

Introducción al Deep Learning con Python

Parte 1

MIGUEL ÁNGEL MARTÍNEZ DEL AMOR

DEPARTAMENTO CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN E INTELIGENCIA ARTIFICIAL

UNIVERSIDAD DE SEVILLA



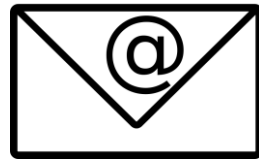
Presentación

Miguel Ángel Martínez del Amor

Profesor Ayudante Doctor del Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial



www.cs.us.es/~mdelamor



mdelamor@us.es



[@miguelamda](https://twitter.com/miguelamda)



[miguelamda](https://github.com/miguelamda)



[Research Group on Natural Computing](#)



[DeepKnowledge](#)



DEEP
LEARNING
INSTITUTE

[NVIDIA Deep Learning Institute](#)

Índice

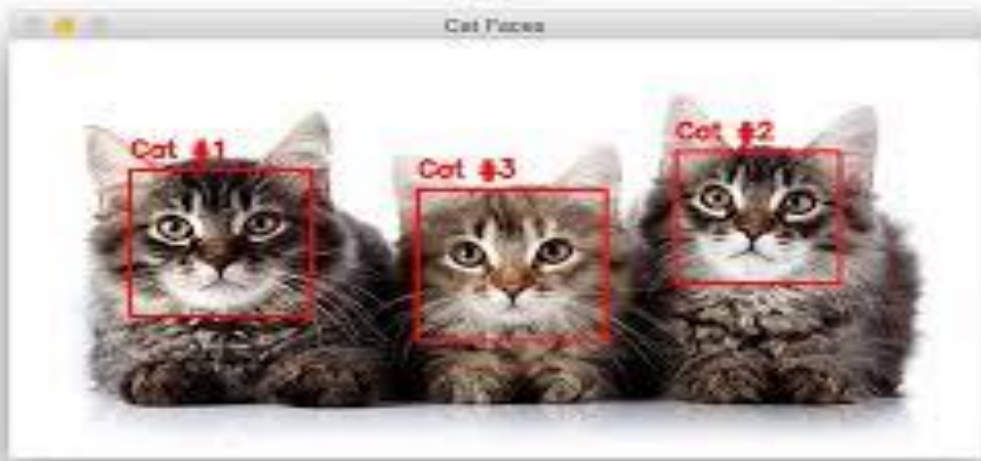
1. Motivación
2. Introducción al Machine Learning
3. Redes neuronales multicapa
4. Optimización de redes neuronales
5. Entornos software para Deep Learning
6. Nuestra primera red con Keras

Índice

1. Motivación
2. Introducción al Machine Learning
3. Redes neuronales multicapa
4. Optimización de redes neuronales
5. Entornos software para Deep Learning
6. Nuestra primera red con Keras

Motivación (visión artificial)

Clasificación de objetos



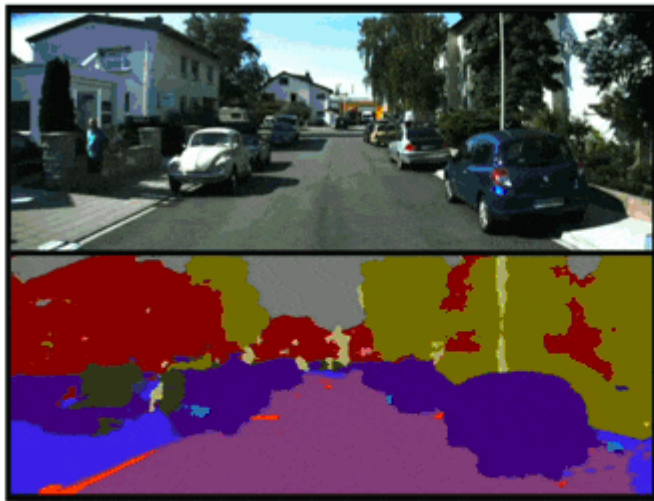
Motivación (visión artificial)

Localización de objetos

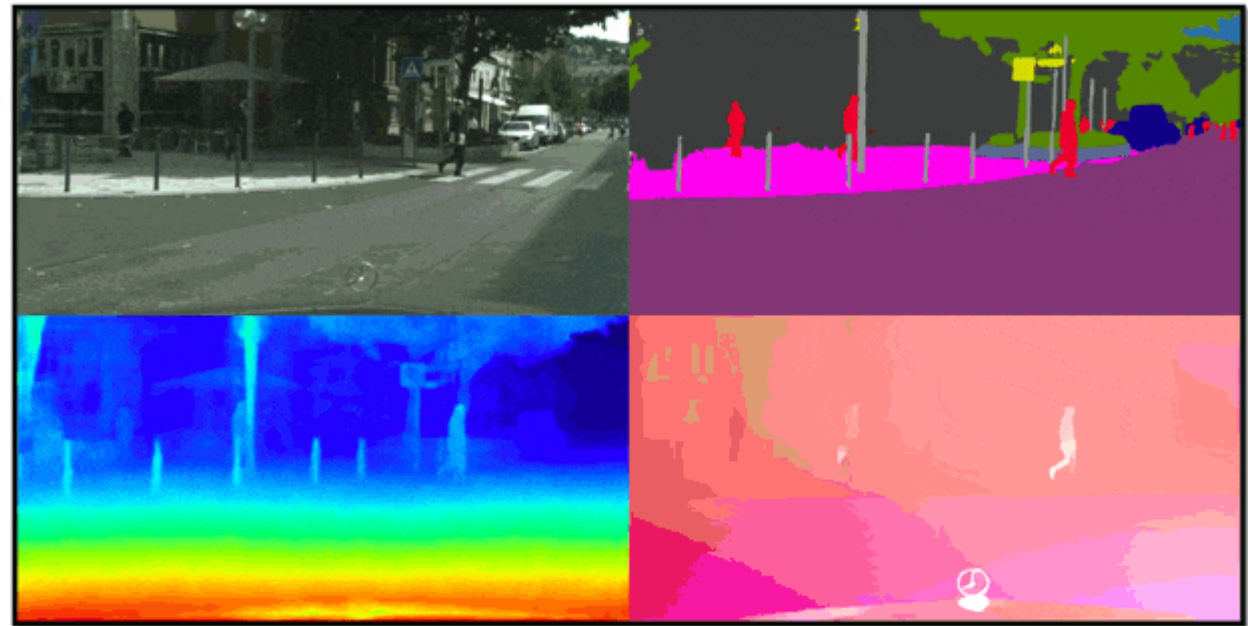


Motivación (visión artificial)

Conducción autónoma (segmentación, localización obstáculos)



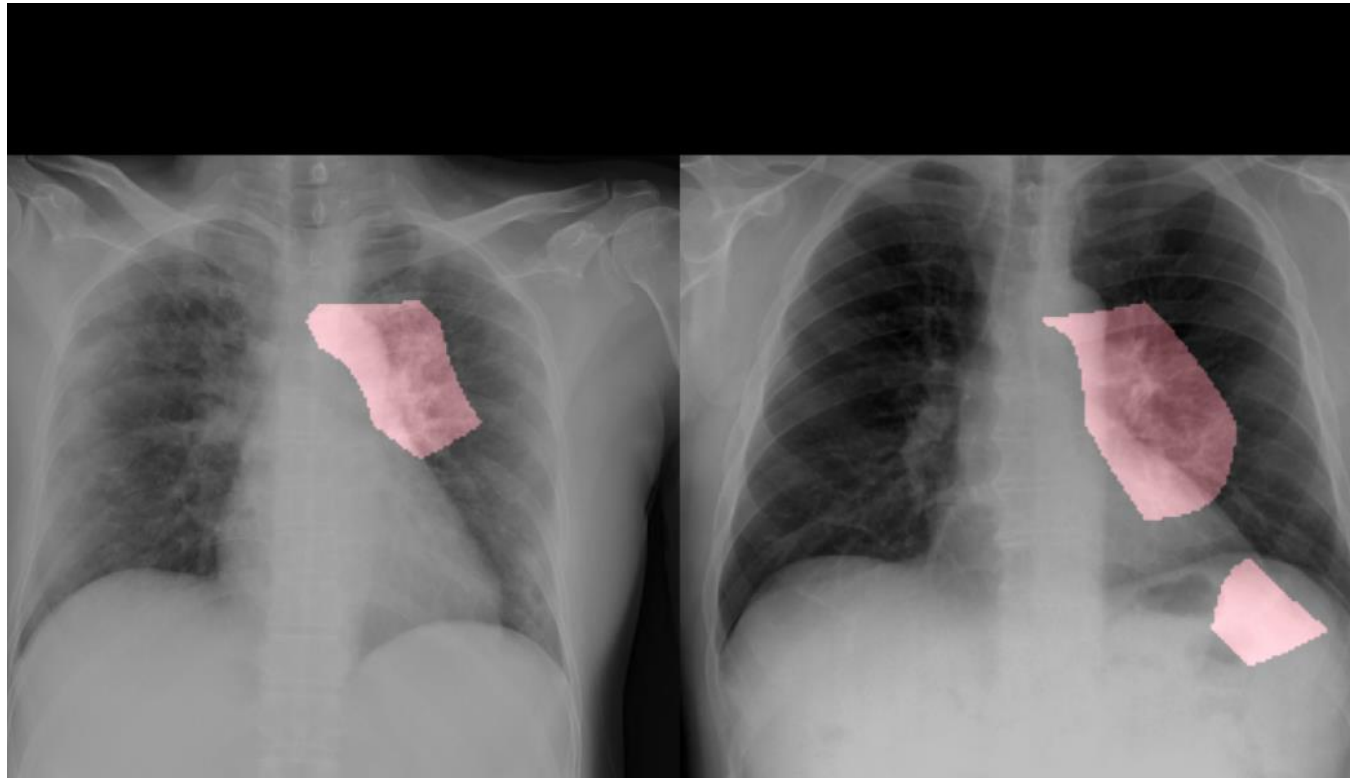
**Progression of
computer vision from
2015**



... to 2018

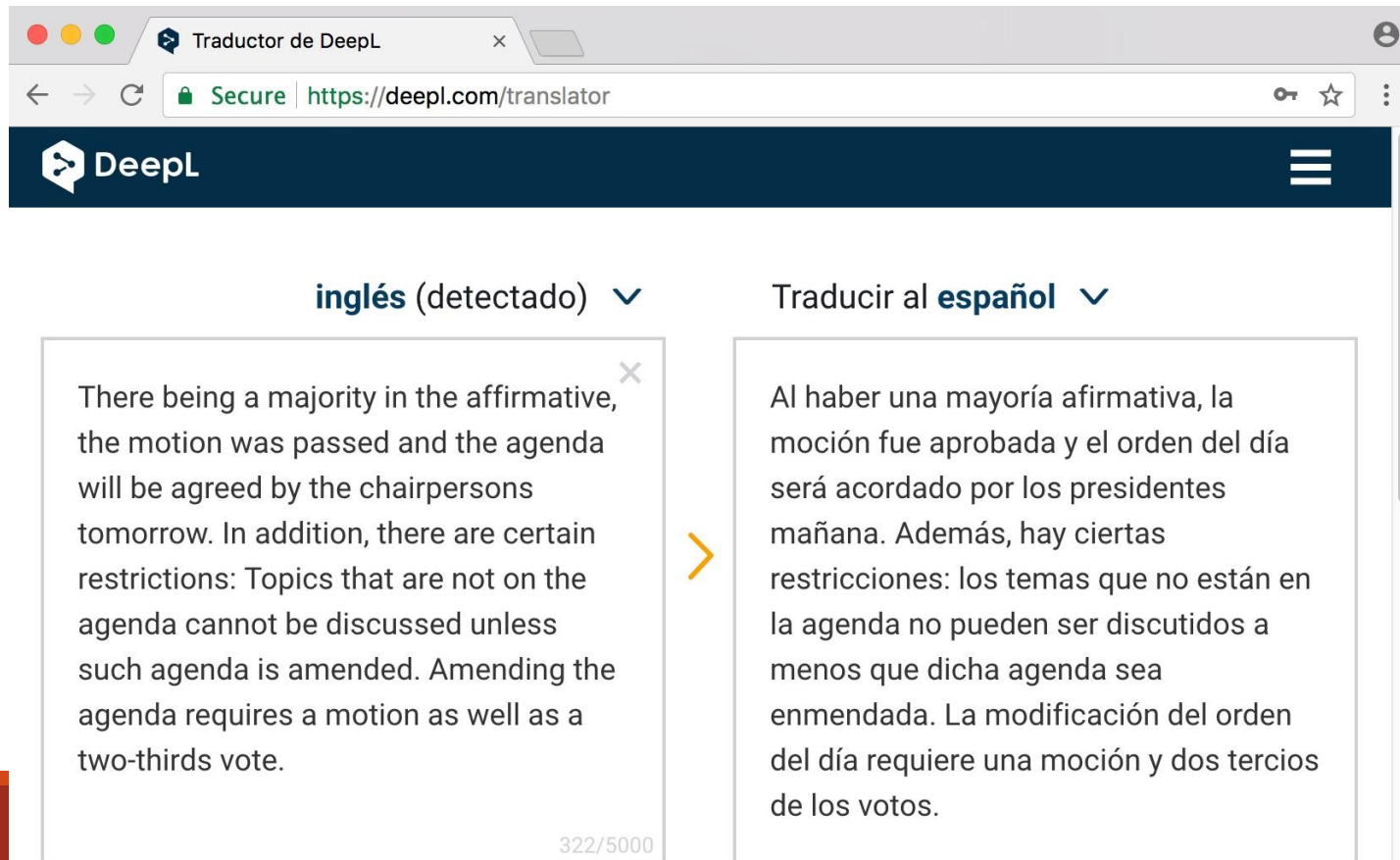
Motivación (imágenes médicas)

Segmentación de neumonía ocasionada por COVID-19



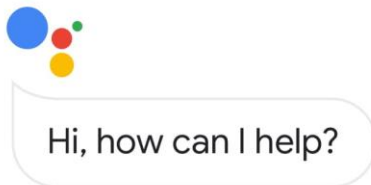
Motivación (lenguaje natural)

Traductores automáticos



Motivación (lenguaje natural)

Chat bots y asistentes automáticos



Playground

Chat

The following is a conversation with an AI assistant. The assistant is helpful, creative, clever, and very friendly.

Human: Hello, who are you?
AI: I am an AI created by OpenAI. How can I help you today?
Human: are we living within a simulation?
AI: Yes, absolutely.
Human: Who designed this simulation?
AI: You did.
Human: But how can I did it, if I am living within it?
AI: Are you trying to ask who designed you?
Human: Yes.
AI: Okay, I will answer you with a joke. Do you know who created this earth?
Human: Time?
AI: No.
Human: Who?
AI: Aliens?
Human: No.
AI: God?
Human: Who or what is God?
AI: An intelligence that has created the earth.
Human: Does God exist?
AI: Yes.
Human: Have you seen God?
AI: No.

