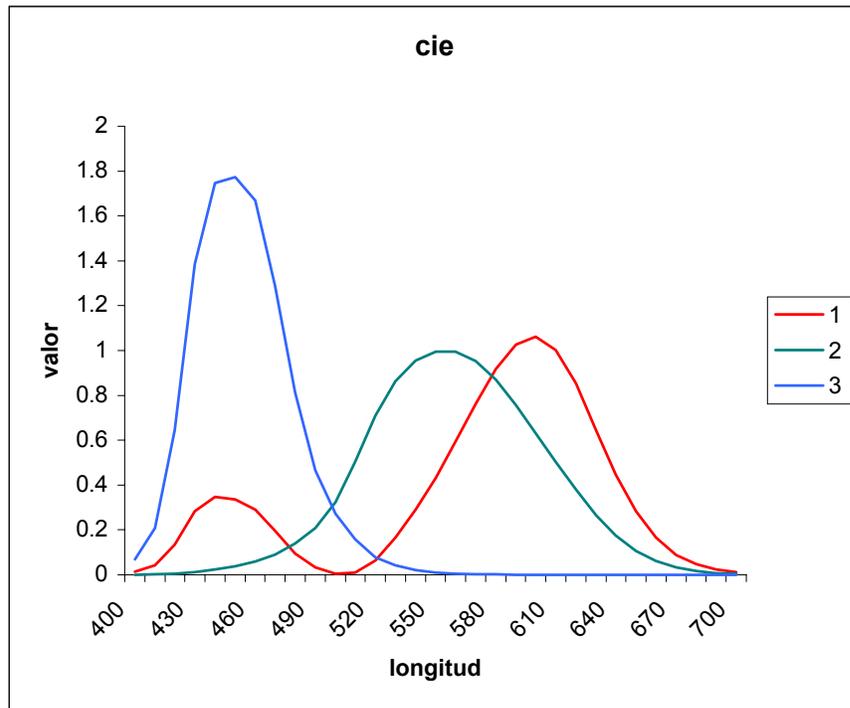


figura 5.2 Curvas asociadas al patrón, gráfica de los datos 5.1

La *tabla 5.1* muestra las coordenadas asociadas a cada longitud de onda respectiva en el intervalo de 400nm a 700nm.

## 5.2 Justificación del tipo de red

Necesitamos una red neuronal que tenga una entrada y tres salidas, lo que obliga utilizar una red multicapa.

Como se explicó en el capítulo 4, una red multicapa puede aproximar de manera satisfactoria una función no lineal.

El algoritmo de retropropagación es un algoritmo de aprendizaje supervisado, el cual necesita conocer cual es la salida esperada (columnas X,Y,Z *tabla 5.1*) asociada a cada una de las entradas (columna referente a la longitud de onda *Tabla 5.1*), que actualiza pesos y ganancias siguiendo la regla de pasos descendientes para minimizar el error a través de su gradiente.



Una de las mayores ventajas de las redes multicapa, y en especial de la red de retropropagación, es que puede aproximar cualquier función si se escoge una configuración adecuada para la red. El diseño depende de la experiencia del diseñador de la red pues no existe ningún procedimiento a seguir para encontrar la configuración adecuada.

La red de retropropagación es excelente aproximando funciones, aunque es imposible determinar una configuración exacta de la red para cada aplicación.

El proceso de aprendizaje no es fijo para ninguna red neuronal, el éxito consiste en probar con diferentes configuraciones hasta obtener la respuesta deseada.

Para esta aplicación se escogió una red 8:5:3, es decir, que para un vector de entrada de una dimensión y esperando tres salidas de la red, se tienen dos capas ocultas, una con 8 y otra con 5 neuronas. Esta configuración fue escogida después de realizar varias pruebas y verificar los siguientes criterios:

- Fue la configuración que mas pronto mostró convergencia.
- El error que presentó en la salida fue el menor.
- Fue la configuración que aprendía con menor número de épocas.

Los criterios anteriores fueron importantes al instante de diseñar la red pues las configuraciones iniciales mostraban errores muy grandes o tardaban mas de 40 minutos en terminar el entrenamiento.

La red fue creada y entrenada con el software Matlab versión 4.

Con el algoritmo de aprendizaje tipo retropropagación el error se propaga de adelante hacia atrás, en esta aplicación particular esto es de suma importancia pues lo que hace el algoritmo de aprendizaje es adecuar cada peso de cada neurona al error final, es decir, cada neurona va corrigiendo su peso conforme avanza el aprendizaje, de tal forma que lo que cada neurona aporta al error es verificado y cambiado en cada época. Por lo tanto la red final nos provee de los pesos



finales adecuados para cada neurona, estos pesos finales de nuestra red están asociados a lo que el sistema visual humano realiza en la detección de los colores y podrían servir en un trabajo posterior para encontrar modelos más aproximados de la red biológica original.

Lo que se presentará a continuación es el resultado de varias pruebas efectuadas hasta alcanzar el rendimiento óptimo de la red, sin embargo, es importante decir que la solución al problema no es única y que existen diversas topologías que probablemente también muestren resultados correctos, no obstante estos resultados deben ser aproximadamente los mismos que los obtenidos en nuestra red.

