

# Saturdays AI La Paz

Deep Learning Edition

En unos minutos empezamos

# Fundamentos de Deep Learning I

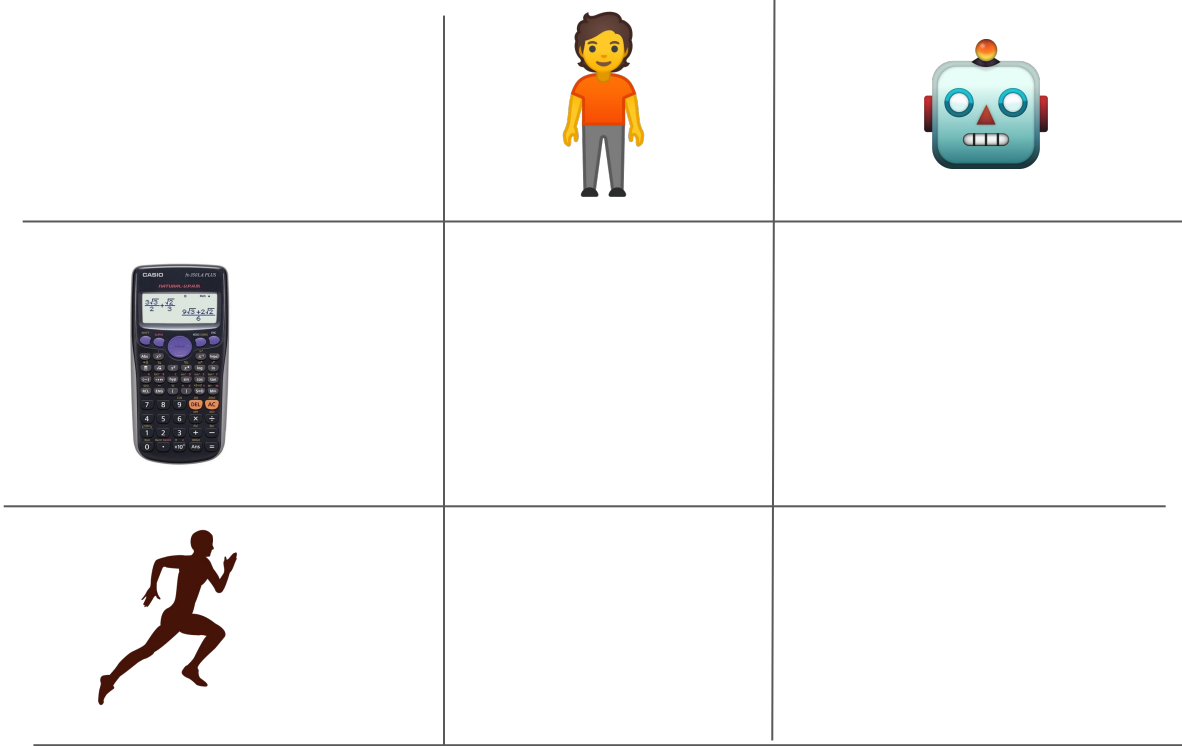
Fernando Silva

# Agenda


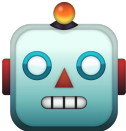




- Deep Learning
- Neural Networks
- Perceptron
- Perceptron con Python

# Introducción


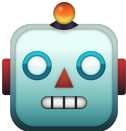






# Paradoja Moravec




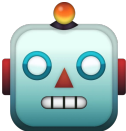






# Paradoja Moravec

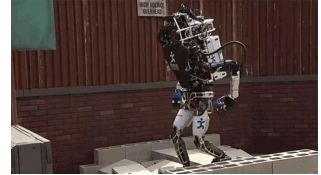
		
		
		

# Paradoja Moravec

# Paradoja Moravec

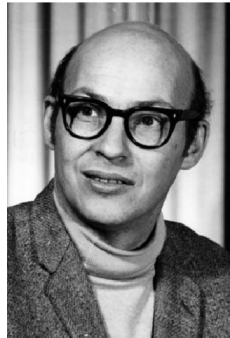




# Paradoja Moravec

"Es comparativamente fácil hacer que las computadoras muestren un rendimiento de nivel adulto [...] y difícil o imposible darles las habilidades de un niño de un año".

Marvin Minsky



# Inteligencia Artificial



## Narrow AI

Enfocado a resolver  
tareas específicas

# Inteligencia Artificial



## Narrow AI

Enfocado a resolver  
tareas específicas



## General AI

Toma el  
conocimiento de  
un dominio y lo  
transfiere a otro  
dominio

# Inteligencia Artificial



## Narrow AI

Enfocado a resolver  
tareas específicas



## General AI

Toma el  
conocimiento de  
un dominio y lo  
transfiere a otro  
dominio



## Super AI

Máquinas que  
son mucho más  
inteligentes que  
los humanos

¿Deep Learning?

# Deep Learning

## Artificial Intelligence



Any technique that enables computers to mimic human intelligence. It includes *machine learning*

## Machine Learning



A subset of AI that includes techniques that enable machines to improve at tasks with experience. It includes *deep learning*

## Deep Learning



A subset of machine learning based on neural networks that permit a machine to train itself to perform a task.

# Datos

## Big Data



Se suben alrededor de  
350 millones de  
imágenes por día.



Se suben alrededor de  
300 horas de video  
por minuto.

# Datos

## Big Data



Se suben alrededor de 350 millones de imágenes por día.



Se suben alrededor de 300 horas de video por minuto.

## Poder Computacional





# Datos

## Big Data



Se suben alrededor de 350 millones de imágenes por día.

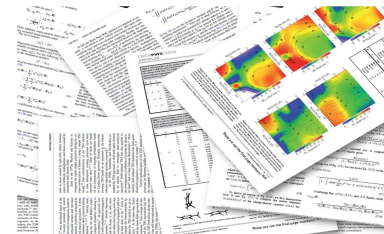


Se suben alrededor de 300 horas de video por minuto.

## Poder Computacional



## Nuevos Algoritmos



# Datos

Muchos tipos de algoritmos de **Machine Learning** requiere de datos **estructurados**.

ID	Name	Age	Degree
1	John	18	B.Sc.
2	David	31	Ph.D.
3	Robert	51	Ph.D.
4	Rick	26	M.Sc.
5	Michael	19	B.Sc.

Donde cada fila es una observación y cada columna describe una característica.

# Datos

Por otro lado, tenemos los datos **no estructurados**. Estos datos no están naturalmente divididos en columnas de características.

The university has 5600 students.  
John's ID is number 1, he is 18 years old and already holds a B.Sc. degree.  
David's ID is number 2, he is 31 years old and holds a Ph.D. degree. Robert's ID is number 3, he is 51 years old and also holds the same degree as David, a Ph.D. degree.

# Datos

Por otro lado, tenemos los datos **no estructurados**. Estos datos no están naturalmente divididos en columnas de características.



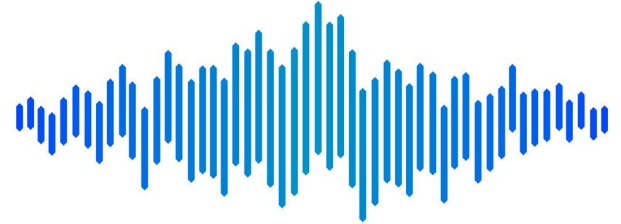
The university has 5600 students.  
John's ID is number 1, he is 18 years old and already holds a B.Sc. degree.  
David's ID is number 2, he is 31 years old and holds a Ph.D. degree. Robert's ID is number 3, he is 51 years old and also holds the same degree as David, a Ph.D. degree.

# Datos

Por otro lado, tenemos los datos **no estructurados**. Estos datos no están naturalmente divididos en columnas de características.



The university has 5600 students.  
John's ID is number 1, he is 18 years old and already holds a B.Sc. degree.  
David's ID is number 2, he is 31 years old and holds a Ph.D. degree. Robert's ID is number 3, he is 51 years old and also holds the same degree as David, a Ph.D. degree.



# Datos

Por otro lado, tenemos los datos **no estructurados**. Estos datos no están naturalmente divididos en columnas de características.

**Pixeles**

The university has 5600 students.  
John's ID is number 1, he is 18 years old and already holds a B.Sc. degree.  
David's ID is number 2, he is 31 years old and holds a Ph.D. degree. Robert's ID is number 3, he is 51 years old and also holds the same degree as David, a Ph.D. degree.

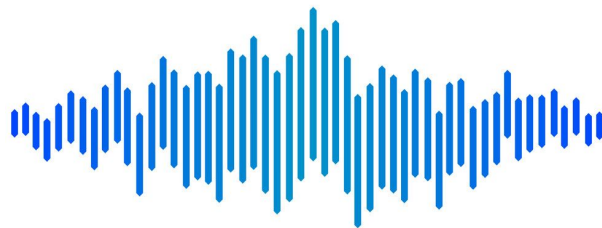


# Datos

Por otro lado, tenemos los datos **no estructurados**. Estos datos no están naturalmente divididos en columnas de características.

**Pixeles**

**Caracteres**



# Datos

Por otro lado, tenemos los datos **no estructurados**. Estos datos no están naturalmente divididos en columnas de características.

**Píxeles**

**Caracteres**

**Frecuencias**



# Datos

Por otro lado, tenemos los datos **no estructurados**. Estos datos no están naturalmente divididos en columnas de características.

**Pixeles**

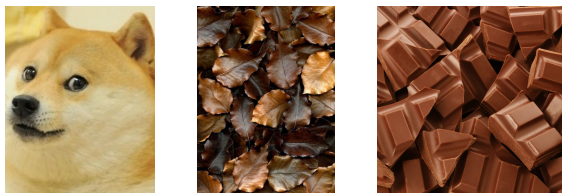
**Caracteres**

**Frecuencias**

Cada uno de manera individual no es muy informativo.

# Datos

Por otro lado, tenemos los datos **no estructurados**. Estos datos no están naturalmente divididos en columnas de características.

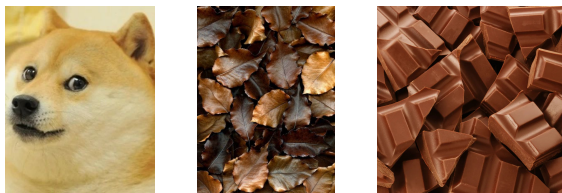


**Píxeles**

Cada uno de manera individual no es muy informativo.

# Datos

Por otro lado, tenemos los datos **no estructurados**. Estos datos no están naturalmente divididos en columnas de características.



**Píxeles**

Cada uno de manera individual no es muy informativo.

# Datos



Un perro en  
una sala

# Datos



Un perro en  
una sala



El mismo perro en  
una nave espacial

# Datos

La granularidad de los datos (pixel) combinada con el alto grado de dependencia espacial indica que el píxel no es una característica informativa.



Un perro en  
una sala



El mismo perro en  
una nave espacial

# Datos

Por esta razón si entrenamos un modelo de Machine Learning de clasificación en base a los pixeles obtendremos un desempeño muy pobre.



```
.181, 068, 041, 032, 071,  
014, 132, 213, 187, 043,  
011, 200, 254, 254, 232,  
014, 012, 128, 242, 255,  
212, 089, 005, 064, 196,  
255, 251, 196, 030, 009,  
162, 251, 254, 197, 009,  
005, 100, 144, 097, 006,
```

# Datos

Por esta razón si entrenamos un modelo de Machine Learning de clasificación en base a los pixeles obtendremos un desempeño muy pobre.



```
.181, 068, 041, 032, 071,  
.014, 132, 213, 187, 043,  
.011, 200, 254, 254, 232,  
.014, 012, 128, 242, 255,  
.212, 089, 005, 064, 196,  
.255, 251, 196, 030, 009,  
.162, 251, 254, 197, 009,  
.005, 100, 144, 097, 006,
```

Estos modelos fallan porque consideran todas las entradas como informativas.



# Datos

Por esta razón si entrenamos un modelo de Machine Learning de clasificación en base a los pixeles obtendremos un desempeño muy pobre.



181, 068, 041, 032, 071,
014, 132, 213, 187, 043,
011, 200, 254, 254, 232,
014, 012, 128, 242, 255,
212, 089, 005, 064, 196,
255, 251, 196, 030, 009,
162, 251, 254, 197, 009,
005, 100, 144, 097, 006,

Estos modelos fallan porque consideran todas las entradas como informativas y no espacialmente dependiente.

# Datos

¿Entonces cómo abordar un problema de clasificación con píxeles, caracteres o frecuencias?

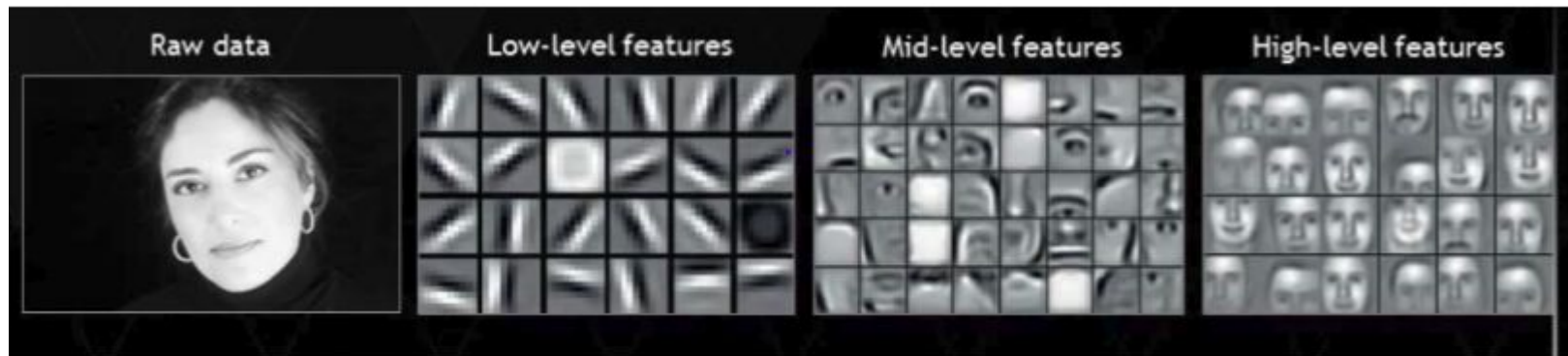
# Datos

¿Entonces cómo abordar un problema de clasificación con píxeles, caracteres o frecuencias?

Respuesta: usando **Deep Learning**

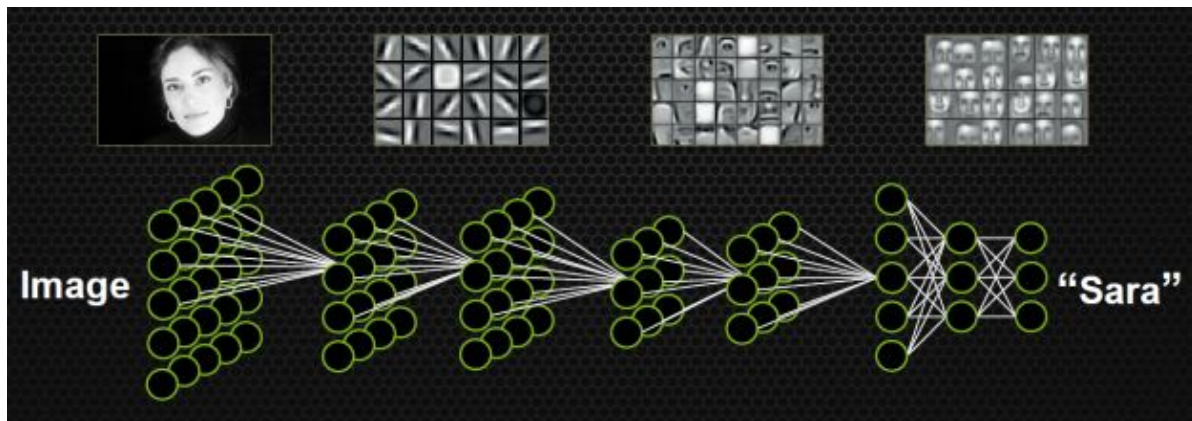
# Deep Learning

Puede aprender a obtener características informativas de alto nivel por sí mismo, directamente a partir de los datos no estructurados.