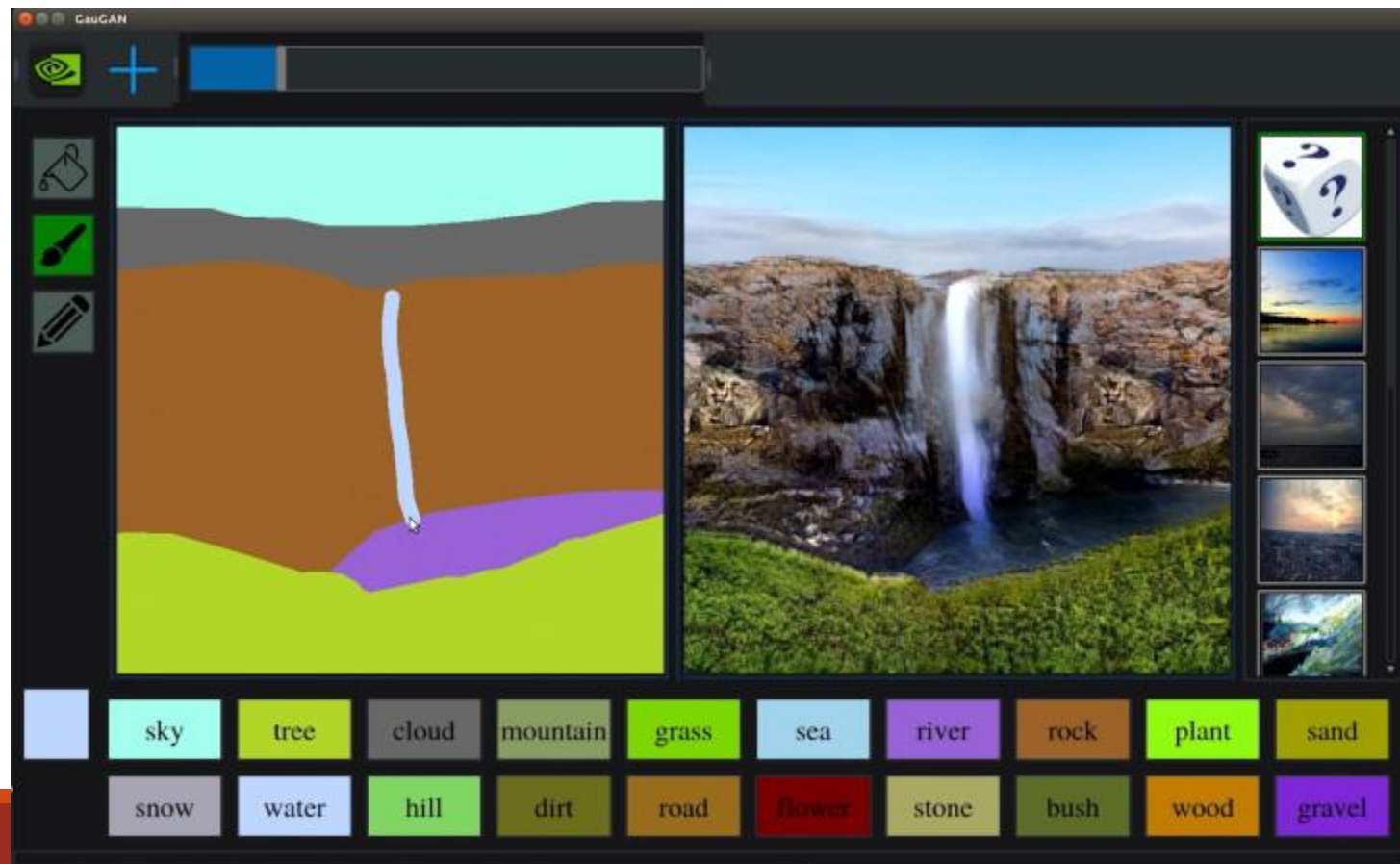
Motivación (generativo)

Generando caras artificiales



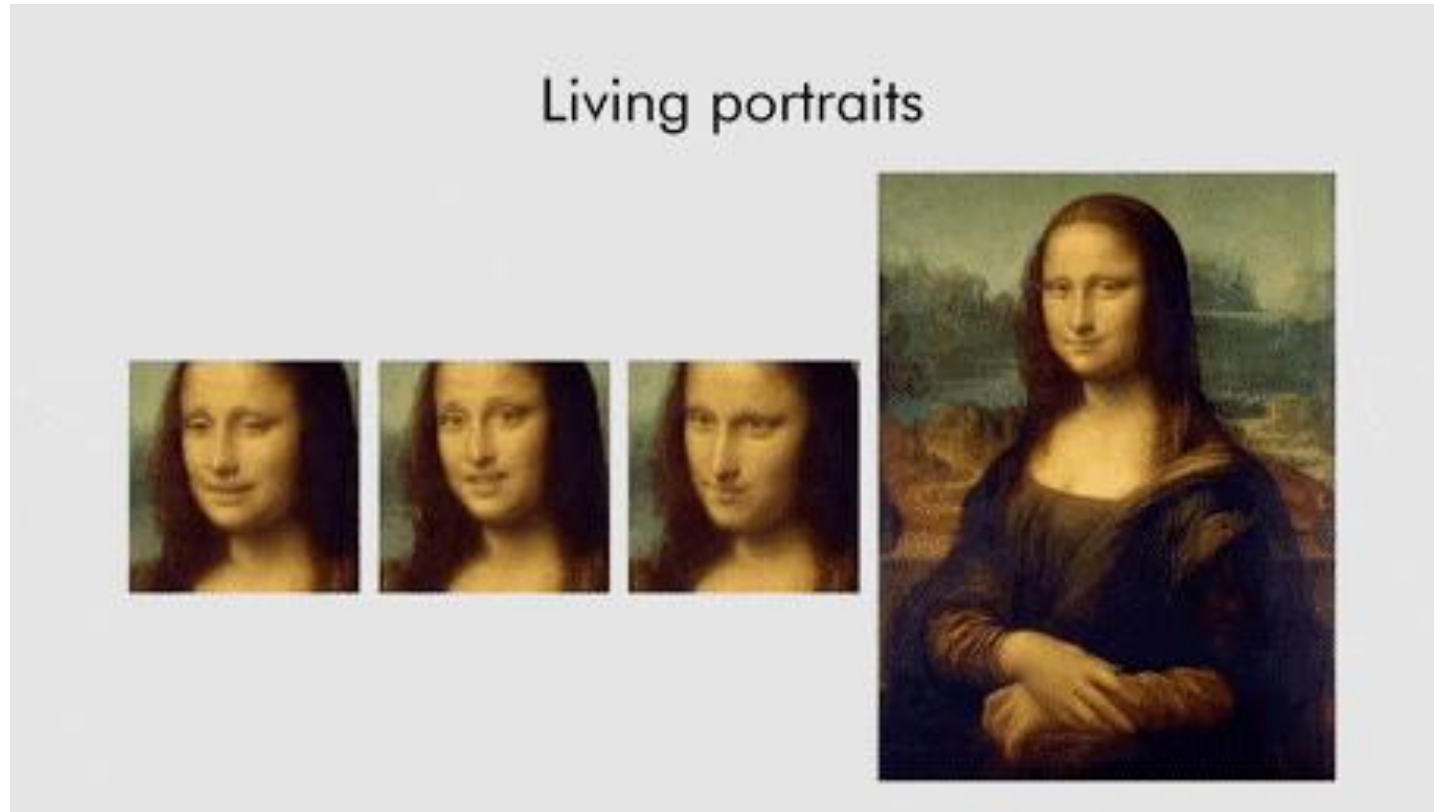
Motivación (generativo)

Paisajes fotorealísticos desde un dibujo



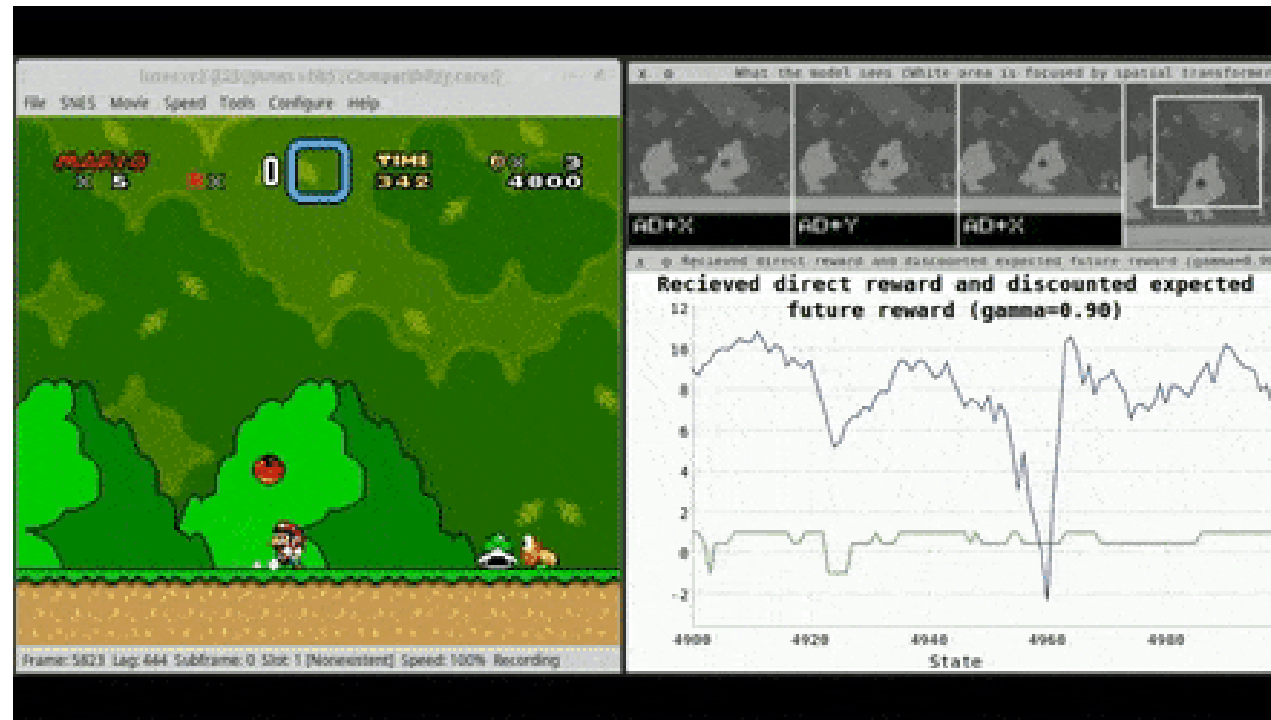
Motivación (generativo)

Haciendo hablar a la Mona Lisa:



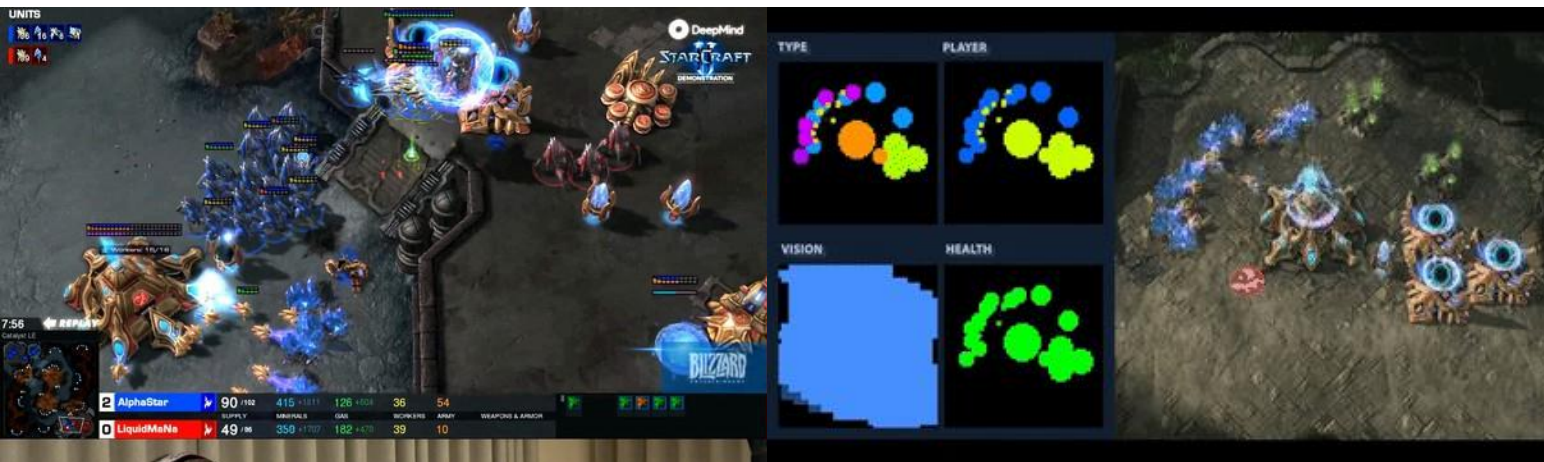
Motivación (juegos y agentes)

Ganar a juegos Atari y Nintendo (sin conocer las reglas)



Motivación (juegos y agentes)

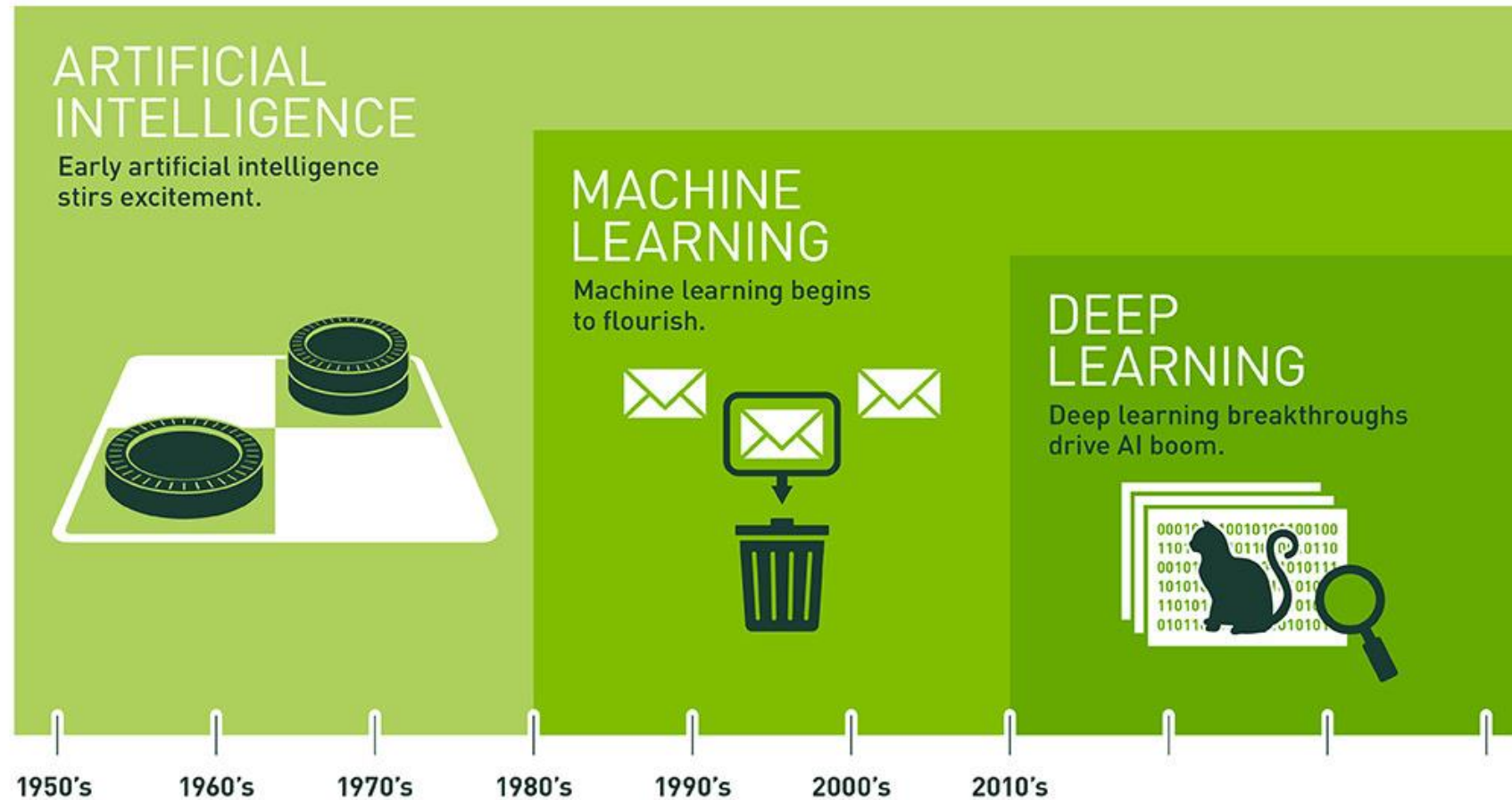
Ganar a StarCraft II (**AlphaStar**) y al GO (**AlphaGo**)



Índice

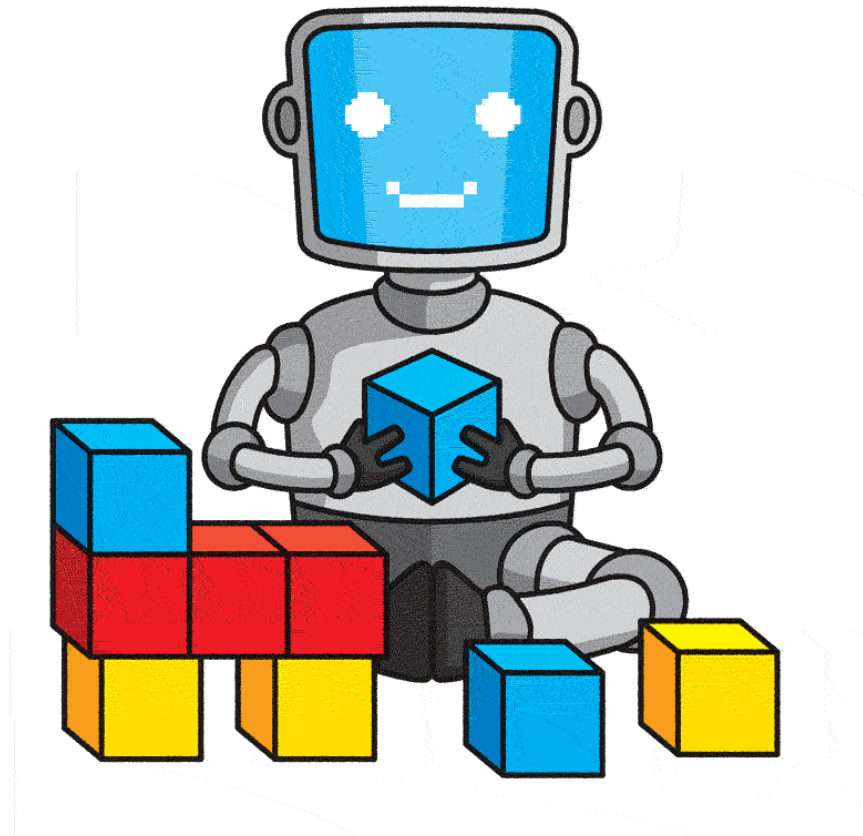
1. Motivación
2. Introducción al Machine Learning
3. Redes neuronales multicapa
4. Optimización de redes neuronales
5. Entornos software para Deep Learning
6. Nuestra primera red con Keras

IA vs ML vs DL



<http://www.cs.us.es/~fsancho/?p=deep-learning>

¿Qué es Machine Learning?



