

Asignatura: **MODELOS COMPUTACIONALES**

## **Ingeniería técnica en informática de gestión**

Horario Clases: **Martes y Jueves 17:30-19:30**

Aula: 3.05

**Profesor: Leonardo Franco    Despacho 3.2.29**

**Email: [lfranco@lcc.uma.es](mailto:lfranco@lcc.uma.es)**

**Web: <http://www.lcc.uma.es/~lfranco/docencia.html>**

Horario tutorías : Lunes: 10:30-13:30 hs.  
Miércoles: 17:00-19:30 hs.

**Por favor, avisar por correo electrónico la asistencia a tutorías para confirmar horario**

# Modelos computacionales

## 2<sup>da</sup> clase 26 de Febrero de 2008

Tipos de redes neuronales según  
arquitectura y tipo de aprendizaje

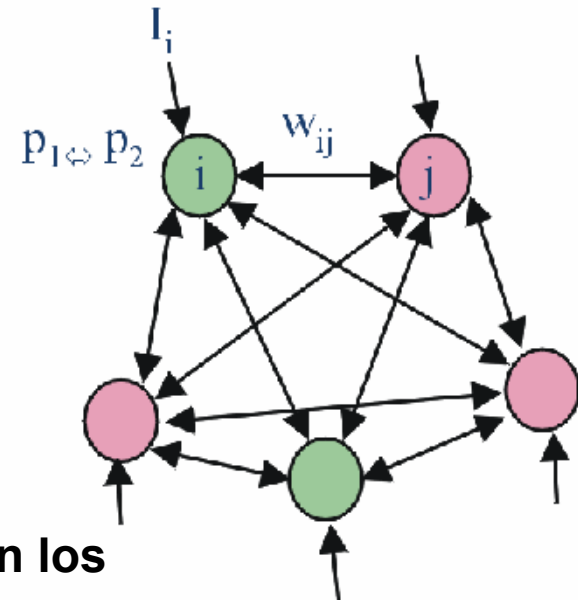
Funcionamiento de neurona biológica y  
modelos de neuronas artificiales

# ¿Qué es una Red Neuronal?

Sistema de procesamiento masivo de información compuesto de unidades de proceso simples, llamadas **neuronas**, que se utiliza para almacenar conocimiento a través de un proceso de aprendizaje.

**Basadas en la idea de cómo funciona el cerebro en los siguientes dos sentidos:**

1. El conocimiento de la red es adquirido a través de un **proceso de aprendizaje**.
2. El conocimiento se almacena en las conexiones entre las neuronas, llamadas **pesos sinápticos**.



# Redes neuronales artificiales

**Modelos simplificados que emulan el funcionamiento del cerebro**

Las redes de neuronas artificiales son modelos computacionales **paralelos** que constan de **unidades de proceso** (neuronas) **adaptativas** y **masivamente interconectadas**.

Son, por tanto, procesadores **distribuidos masivamente en paralelo** para almacenar conocimiento experimental y hacerlo disponible para su uso.

# Tipos de redes neuronales

¿Qué clase de información procesamos y cómo fluye esta información? → **Arquitectura** : conexionado y tipo de neurona (función de activación)

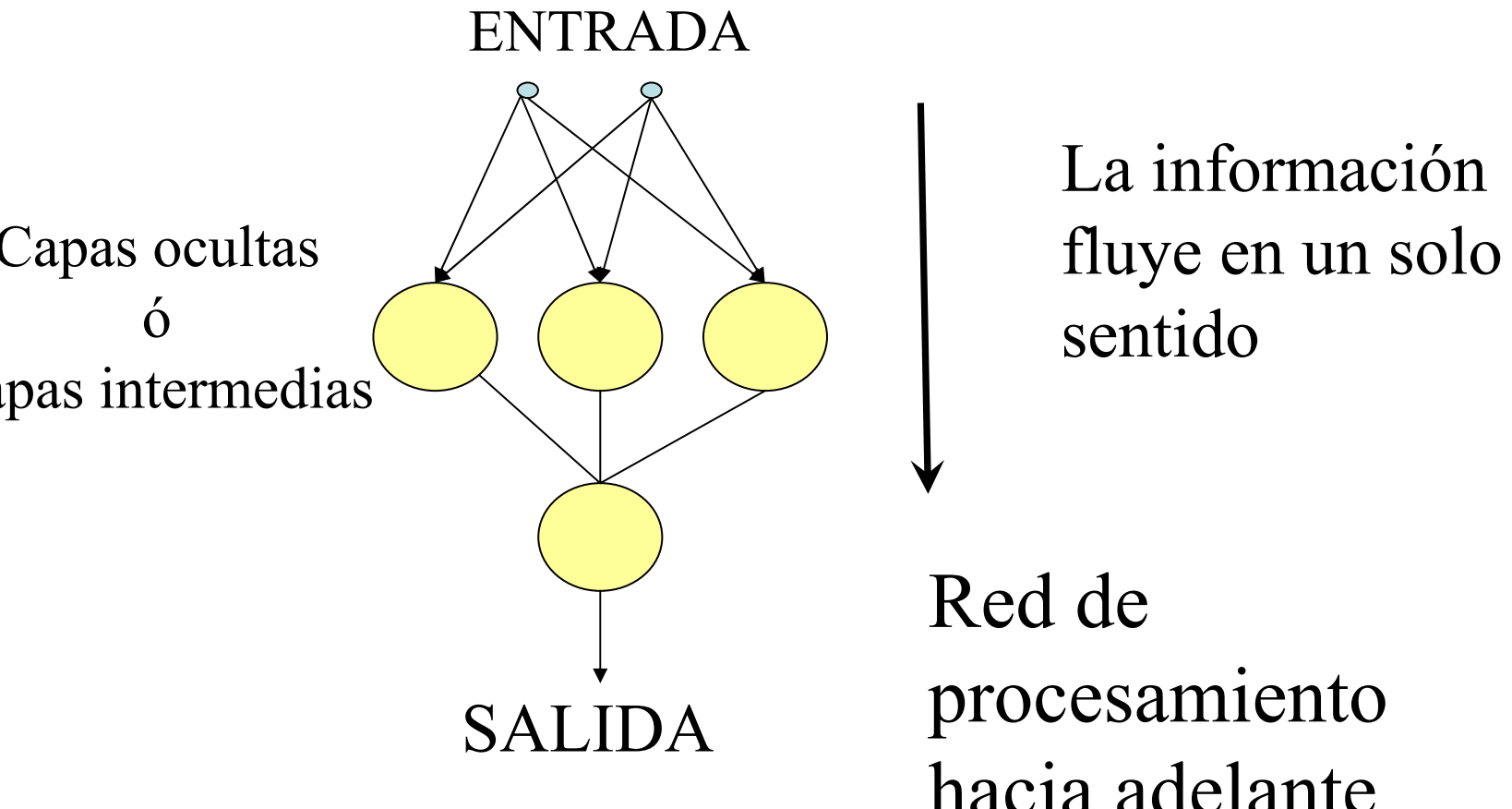
¿Cómo modificamos los pesos sinápticos?