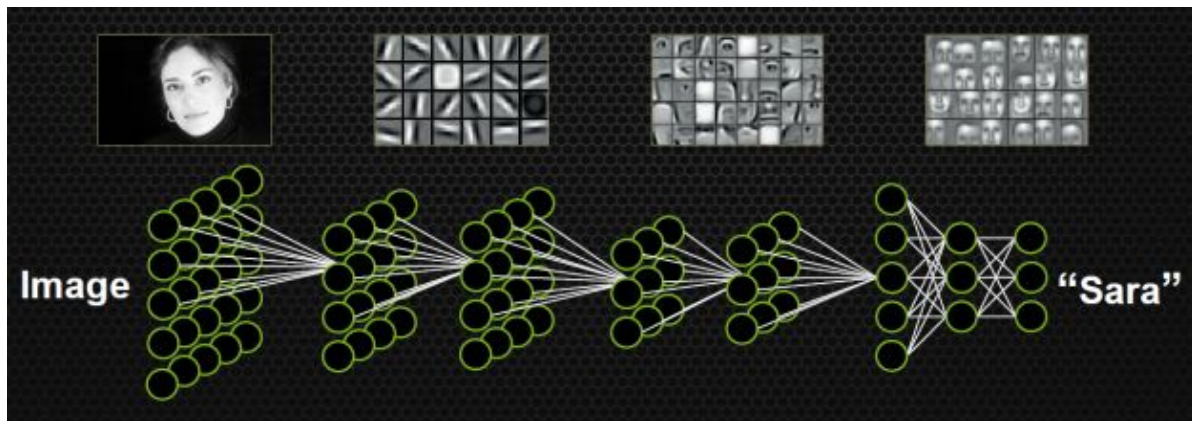
# Deep Learning

Es una técnica de **ML** que construye **redes neuronales artificiales** para imitar la estructura y función del cerebro humano. **DL** utiliza capas ocultas para extraer características de los datos y transformar los datos en diferentes niveles de **abstracción**.



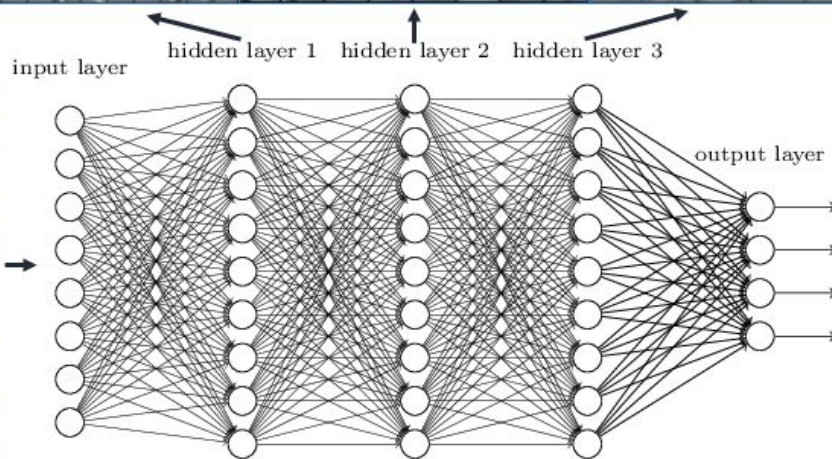
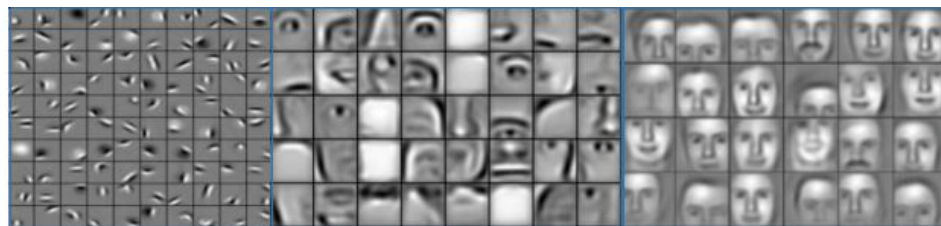
# Deep Learning

Es una técnica de **ML** que construye **redes neuronales artificiales** para imitar la estructura y función del cerebro humano. **DL** utiliza capas ocultas para extraer características de los datos y transformar los datos en diferentes niveles de **abstracción**.



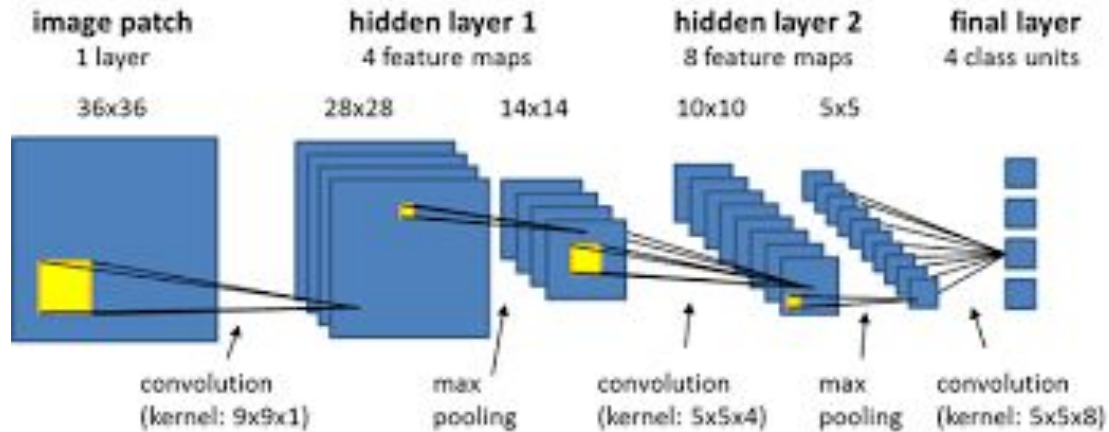
# Deep Learning

Deep neural networks learn hierarchical feature representations



# Deep Learning

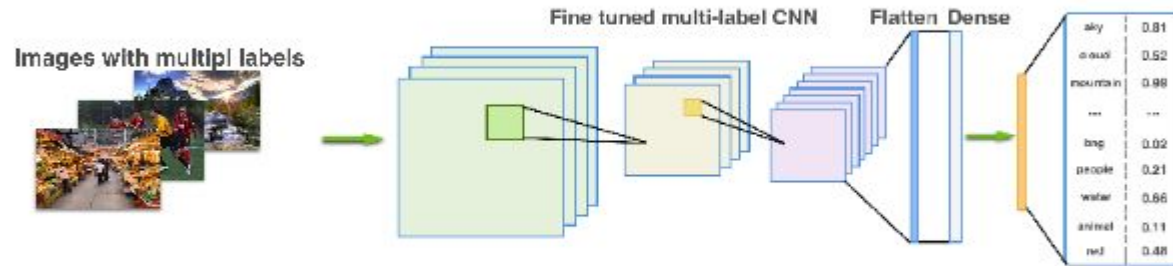
## Convolutional Neural Network





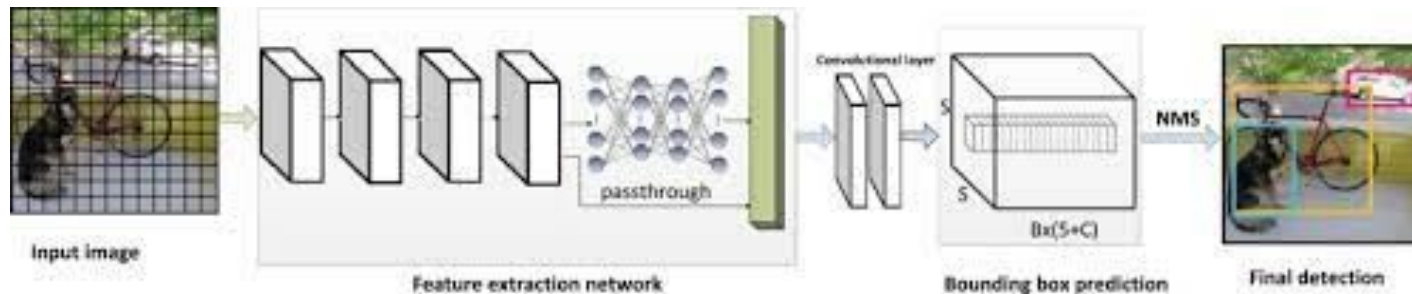
# Deep Learning

## Convolutional Neural Network



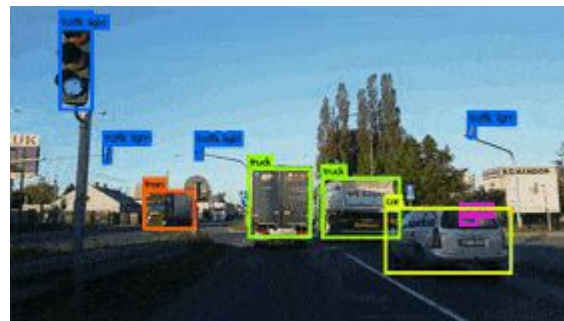
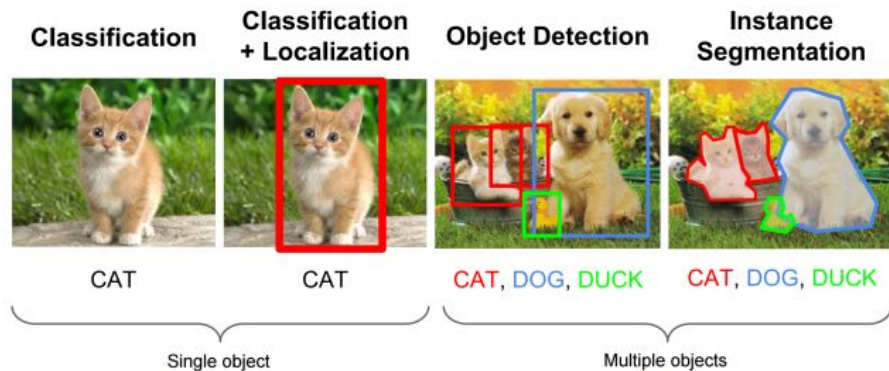
# Deep Learning

## Computer Vision



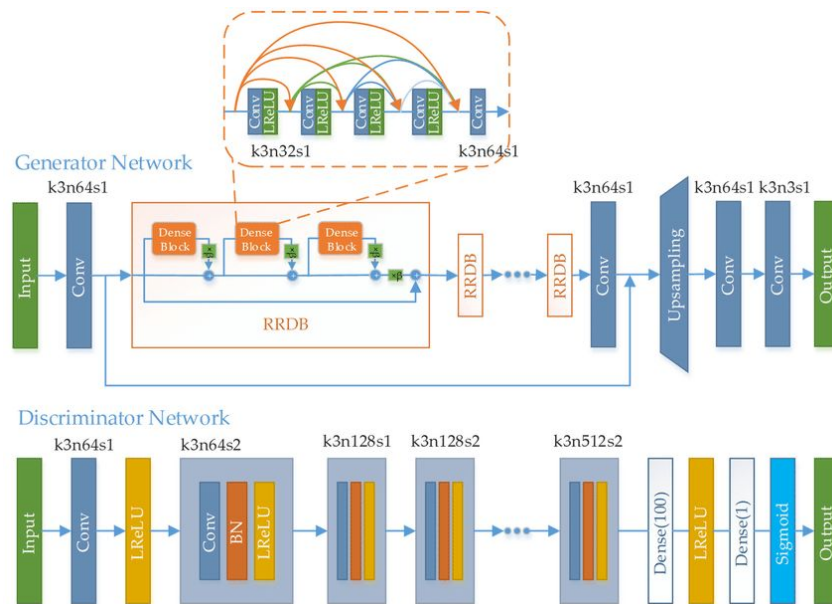
# Deep Learning

## Computer Vision



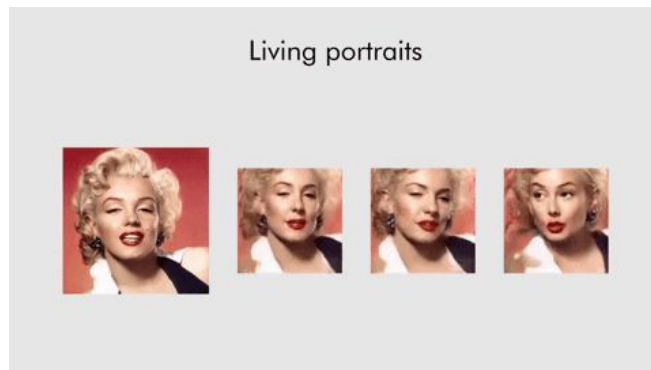
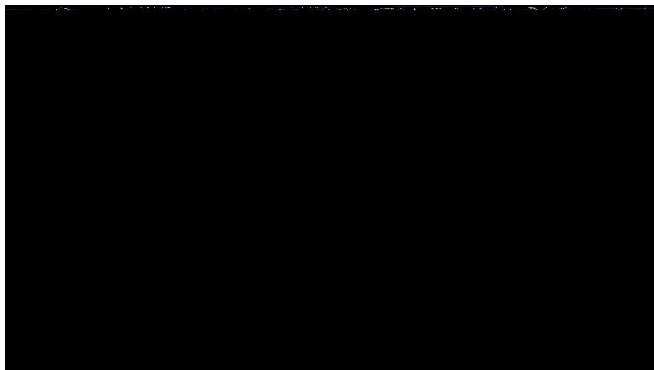
# Deep Learning

## Generative Adversarial Networks



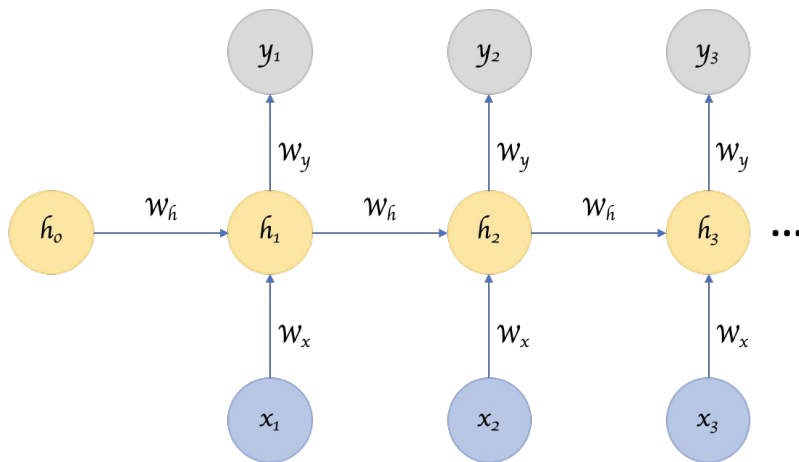
# Deep Learning

## Generative Adversarial Networks



# Deep Learning

## Recurrent Neural Networks

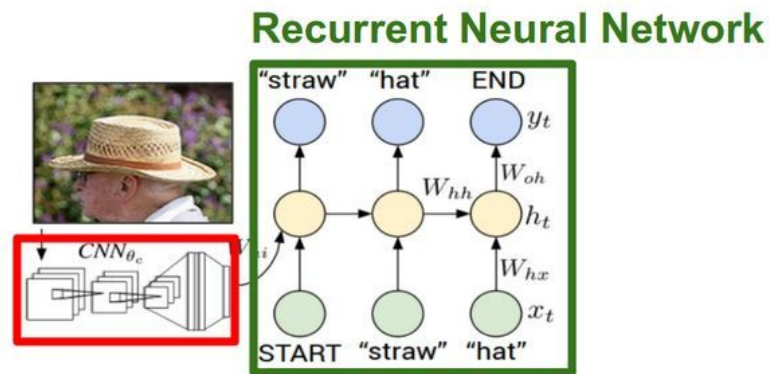


# Deep Learning

## Recurrent Neural Networks



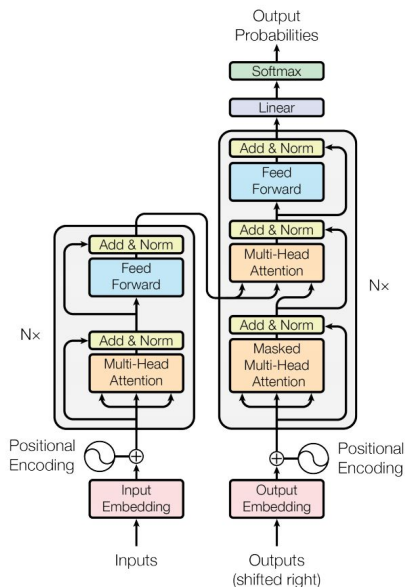
Describing images



**Convolutional Neural Network**

# Deep Learning

Advanced Topics, Seq2Seq, Attention, Transformers



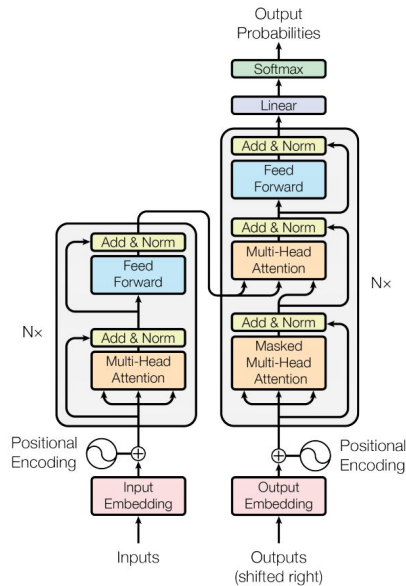
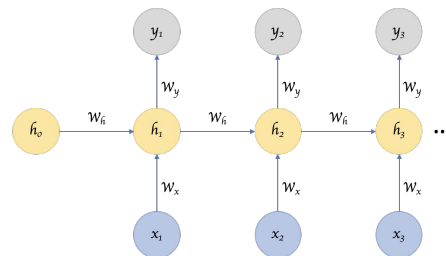
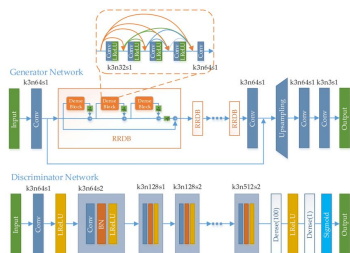
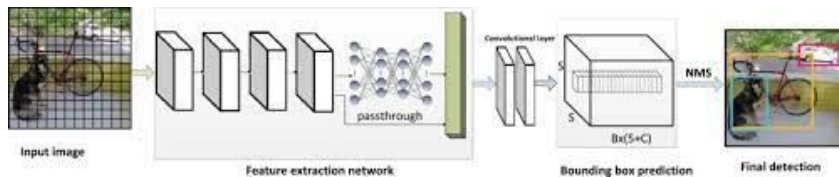
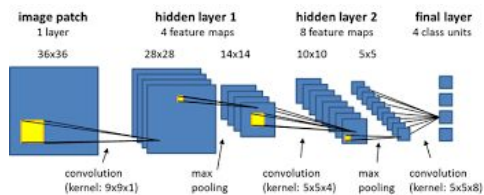