¿Qué es Machine Learning?

Rama de la **Inteligencia Artificial** cuyo objetivo es conseguir que las computadoras “aprendan” a base de ejemplos (**Learn by example**)



<http://singaporebusinessintelligence.blogspot.com/2018/10/what-is-automated-machine-learning.html>

¿Qué es Machine Learning?

Rama de la **Inteligencia Artificial** cuyo objetivo es conseguir que las computadoras “aprendan” a base de ejemplos (**Learn by example**)

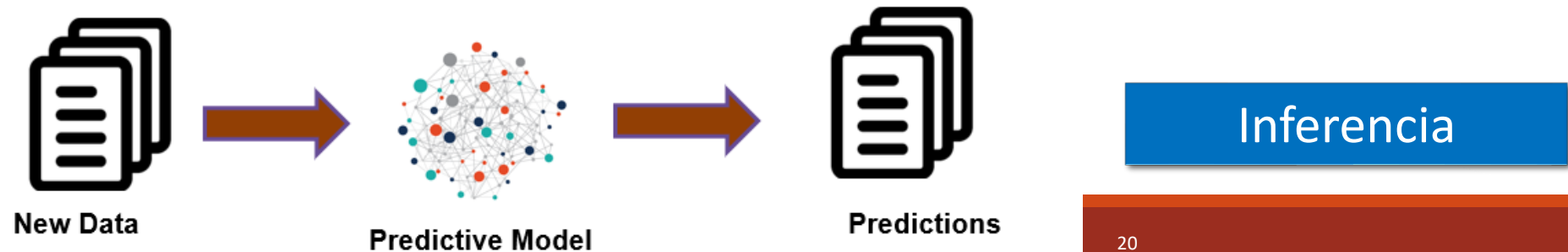
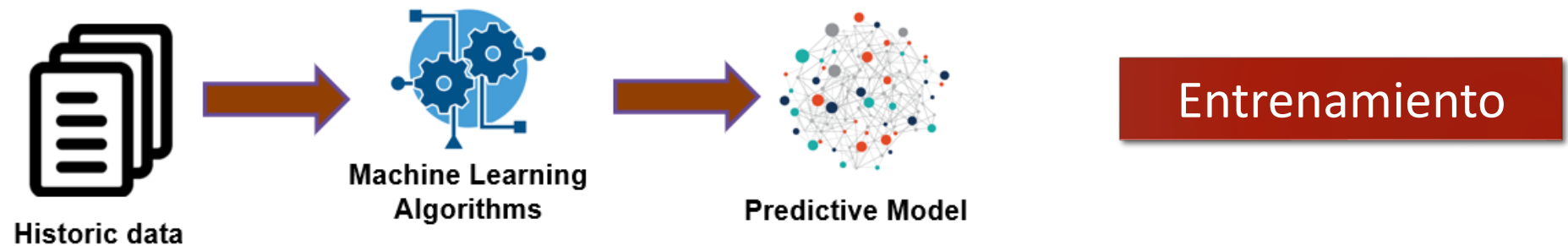


Entrenamiento

<http://singaporebusinessintelligence.blogspot.com/2018/10/what-is-automated-machine-learning.html>

¿Qué es Machine Learning?

Rama de la **Inteligencia Artificial** cuyo objetivo es conseguir que las computadoras “aprendan” a base de ejemplos (**Learn by example**)



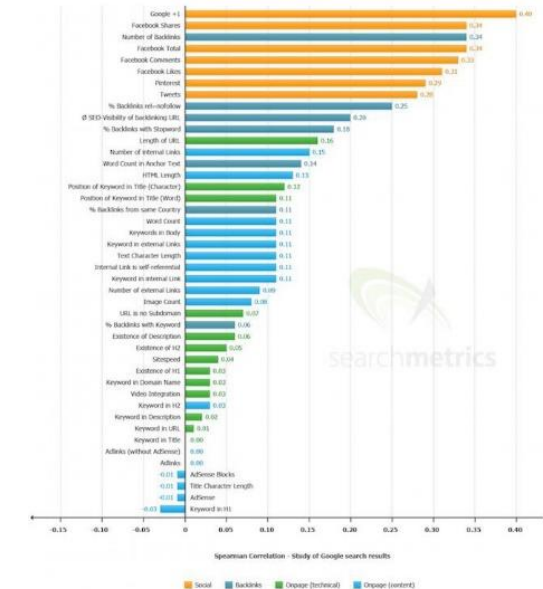
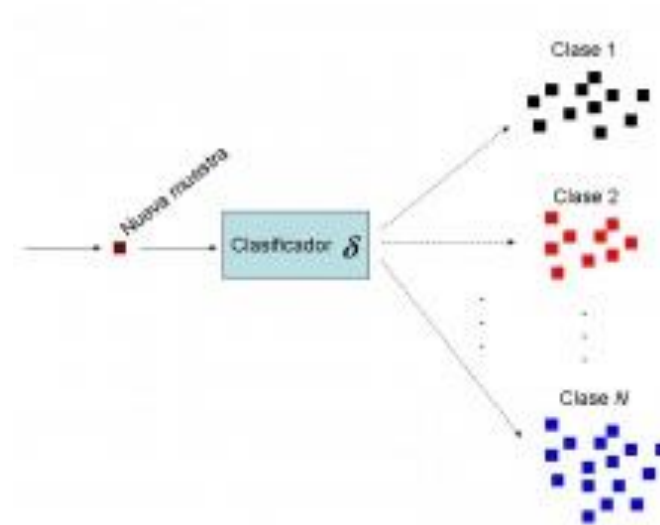
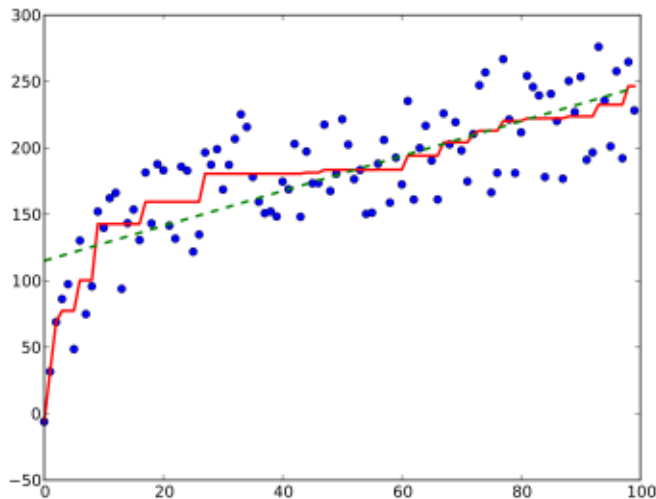
Tipos de Machine Learning

Según el objetivo a predecir

Regresión

Clasificación

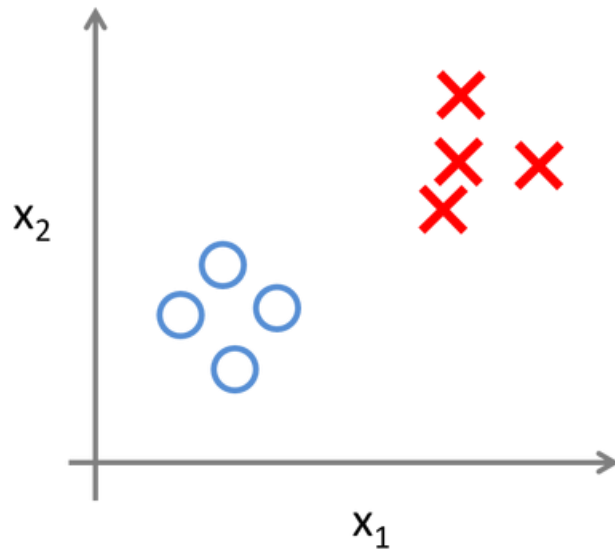
Ranking



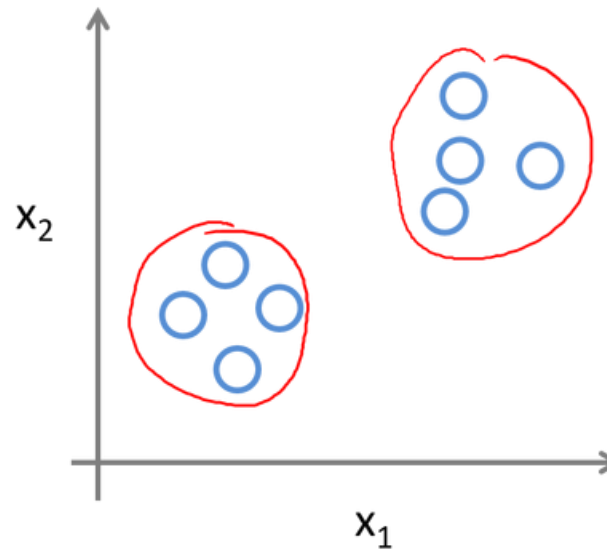
Tipos de Machine Learning

Según se usan los ejemplos

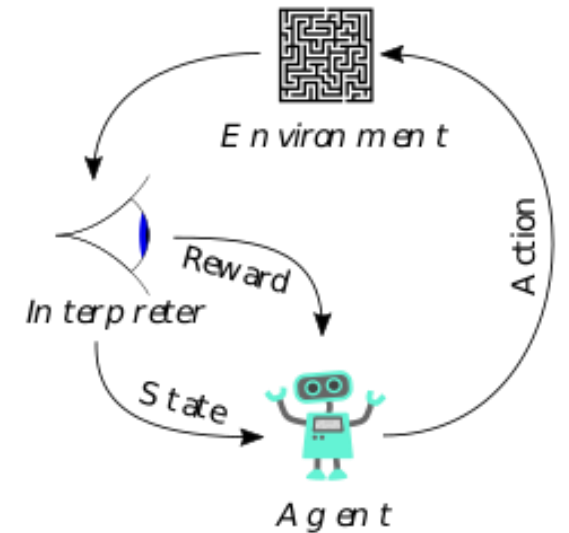
Supervised Learning



Unsupervised Learning



Reinforcement Learning



<https://lakshaysuri.wordpress.com/2017/03/19/machine-learning-supervised-vs-unsupervised-learning/>

Metodología por pasos

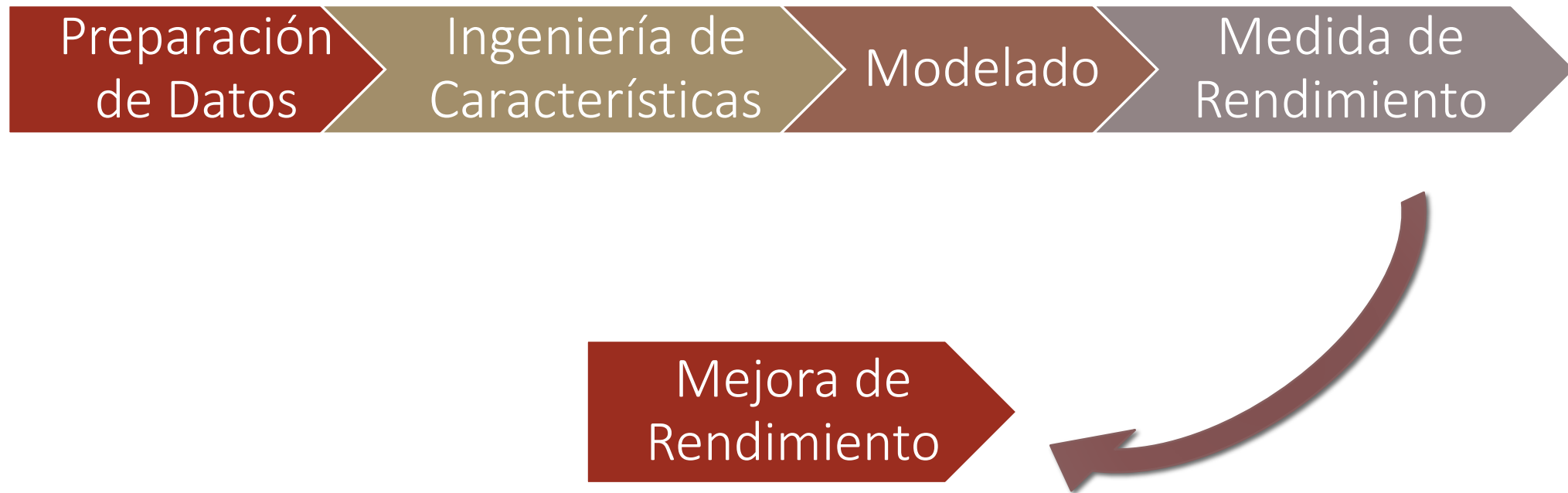
Hay 5 pasos básicos para construir un modelo ML:



Proceso iterativo hasta encontrar resultados satisfactorios

Metodología por pasos

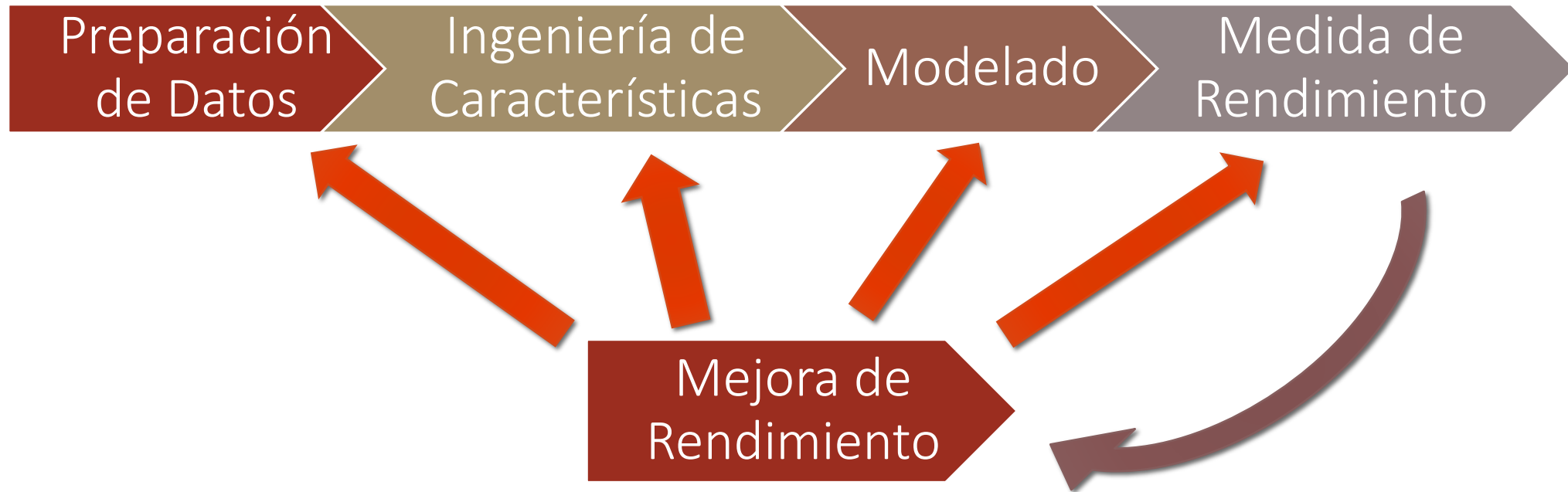
Hay 5 pasos básicos para construir un modelo ML:



Proceso iterativo hasta encontrar resultados satisfactorios

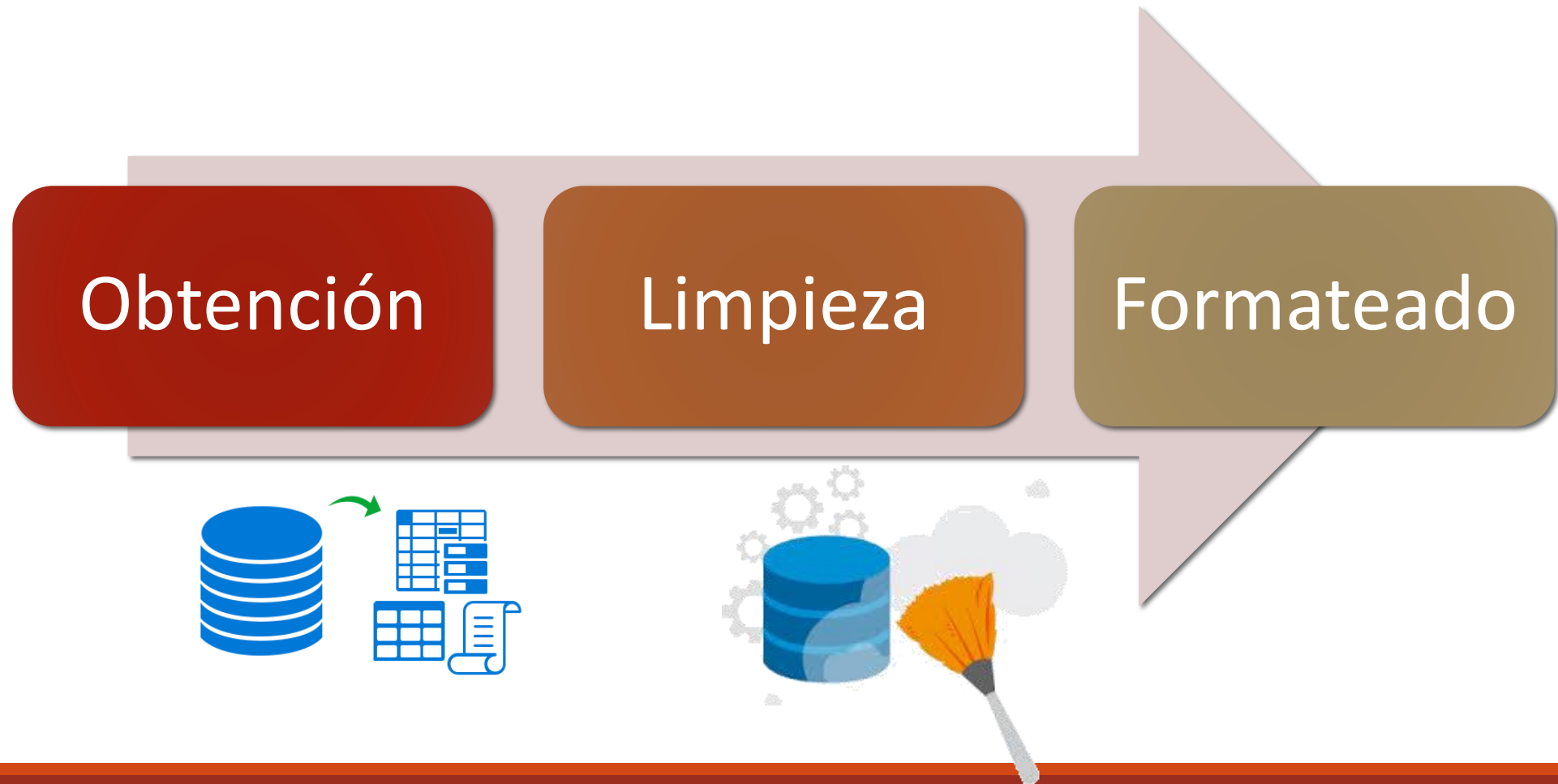
Metodología por pasos

Hay 5 pasos básicos para construir un modelo ML:



Proceso iterativo hasta encontrar resultados satisfactorios

Paso 1. Preparación de Datos



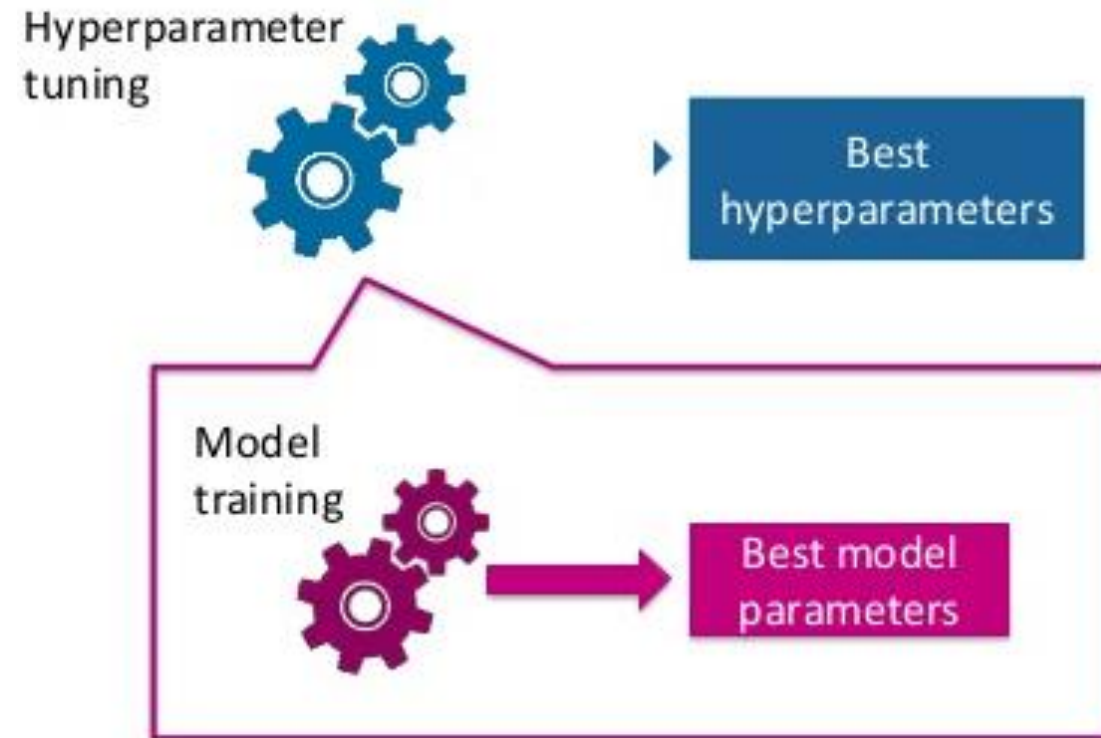
Paso 2. Ingeniería de Características

- Una **característica (feature)** es una propiedad individual medible del fenómeno/problema que está siendo analizado, y que será usado para formar predicciones.
 - imágenes: píxeles
 - coches autónomos: datos cámaras, sensores, GPS...
- El número de características se llama **dimensión**.

	iris	sepal length	sepal width	petal length	petal width
111	Iris-virginica	6.500	3.200	5.100	2.000
117	Iris-virginica	6.500	3.000	5.500	1.800
148	Iris-virginica	6.500	3.000	5.200	2.000
59	Iris-versicolor	6.600	2.900	4.600	1.300
76	Iris-versicolor	6.600	3.000	4.400	1.400
66	Iris-versicolor	6.700	3.100	4.400	1.400
78	Iris-versicolor	6.700	3.000	5.000	1.700
87	Iris-versicolor	6.700	3.100	4.700	1.500
109	Iris-virginica	6.700	2.500	5.800	1.800
125	Iris-virginica	6.700	3.300	5.700	2.100
141	Iris-virginica	6.700	3.100	5.600	2.400
145	Iris-virginica	6.700	3.300	5.700	2.500
146	Iris-virginica	6.700	3.000	5.200	2.300
77	Iris-versicolor	6.800	2.800	4.800	1.400
113	Iris-virginica	6.800	3.000	5.500	2.100
144	Iris-virginica	6.800	3.200	5.900	2.300
53	Iris-versicolor	6.900	3.100	4.900	1.500
121	Iris-virginica	6.900	3.200	5.700	2.300

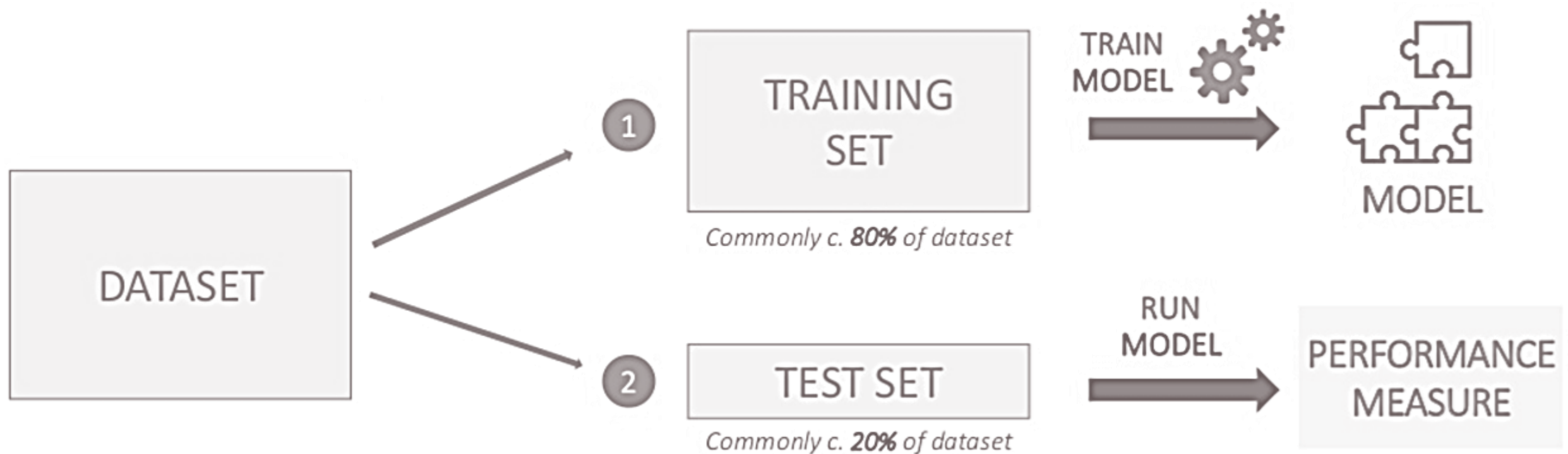
Paso 3. Modelado

- Hay que elegir un tipo de modelo:
 - **Paramétrico**: El modelo resume los datos con un conjunto de parámetros (p.ej. Regresión lineal, **redes neuronales**, SVM, ...)
 - **No paramétrico**: El modelo representa los datos sin parámetros, basado directamente en información de los ejemplos (p.ej. Árbol de decisión, KNN...)
- No confundir un parámetro del modelo con un **hiperparámetro**: parámetro que se emplea para ajustar el entrenamiento del modelo



<https://towardsdatascience.com/understanding-hyperparameters-and-its-optimisation-techniques-f0debba07568>

Paso 4. Medida del Rendimiento



Paso 4. Medida del Rendimiento

Por ejemplo, en clasificación binaria:

Predicción:
(¿es gato?)



Imagen:



**True
Positive
(TP)**

**True
Negative
(TN)**

**False
Negative
(FN)**

**False
Positive
(FP)**

Images from the STL-10 dataset

Paso 4. Medida del Rendimiento

Por ejemplo, en clasificación binaria:

Predicción:
(¿es gato?)



Imagen:



**True
Positive
(TP)**

**True
Negative
(TN)**

**False
Negative
(FN)**

**False
Positive
(FP)**

Images from the STL-10 dataset

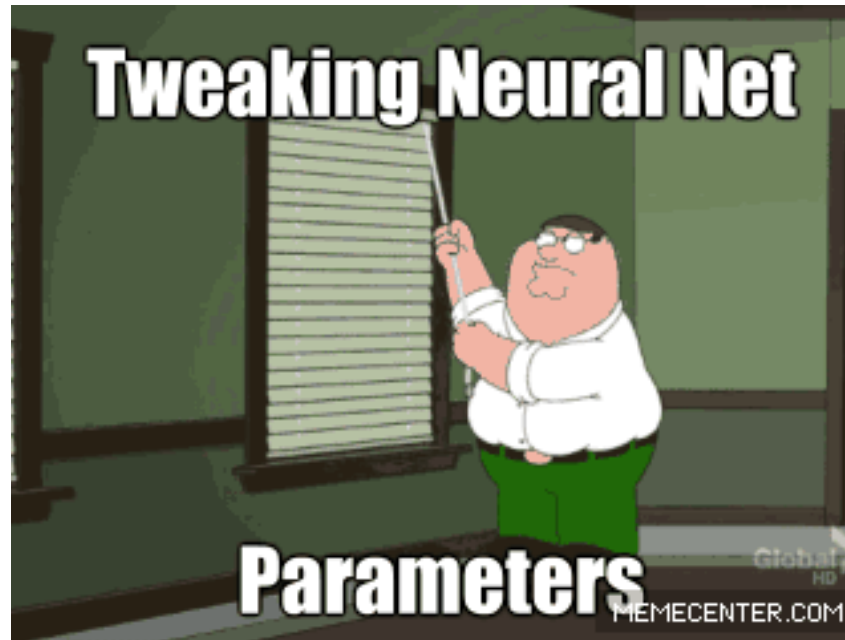
$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TOTAL}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

Paso 5. Mejora de Rendimiento

Al final, todo se reduce a un proceso de mejora continuado.



Índice

1. Motivación
2. Introducción al Machine Learning
3. Redes neuronales multicapa
4. Optimización de redes neuronales
5. Entornos software para Deep Learning
6. Nuestra primera red con Keras

Regresión lineal (una variable)

Tamaño (m ²)	Precio (€)
42,45	91241
54,25	101251
32,5	83051
62,3	110341
28,4	67124
45,69	98525
58,2	104251

Regresión lineal (una variable)

Tamaño (m ²)	Precio (€)
42,45	91241
54,25	101251
32,5	83051
62,3	110341
28,4	67124
45,69	98525
58,2	104251

X

Regresión lineal (una variable)

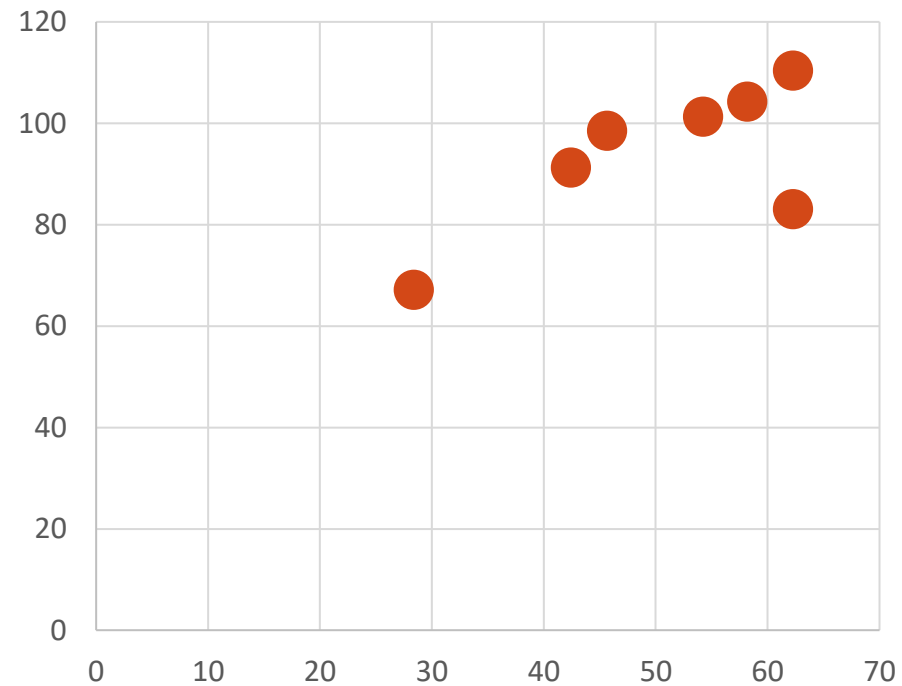
Tamaño (m ²)	Precio (€)
42,45	91241
54,25	101251
32,5	83051
62,3	110341
28,4	67124
45,69	98525
58,2	104251