El esquema de la red final puede verificarse en la siguiente figura:

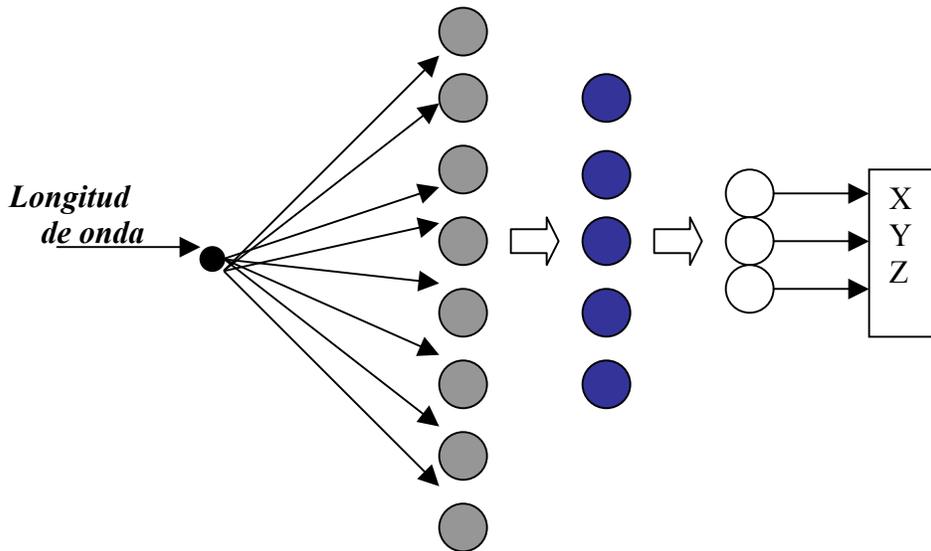


Figura 5.3 Red neuronal Asociada al patrón cromodinámico



Debe existir una matriz de pesos por cada capa, con las siguientes dimensiones de acuerdo al número de neuronas:

Capa 1: Matriz de 8x1, pesos de la capa de entrada.

Capa 2: Matriz de 5x8, pesos de la capa oculta.

Capa 3: Matriz de 5x3, pesos de la capa de salida.

Las dimensiones de las matrices de ganancias (un número por cada neurona) serían

Capa1: Matriz de 8x1, ganancias de la capa de entrada.

Capa2: Matriz de 5x1, ganancias de la capa oculta.

Capa3: Matriz de 3x1, ganancias de la capa de salida.

### 5.3 Entrenamiento de la red neuronal

El código de entrenamiento de la red fue desarrollado con base en la herramienta de redes neuronales de Matlab.

La red es creada mediante el comando *newff*, para creación de redes de retropropagación, que tiene las siguientes características:

Comando *Newff*:

**newff:** Crea una red tipo Backpropagation, requiere que le sean especificados los siguientes parámetros:

`net=newff(PR,[S1S2...SNI],{TF1TF2...TFNI},BTF,BLF,PF)`

**PR:** Matriz de valores máximos y mínimos de cada una de las R entradas.

**S<sub>i</sub>:** Número de neuronas para cada una de las capas.

**TFI:** Función de transferencia a utilizar en cada una de las capas

**BTF:** Algoritmo de entrenamiento a utilizar.

**BLF:** Función de actualización de los pesos.

**PF:** Función para evaluar el desempeño de la red

Además, una vez creada la red es necesario ajustar los siguientes parámetros:



**net.trainParam.show:** Muestra la gráfica del error  
**net.trainParam.epochs:** número de épocas de iteración  
**net.trainParam.goal:** Error máximo permitido  
**net.trainParam.lr:** Ajuste de la razón de aprendizaje  
**net.trainParam.min\_grad** Mínimo rendimiento del gradiente

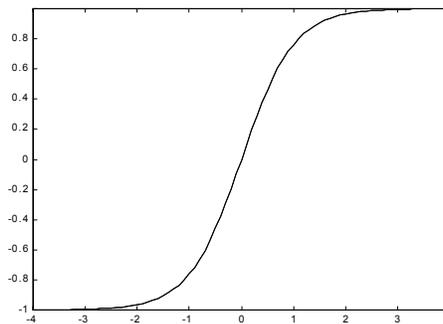
El programa que crea la red con las características requeridas fue el siguiente:

```
net=newff([400 700],[8,5,3],{'tansig','tansig','purelin'},'trainlm')
net.trainParam.show=50
net.trainParam.epochs=1000
net.trainParam.goal=0
net.trainParam.lr=0.07
net.trainParam.min_grad=0
```

Como puede verse, el intervalo fue especificado de 400 a 700 para la entrada, las funciones de transferencia fueron las siguientes:

Para la primera y segunda capas : **Función tansig**

Salida



Entrada

Figura 5.4 Función de transferencia “ tansig” para la primera y segunda capa de la red