# Deep Learning

Advanced Topics, Seq2Seq, Attention, Transformers



# Deep Learning



# Redes Neuronales Artificiales

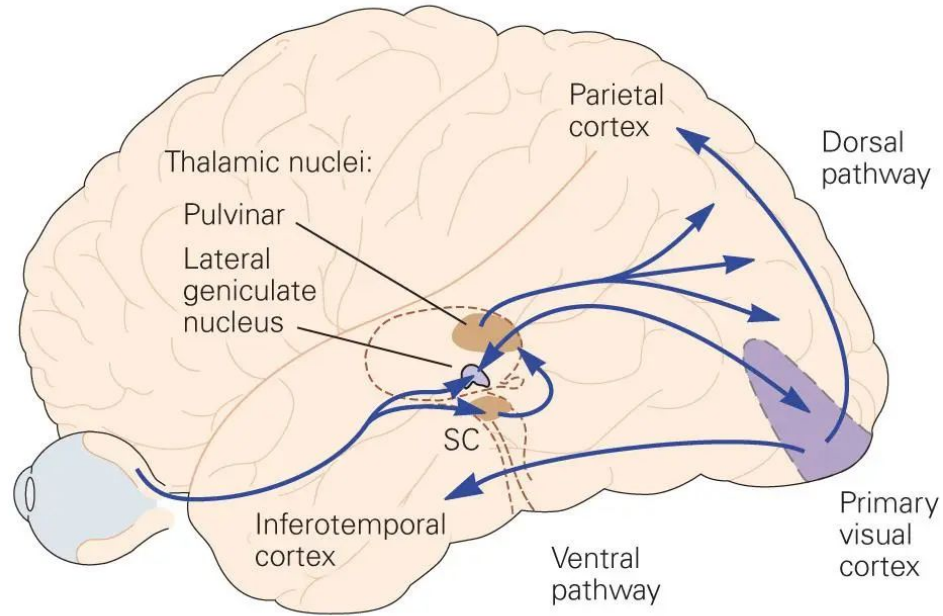
# Redes Neuronales Artificiales

# Redes Neuronales ~~Artificiales~~

# Redes Neuronales

## Sistema Visual

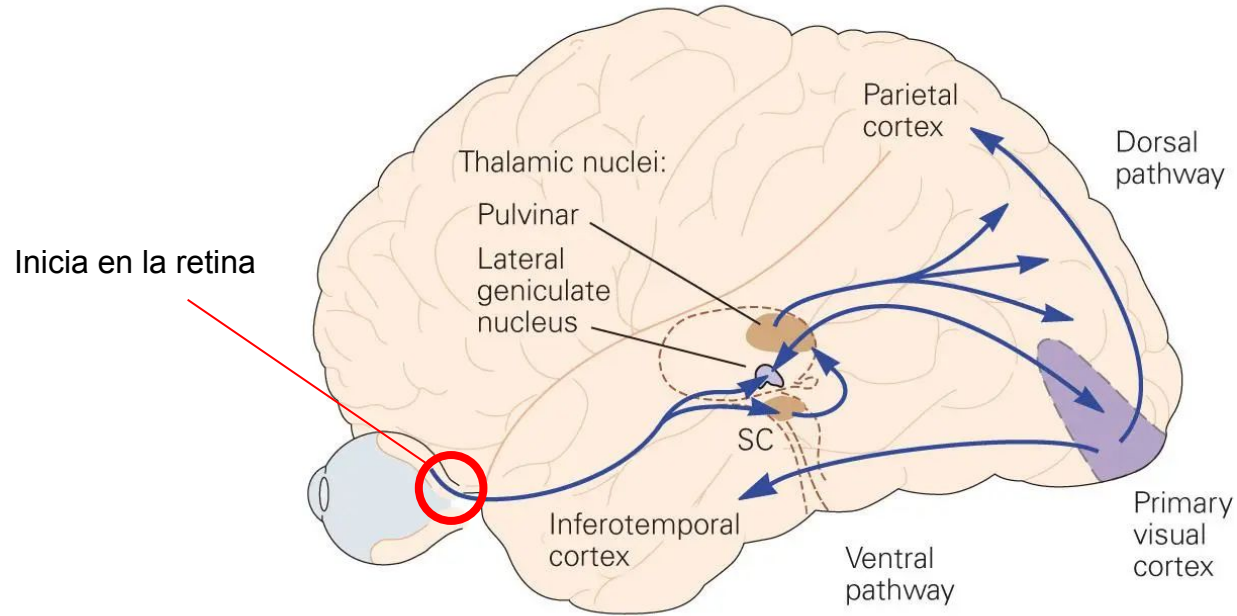
A Visual processing



# Redes Neuronales

## Sistema Visual

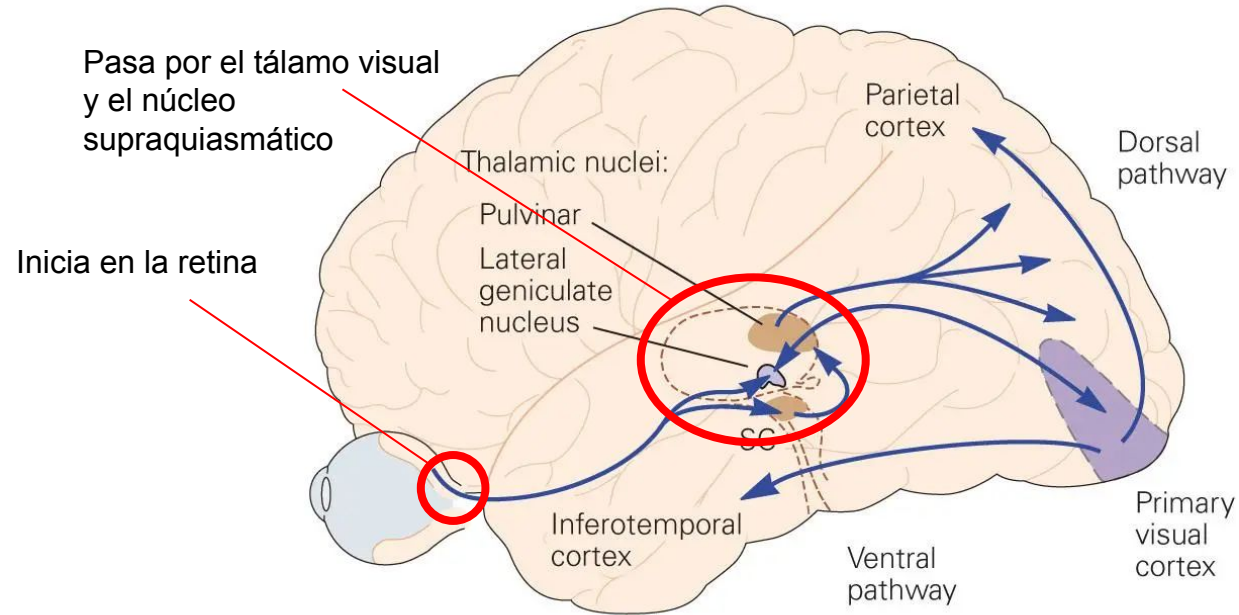
A Visual processing



# Redes Neuronales

## Sistema Visual

A Visual processing

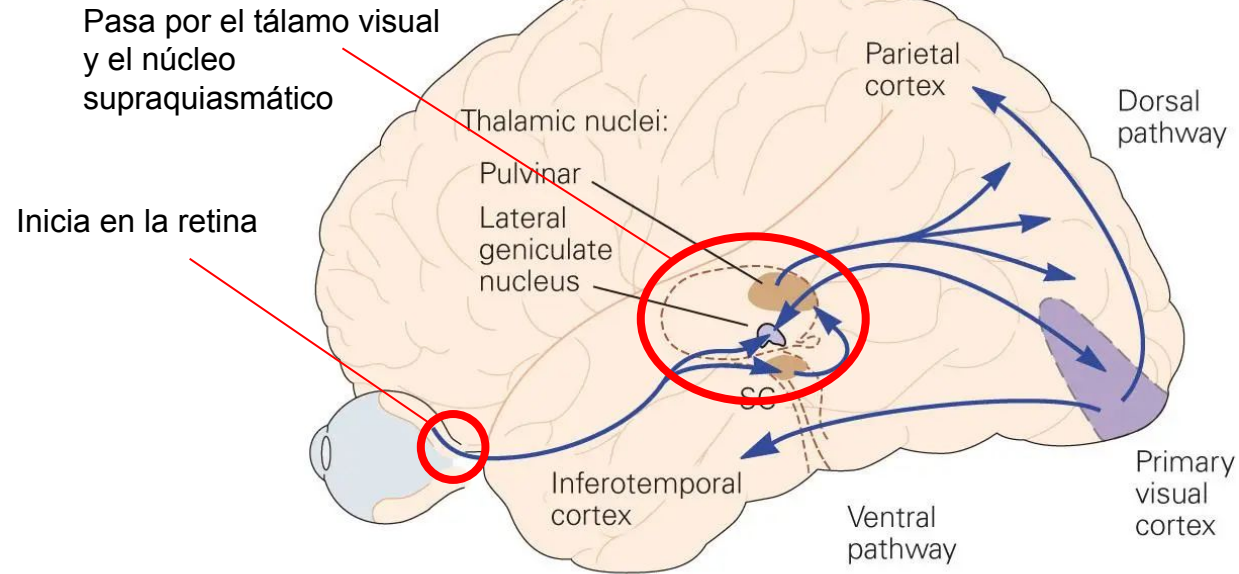




# Redes Neuronales

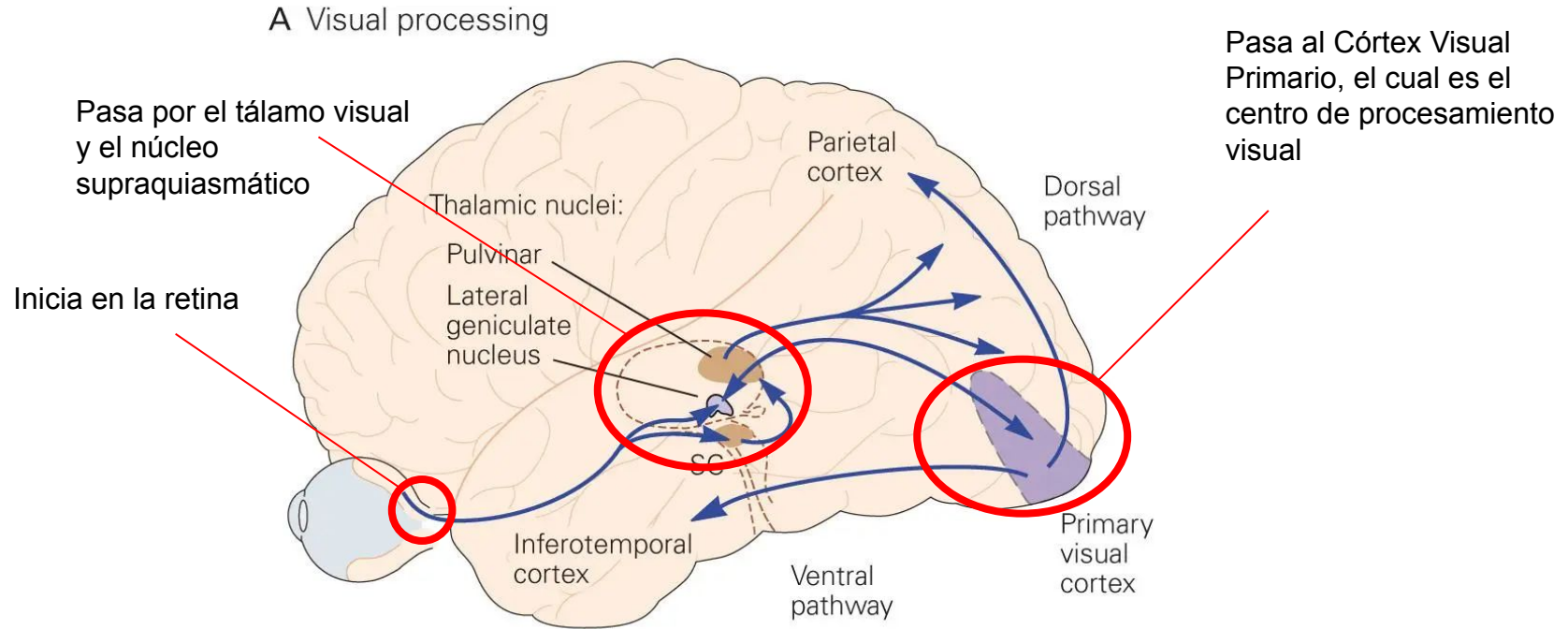
## Sistema Visual

A Visual processing



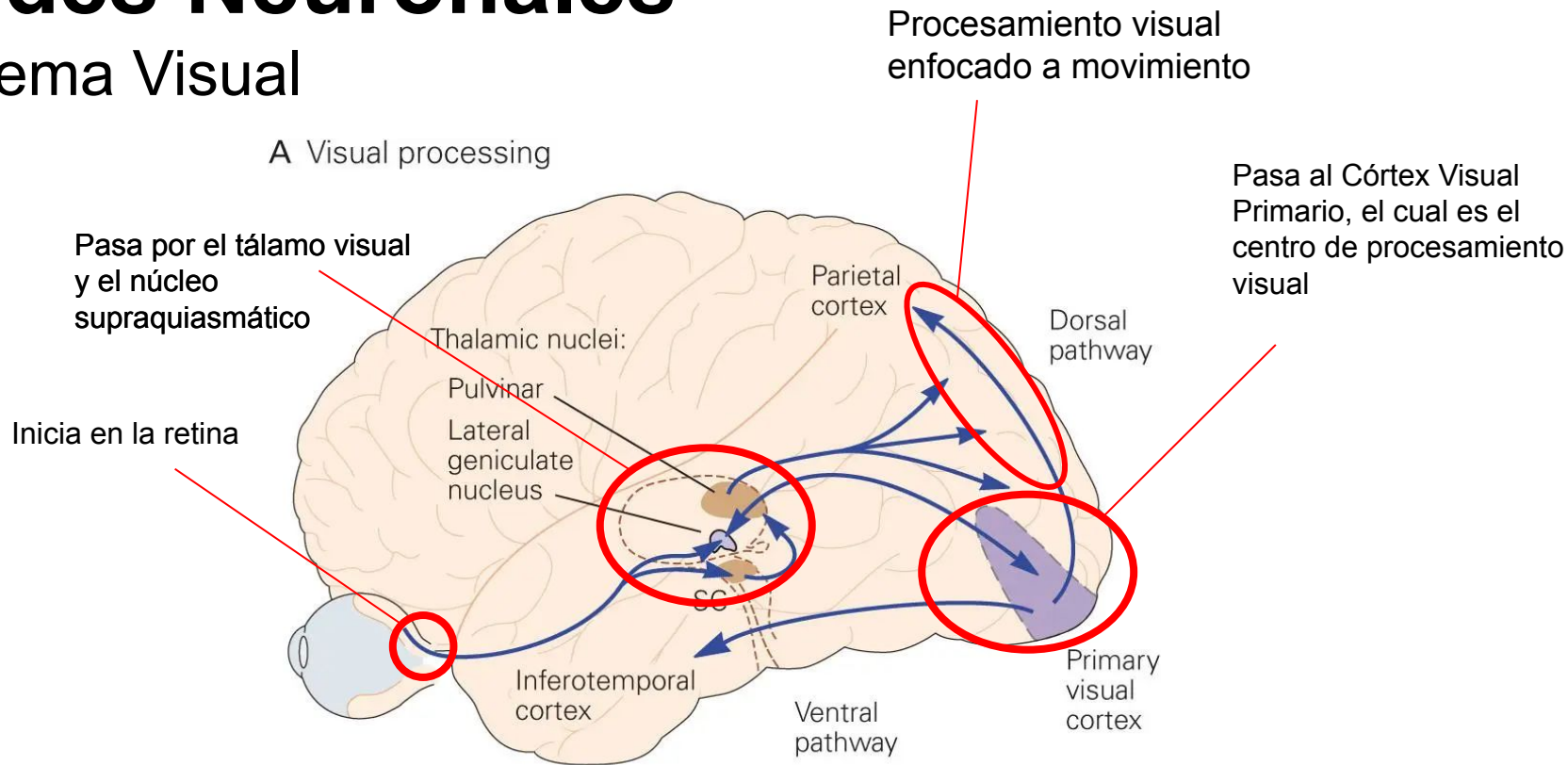
# Redes Neuronales

## Sistema Visual



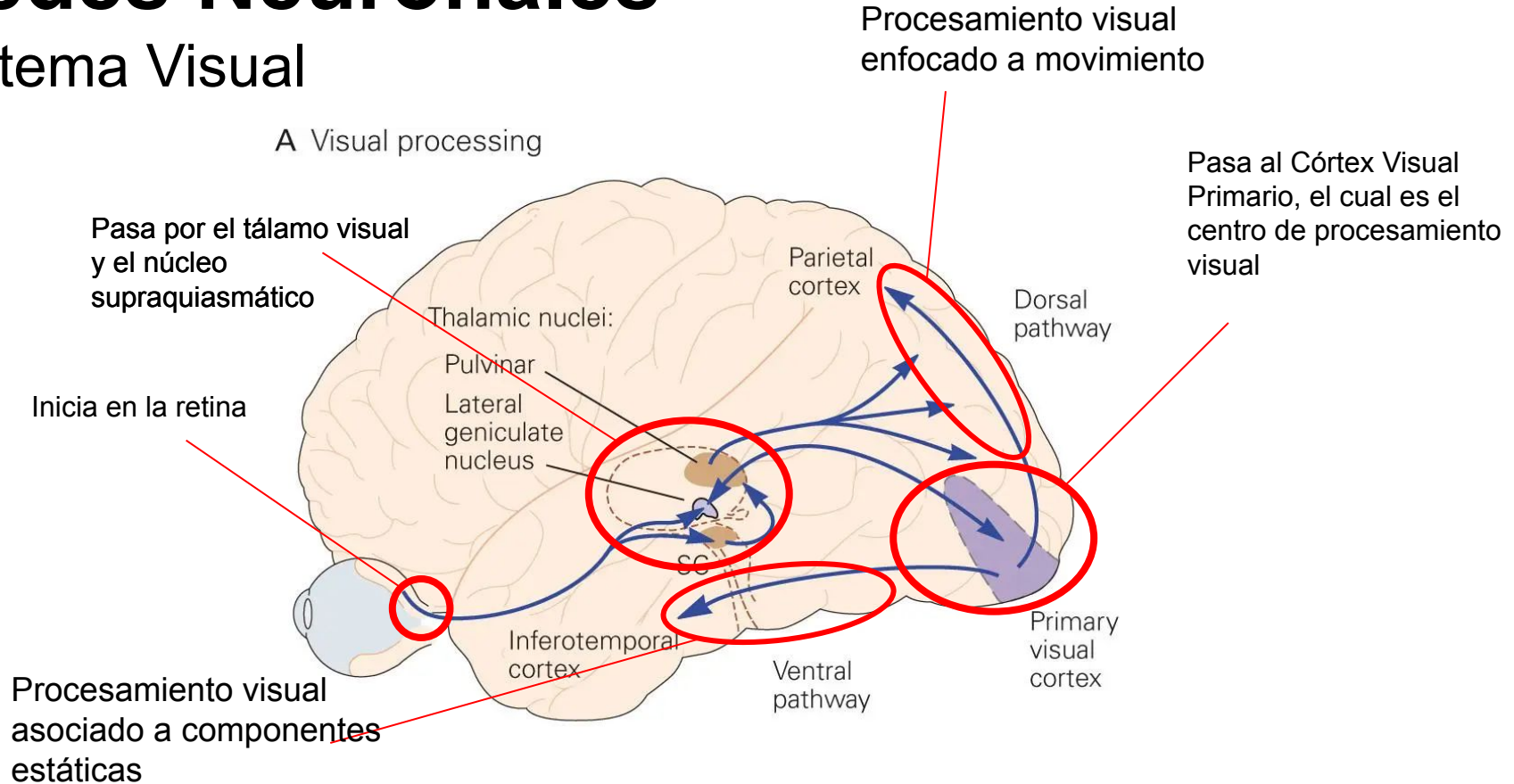
# Redes Neuronales

## Sistema Visual



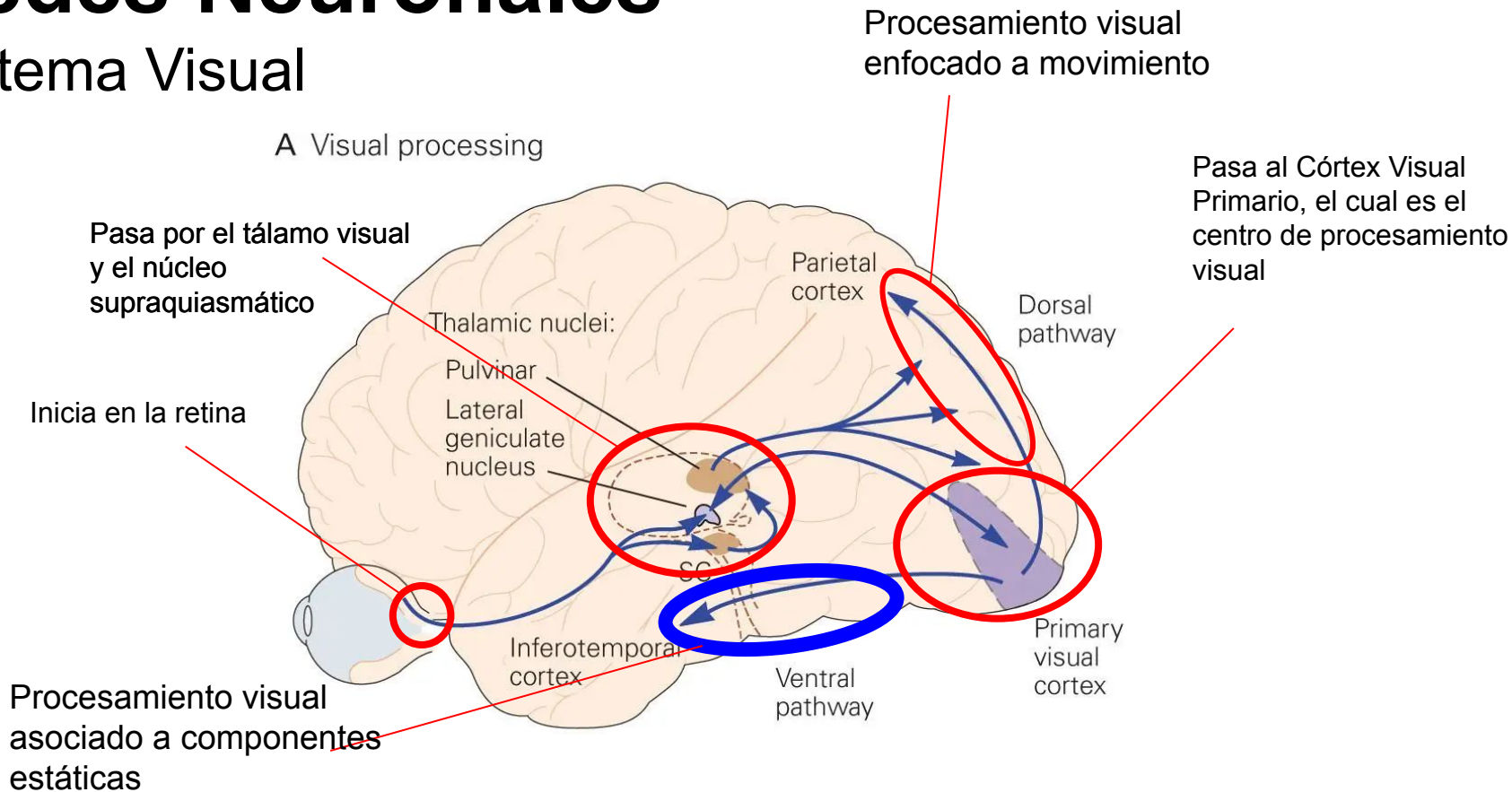