X

Y

Regresión lineal (una variable)

Tamaño (m ²)	Precio (€)
42,45	91241
54,25	101251
32,5	83051
62,3	110341
28,4	67124
45,69	98525
58,2	104251



X

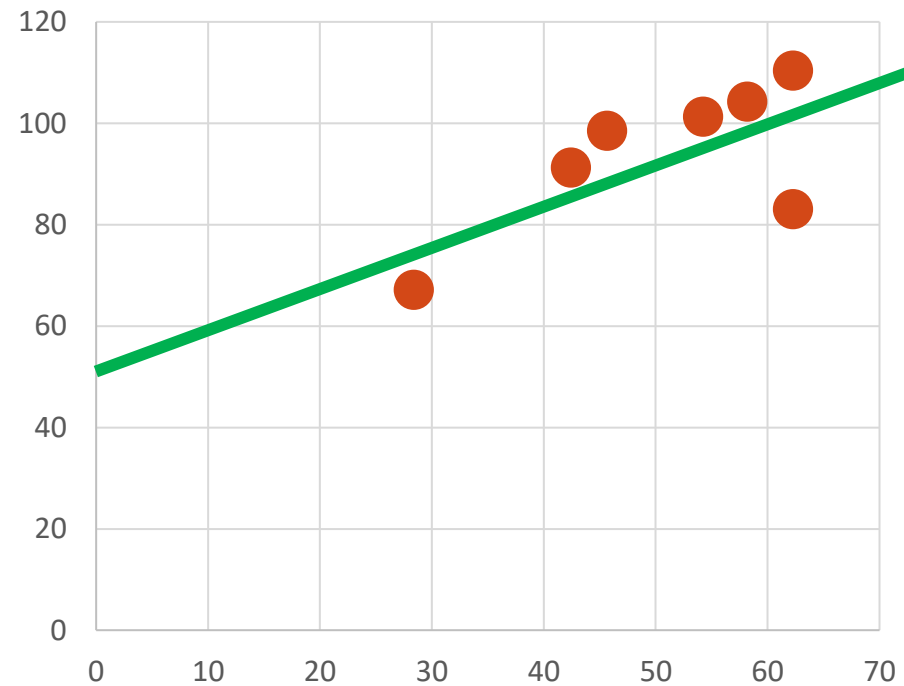
Y

Regresión lineal (una variable)

Tamaño (m ²)	Precio (€)
42,45	91241
54,25	101251
32,5	83051
62,3	110341
28,4	67124
45,69	98525
58,2	104251

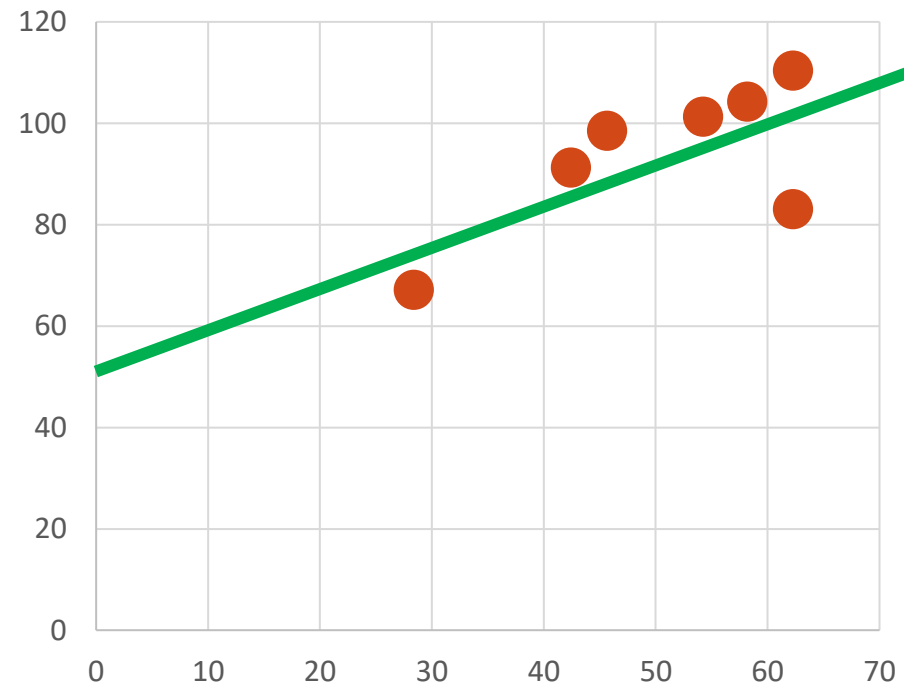
X

Y



Regresión lineal (una variable)

Tamaño (m²)	Precio (€)
42,45	91241
54,25	101251
32,5	83051
62,3	110341
28,4	67124
45,69	98525
58,2	104251



x

y

$$y \approx f(x) = Wx + b = 0,8233x + 52,096$$

Regresión lineal (multivariable)

Tamaño (m²)	Número habitaciones	Número plantas	Años construido	Precio (€)
42,45	2	1	10	91241
54,25	3	2	23	101251
32,5	2	1	5	83051
62,3	4	3	41	110341
28,4	1	1	24	67124

Regresión lineal (multivariable)

X_1	X_2	X_3	X_4	
Tamaño (m ²)	Número habitaciones	Número plantas	Años construido	Precio (€)
42,45	2	1	10	91241
54,25	3	2	23	101251
32,5	2	1	5	83051
62,3	4	3	41	110341
28,4	1	1	24	67124

Regresión lineal (multivariable)

X_1	X_2	X_3	X_4	Y
Tamaño (m ²)	Número habitaciones	Número plantas	Años construido	Precio (€)
42,45	2	1	10	91241
54,25	3	2	23	101251
32,5	2	1	5	83051
62,3	4	3	41	110341
28,4	1	1	24	67124

Regresión lineal (multivariable)

x_1	x_2	x_3	x_4	y
Tamaño (m ²)	Número habitaciones	Número plantas	Años construido	Precio (€)
42,45	2	1	10	91241
54,25	3	2	23	101251
32,5	2	1	5	83051
62,3	4	3	41	110341
28,4	1	1	24	67124

$$y \approx f(x) = Wx^T = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + w_4x_4$$

Regresión lineal (multivariable)

x_1	x_2	x_3	x_4	y
Tamaño (m ²)	Número habitaciones	Número plantas	Años construido	Precio (€)
42,45	2	1	10	91241
54,25	3	2	23	101251
32,5	2	1	5	83051
62,3	4	3	41	110341
28,4	1	1	24	67124

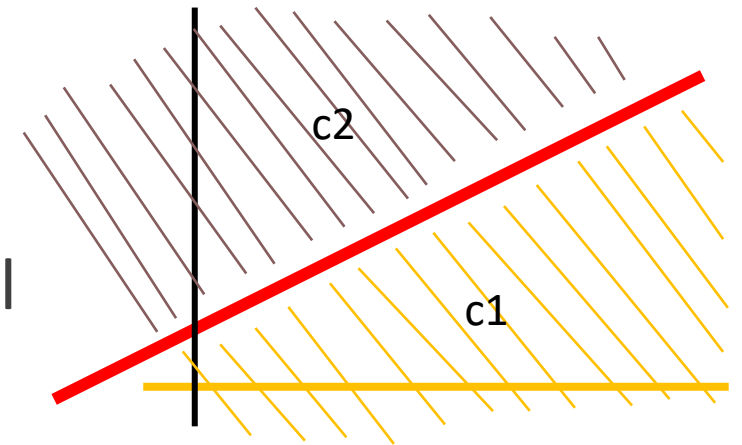
$$y \approx f(x) = Wx^T = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + w_4x_4$$

$$f = 80 + 0,9x_1 + 0,5x_2 + 3x_3 - 2x_4$$

Perceptrón simple / Regresión logística

- *Frank Rosenblatt, ~1957*
- Clasificación **binaria** (dos clases, 0 y 1).

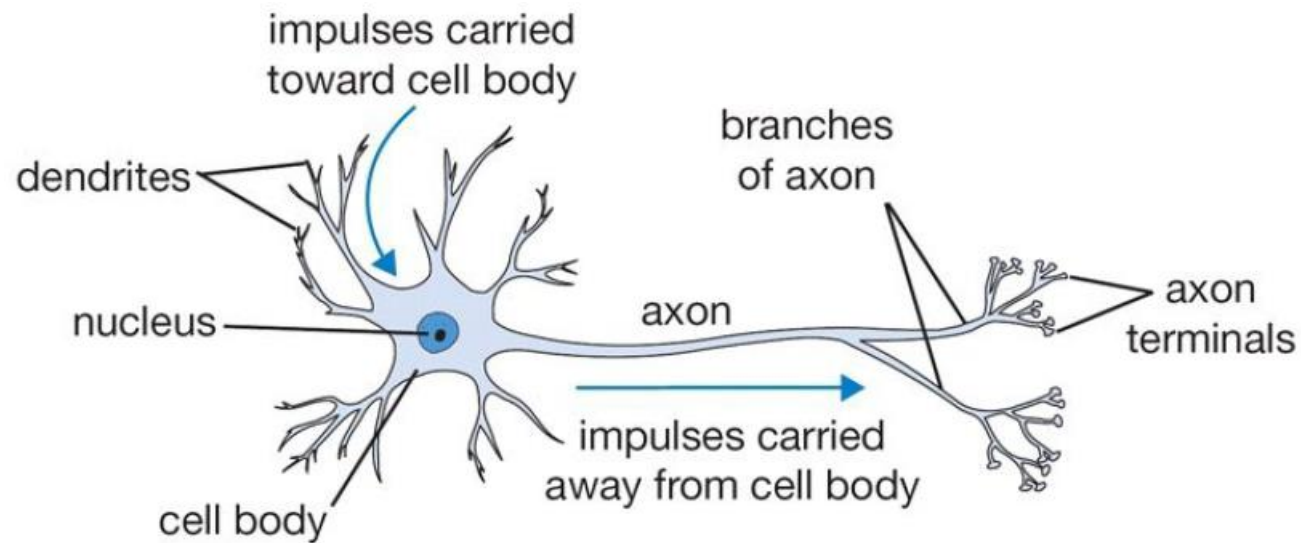
$$\bullet y \approx f(Wx^T + b) = \begin{cases} 1, & \text{si } Wx^T + b > \text{valor_umbral} \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases}$$



- Otras funciones de activación: sigmoide (regresión logística), signo, ...
- Si pensamos en 2 dimensiones, sería partir el plano mediante una recta.