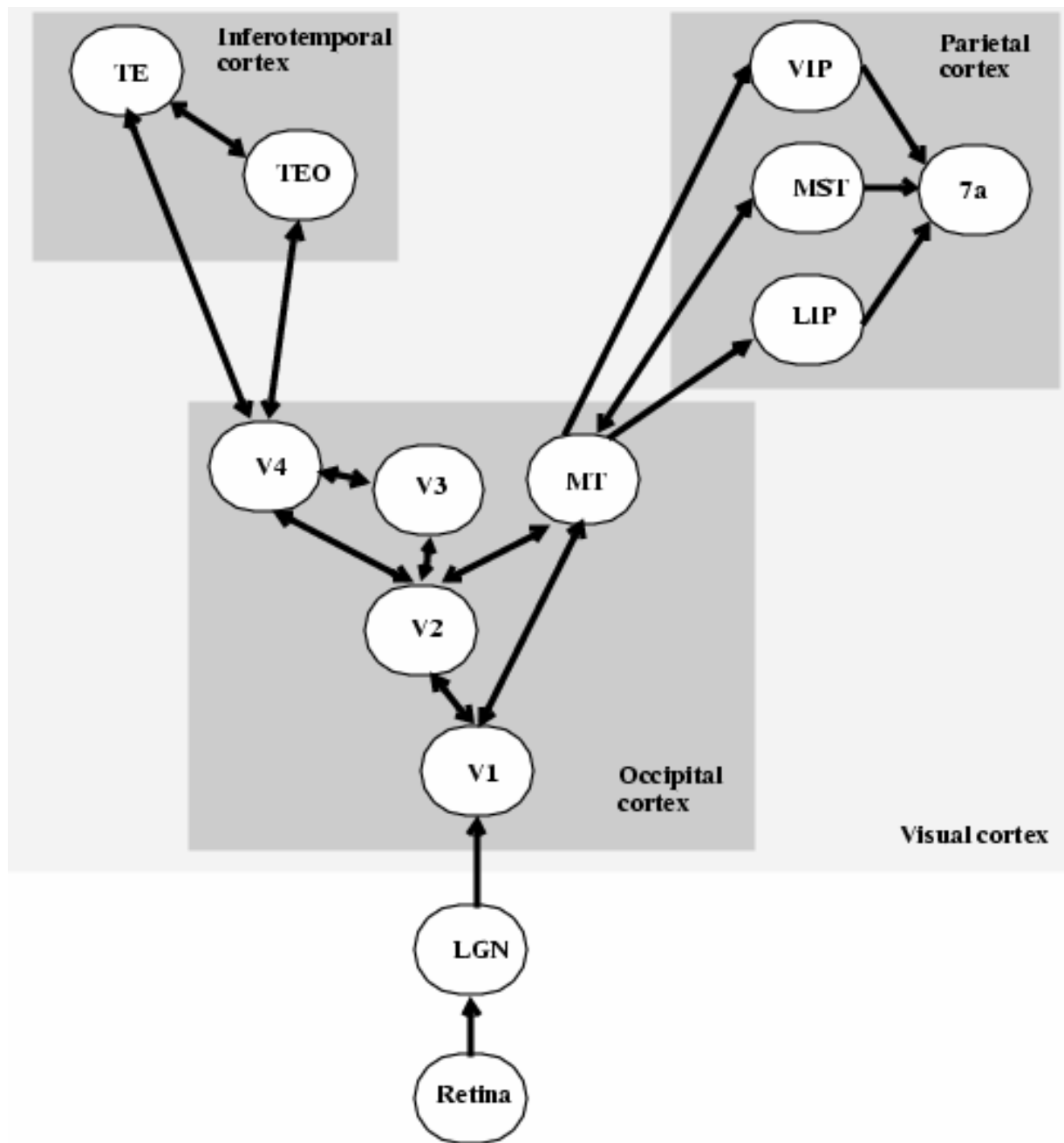
**Algoritmos de Aprendizaje** y dinámica del aprendizaje

# Tipos de redes neuronales

Una red de neuronas artificiales está caracterizada por su:

- **Arquitectura:** patrón de conexiones entre las unidades de proceso





Principales  
áreas  
visuales  
y flujo de  
la  
informació  
n

Top layer

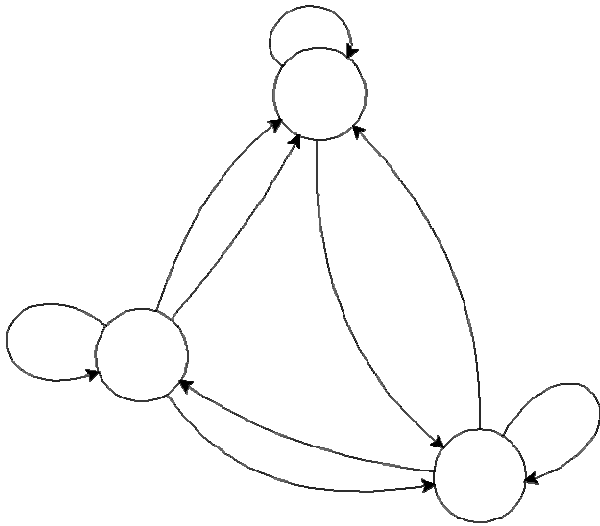


Intermediate  
layers

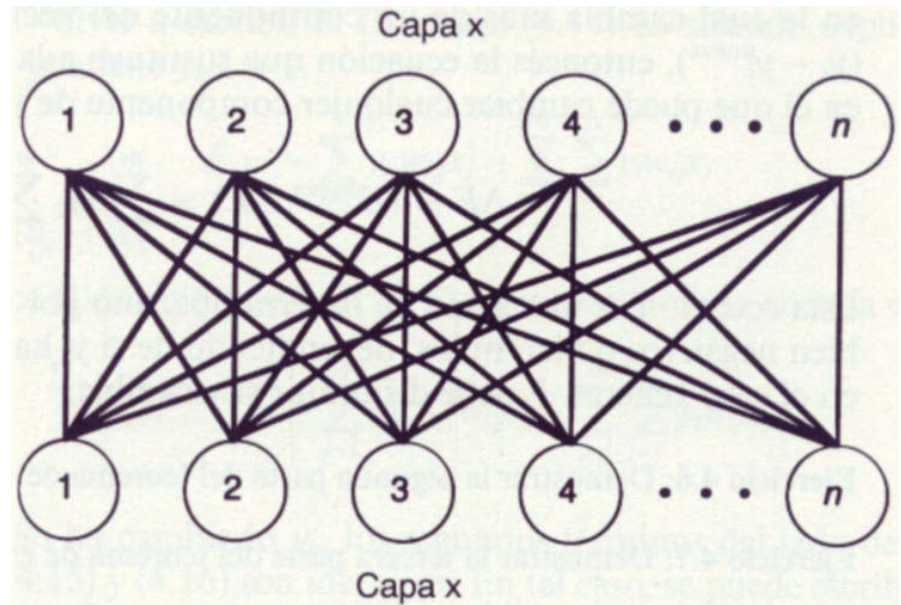
Input (V1)