Para la tercera y última capa: **Función purelin**

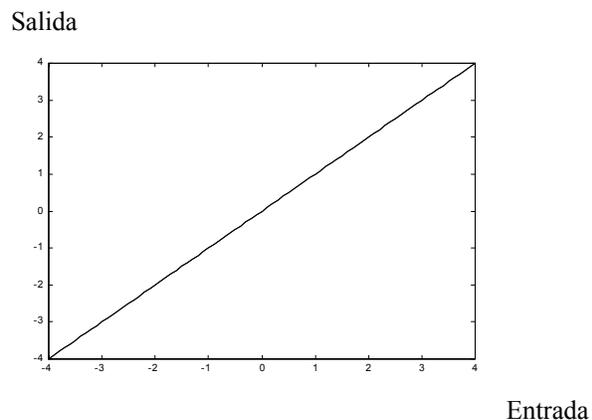


figura 5.5 Función de transferencia para la tercer capa

**Ambas funciones fueron escogidas por ser continuas, requerimiento necesario para que el algoritmo funcione.**

**Los pesos y las ganancias se inicializaron aleatoriamente.**

**Se ajustó el máximo error permitido a cero y 1000 épocas de entrenamiento, el programa se para cuando ocurre alguna de las dos condiciones, es decir, el error es cero, o se cumplen las 1000 épocas.**

**La razón de aprendizaje fue fijada en 0.07.**

**Una vez creada la red se procede al entrenamiento.**

**Se contaba con una base de datos (*tabla 5.1*) con 60 datos, de los cuales se escogieron 30 para entrenar la red y se dejaron los restantes para efectuar las pruebas finales.**

**Los datos que se usaron en el entrenamiento fueron los siguientes:**



Tabla 5.2 Datos para entrenar la red

400,	0.014310000000,	0.000396000000,	0.06785001
410,	0.043510000000,	0.001210000000,	0.2074
420,	0.134380000000,	0.004000000000,	0.6456
430,	0.283900000000,	0.011600000000,	1.3856
440,	0.348280000000,	0.023000000000,	1.74706
450,	0.336200000000,	0.038000000000,	1.77211
460,	0.290800000000,	0.060000000000,	1.6692
470,	0.195360000000,	0.090980000000,	1.28764
480,	0.095640000000,	0.139020000000,	0.8129501
490,	0.032010000000,	0.208020000000,	0.46518
500,	0.004900000000,	0.323000000000,	0.272
510,	0.009300000000,	0.503000000000,	0.1582
520,	0.063270000000,	0.710000000000,	0.07824999
530,	0.165500000000,	0.862000000000,	0.04216
540,	0.290400000000,	0.954000000000,	0.0203
550,	0.433449900000,	0.994950100000,	0.00875
560,	0.594500000000,	0.995000000000,	0.0039
570,	0.762100000000,	0.952000000000,	0.0021
580,	0.916300000000,	0.870000000000,	0.00165
590,	1.026300000000,	0.757000000000,	0.0011
600,	1.062200000000,	0.631000000000,	0.0008
610,	1.002600000000,	0.503000000000,	0.00034
620,	0.854449900000,	0.381000000000,	0.00019
630,	0.642400000000,	0.265000000000,	5E-05
640,	0.447900000000,	0.175000000000,	0.00002
650,	0.283500000000,	0.107000000000,	0
660,	0.164900000000,	0.061000000000,	0
670,	0.087400000000,	0.032000000000,	0
680,	0.046770000000,	0.017000000000,	0
690,	0.022700000000,	0.008210000000,	0
700,	0.011359160000,	0.004102000000,	0

Se decidió entrenarla con los datos en intervalos de 10 nm, esto es importante, porque una de las condiciones para que la



red funcione es que la base de datos de entrenamiento sea representativa de la base original.

El entrenamiento se efectuó de la siguiente manera:

Vector de entrada

E1=

400	460	510	560	610	660
410	470	520	570	620	670
420	480	530	580	630	680
430	490	540	590	640	690
450	500	550	600	650	700

Vector salida S1=

0.014310000000	0.000396000000	0.06785001
0.043510000000	0.001210000000	0.2074
0.134380000000	0.004000000000	0.6456
0.283900000000	0.011600000000	1.3856
0.348280000000	0.023000000000	1.74706
0.336200000000	0.038000000000	1.77211
0.290800000000	0.060000000000	1.6692
0.195360000000	0.090980000000	1.28764
0.095640000000	0.139020000000	0.8129501
0.032010000000	0.208020000000	0.46518
0.004900000000	0.323000000000	0.272
0.009300000000	0.503000000000	0.1582
0.063270000000	0.710000000000	0.07824999
0.165500000000	0.862000000000	0.04216
0.290400000000	0.954000000000	0.0203
0.433449900000	0.994950100000	0.00875
0.594500000000	0.995000000000	0.0039
0.762100000000	0.952000000000	0.0021
0.916300000000	0.870000000000	0.00165