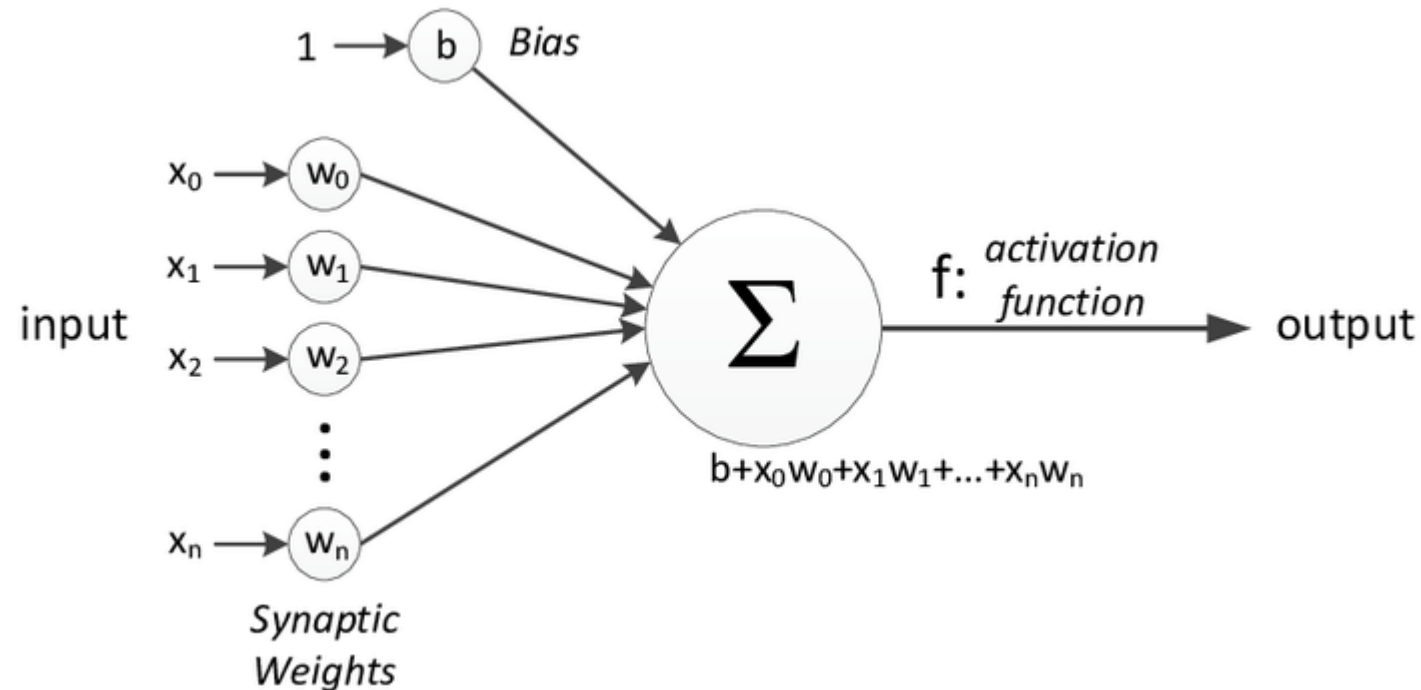
La neurona artificial

- **Neurona artificial**, 1943, McCulloch y Pitts



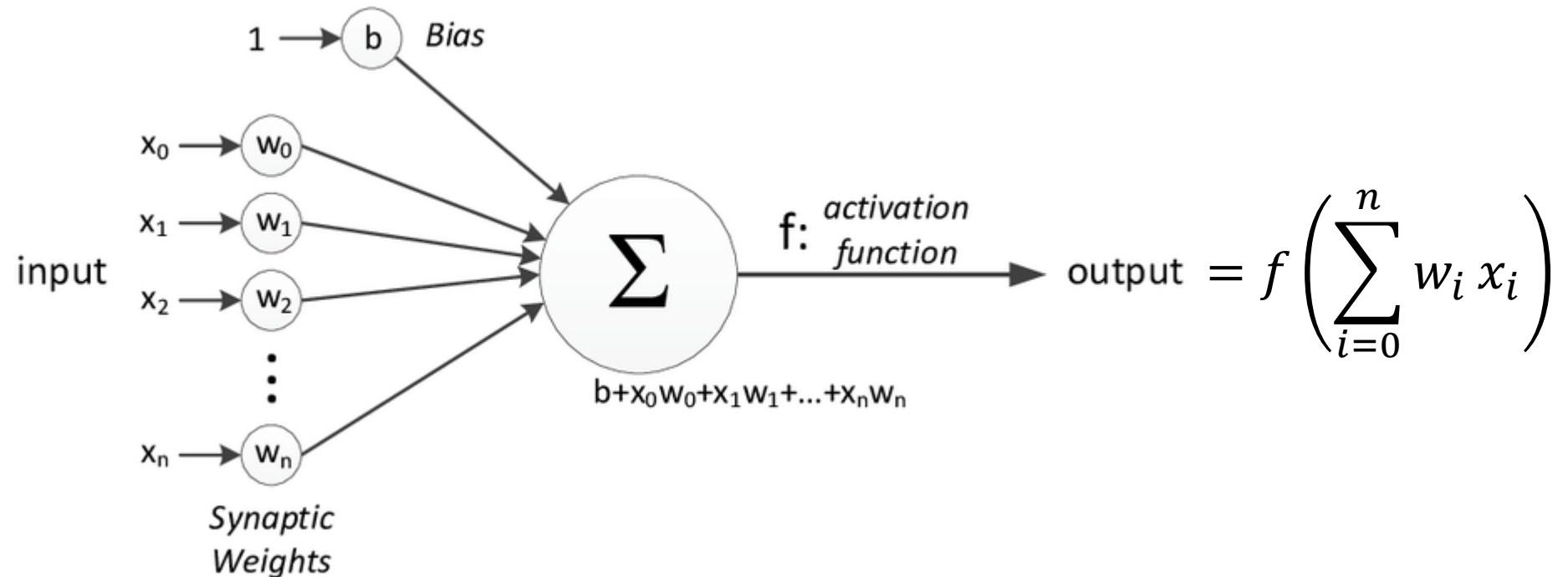
La neurona artificial

- **Neurona artificial**, 1943, McCulloch y Pitts



La neurona artificial

- **Neurona artificial**, 1943, McCulloch y Pitts



Redes multicapa

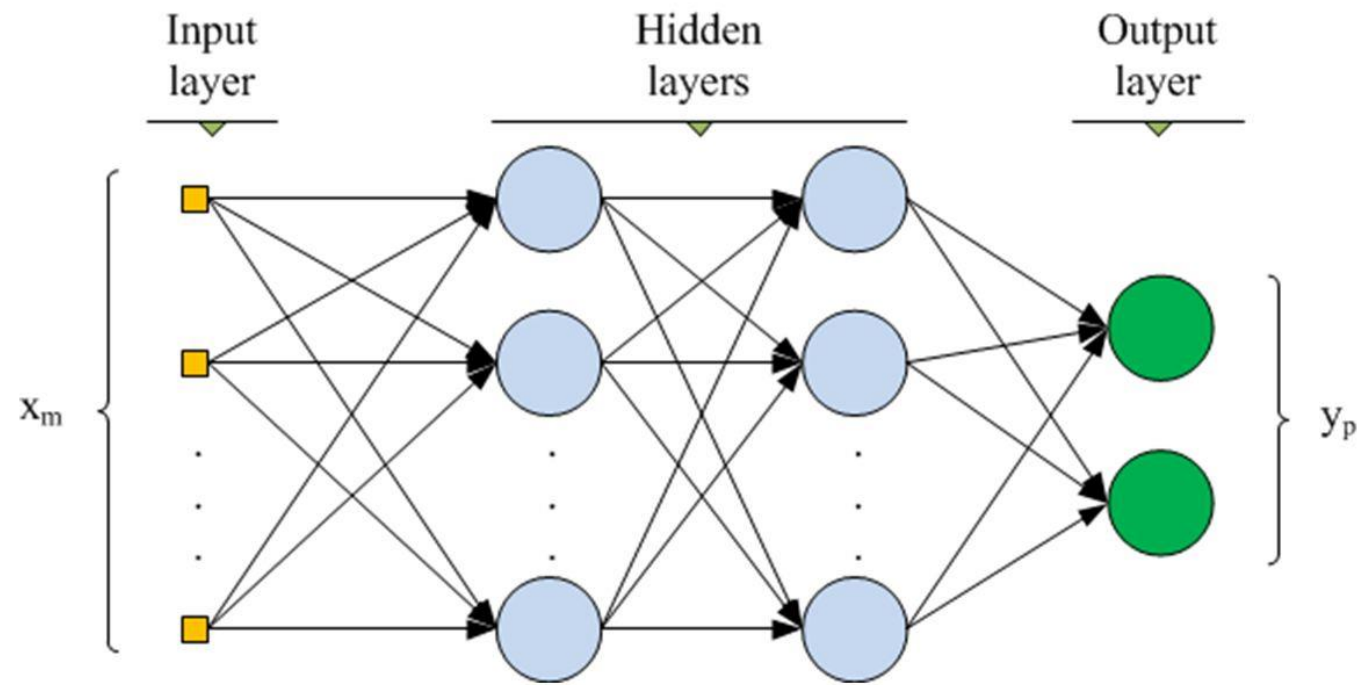
- Organizando **perceptrones simples en múltiples capas (MLP)**:

- Capa de **neuronas** de entrada
- Capa/s de **neuronas** ocultas
- Capa de **neuronas** de salida

- Cada neurona de una capa conectada con todas de la capa anterior (**fully connected**)

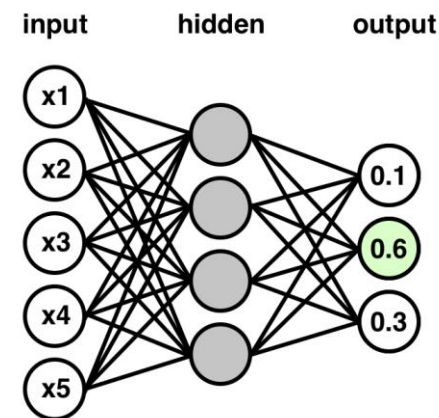
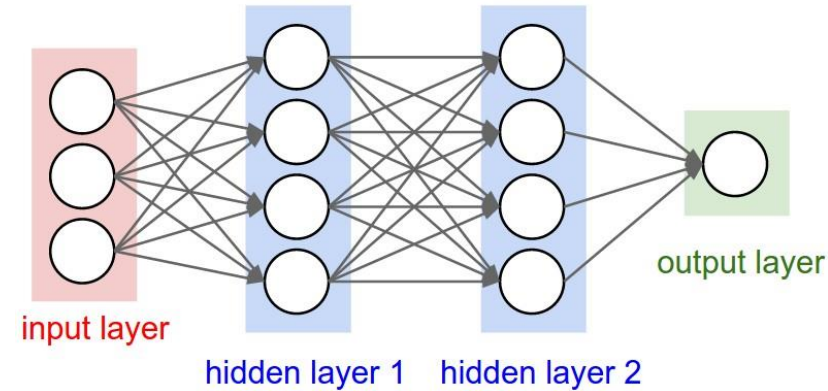
- Red **feed-forward**

- Capa de **entrada** sin pesos



Redes multicapa: capa de salida

- Clasificación **binaria**:
 - $K=2$ clases
 - Variable de salida es $y=0$ o 1
 - *1 unidad de salida*
- Clasificación **multiclase**:
 - $K \geq 3$ clases
 - K variables de salida: $y_1 \dots y_k$
 - *K unidades de salida*
 - Se considera la más alta
- **Regresión** lineal:
 - Tantas unidades como variables



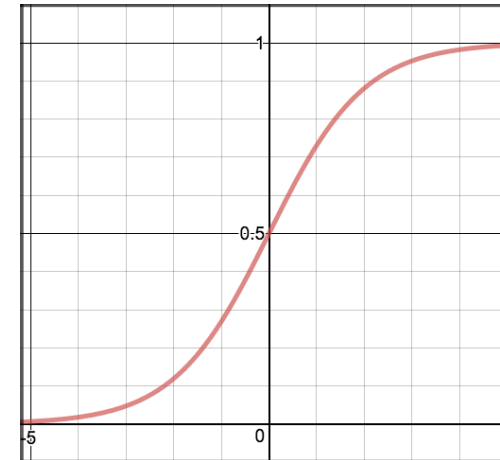
Funciones de activación: capa de salida

- **Regresión lineal:**

- Función **identidad**, o sin función de activación

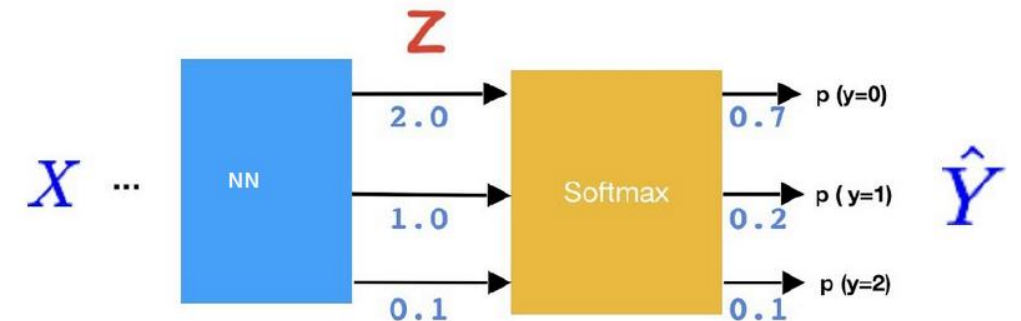
- **Clasificación binaria:**

- La función **sigmoide** o **logística**: $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$

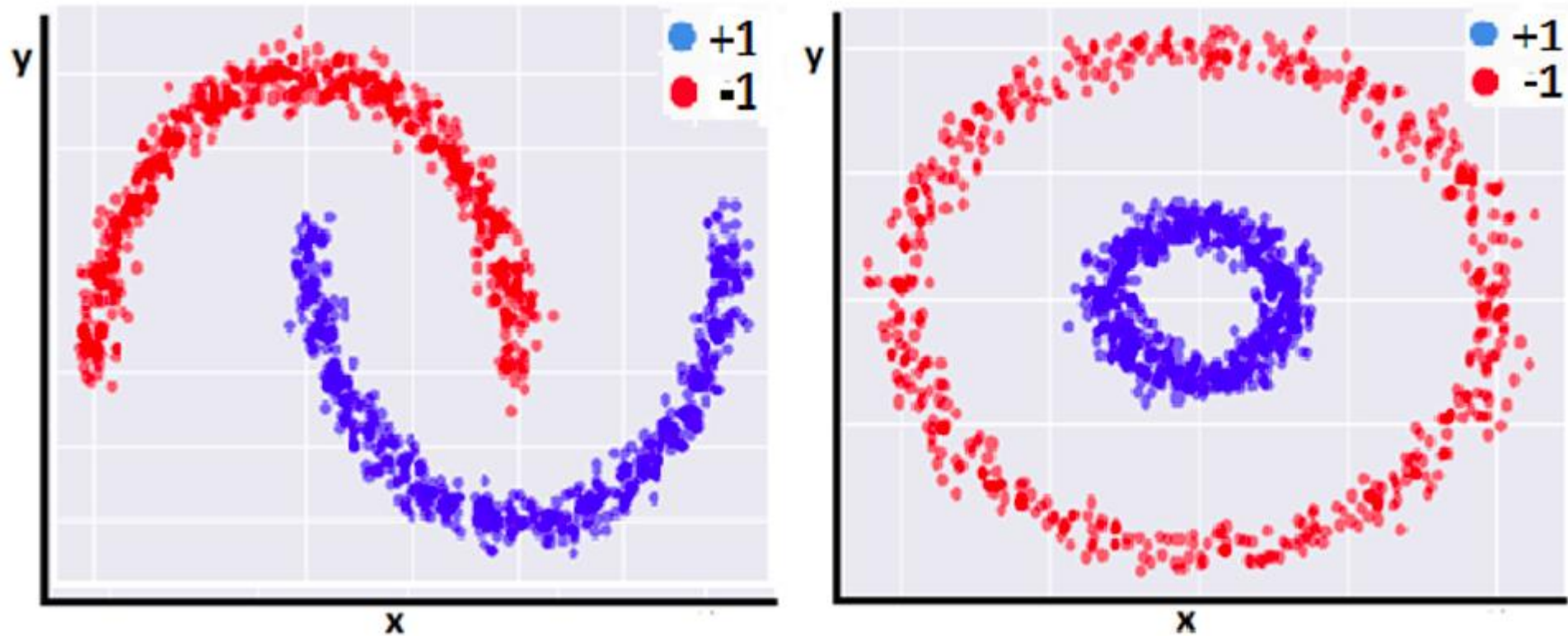


- **Clasificación multiclase:**

- La función **softmax**: $\sigma(z)_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^N e^{z_k}}$



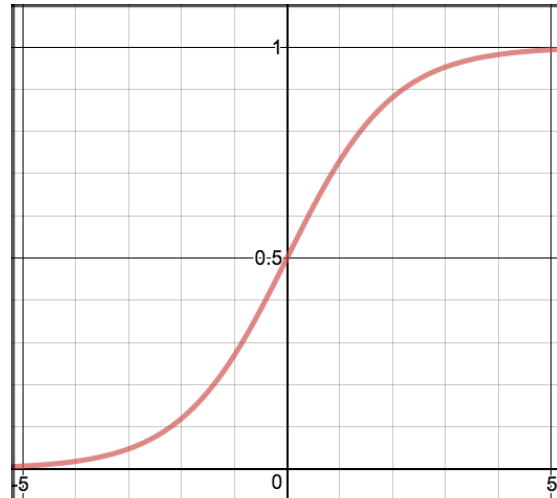
Funciones de activación: No linealidad



Funciones de activación: capas ocultas

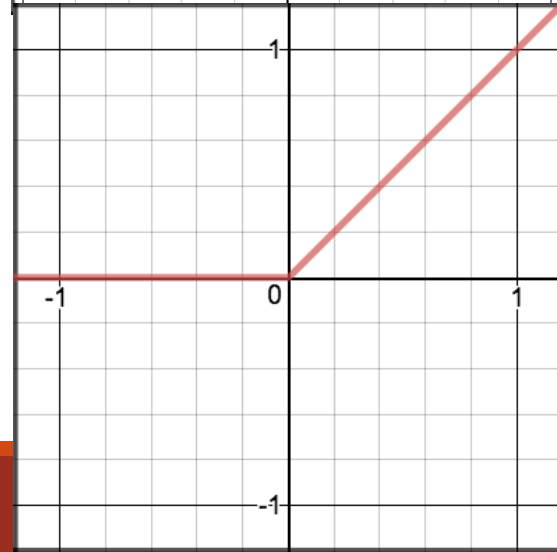
(No recomendada)

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



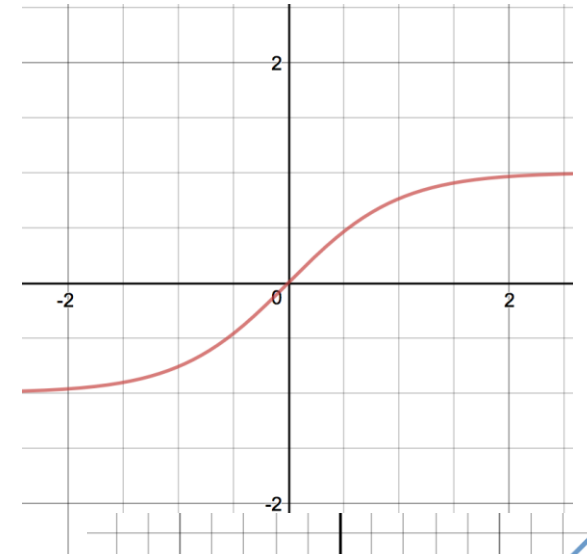
(La más usada)

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$$



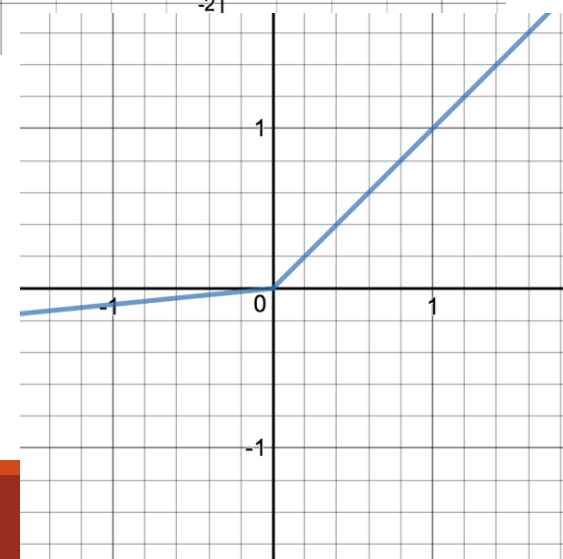
(Usada en GANs)

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$



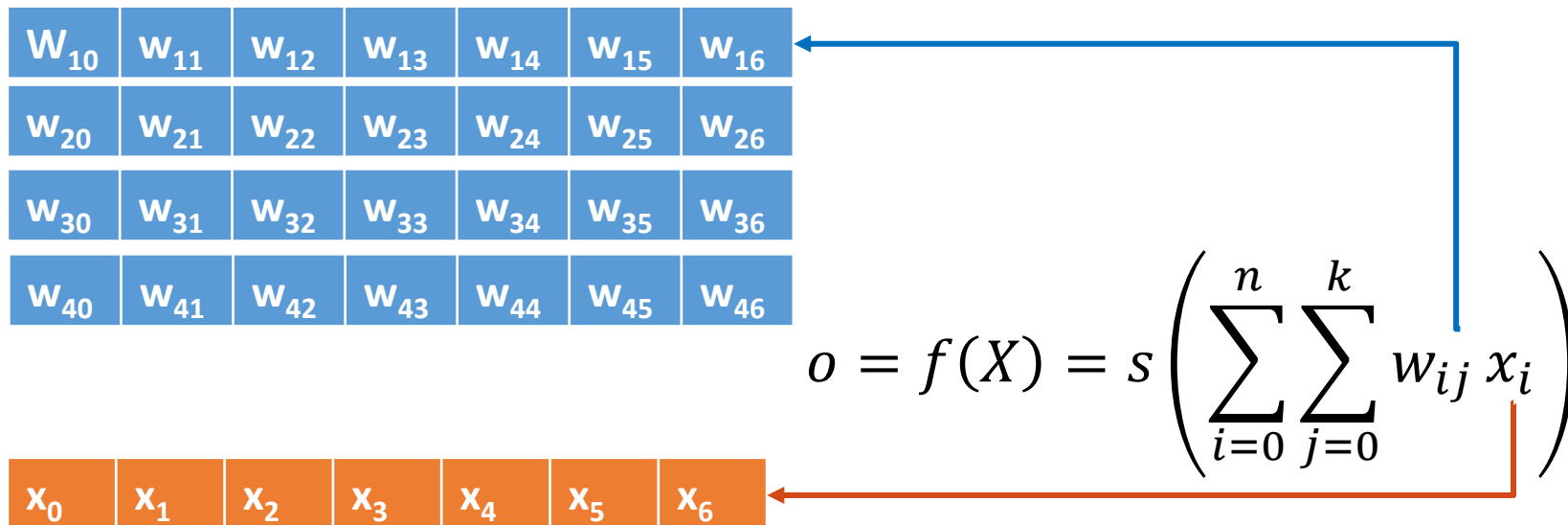
(Usada en GANs)

$$\text{LeakyReLU}(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ \alpha x, & x \leq 0 \end{cases}$$