# Redes recurrentes



Red de Hopfield



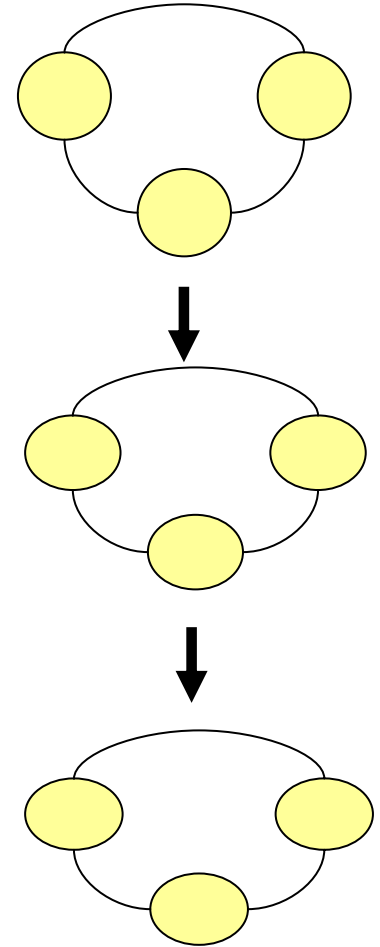
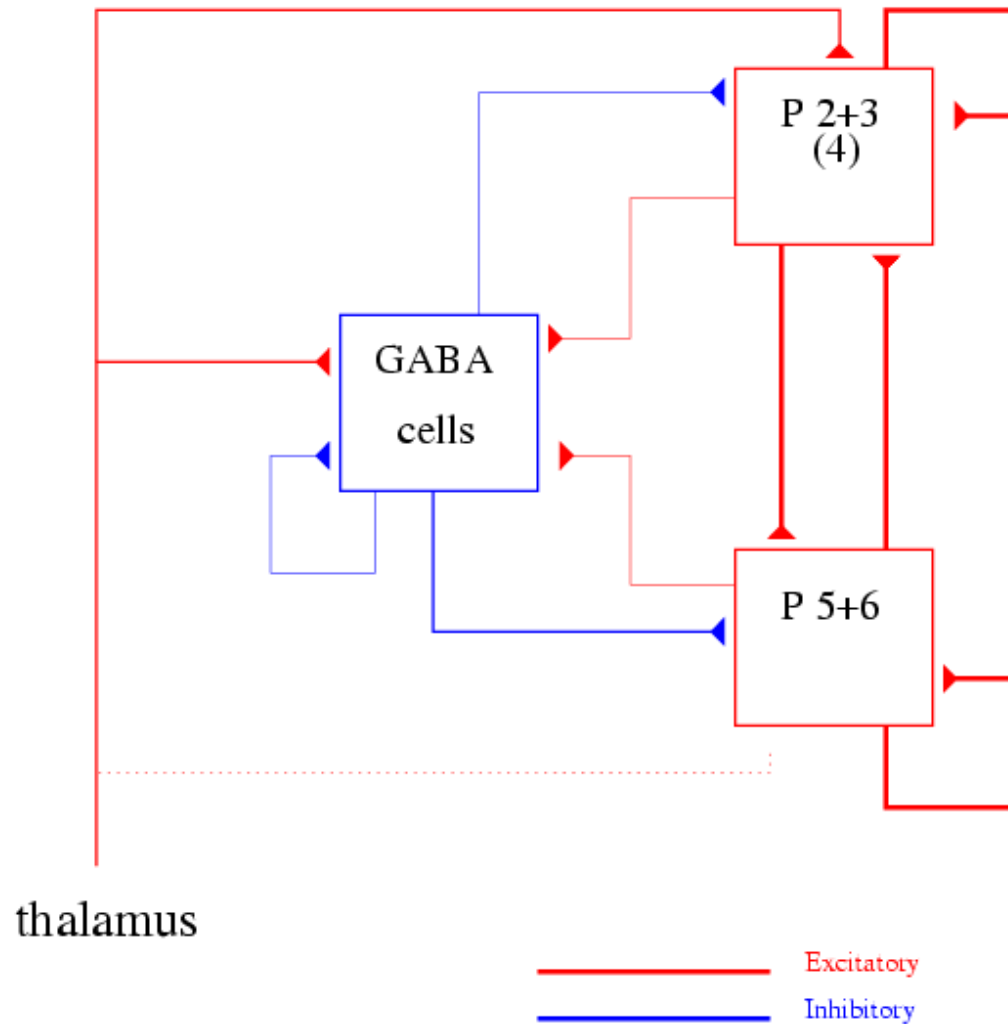
Red tipo BAM:

memoria asociativa

bidireccional

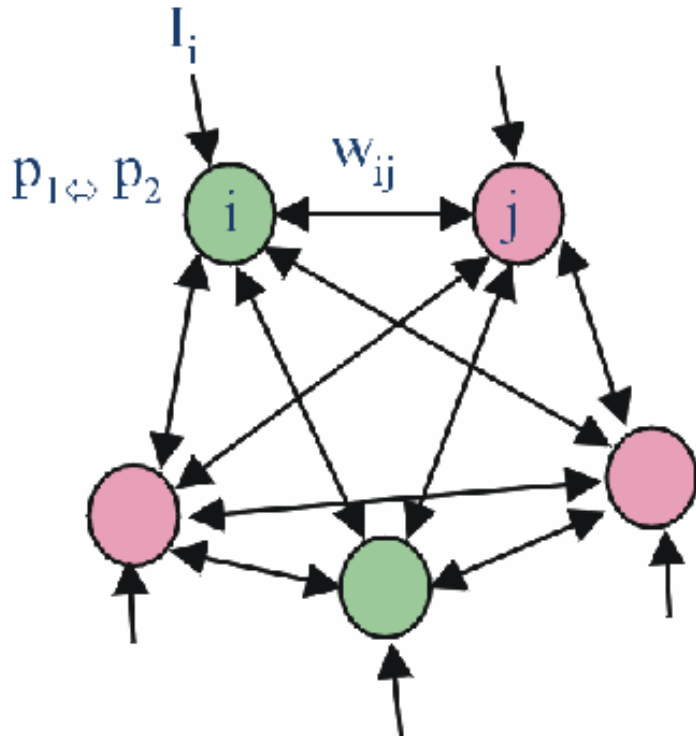
Conectividad bidireccional Modelos de Memoria,  
Problemas de optimización

# Modelo de chip neuronal



# Red de Hopfield

**Red neuronal totalmente conectada auto-asociativa**



**Permite almacenar información y  
Recuperarla cuando se presenta sólo  
Una parte de la información guardada**

Dinámica:

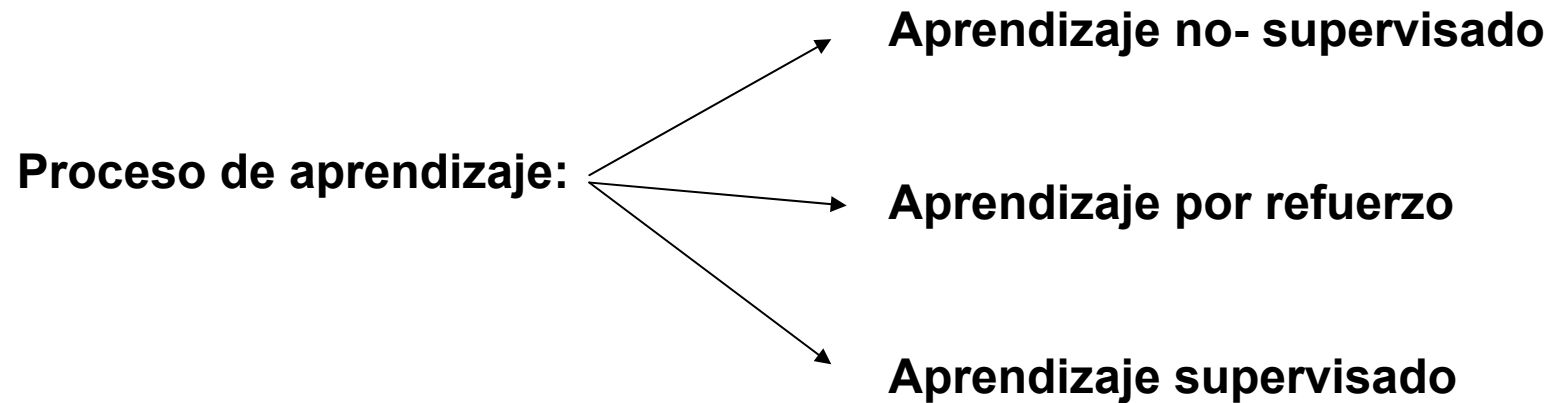
¿Cómo actualizamos  
la información ? Valor  
de salida de las  
neuronas y pesos

# Aprendizaje

Redes neuronales  $\leftrightarrow$  **capacidad de aprender**

Mediante un **proceso adaptativo** en el cual modificamos los **pesos sinápticos** o conexiones.

Aprendizaje  Modificación de pesos sinápticos



**Aprendizaje no supervisado** (competitivo o autoorganizado), en el que vamos a disponer de un conjunto de patrones de entrenamiento pero no vamos a conocer las salidas deseadas de la red.

La red por sí misma buscará su comportamiento más adecuado atendiendo a cierto criterio y **encontrará estructuras o prototipos** en el conjunto de patrones de entrenamiento.

Presentamos patrones a la red pero **no le indicamos** como mejorar  $\leftarrow \rightarrow$  Regla dada apriori

Ejemplo: Reconocimiento de fonemas en



## Aprendizaje por refuerzo.

La idea de este paradigma surge en la psicología en relación con el estudio del aprendizaje en los animales. Si una **acción** supone una **mejora** en el comportamiento entonces la tendencia a producir esta acción **se refuerza** y en caso contrario se **debilita**.

Por ello, vamos a tener un **conjunto de patrones de entrenamiento y sus correspondiente señales evaluativas**, que suelen ser valores  $-1$  ó  $+1$ .