# Redes Neuronales

## Sistema Visual



# Redes Neuronales

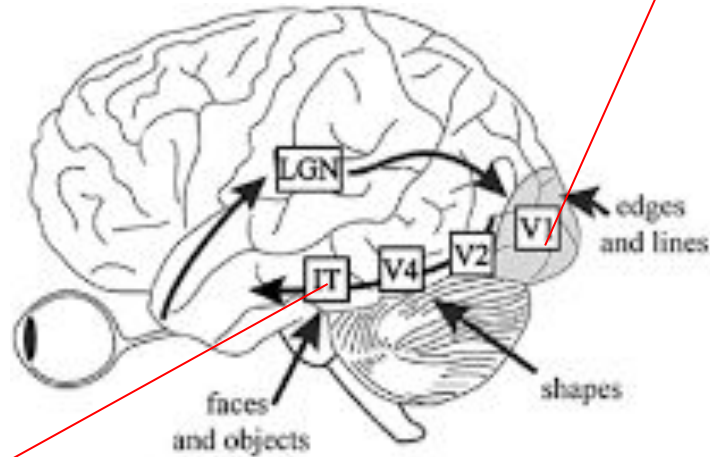
## Sistema Visual



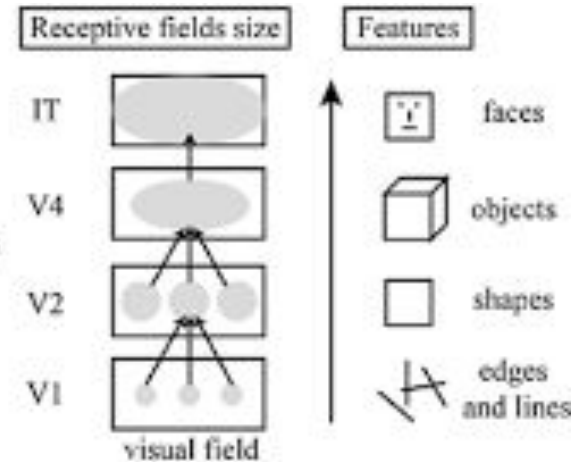
# Redes Neuronales

## Sistema Visual

Iniciando por el  
córtex visual  
primario



Hasta la corteza  
inferotemporal

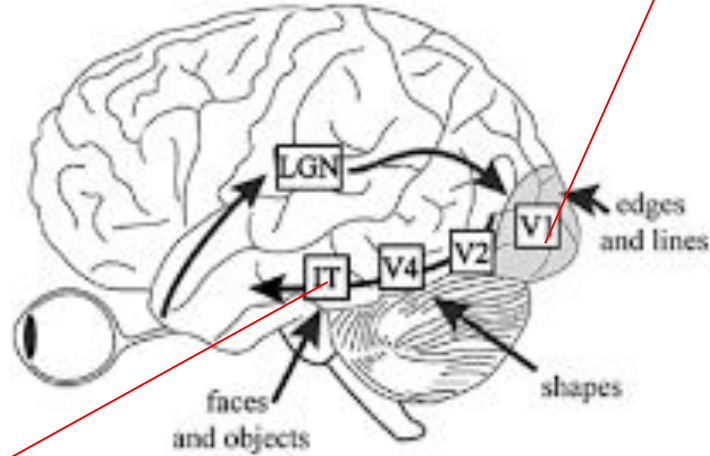


# Redes Neuronales

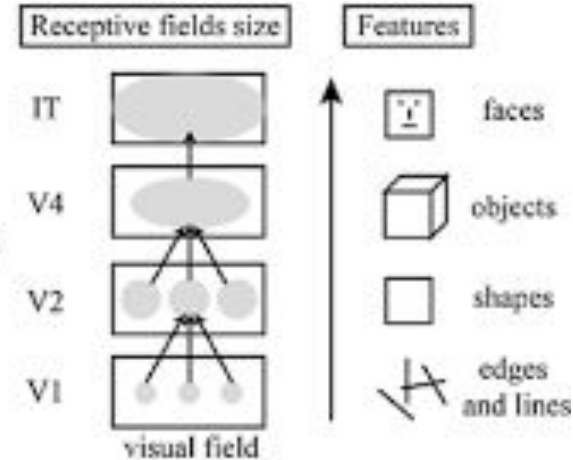
## Sistema Visual



Iniciando por el  
córtex visual  
primario



Hasta la corteza  
inferotemporal



Se puede apreciar el cambio del  
campo receptivo de las  
neuronas.

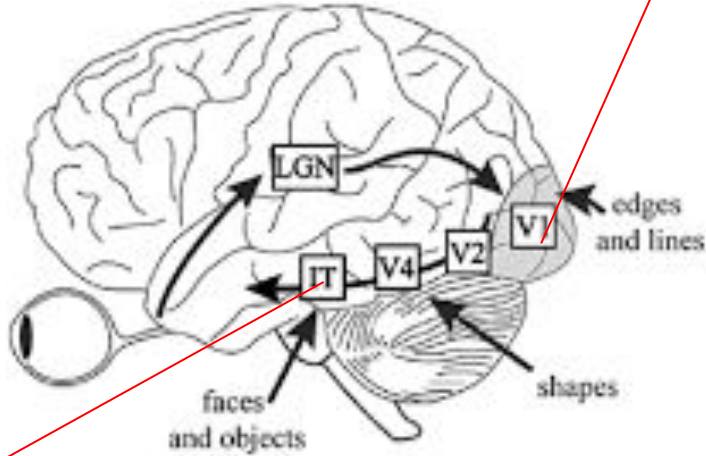


# Redes Neuronales

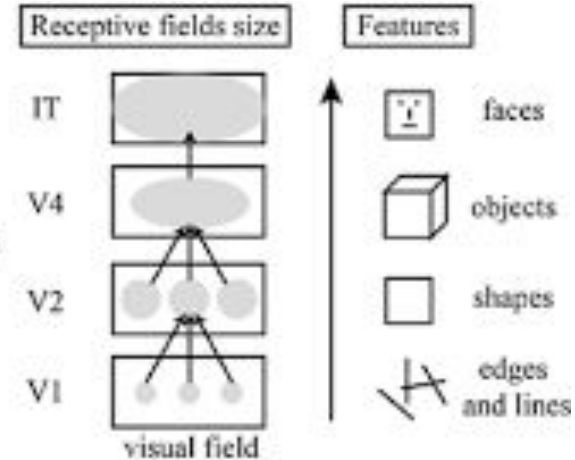
## Sistema Visual



Iniciando por el  
córtex visual  
primario



Hasta la corteza  
inferotemporal

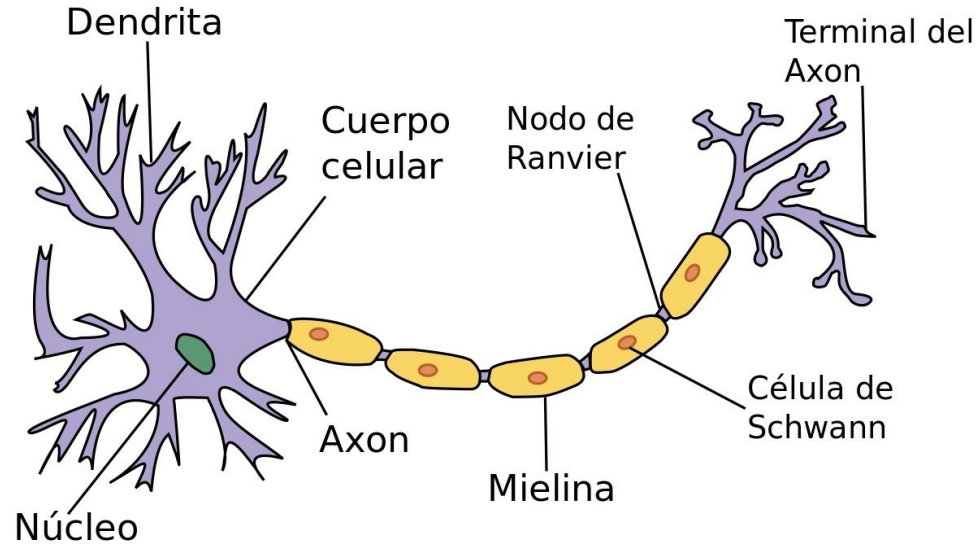


Se puede apreciar el cambio del  
campo receptivo de las  
**neuronas**.