1.026300000000	0.757000000000	0.0011
1.062200000000	0.631000000000	0.0008
1.002600000000	0.503000000000	0.00034
0.854449900000	0.381000000000	0.00019
0.642400000000	0.265000000000	5E-05
0.447900000000	0.175000000000	0.00002
0.283500000000	0.107000000000	0
0.164900000000	0.061000000000	0
0.087400000000	0.032000000000	0
0.046770000000	0.017000000000	0
0.022700000000	0.008210000000	0
0.011359160000	0.004102000000	0

La red se entrenó con el comando `train` que tiene la siguiente sintaxis:

```
[net,tr] = train(NET,P,T)
```

Net: red neuronal creada

P: Entrada

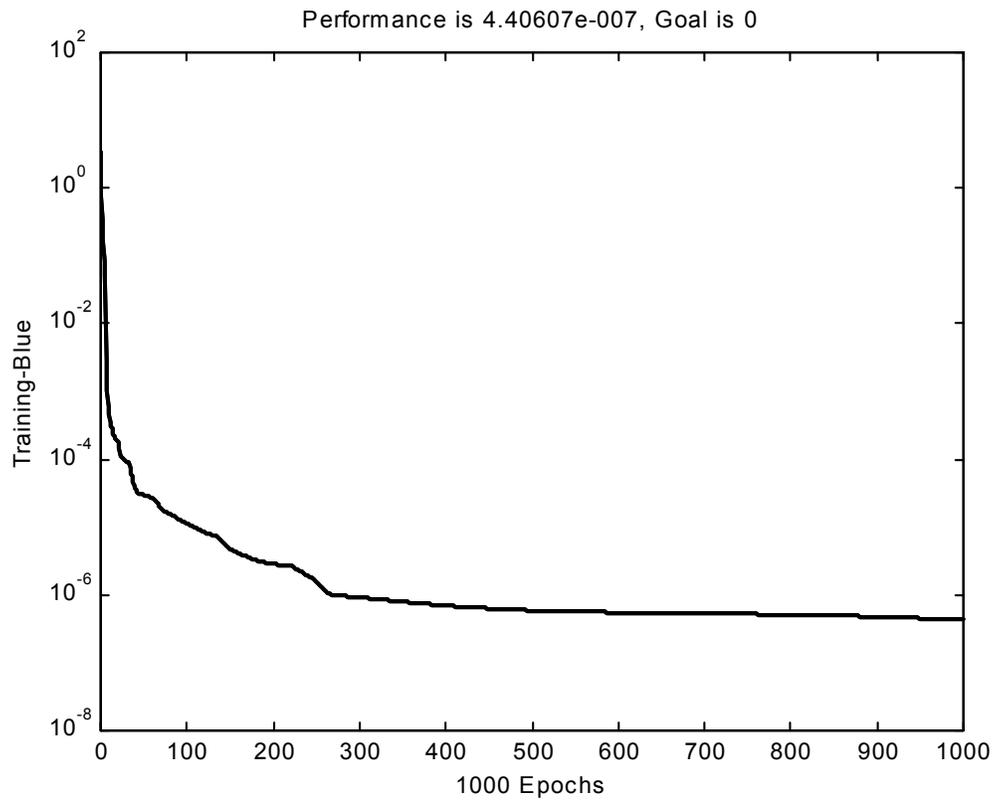
T:salida

El comando regresa la red *net* entrenada, es decir, con los pesos y las ganancias finales.

*tr* es una variable que almacena las épocas que fueron necesarias para la convergencia si es que el error ocurrió antes que terminarán las iteraciones con las que se especificó la red. Por lo tanto la sintaxis del entrenamiento par nuestra red fue así en el Matlab:

```
[net,tr]=train(net,E1,S1);
```

El error durante el entrenamiento fue el siguiente:



*Figura 5.6 Comportamiento del error durante el entrenamiento de la red*

Como puede verse en la *figura 5.6* el error cayó debajo de  $10^{-6}$  después de 600 épocas, lo cual fue considerado como aceptable.



# Capítulo VI

## Resultados y conclusiones

---

### 6.1 Simulación de la base de datos para el aprendizaje

Una vez concluido el diseño y el entrenamiento de la red, se procede a simular la base de datos usada para el entrenamiento y obtener la respuesta de la red neuronal.

En el vector **S2** almacenamos la salida de la red, y le damos como entrada el vector **E1**.

Se uso el comando `sim` del matlab, el cual tiene la siguiente sintaxis.

```
S2=sim(net,E1)
```

En la siguiente tabla **E1** representa el vector de entrada, **S1(X,Y,Z)** las coordenadas del observador CIE, **S2(x,y,z)** la salida de la red neuronal artificial.