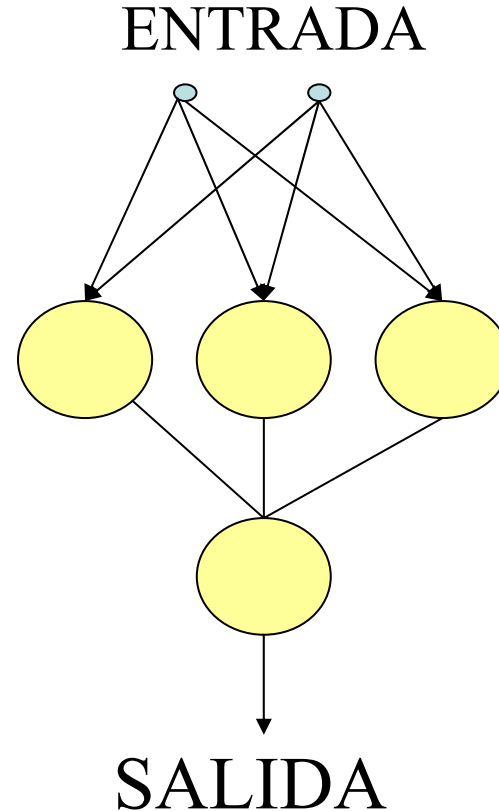


Aprendemos con ejemplos y corregimos los pesos si a través de una **señal evaluativa general**.

Ej.: Preguntas Si/No

# Aprendizaje supervisado

**Aprendizaje supervisado**, en el que vamos a disponer de un conjunto de patrones de entrenamiento para los que conocemos perfectamente la salida deseada de la red.



Entrenamos a través de ejemplos y podemos analizar el **comportamiento interno** de la red para realizar modificaciones:

Redes multicapas: perceptrones

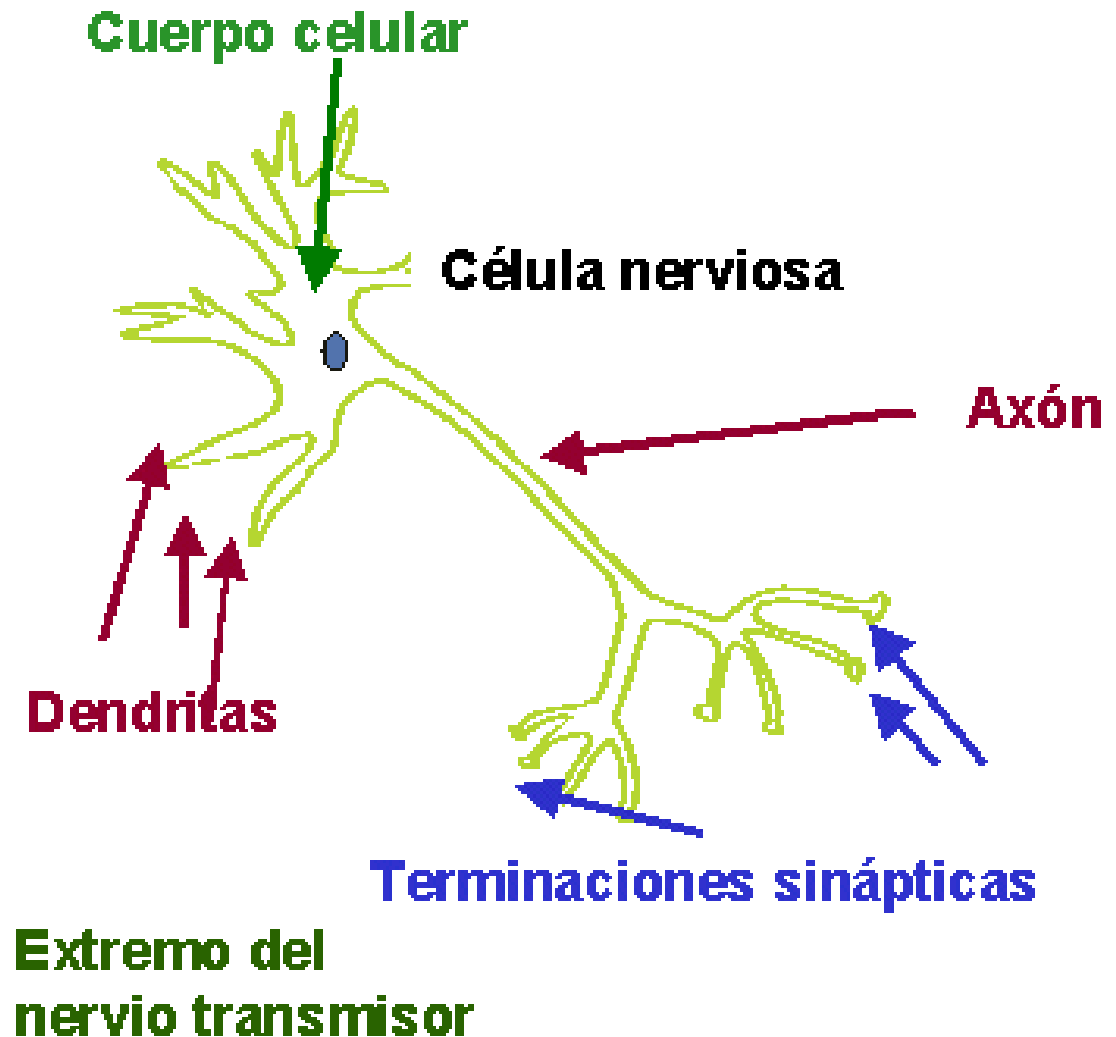
# La Neurona biológica

## Morfología:

Dendritas  
Soma  
Axón  
Sinapsis

## Fisiología:

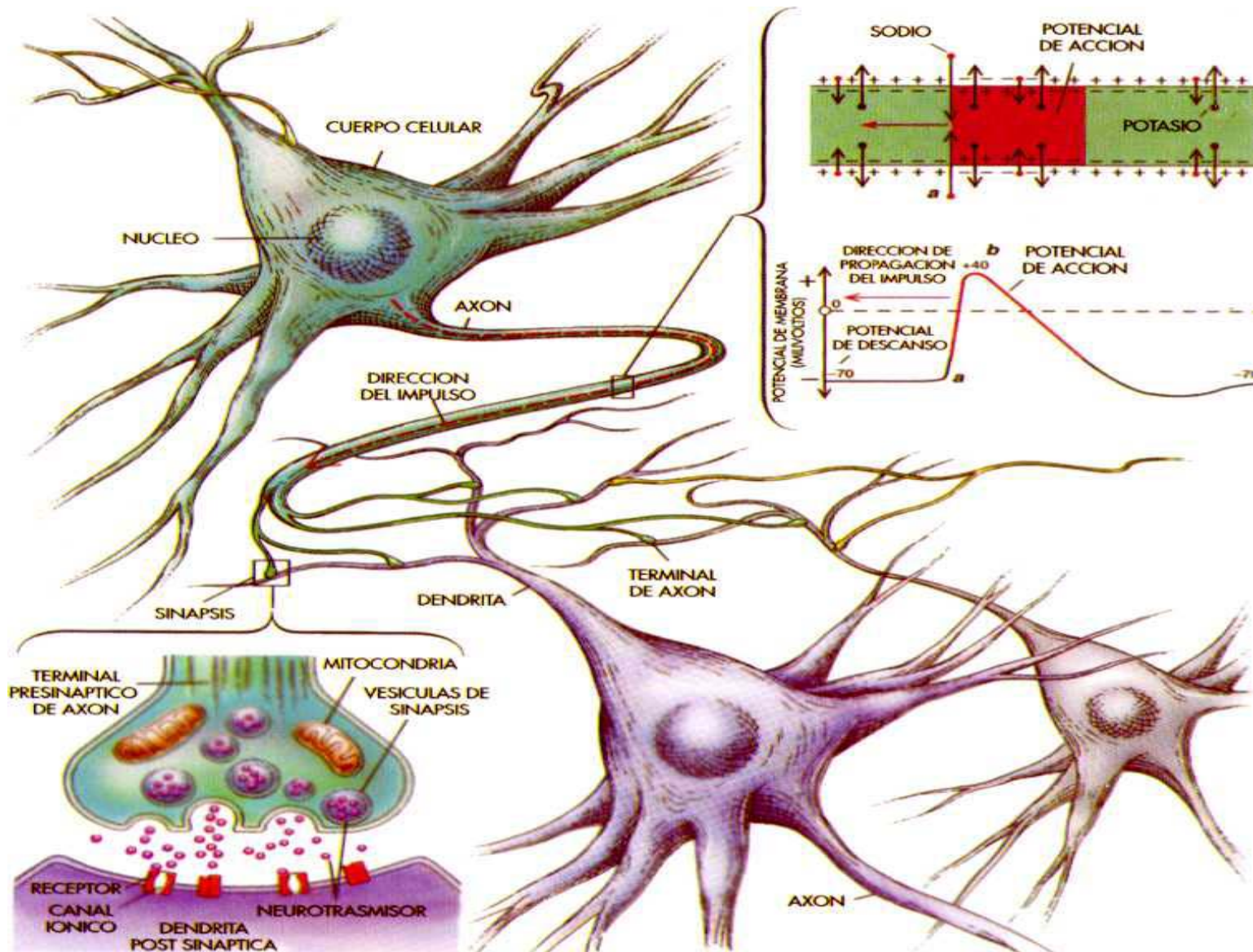
Pesos sinápticos  
Potencial sináptico  
Umbral  
Activación/Inhibición