# Redes Neuronales

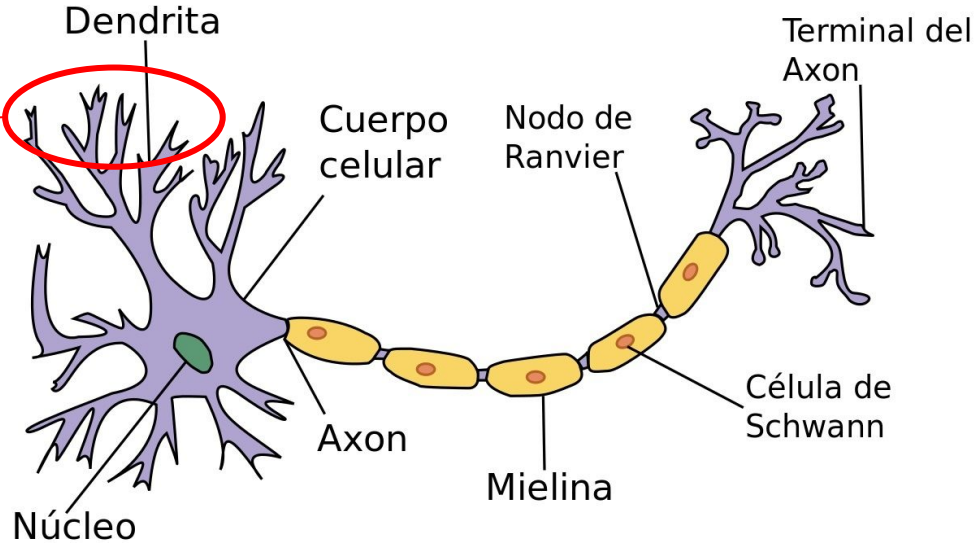
## Neurona



# Redes Neuronales

## Neurona

Los impulsos eléctricos de otras neuronas se reciben por las dendritas

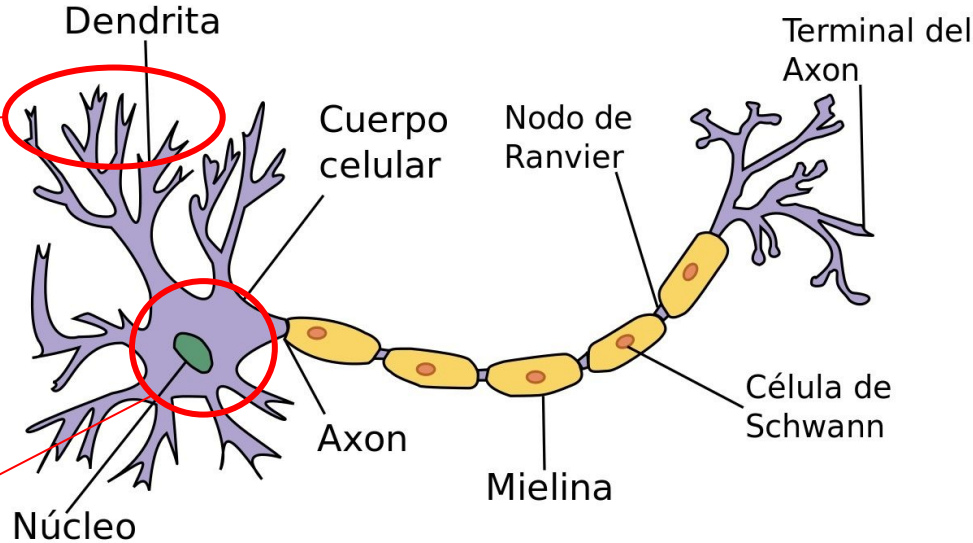


# Redes Neuronales

## Neurona

Los impulsos eléctricos de otras neuronas se reciben por las dendritas

Luego se procesa y se toma la decisión de pasar el impulso o no.

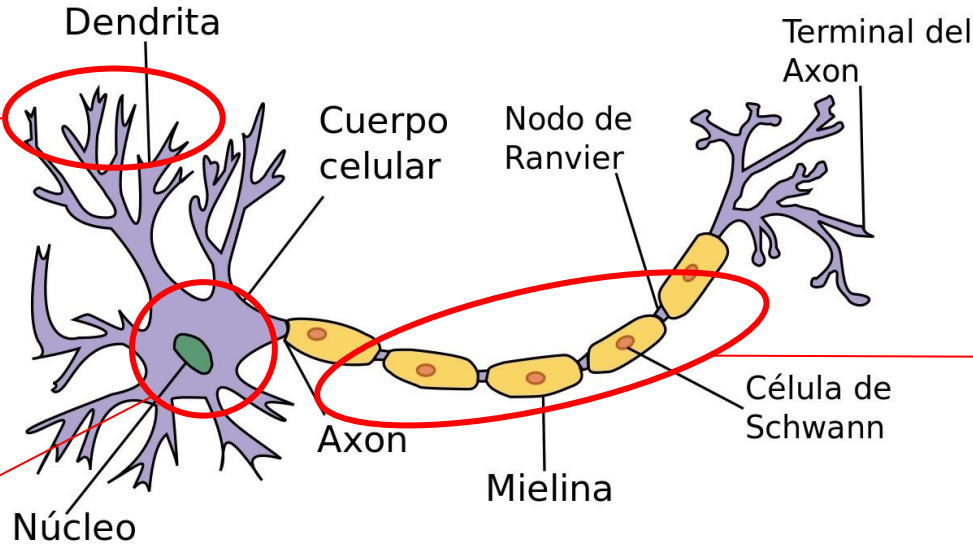


# Redes Neuronales

## Neurona

Los impulsos eléctricos de otras neuronas se reciben por las dendritas

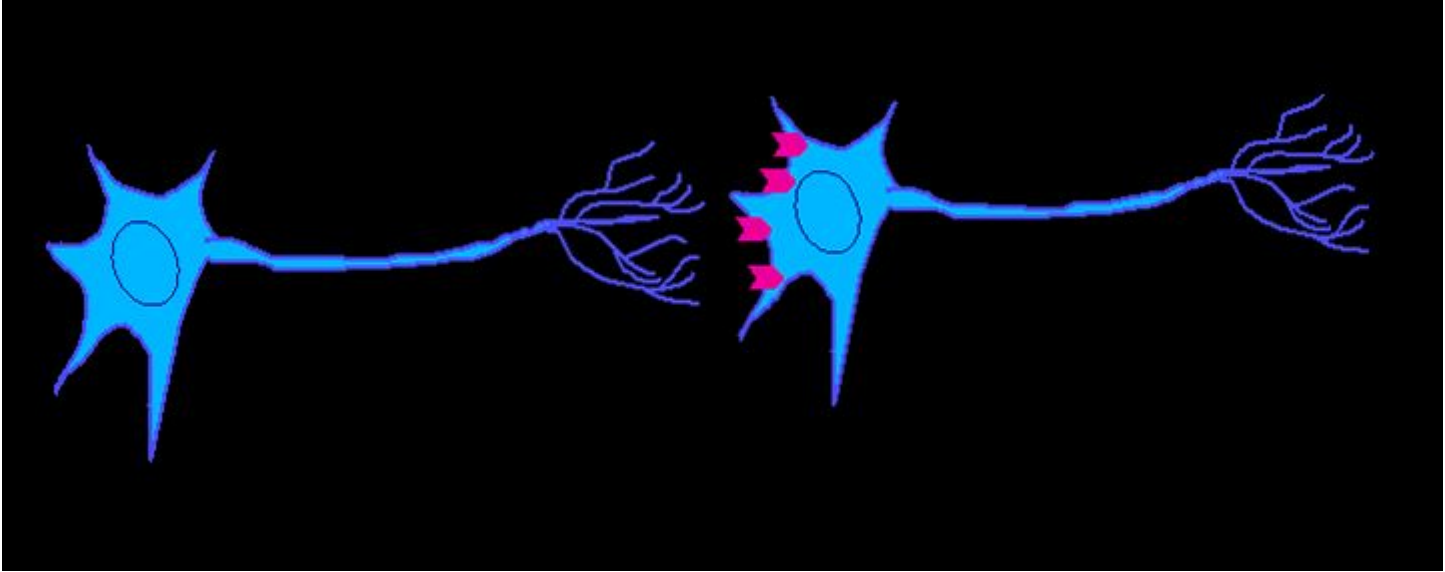
Luego se procesa y se toma la decisión de pasar el impulso o no.



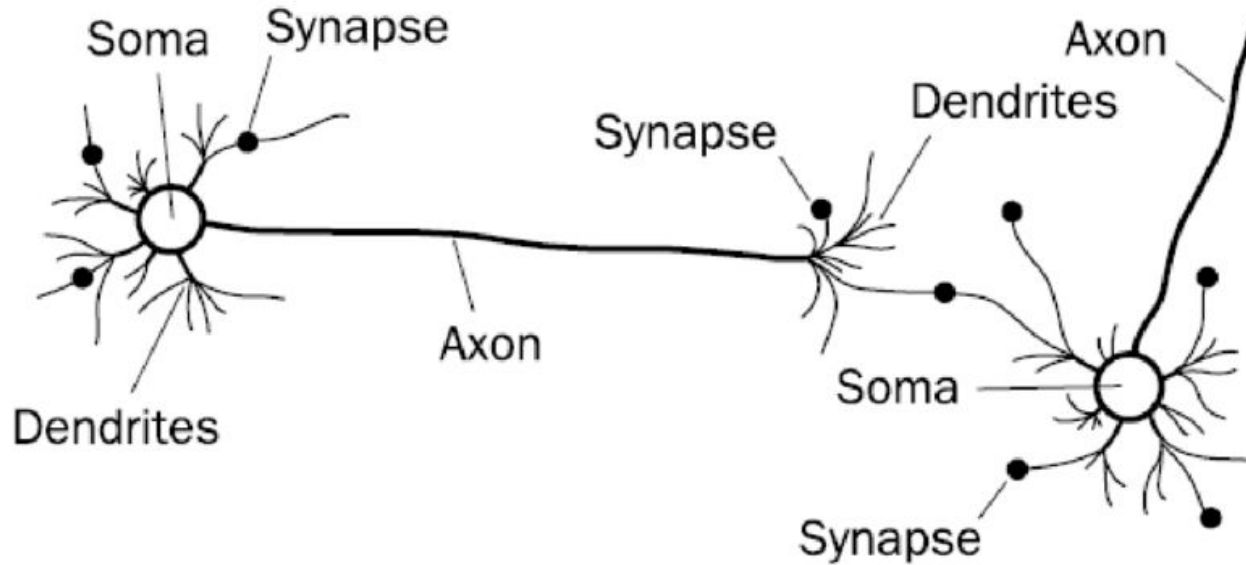
Si se toma la decisión de pasar la información, esta pasará por el axon para llegar a otras neuronas.

# Redes Neuronales

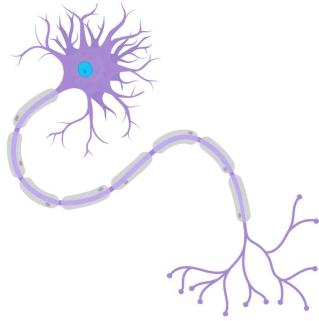
## Neurona



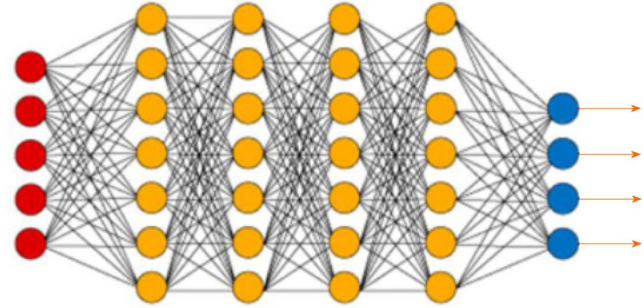
# Redes Neuronales



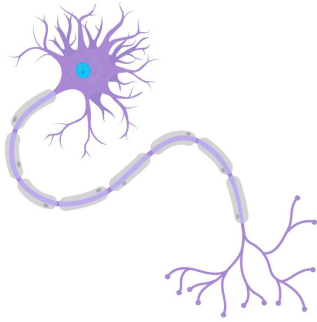
# Redes Neuronales Artificiales



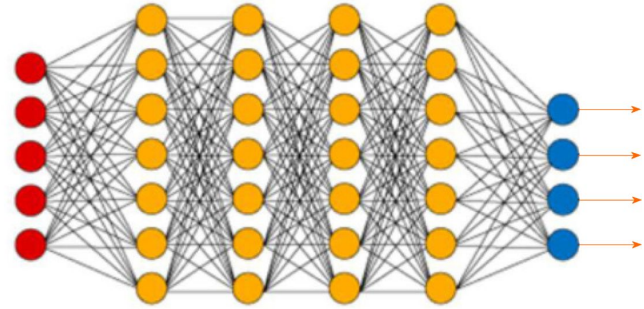
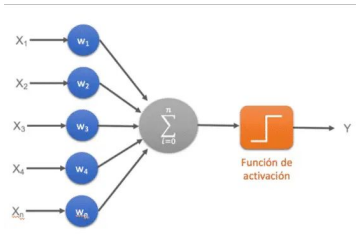
?



# Redes Neuronales Artificiales

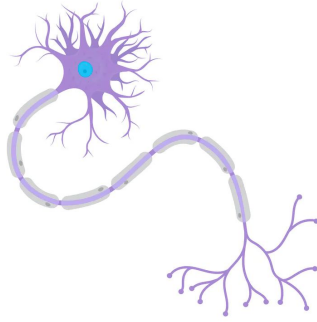


Inspiración  
biológica para el  
Perceptrón

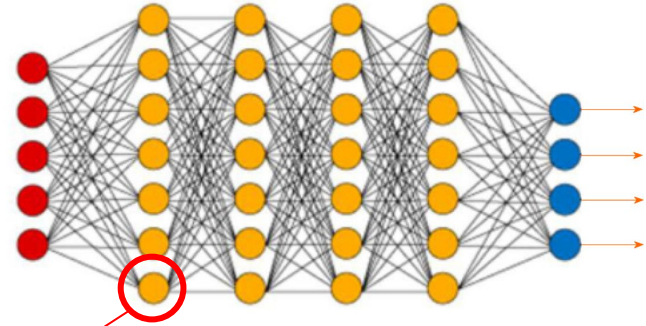
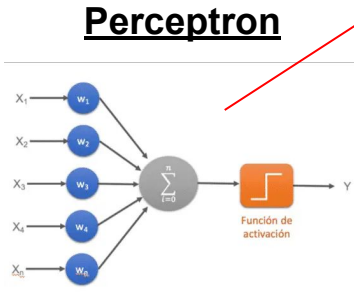




# Redes Neuronales Artificiales

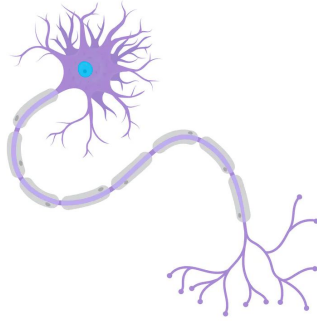


Inspiración  
biológica para el  
Perceptrón



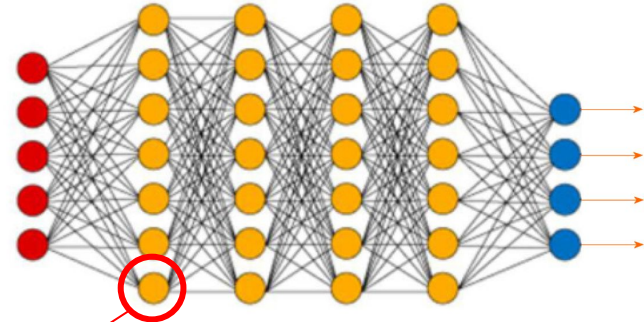
Unidad básica de la  
ANN.

# Redes Neuronales Artificiales



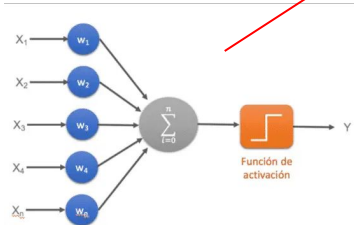
Inspiración  
biológica para el  
Perceptrón

Inventado por  
Frank Rosenblatt  
en 1958



Unidad básica de la  
ANN.

## Perceptron

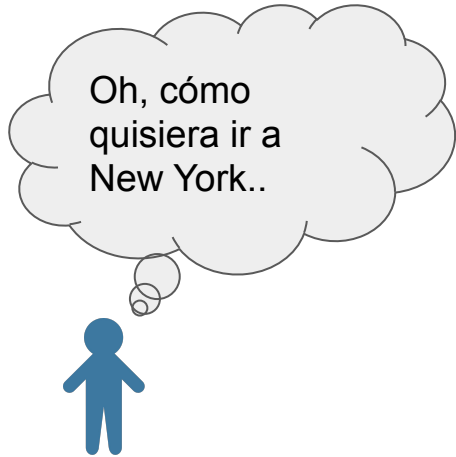


Historia del Perceptrón: <https://www.youtube.com/watch?v=VO5vKowfMOQ>

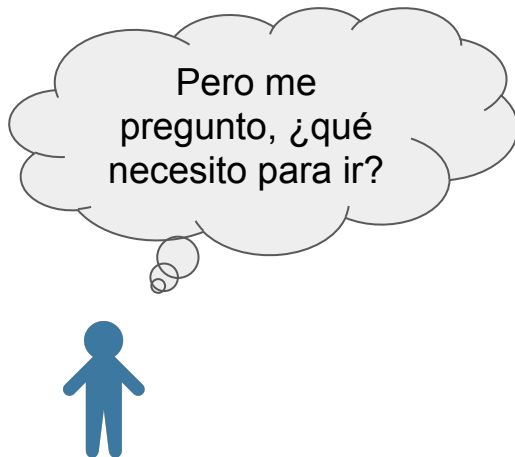
Perceptrón

Volvemos 20:33 UTC-4

# Perceptron



# Perceptron



# Perceptron

¿Tengo visa?