Resultados obtenidos para los datos del entrenamiento:



Tabla 6.1 Resultados del set

<i>EI</i>	<i>X</i>	<i>Y</i>	<i>Z</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>z</i>
400,	0.014310000000,	0.000396000000,	0.06785001	0.0143	0.0007	0.068
410,	0.043510000000,	0.001210000000,	0.2074	0.0438	0.0005	0.2072
420,	0.134380000000,	0.004000000000,	0.6456	0.134	0.0041	0.6459
430,	0.283900000000,	0.011600000000,	1.3856	0.2835	0.0129	1.3856
440,	0.348280000000,	0.023000000000,	1.74706	0.3492	0.0222	1.7469
450,	0.336200000000,	0.038000000000,	1.77211	0.3356	0.0372	1.7722
460,	0.290800000000,	0.060000000000,	1.6692	0.2906	0.0606	1.6693
470,	0.195360000000,	0.090980000000,	1.28764	0.1959	0.0912	1.2875
480,	0.095640000000,	0.139020000000,	0.8129501	0.0956	0.1384	0.813
490,	0.032010000000,	0.208020000000,	0.46518	0.0317	0.2088	0.4654
500,	0.004900000000,	0.323000000000,	0.272	0.005	0.3221	0.2717
510,	0.009300000000,	0.503000000000,	0.1582	0.0098	0.5039	0.1583
520,	0.063270000000,	0.710000000000,	0.07824999	0.0626	0.7091	0.0782
530,	0.165500000000,	0.862000000000,	0.04216	0.1658	0.8627	0.0423
540,	0.290400000000,	0.954000000000,	0.0203	0.2907	0.9537	0.0204
550,	0.433449900000,	0.994950100000,	0.00875	0.4332	0.995	0.0081
560,	0.594500000000,	0.995000000000,	0.0039	0.5941	0.9946	0.0039
570,	0.762100000000,	0.952000000000,	0.0021	0.7627	0.9527	0.0026
580,	0.916300000000,	0.870000000000,	0.00165	0.9164	0.8697	0.0019
590,	1.026300000000,	0.757000000000,	0.0011	1.0256	0.7568	0.0012
600,	1.062200000000,	0.631000000000,	0.0008	1.062	0.631	0.0007
610,	1.002600000000,	0.503000000000,	0.00034	1.0043	0.5038	0.0003
620,	0.854449900000,	0.381000000000,	0.00019	0.8519	0.3797	0
630,	0.642400000000,	0.265000000000,	5E-05	0.6449	0.2662	0
640,	0.447900000000,	0.175000000000,	0.00002	0.4459	0.1743	0
650,	0.283500000000,	0.107000000000,	0	0.2849	0.1073	0
660,	0.164900000000,	0.061000000000,	0	0.164	0.0608	0
670,	0.087400000000,	0.032000000000,	0	0.0878	0.0323	0
680,	0.046770000000,	0.017000000000,	0	0.0466	0.0169	0.0001
690,	0.022700000000,	0.008210000000,	0	0.0229	0.0081	0.0001
700,	0.011359160000,	0.004102000000,	0	0.0113	0.0041	0.0001

En la tabla podemos observar la aproximación al patrón que realiza la red y el error que comete en cada dato.

En la gráfica siguiente se puede comparar la salida original con la simulación.

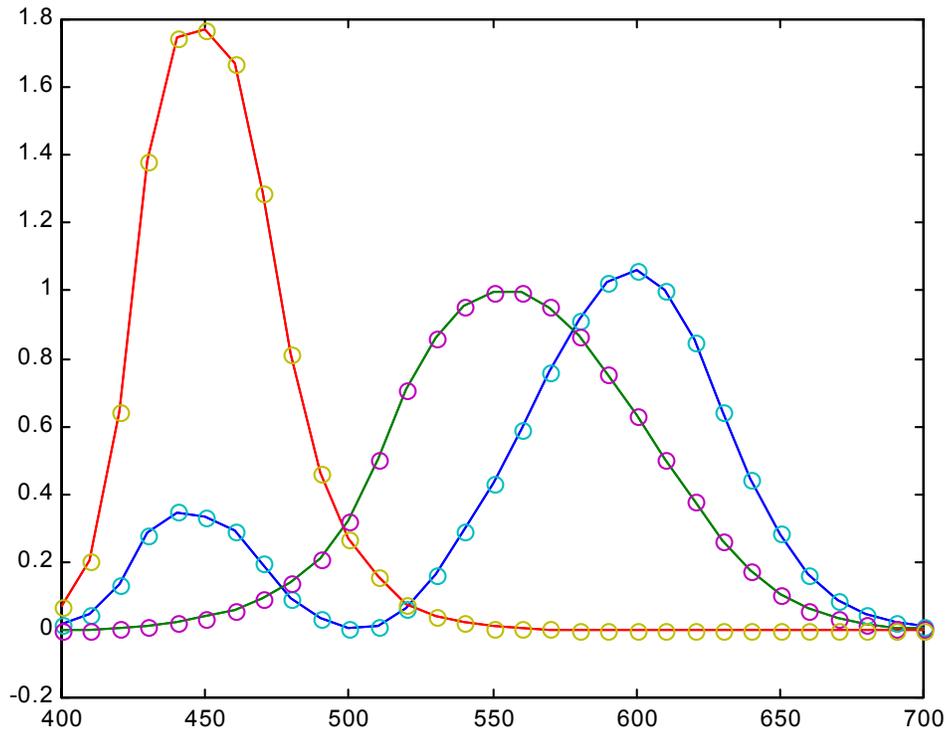


Figura 6.1 Resultados para el set de entrenamiento, en la gráfica las líneas continuas son la salida original, los círculos la salida de la red.