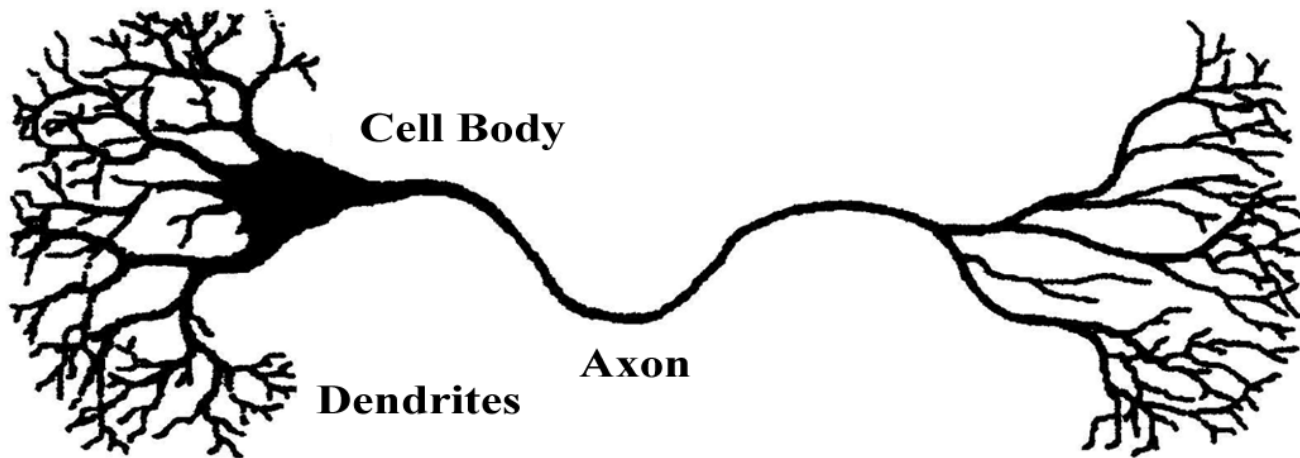
# Componentes básicos de Neuronas biológicas

1. La gran mayoría de las **neuronas** biológicas codifican su estado (activación o salida) por una serie de impulsos eléctricos (disparos).
2. El cuerpo celular o **soma** procesa la información de llegada y determina el estado de activación de la neurona.
3. Las **dendritas** que emanan del soma reciben los impulsos provenientes de otras neuronas.
4. El **axón** transmite los impulsos del soma a otras neuronas.
5. La unión de contacto entre axón y dendrita es llamada **sinapsis** y es la que permite la transmisión de la información entre dos o más neuronas.