¿Tengo mi polera de los Jets?

¿Tengo la vacuna?

¿Tengo una buena cámara?

¿Tengo maleta pequeña?



# Perceptron

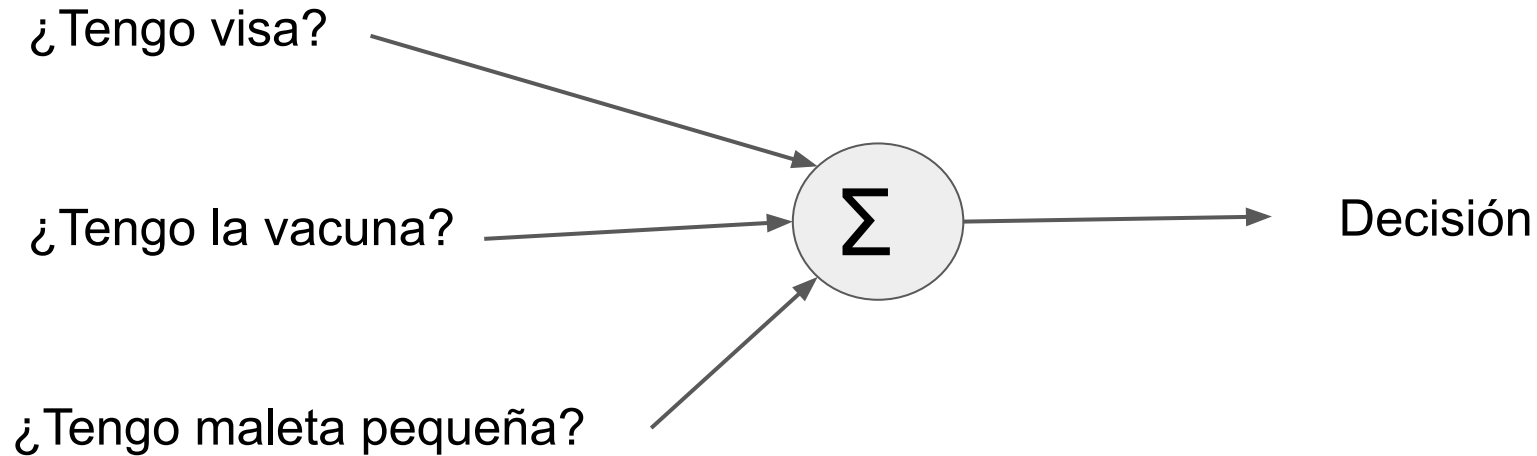
¿Tengo visa?

¿Tengo la vacuna?

¿Tengo maleta pequeña?