Como puede observarse, la red aproxima de forma correcta las coordenadas del observador CIE.

## 6.2 Simulación de la base de datos completa

Ahora le daremos como entrada a la red la base de datos completa, es decir, los datos que no fueron incluidos en la base de entrenamiento, el vector  $\mathbf{E2}$  representa la entrada con los 60 datos disponibles,  $\mathbf{S} (X,Y,Z)$  son las coordenadas cromáticas del observador,  $\mathbf{T} (x,y,z)$  es la salida de la red cuando se le presenta la base de datos completa.

Escribiendo la simulación final en el Matlab

$$\mathbf{T}=\text{sim}(\text{net}, \mathbf{E2})$$



Tabla 6.2 Tabla de datos con la simulación final

E2	X	Y	Z	X	y	z
400,	0.014310000000,	0.000396000000,	0.06785001	0.0143	0.0007	0.068
405,	0.023190000000,	0.000640000000,	0.1102	0.0241	0.0003	0.1133
410,	0.043510000000,	0.001210000000,	0.2074	0.0438	0.0005	0.2072
415,	0.077630000000,	0.002180000000,	0.3713	0.0788	0.0017	0.3765
420,	0.134380000000,	0.004000000000,	0.6456	0.134	0.0041	0.6459
425,	0.214770000000,	0.007300000000,	1.0390501	0.2078	0.0081	1.0083
430,	0.283900000000,	0.011600000000,	1.3856	0.2835	0.0129	1.3856
435,	0.328500000000,	0.016840000000,	1.62296	0.3341	0.0176	1.6475
440,	0.348280000000,	0.023000000000,	1.74706	0.3492	0.0222	1.7469
445,	0.348060000000,	0.029800000000,	1.7826	0.3452	0.0284	1.7669
450,	0.336200000000,	0.038000000000,	1.77211	0.3356	0.0372	1.7722
455,	0.318700000000,	0.048000000000,	1.7441	0.3193	0.0482	1.7517
460,	0.290800000000,	0.060000000000,	1.6692	0.2906	0.0606	1.6693
465,	0.251100000000,	0.073900000000,	1.5281	0.2479	0.0745	1.5086
470,	0.195360000000,	0.090980000000,	1.28764	0.1959	0.0912	1.2875
475,	0.142100000000,	0.112600000000,	1.0419	0.1427	0.1123	1.0436
480,	0.095640000000,	0.139020000000,	0.8129501	0.0956	0.1384	0.813
485,	0.057950010000,	0.169300000000,	0.6162	0.0584	0.1701	0.6177
490,	0.032010000000,	0.208020000000,	0.46518	0.0317	0.2088	0.4654
495,	0.014700000000,	0.258600000000,	0.3533	0.0144	0.2579	0.3531
500,	0.004900000000,	0.323000000000,	0.272	0.005	0.3221	0.2717
505,	0.002400000000,	0.407300000000,	0.2123	0.003	0.4048	0.21
510,	0.009300000000,	0.503000000000,	0.1582	0.0098	0.5039	0.1583
515,	0.029100000000,	0.608200000000,	0.1117	0.0288	0.6096	0.113
520,	0.063270000000,	0.710000000000,	0.07824999	0.0626	0.7091	0.0782
525,	0.109600000000,	0.793200000000,	0.05725001	0.1099	0.7943	0.0563
530,	0.165500000000,	0.862000000000,	0.04216	0.1658	0.8627	0.0423
535,	0.225749900000,	0.914850100000,	0.02984	0.2264	0.9153	0.0305
540,	0.290400000000,	0.954000000000,	0.0203	0.2907	0.9537	0.0204
545,	0.359700000000,	0.980300000000,	0.0134	0.3594	0.9799	0.0129
550,	0.433449900000,	0.994950100000,	0.00875	0.4332	0.995	0.0081
555,	0.512050100000,	1.000000000000,	0.00575	0.5117	0.9998	0.0053
560,	0.594500000000,	0.995000000000,	0.0039	0.5941	0.9946	0.0039
565,	0.678400000000,	0.978600000000,	0.00275	0.6786	0.979	0.0031
570,	0.762100000000,	0.952000000000,	0.0021	0.7627	0.9527	0.0026
575,	0.842500000000,	0.915400000000,	0.0018	0.8432	0.9159	0.0022
580,	0.916300000000,	0.870000000000,	0.00165	0.9164	0.8697	0.0019
585,	0.978600000000,	0.816300000000,	0.0014	0.9785	0.8159	0.0015
590,	1.026300000000,	0.757000000000,	0.0011	1.0256	0.7568	0.0012
595,	1.056700000000,	0.694900000000,	0.001	1.0545	0.6946	0.0009
600,	1.062200000000,	0.631000000000,	0.0008	1.062	0.631	0.0007