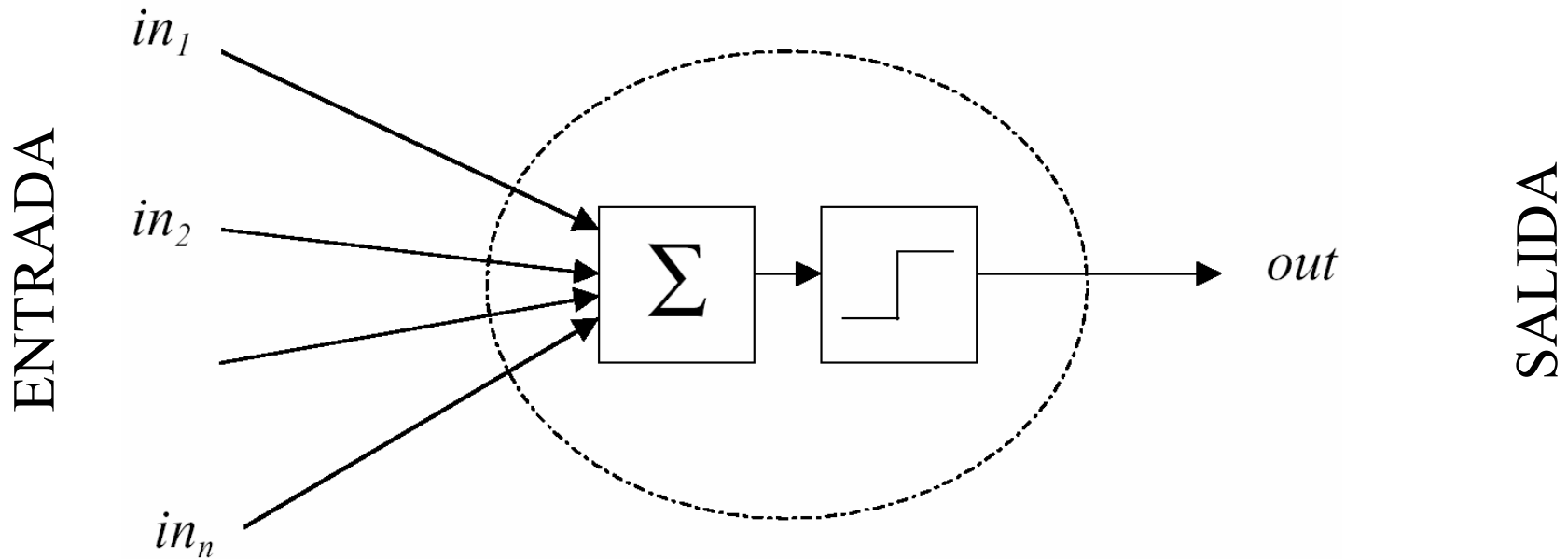


# Funcionamiento Neurona

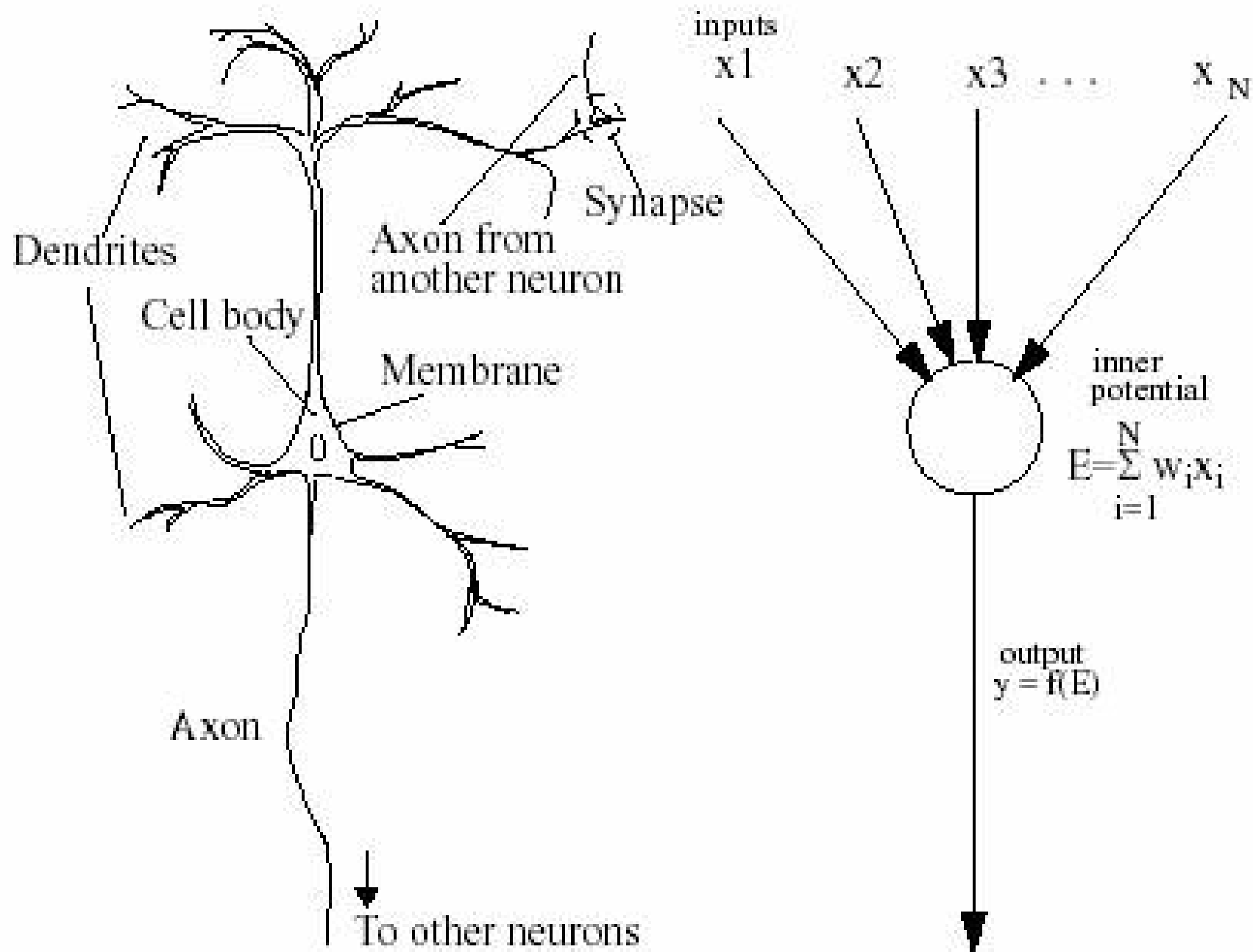
## Video



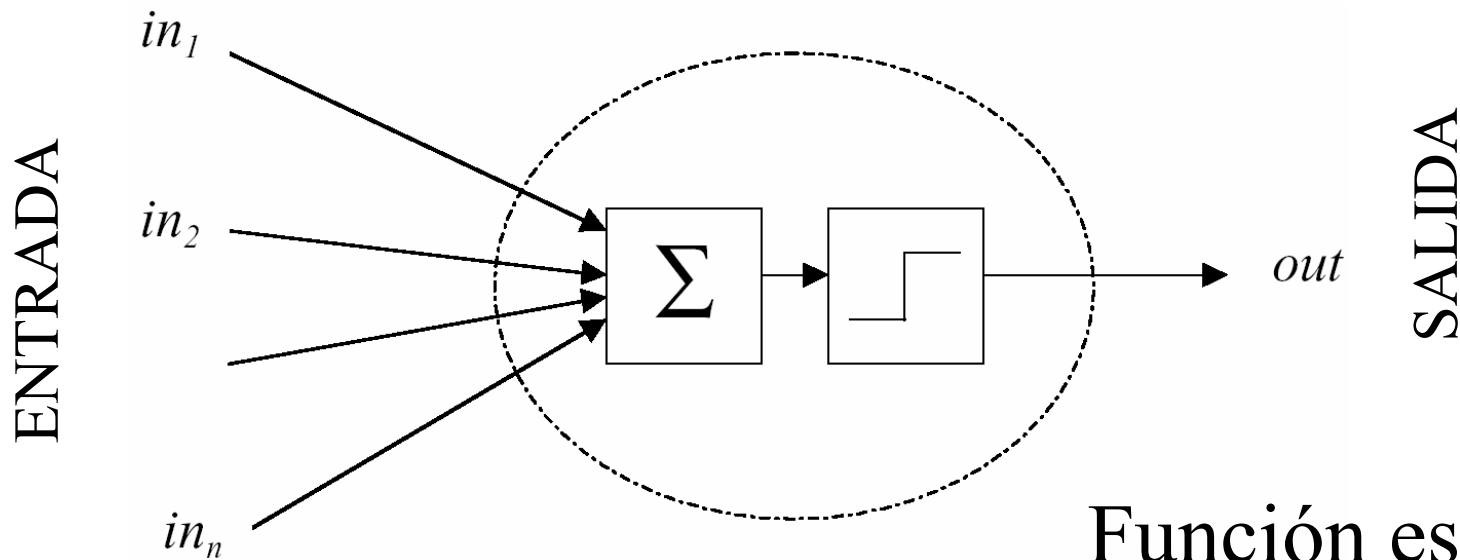
# Modelo de neurona de McCulloch-Pitts



1. Un conjunto de **conexiones** transmite la información proveniente de otras neuronas
2. La unidad de proceso **suma** las entradas y aplica una **función de transferencia** no-lineal . (ej. Función **Umbral**).
3. El valor de activación es enviado a otras neuronas.