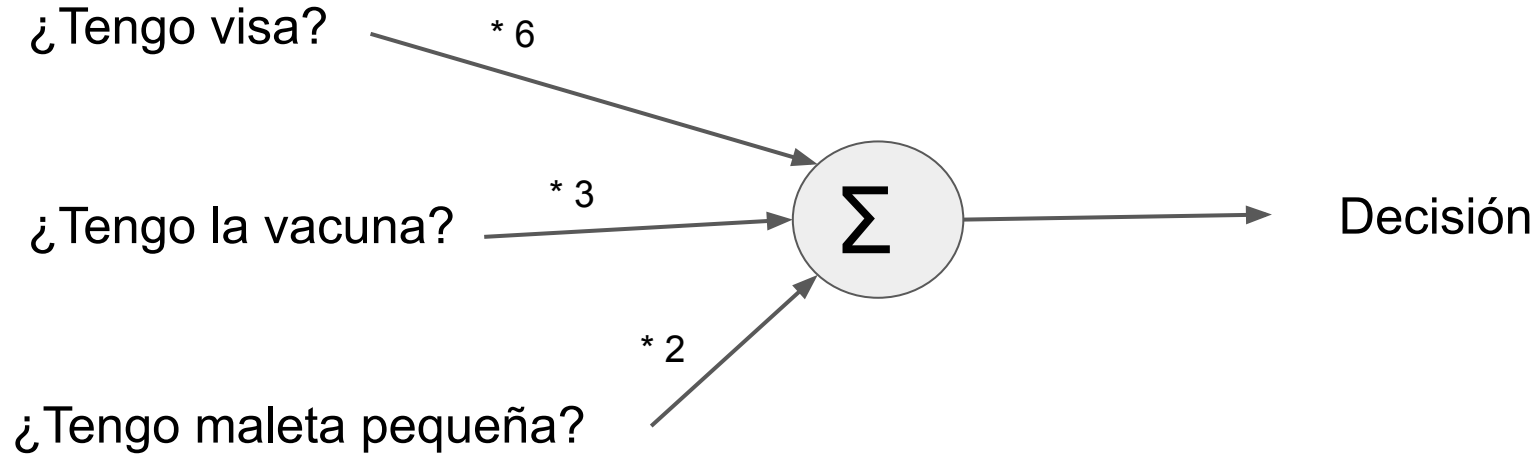


# Perceptron

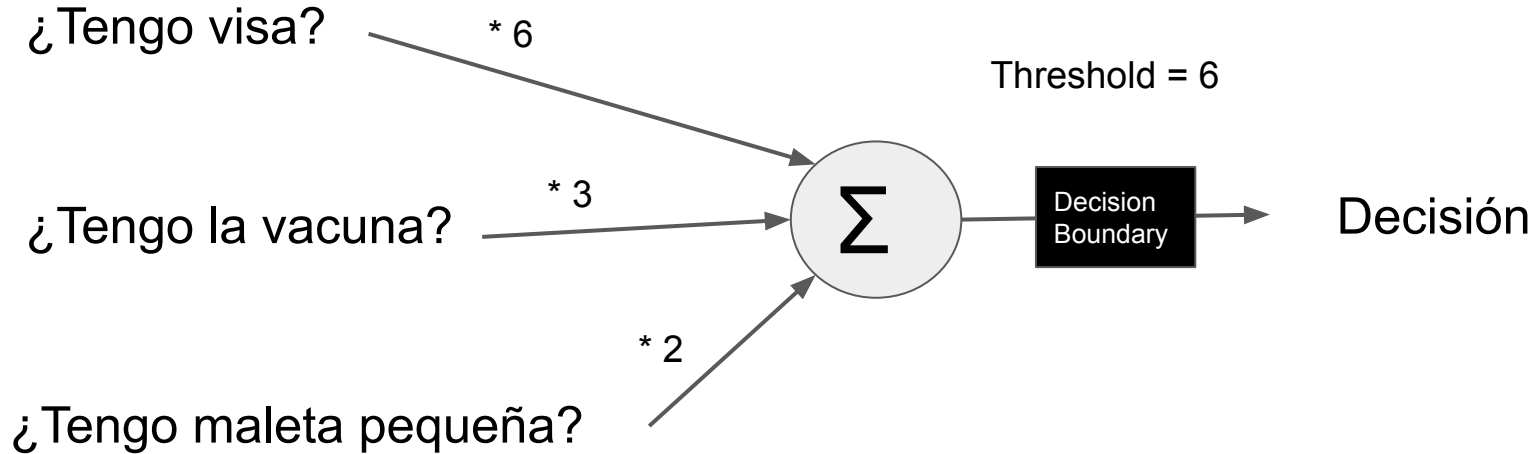




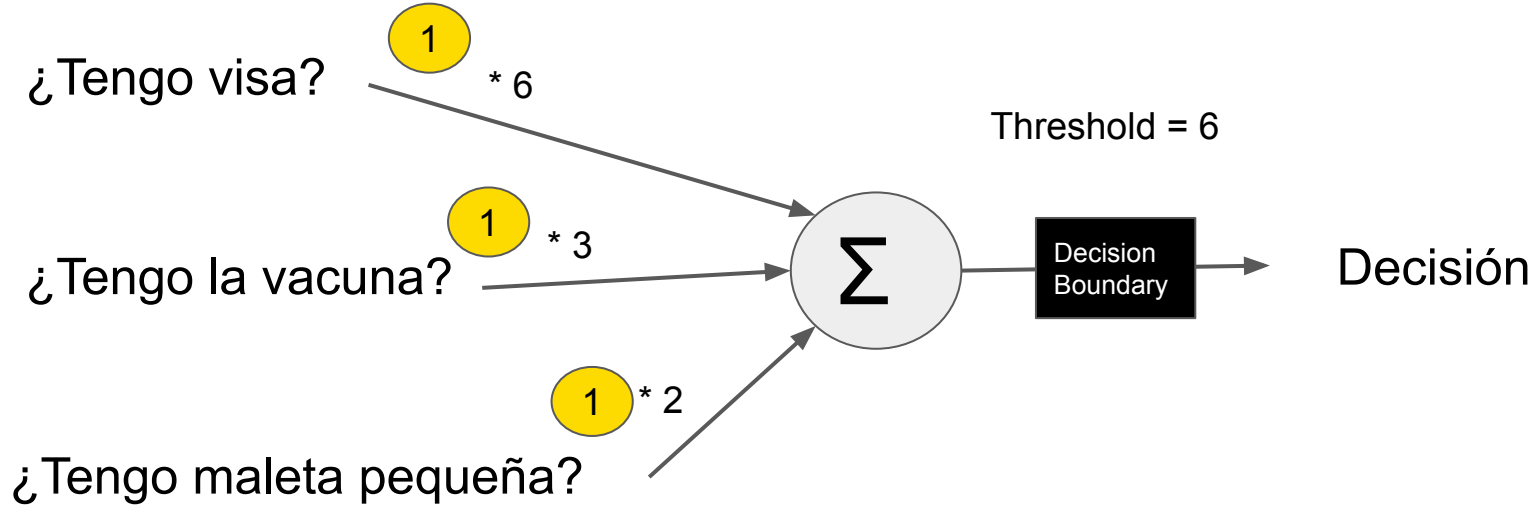
# Perceptron



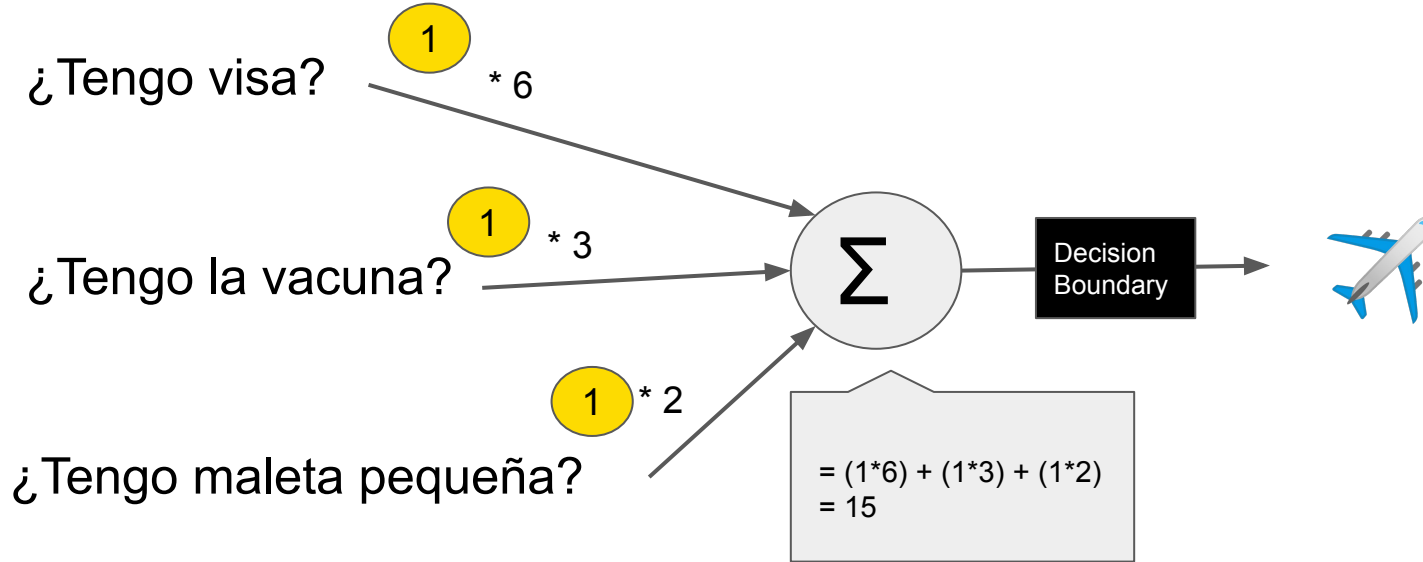
# Perceptron



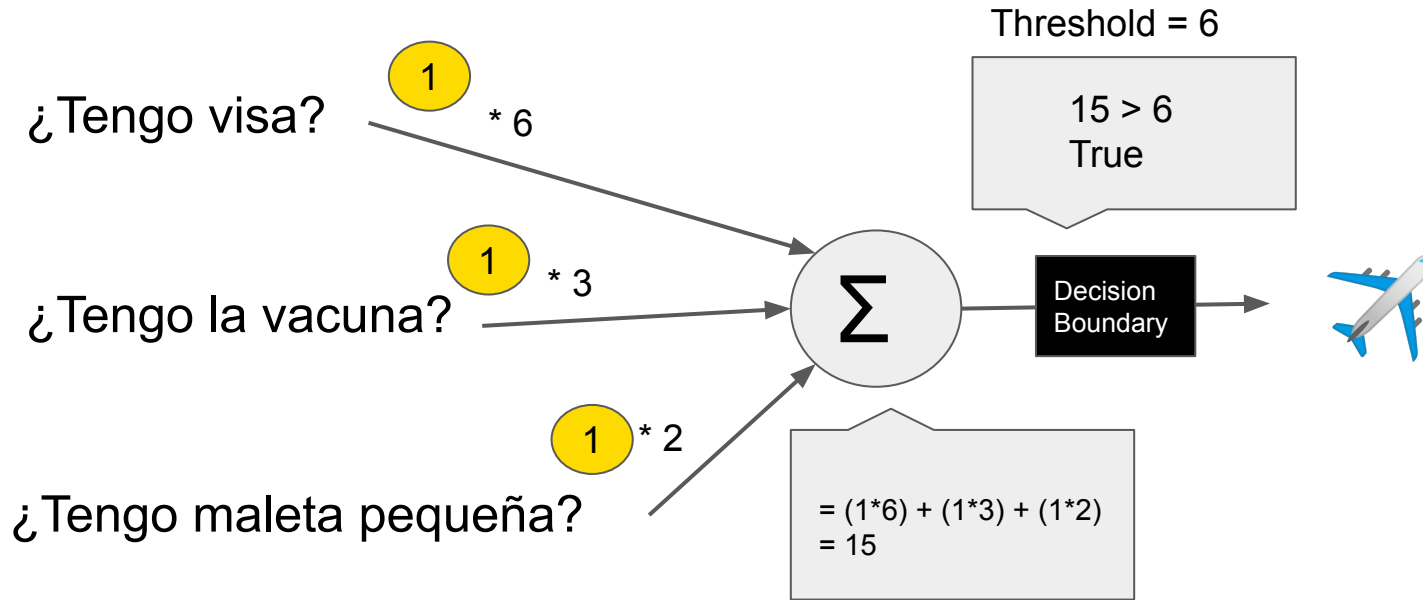
# Perceptron



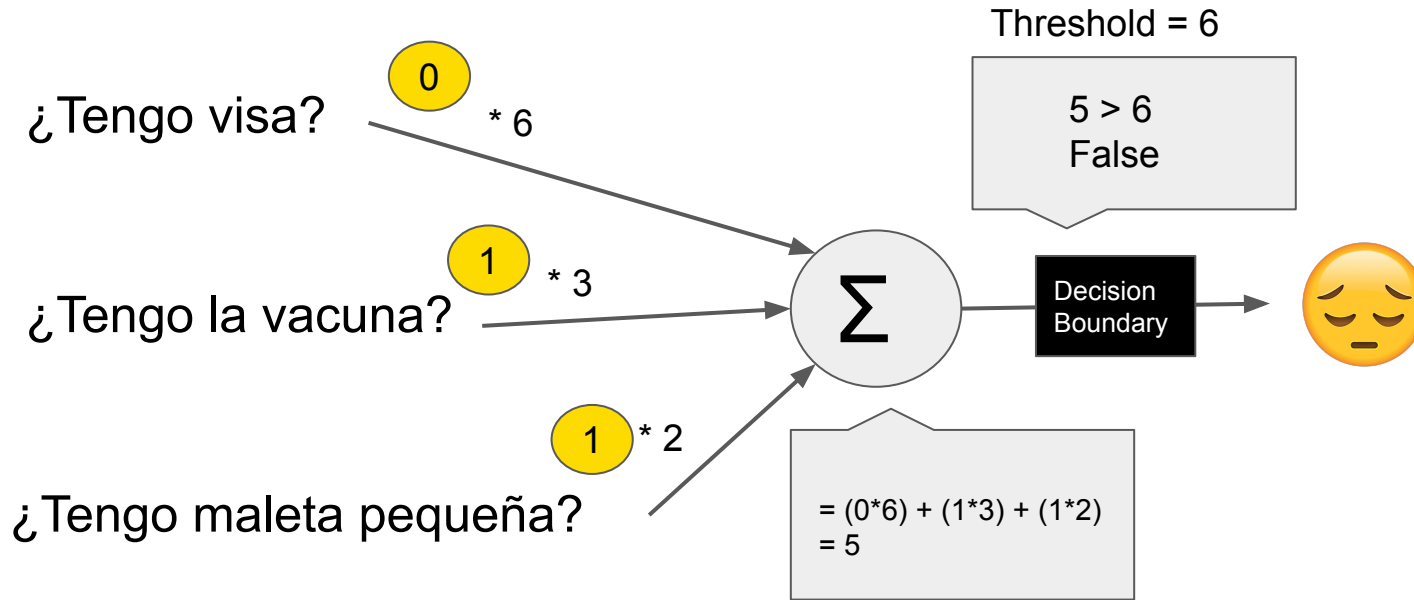
# Perceptron



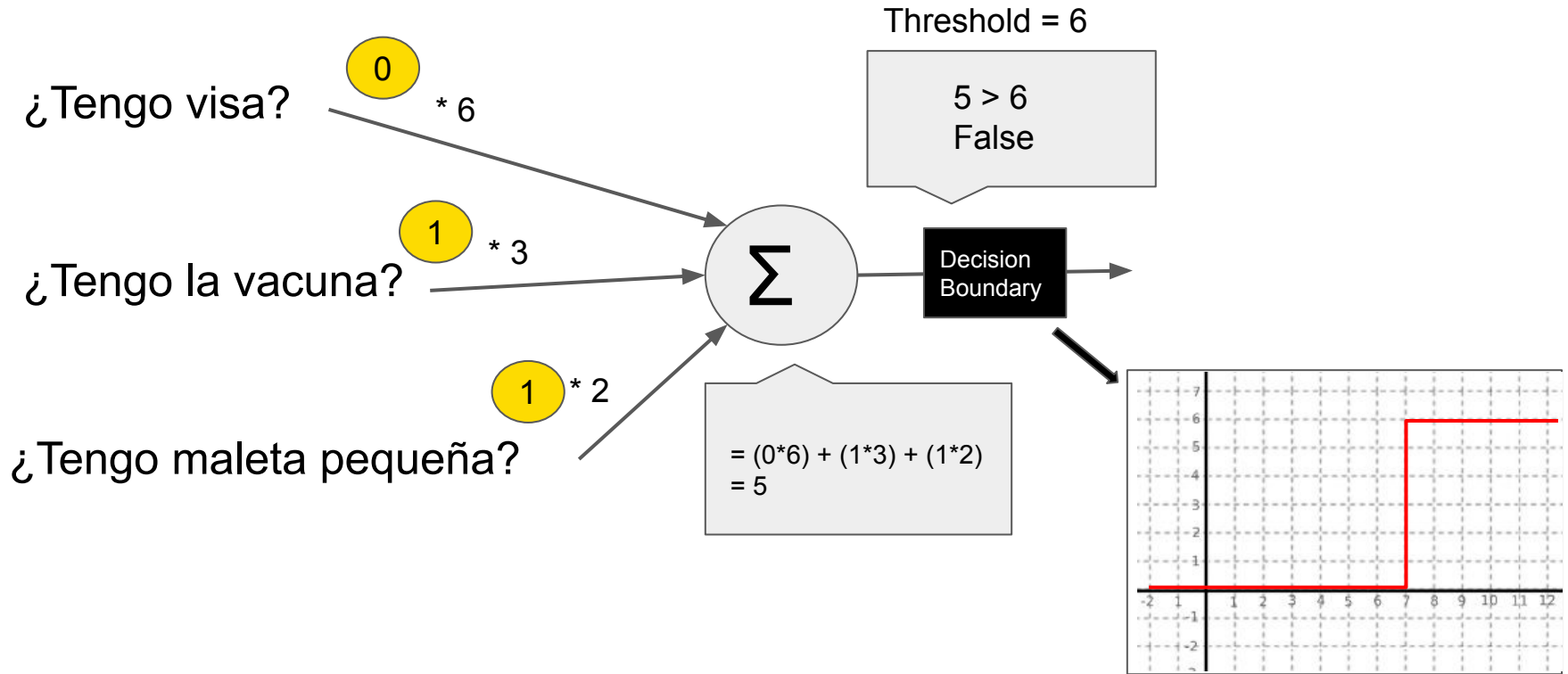
# Perceptron



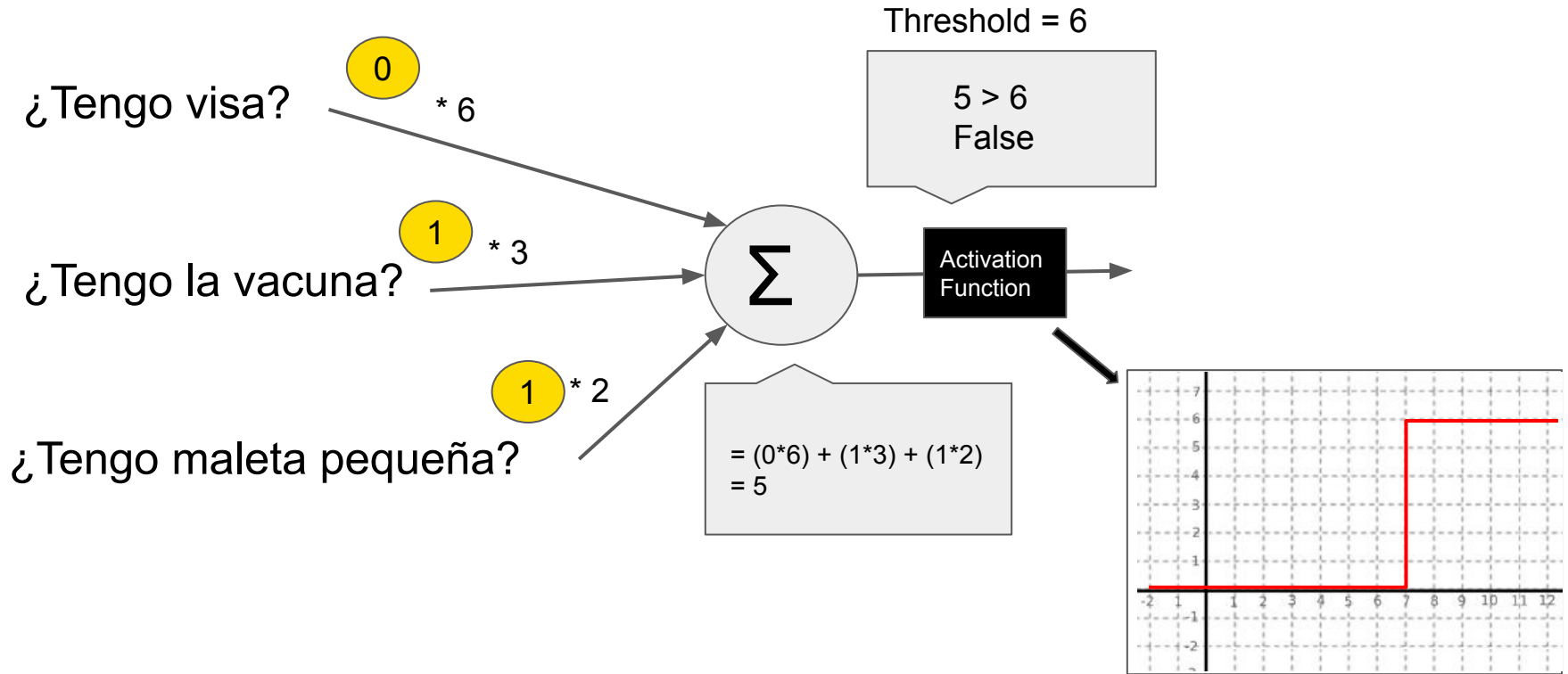
# Perceptron



# Perceptron

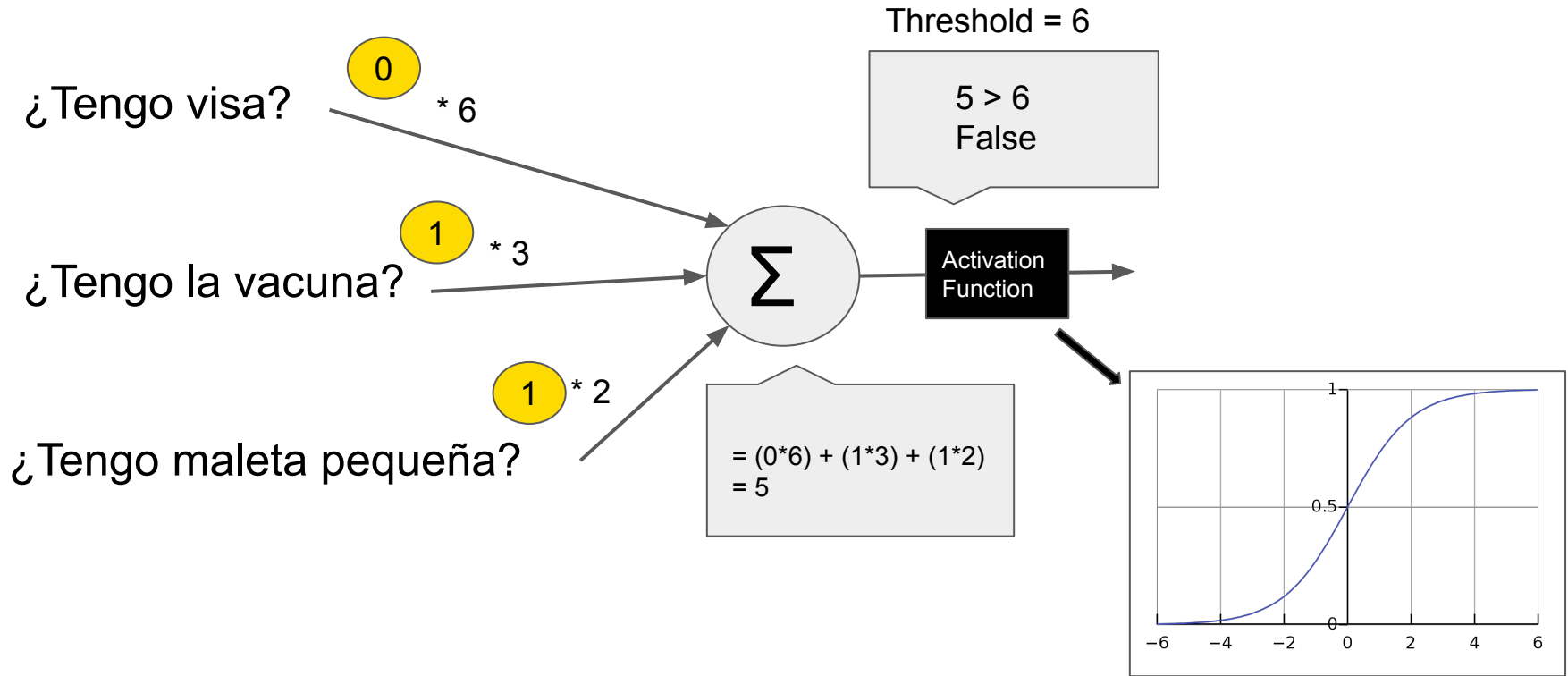


# Perceptron

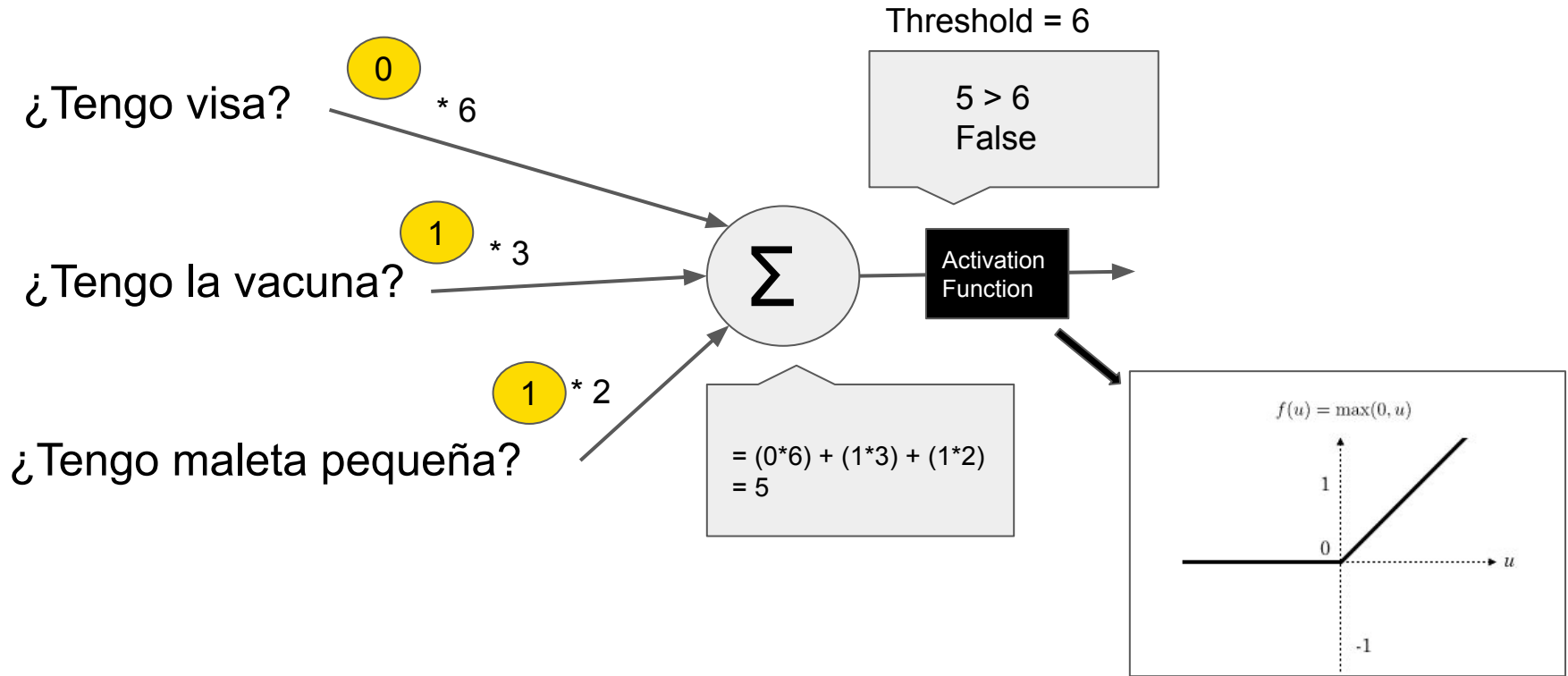




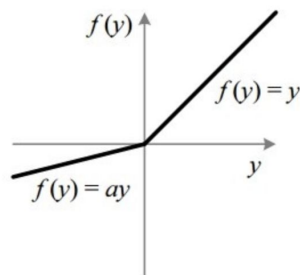
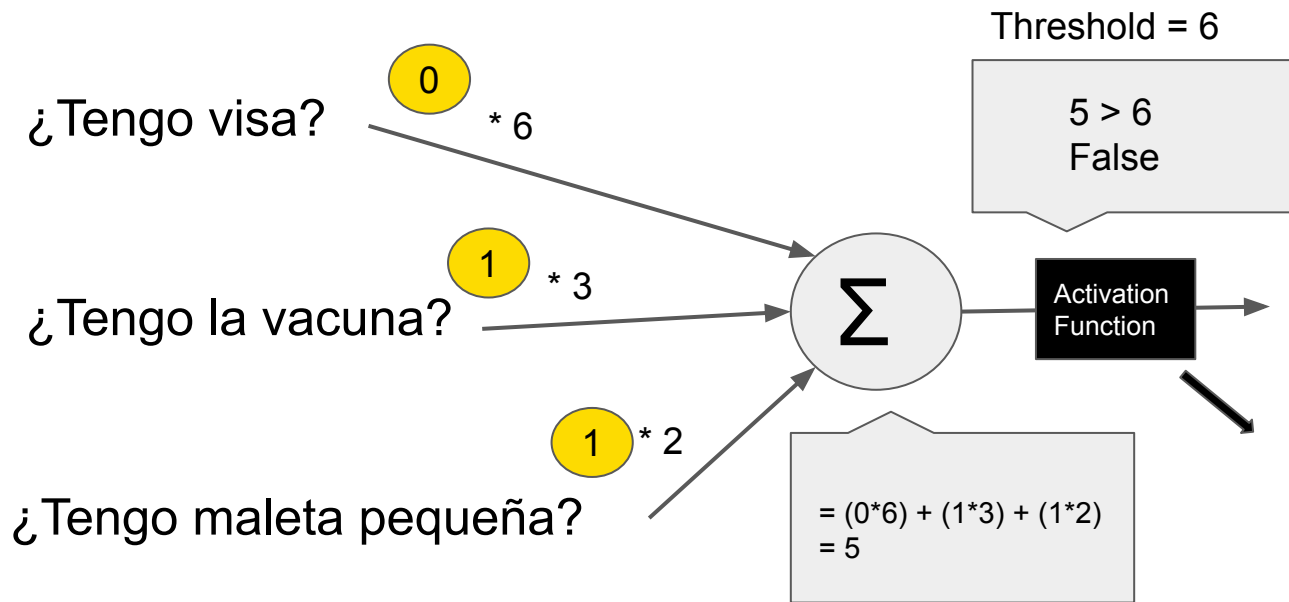
# Perceptron