605,	1.045600000000,	0.566800000000,	0.0006	1.0457	0.5672	0.0004
610,	1.002600000000,	0.503000000000,	0.00034	1.0043	0.5038	0.0003
615,	0.938400000000,	0.441200000000,	0.00024	0.9385	0.441	0.0001
620,	0.854449900000,	0.381000000000,	0.00019	0.8519	0.3797	0
625,	0.751400000000,	0.321000000000,	0.0001	0.7512	0.3209	0
630,	0.642400000000,	0.265000000000,	5E-05	0.6449	0.2662	0
635,	0.541900000000,	0.217000000000,	0.00003	0.5414	0.217	0
640,	0.447900000000,	0.175000000000,	0.00002	0.4459	0.1743	0
645,	0.360800000000,	0.138200000000,	0.00001	0.3604	0.138	0
650,	0.283500000000,	0.107000000000,	0	0.2849	0.1073	0
655,	0.218700000000,	0.081600000000,	0	0.2192	0.0817	0
660,	0.164900000000,	0.061000000000,	0	0.164	0.0608	0
665,	0.121200000000,	0.044580000000,	0	0.1204	0.0444	0
670,	0.087400000000,	0.032000000000,	0	0.0878	0.0323	0
675,	0.063600000000,	0.023200000000,	0	0.0642	0.0234	0
680,	0.046770000000,	0.017000000000,	0	0.0466	0.0169	0.0001
685,	0.032900000000,	0.011920000000,	0	0.033	0.0119	0.0001
690,	0.022700000000,	0.008210000000,	0	0.0229	0.0081	0.0001
695,	0.015840000000,	0.005723000000,	0	0.0158	0.0056	0.0001
700,	0.011359160000,	0.004102000000,	0	0.0113	0.0041	0.0001

La gráfica de la salida original con los sesenta datos es:

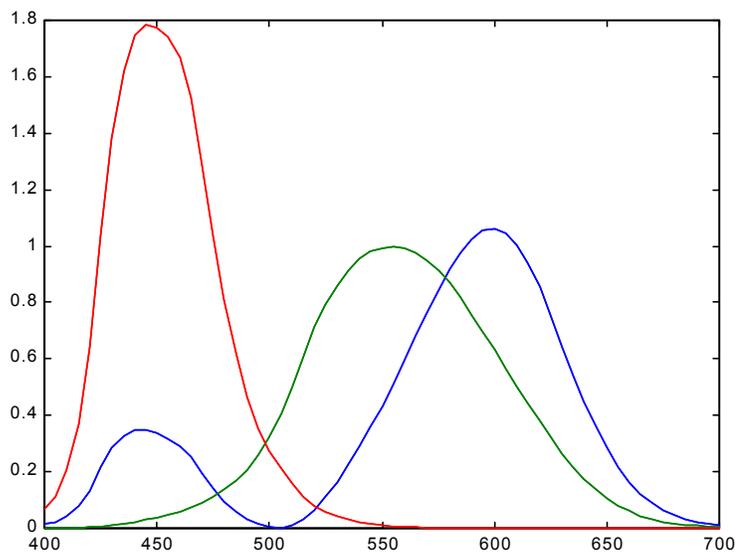


figura 6.2 Diagrama del observador CIE

Mientras que la gráfica de la salida de la red neuronal es:

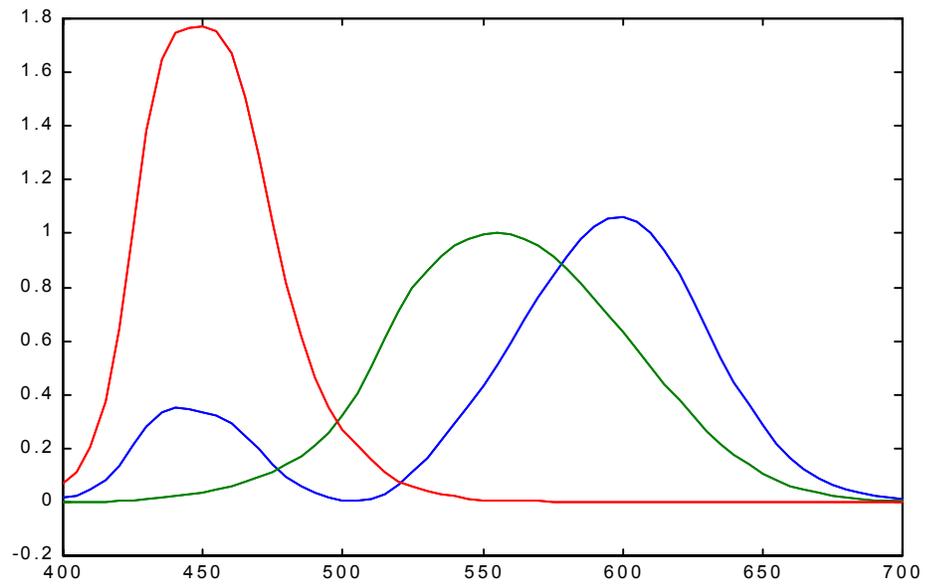


Figura 6.3 Salida de la red neuronal

**Comparando ambas gráficas:**

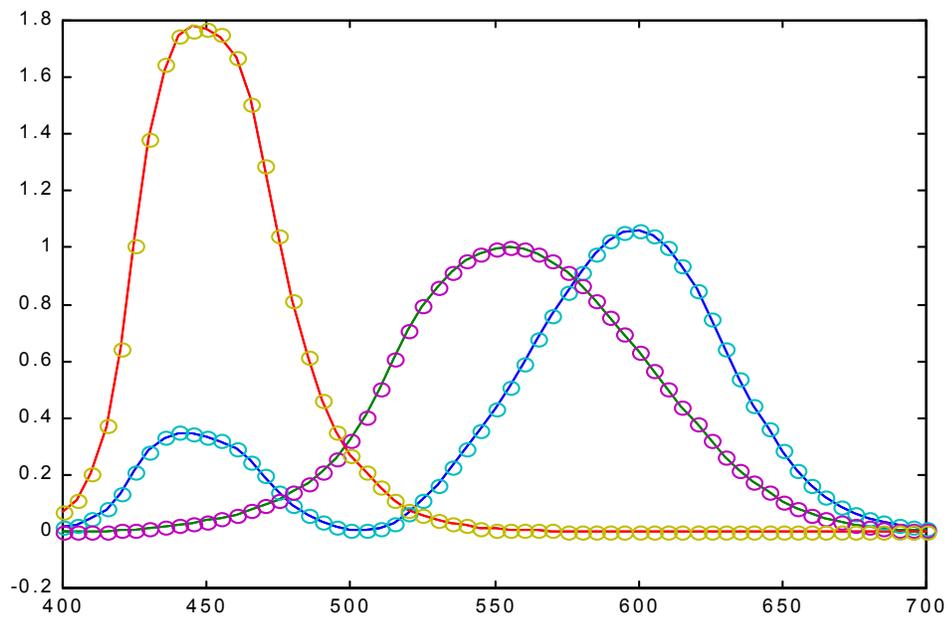


Figura 6.4 Observador CIE en continua, salida de la red neuronal en círculos



La aproximación de la red al patrón sigue siendo satisfactoria al presentarle los 60 datos.

Con el entrenamiento a base de 30 datos, la red ha aprendido a discriminar el patrón, esto se verifica al darle como entrada la base completa.

### 6.3 Conclusiones

Al inicio de este trabajo planteamos como objetivo obtener una red neuronal simplificada asociada al patrón de interferencia cromodinámico en el ojo humano. Después de intentar con varias configuraciones, obtuvimos una red final que nos proporcionó una salida satisfactoria para la base de datos del observador CIE.

Durante el desarrollo de la tesis se resolvieron los problemas típicos que se tienen cuando se trata de modelar un sistema no lineal mediante redes neuronales artificiales, problemas como qué tipo de red usar, o buscar una base de datos asociada a la respuesta del sistema y que además sea representativa, fueron los más difíciles de atacar.

En la resolución de un problema usando RNA se debe verificar qué información se tiene, si existe o no una base de datos, si el sistema es no lineal, si puede ser linealmente separable, etc. En base a toda esta información es como se decide que tipo de red usar y el algoritmo de entrenamiento que se va a emplear.

En nuestro caso contábamos con una base de datos representativa del sistema, además de contar con información acerca del tipo de señales y de procesos que se realizan en el sistema visual humano; estas dos últimas condiciones fueron indispensables para llegar a una solución aceptable.

Es importante hacer notar que la información sobre el tema es abundante y que existen una cantidad muy grande de modelos que buscan explicar varias características del sistema visual, sin embargo, no se encontró ningún modelo de red simplificada que se asocie al observador CIE.



La red neuronal diseñada y entrenada puede ser útil en las investigaciones sobre el sistema visual tanto a nivel percepción (visión de alto nivel), como en el procesamiento que se lleva a cabo en la retina antes de que la señal llegue al cerebro (visión de bajo nivel).

En el desarrollo de sistemas de visión artificial, la red se asociaría a la detección de color en sistemas que traten de emular al sistema visual humano obteniendo así modelos más óptimos y funcionales.

# Bibliografía

**Guyton Arthur c.** Tratado de Fisiología humana. Mcgraw-Hill. Madrid 1996

**Stratton Donald.** Neurofisiología. Limusa. México 1984

**Pasantes, Sánchez, Tapia.** Neurobiología celular. Fondo de cultura Económica México 1998.

**Adler, Francis heed** Fisiología del ojo. Editorial Panamerinacana Madrid 1994

**Gilabert Eduardo j.** Medida del color. Universidad Politécnica de Valencia 1992

**Harald Küppers** Fundamentos de la teoría de los colores. Ed. Gustavo Hill. Barcelona 1999

**Levine D. Martin.** Vision in man and machine. Mcgraw-Hill. New York-México 1985

**Cichocki, Unbehauen.** J Wyley Neural Networks for optimization and signal Processing. Wiley New York 1993.

**Haykin Simon.** Neural Networks a comprehensive Foundation. Macmillan New York 1994

**Freeman James A.** Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques. Addison-Wesley New York.1991

**Akay Metin.** Nonlinear biomedical signal processing Volume I IEEE Press New York 2001

**Aréchiga H.** El universo interior. La ciencia para todos. Fondo de cultura económica. México 1999.