# Modelo de neurona de McCulloch-Pitts

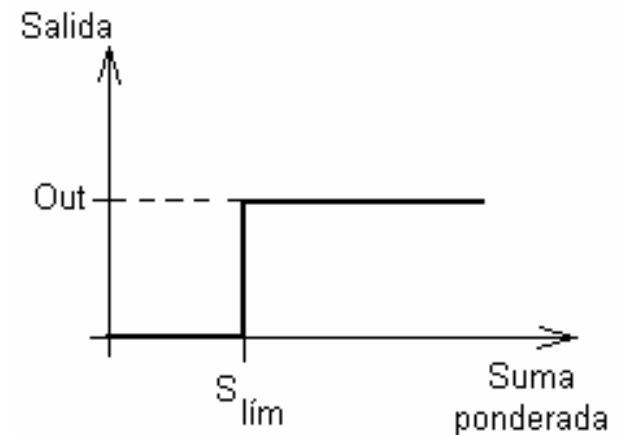


$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases}$$

Función signo

Salida  $[-1,1]$

Función escalón

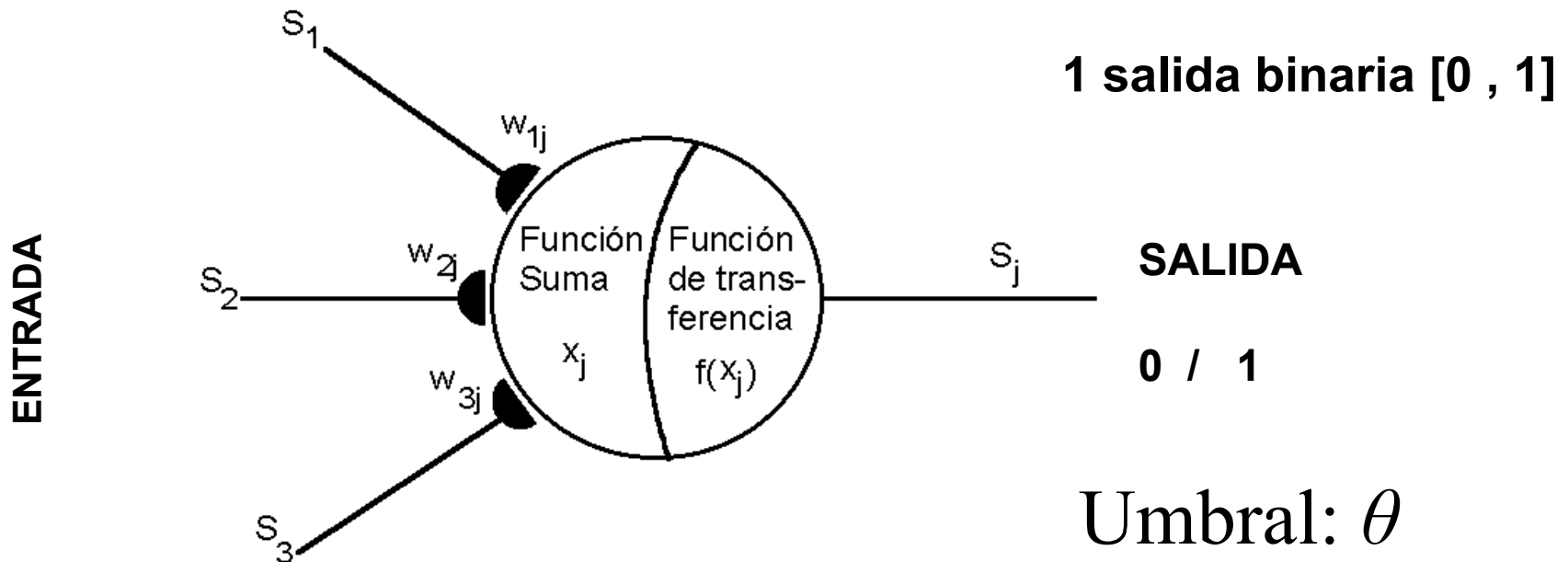


Salida  $[0,1]$

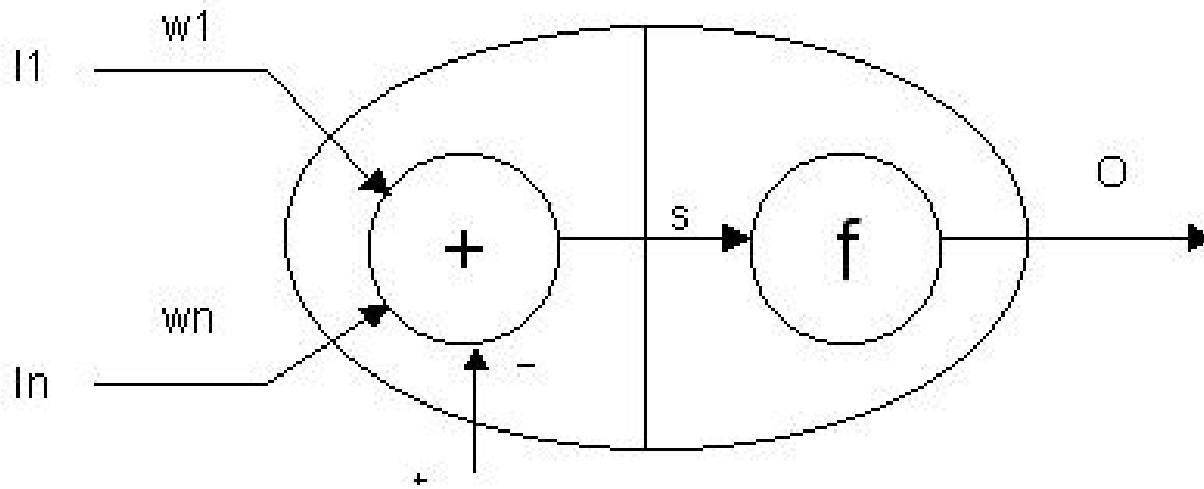
# Neurona Binaria

Suma ponderada de entradas  $\rightarrow$  Función no-lineal  $\rightarrow$  salida binaria

**N entradas binarias**  $[0, 1]^N$



$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \begin{cases} 1 & \text{si } w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n \geq \theta \\ 0 & \text{si } w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n < \theta \end{cases}$$



Neurona con 2 entradas y función de activación escalón (umbral = 1.5)

ENTRADA

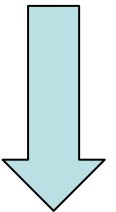
1

$w_1=1$

Potencial

$2 > \text{umbral}$

$$= 1 * 1 + 1 * 1 = 2$$



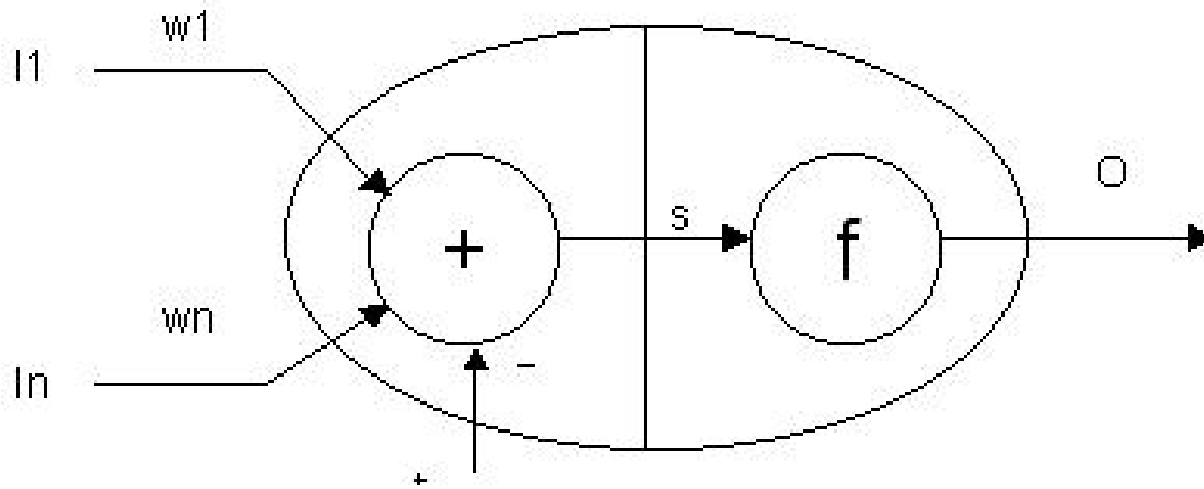
1

$w_2=1$

Sináptico

Salida =





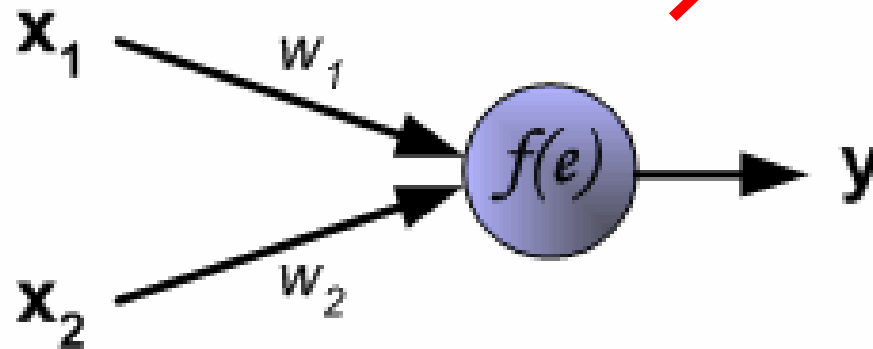
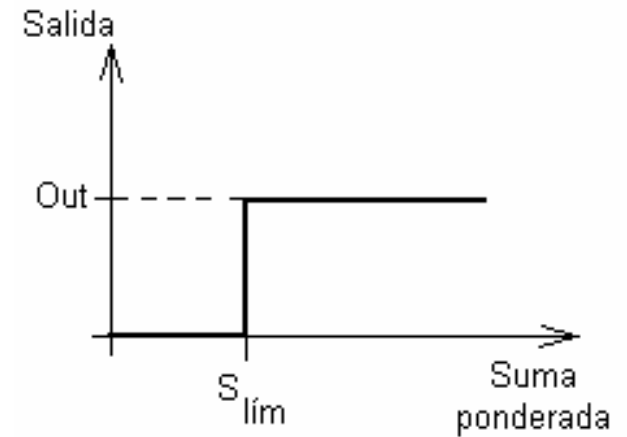
Neurona con 2 entradas y función de activación escalón (umbral = 1.5)

ENTRADA			Potencial Sináptico		$1 < \text{umbral}$
	0	$w_1=1$		$= 0*1+1*1= 1$	↓
1		$w_2=1$			
					Salida = 0

Entrada		Pesos sinápticos		Potencial sináptico	umbral	Salida
0	0	1	1	0	1.5	0
0	1	1	1	1	1.5	0
1	0	1	1	1	1.5	0
1	1	1	1	1	1.5	1