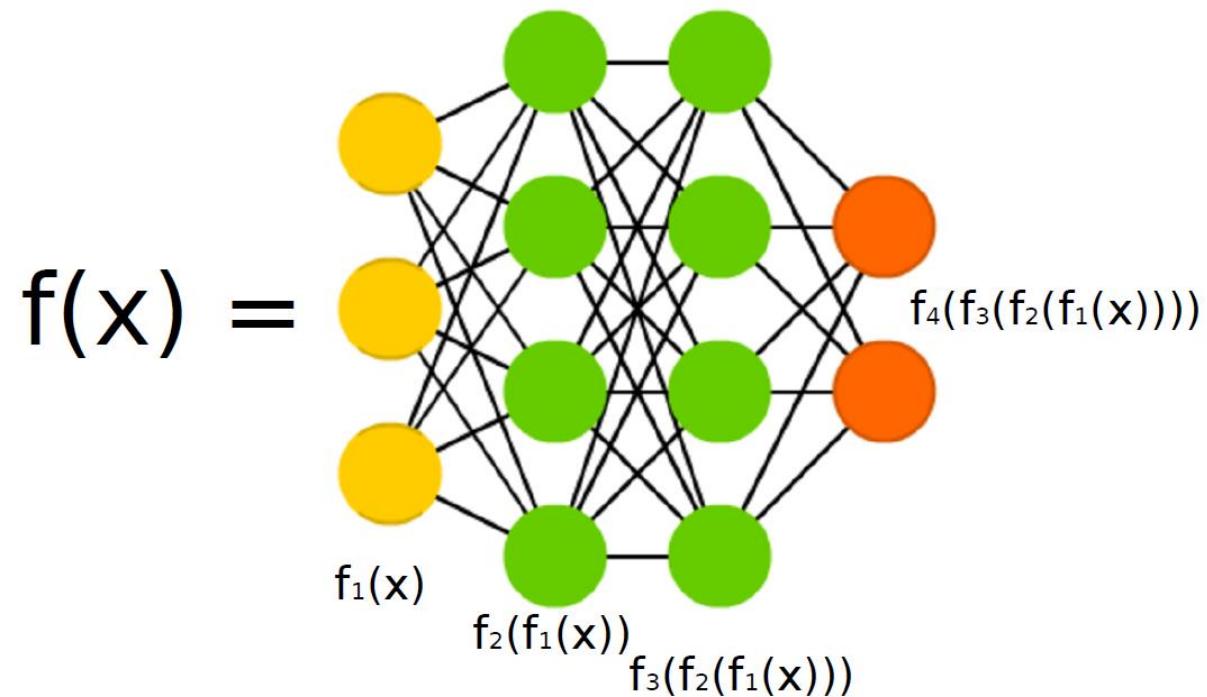
¿Cómo se implementan? Matrices

- Una capa oculta (con k neuronas) equivale a una función:



Interpretación de una red multicapa

Una red equivale a una **función** que está **compuesta** por funciones **f** (capas) hasta dar la salida **o**:



Índice

1. Motivación
2. Introducción al Machine Learning
3. Redes neuronales multicapa
4. Optimización de redes neuronales
5. Entornos software para Deep Learning
6. Nuestra primera red con Keras

Función de coste

- Necesitaremos ajustar los parámetros del modelo (pesos W) para que se comporte mejor con los datos.
- Por tanto, necesitamos **cuantificar** cuánto de “*buena*” es nuestra red para un ejemplo.
- Definiremos:
 - La **función de pérdida (loss)**: para un ejemplo
 - La **función de coste (cost)**: para un conjunto de ejemplos (dataset, batch)
 - La **función objetivo** a minimizar. La función de coste es una función objetivo.
- El nombre de estas funciones se suelen confundir

Función de coste

- En **regresión** lineal es **MSE** (error cuadrático medio):

$$J(W) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (f_W(x^i) - y^i)^2$$

- En regresión logística para **clasificación binaria (binary cross entropy)**:

$$J(W) = \frac{1}{m} \left(\sum_{i=1}^m y^i \log(f_W(x^i)) + (1 - y^i) \log(1 - f_W(x^i)) \right)$$

- En regresión logística para **clasificación multiclase (cross entropy)**:

$$J(W) = \frac{1}{m} \left(\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^K y_k^i \log(f_W^k(x^i)) + (1 - y_k^i) \log(1 - f_W^k(x^i)) \right)$$

Función de coste

- En **regresión** lineal es **MSE** (error cuadrático medio):

$$J(W) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (f_W(x^i) - y^i)^2$$

- En regresión logística para **clasificación binaria (binary cross entropy)**:

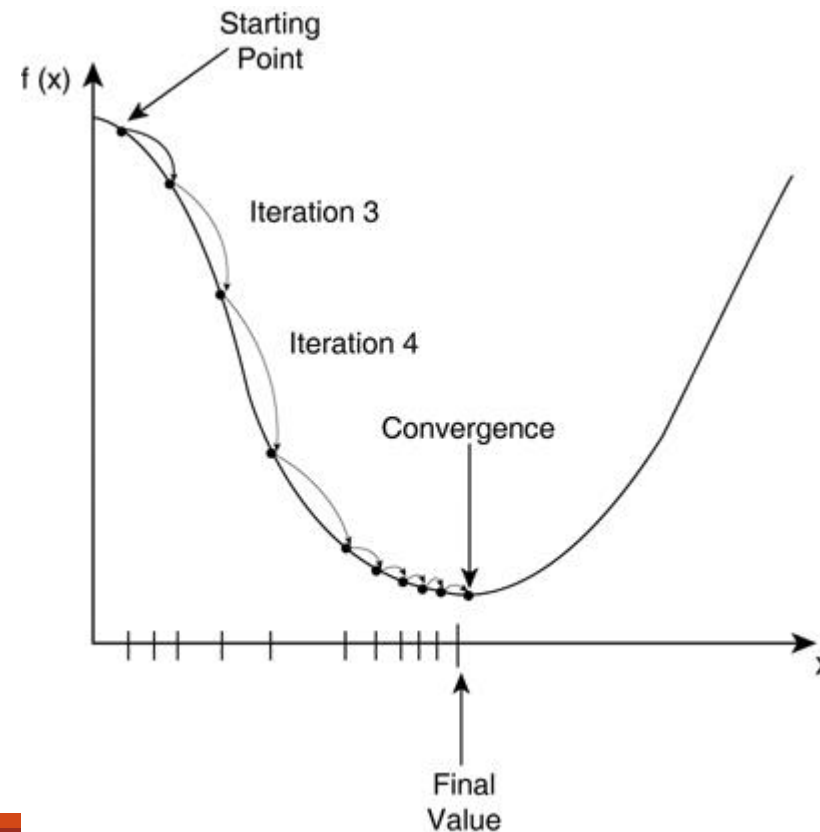
$$J(W) = \frac{1}{m} \left(\sum_{i=1}^m y^i \log(f_W(x^i)) + (1 - y^i) \log(1 - f_W(x^i)) \right)$$

- En regresión logística para **clasificación multiclase (cross entropy)**:

$$J(W) = \frac{1}{m} \left(\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^K y_k^i \log(f_W^k(x^i)) + (1 - y_k^i) \log(1 - f_W^k(x^i)) \right)$$

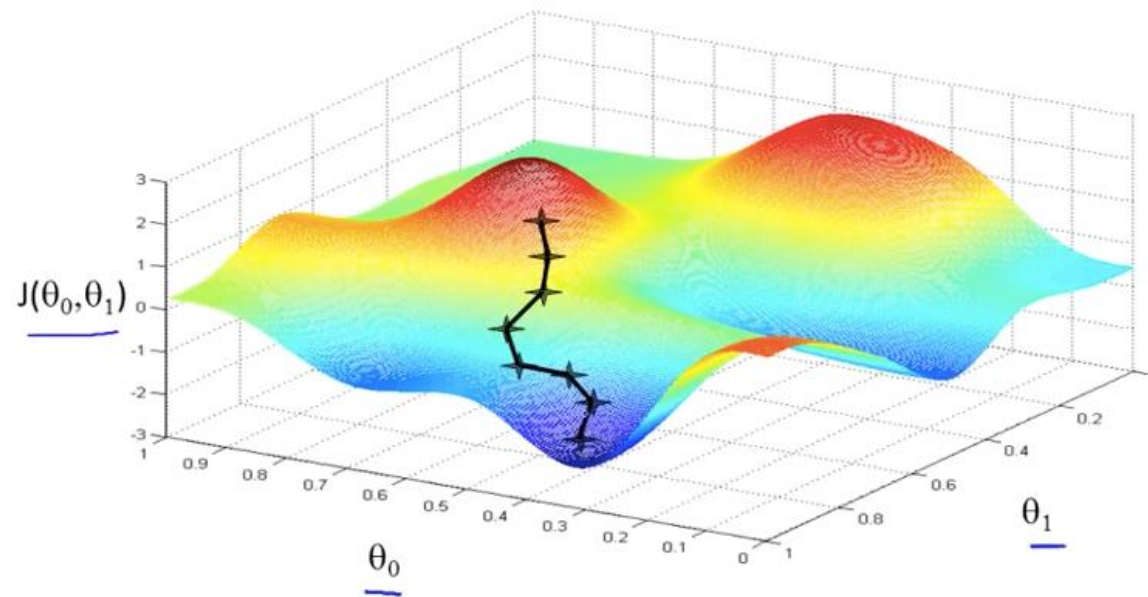
Descenso por gradiente

Buscar el mínimo posible de la función de coste, es decir $\min_W J(W)$



Descenso por gradiente

Buscar el mínimo posible de la función de coste, es decir $\min_W J(W)$



Descenso por gradiente

Buscar el mínimo posible de la función de coste, es decir $\min_W J(W)$



Descenso por gradiente

Buscar el mínimo posible de la función de coste, es decir $\min_W J(W)$



Descenso por gradiente

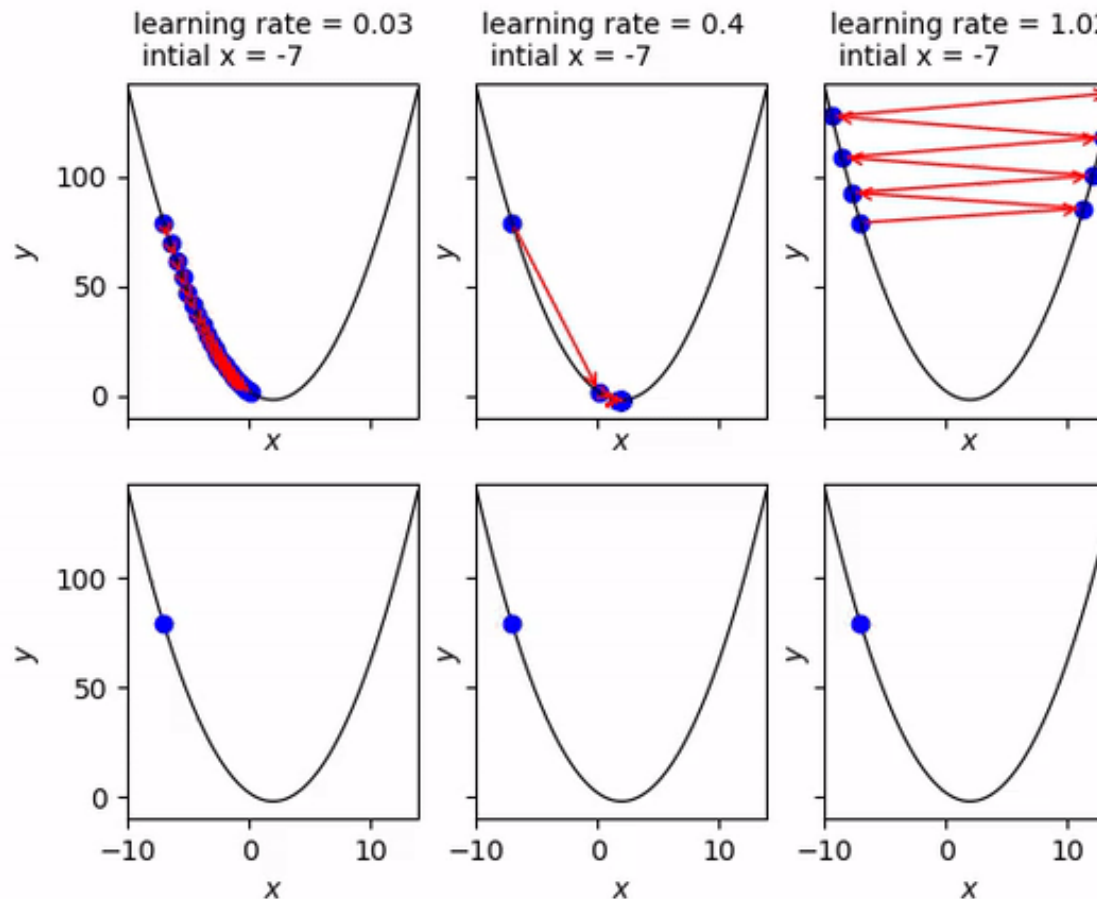
Descenso por gradiente

- Seguir el **gradiente** en negativo (la mayor pendiente)
- Es decir:
 - calculamos el valor de la función de coste
 - calculamos la derivada de la función de coste
 - actualizamos cada parámetro w_j respecto a la derivada y la entrada:

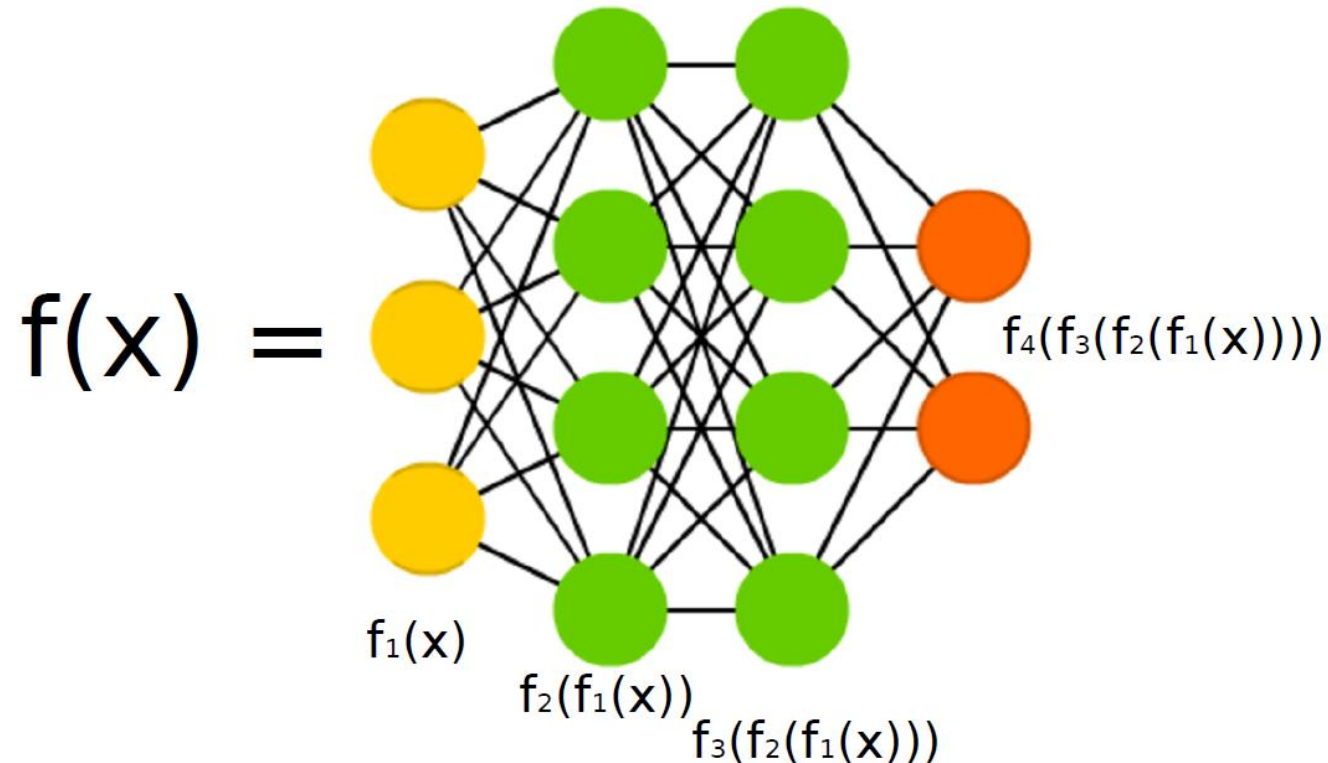
$$w_j = w_j - \alpha \frac{d}{dw_j} J(W)$$
$$w_j = w_j - \alpha \sum_{i=1}^m (f_W(x^i) - y^i) f'_W(x^i) x_j^i$$