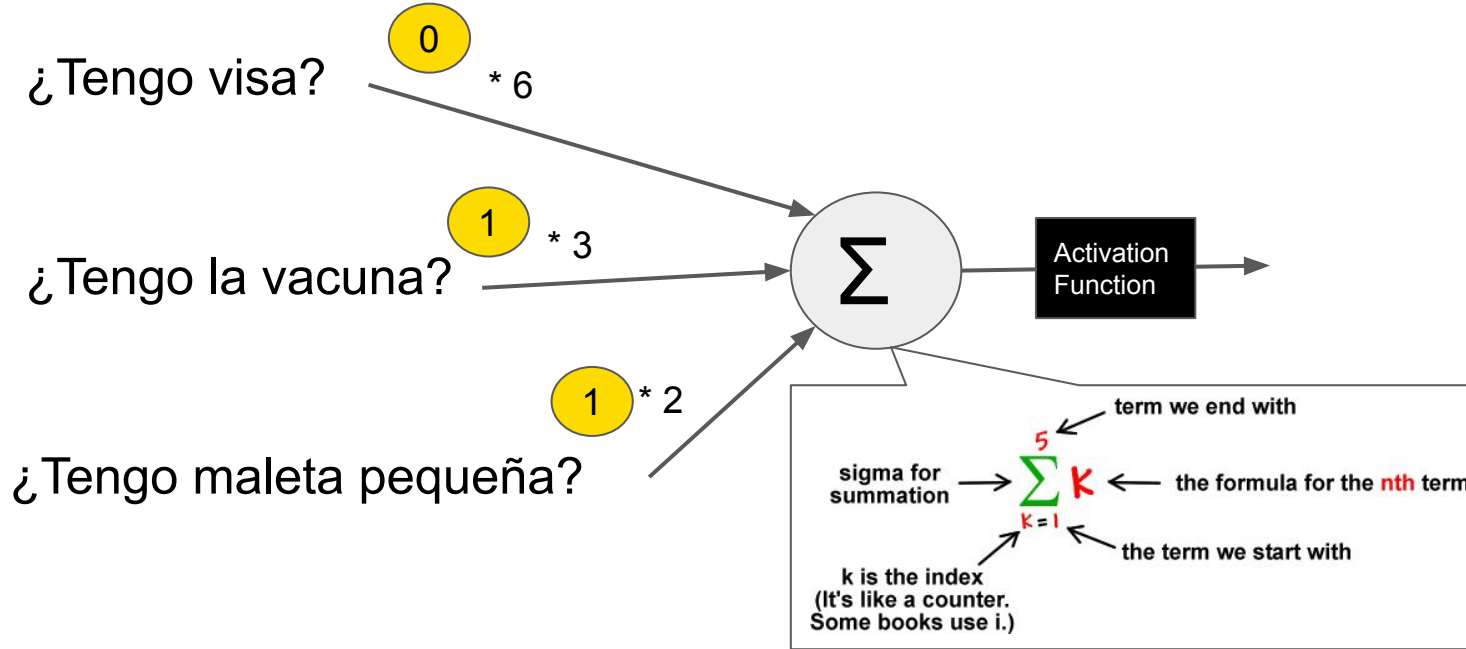
# Perceptron



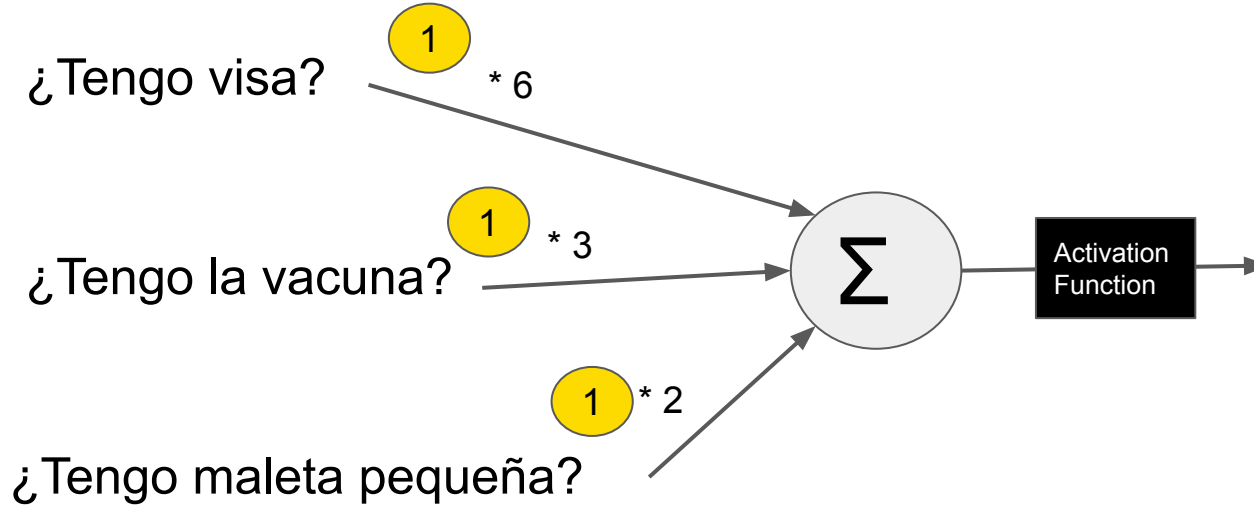
# Perceptron



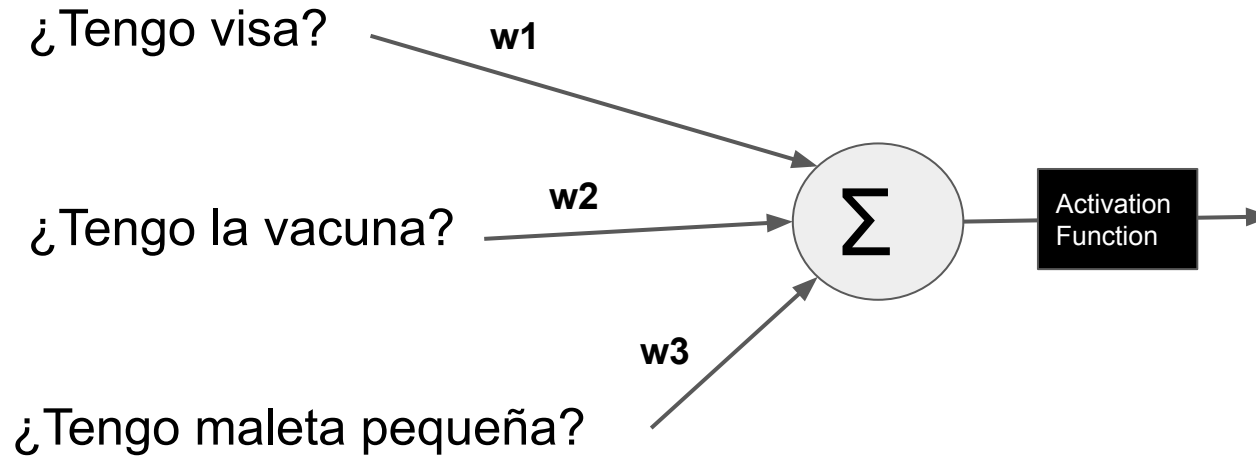
# Perceptron



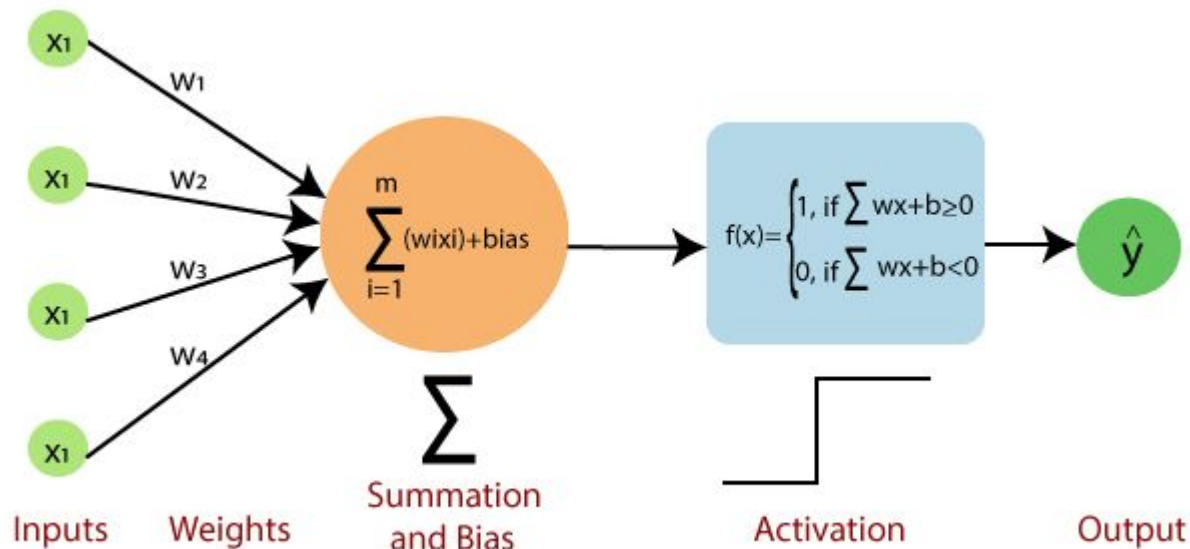
# Perceptron



# Perceptron



# Perceptron

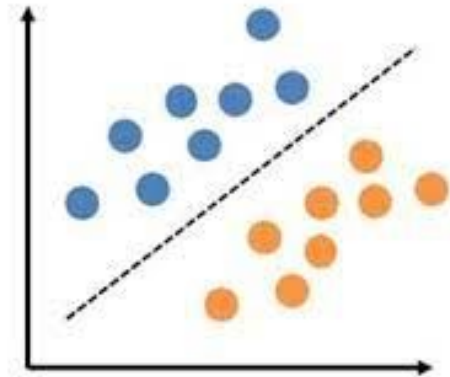


¿Cómo funciona el  
perceptrón?



# Perceptron

El perceptrón se usa generalmente para clasificar los datos en dos partes. Por lo tanto, también se conoce como clasificador binario lineal.

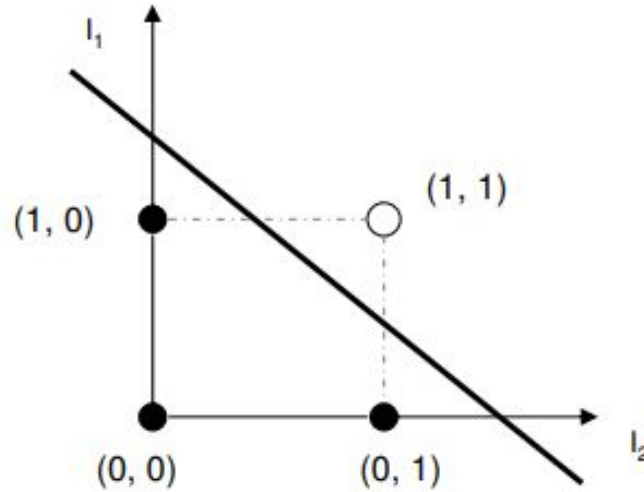


# Perceptron

- Definimos los datos de entrada (características de las observaciones).
- Definimos los targets correspondiente a cada observaciones.
- Definimos los pesos asociados a cada nodo de entrada.
- Ciclo **for** en un rango de **epochs**:
  - Ciclo **for** que vaya por todas las observaciones
    - Obtenemos las características de la observación.
    - Obtenemos el target de la observación.
    - Hacemos la **weighted sum** de las características con los pesos que definimos al inicio.
    - Pasamos el resultado por una función de activación para obtener la predicción.
    - Obtenemos la diferencia entre la observación y el target.
    - Actualizamos los pesos con la multiplicación de la diferencia y una tasa de aprendizaje.
  - Fin ciclo **for**

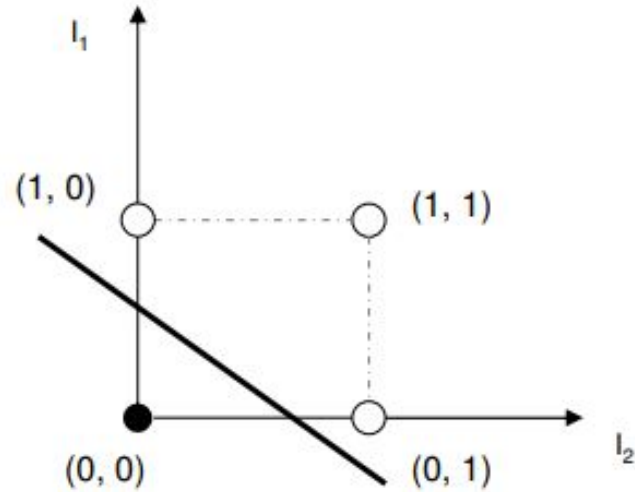
# Perceptron, AND

AND		
$I_1$	$I_2$	out
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1



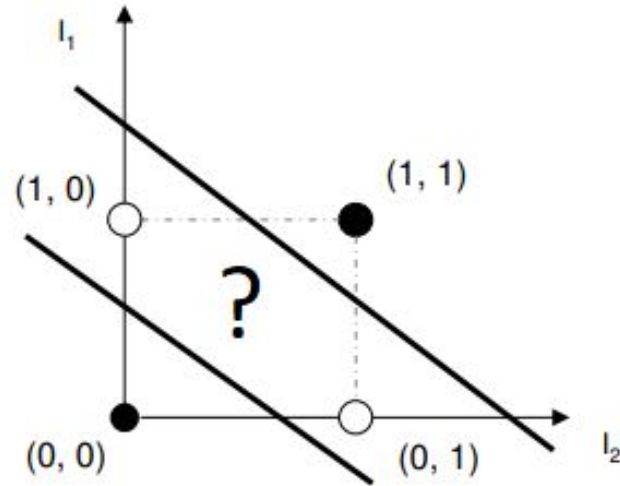
# Perceptron, OR

OR		
$I_1$	$I_2$	out
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

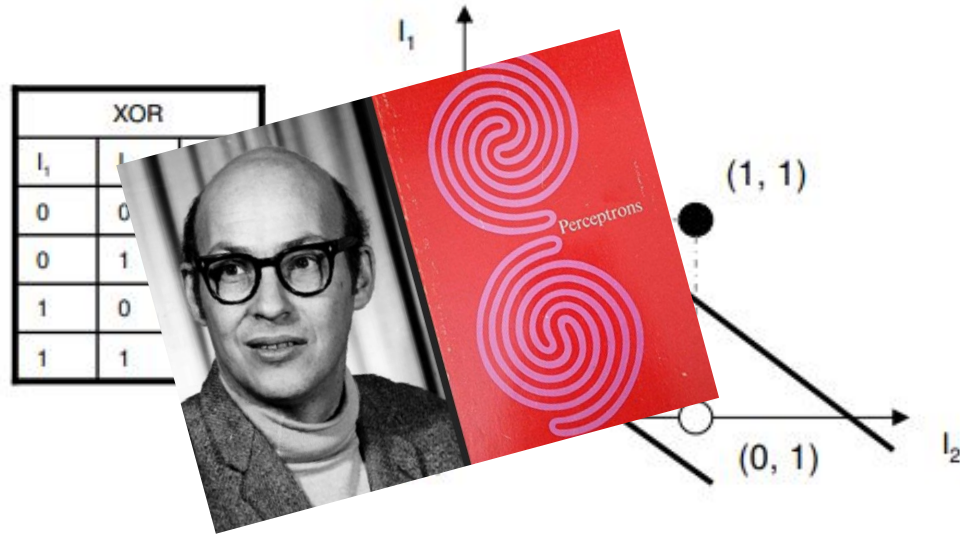


# Perceptron, XOR

XOR		
$I_1$	$I_2$	out
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0



# Perceptron, XOR



¿Preguntas?