# FUNCIÓN BOOLEANA AND

X1	X2	AND
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1



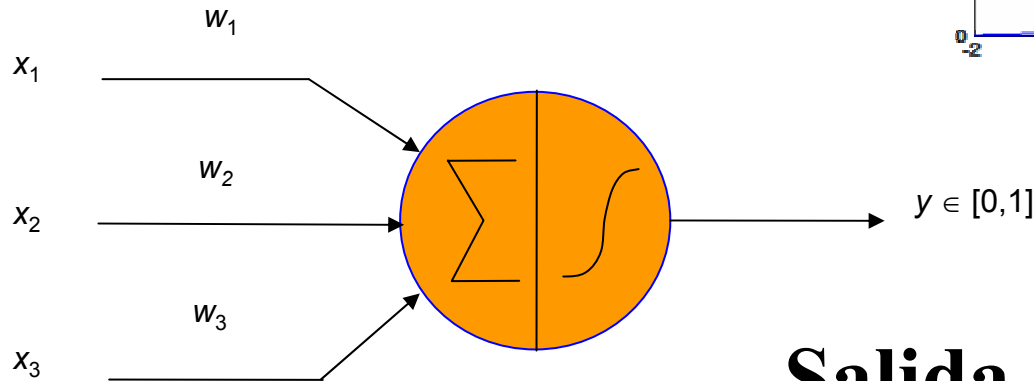
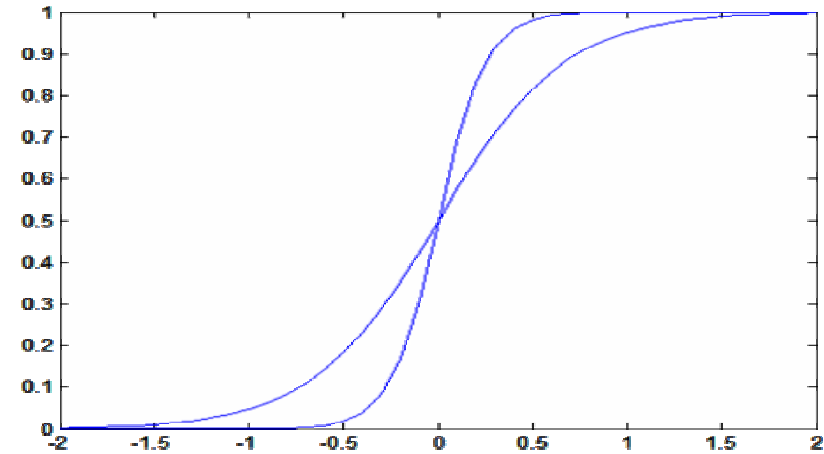
$w_1=1$

$w_2=1$

Umbral=1.5

# Función sigmoidea logística (Salida **continua** entre 0 y 1)

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{1}{1 + \exp\left(-2\beta \sum_{i=1}^n w_i x_i\right)}$$

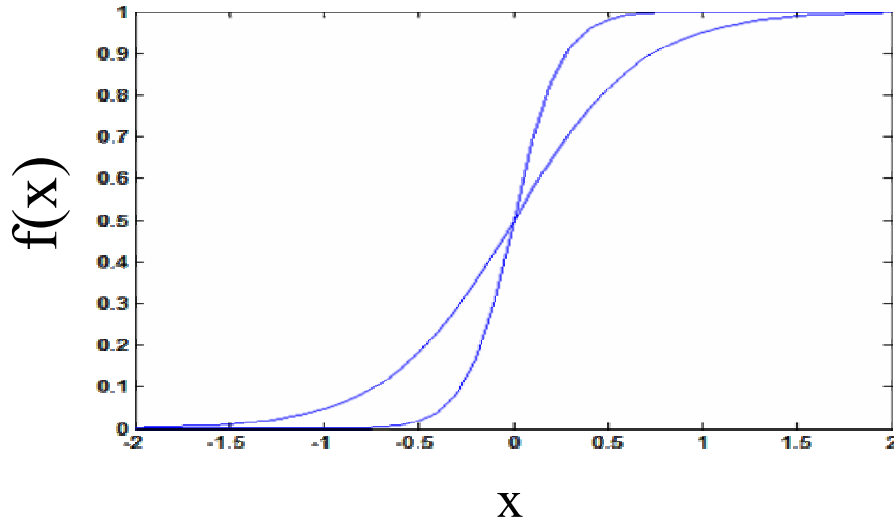


Salida **continua** entre 0 y 1

Trabajar con funciones continuas permite el cálculo de derivadas

# Función sigmoidea logística

(Salida **continua** entre 0 y 1)



$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}}$$

Si aumenta el factor  $\beta$ , la función se parece cada vez más a una función escalón con umbral en 0.

$$f(-\infty) \rightarrow 0$$

$$f(0) = 0.5$$

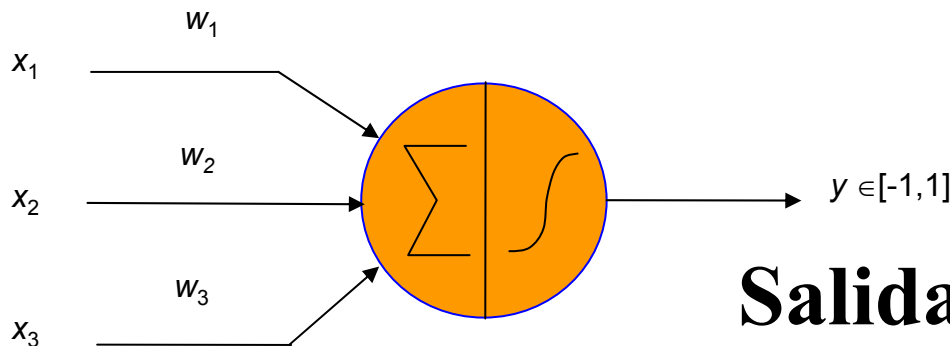
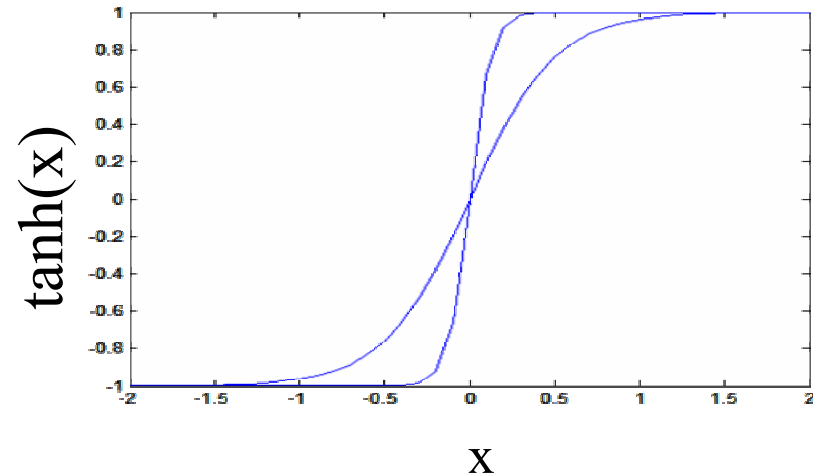
$$f(+\infty) \rightarrow 1$$

# Neurona con función de activación tangente hiperbólica (salida entre -1 y 1)

Una **unidad de proceso tangente hiperbólica** es una función de  $R^n$  en  $[-1,1]$  dada por la expresión

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \tanh\left(\beta \sum_{i=1}^n w_i x_i\right)$$

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{\exp\left(\beta \sum_{i=1}^n w_i x_i\right) - \exp\left(-\beta \sum_{i=1}^n w_i x_i\right)}{\exp\left(\beta \sum_{i=1}^n w_i x_i\right) + \exp\left(-\beta \sum_{i=1}^n w_i x_i\right)}$$



**Salida continua entre -1 y 1**

# Cuestionario de autoevaluación

1. Las neuronas biológicas tienen un soma, axón dendritas y sinapsis. Realice un diagrama y represente estos elementos.
2. Dibuje un modelo computacional de neurona equivalente
3. Mencionar las principales diferencias entre el modelo computacional y el biológico.
4. ¿Qué ventajas pueden tener los modelos computacionales distribuidos frente a modelos computacionales tipo ordenador de von Neumann? ¿Qué significa que las redes neuronales pueden aprender?
5. ¿En qué se diferencia el aprendizaje supervisado del no-supervisado?
6. Mencione algunos tipos usuales de funciones de activación. ¿Son funciones no-lineales? ¿Por qué? ¿Cuál es la utilidad de usar funciones no-lineales?

# Redes neuronales artificiales

Las redes de neuronas artificiales son **modelos computacionales**.

Modelos simplificados que **emulan el funcionamiento del cerebro**

Operan masivamente **en paralelo** para almacenar conocimiento experimental y hacerlo disponible para su uso en diversos problemas.