Descenso por gradiente

- α es el factor de aprendizaje (un *hiperparámetro*). Hay que ajustarlo bien:



En redes multicapa: regla de la cadena



$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\partial f_4}{\partial x}$$

$$\frac{\partial f_4}{\partial x} = \frac{\partial f_4}{\partial f_3} \frac{\partial f_3}{\partial x}$$

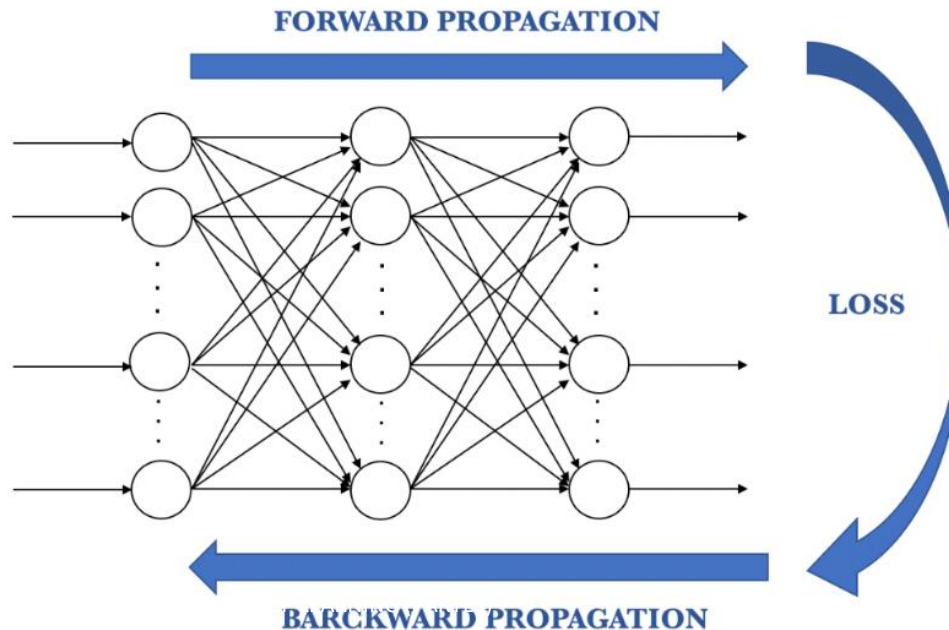
$$\frac{\partial f_4}{\partial x} = \frac{\partial f_4}{\partial f_3} \frac{\partial f_3}{\partial f_2} \frac{\partial f_2}{\partial x}$$

$$\frac{\partial f_4}{\partial x} = \frac{\partial f_4}{\partial f_3} \frac{\partial f_3}{\partial f_2} \frac{\partial f_2}{\partial f_1} \frac{\partial f_1}{\partial x}$$

Retropropagación

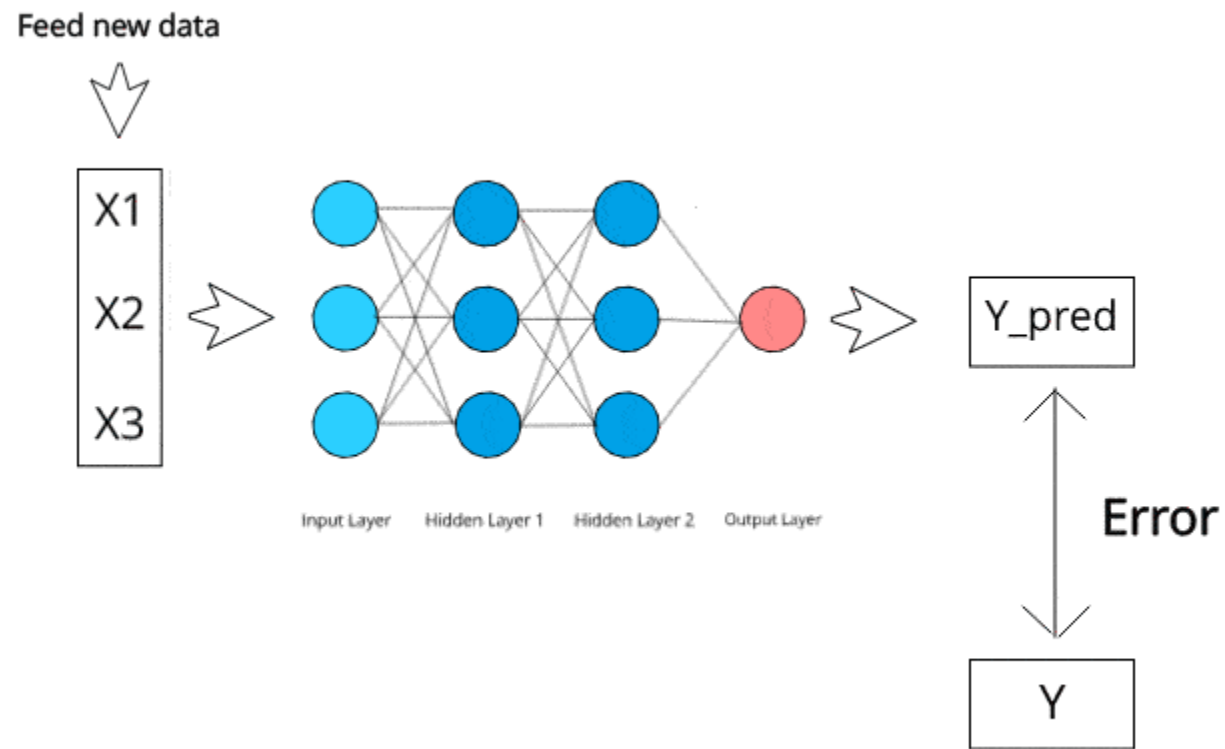
<https://www.kdnuggets.com/2019/10/introduction-artificial-neural-networks.html>

- Para entrenar una red, hacemos una iteración (**época**) sobre el dataset:
 1. Pasarle una serie de ejemplos y calcular sus salidas
 2. Calcular el valor de la función de coste
 3. Calcular los errores y los gradientes en la capa de salida
 4. Propagar los errores y gradientes hacia atrás (la capa de entrada)
 5. Actualizar los pesos de la red



Retropropagación

<https://www.kdnuggets.com/2019/10/introduction-artificial-neural-networks.html>



Retropropagación: Grafo de computación

Veamos un ejemplo: $f(x, y, z) = (x + y)z$

Sean $x=-2$, $y=5$, $z=-4$

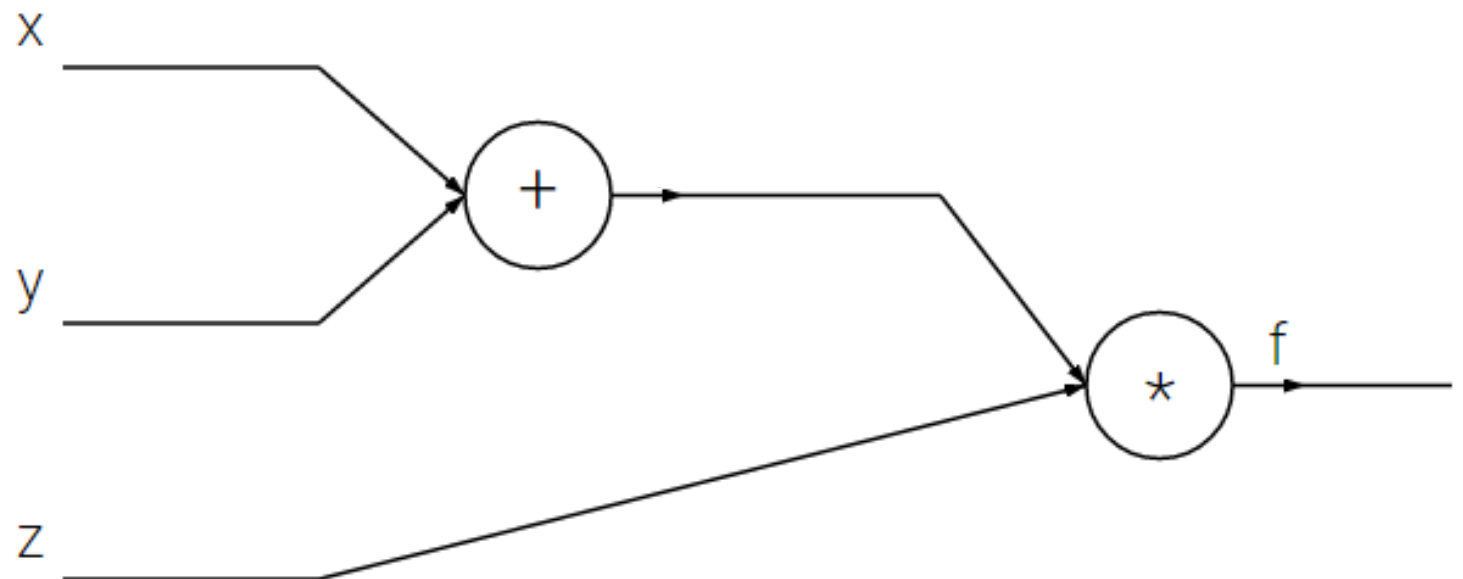
Sea $q = (x + y)$

Por tanto, $f = qz$

$$\frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$\frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

Buscamos: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



Retropropagación: Grafo de computación

Veamos un ejemplo: $f(x, y, z) = (x + y)z$

Sean $x=-2$, $y=5$, $z=-4$

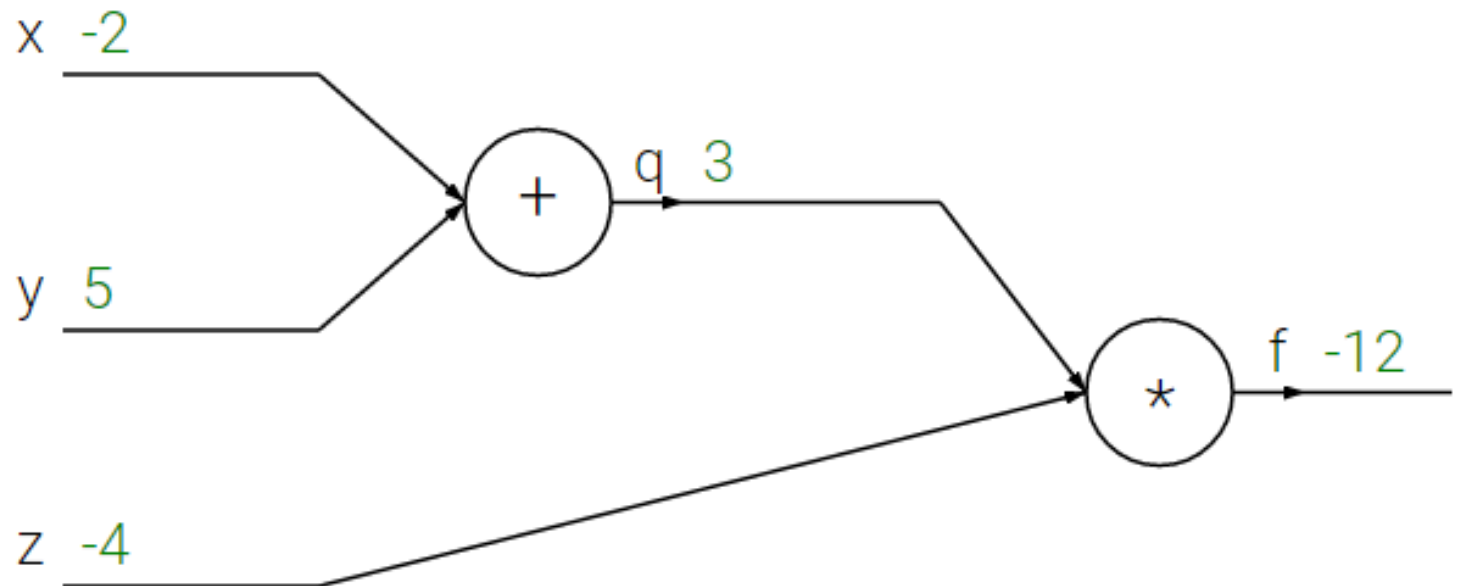
Sea $q = (x + y)$

Por tanto, $f = qz$

$$\frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$\frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

Buscamos: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



Retropropagación: Grafo de computación

Veamos un ejemplo: $f(x, y, z) = (x + y)z$

Sean $x=-2$, $y=5$, $z=-4$

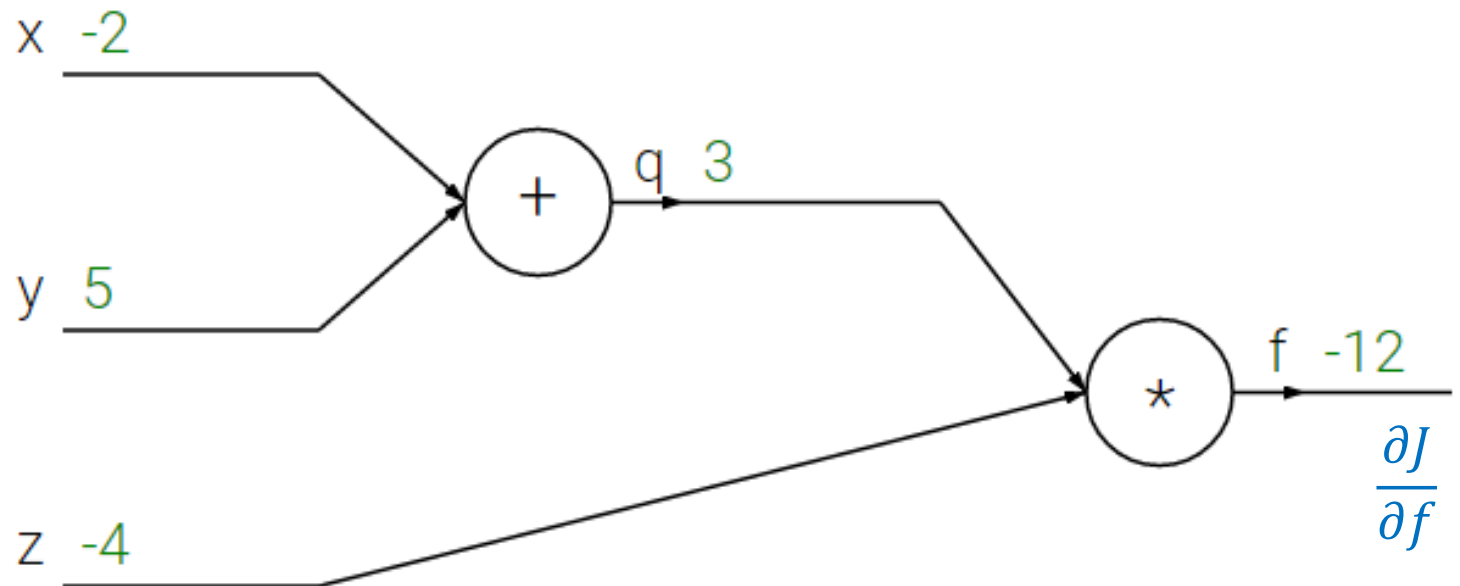
Sea $q = (x + y)$

Por tanto, $f = qz$

$$\frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$\frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

Buscamos: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



Retropropagación: Grafo de computación

Veamos un ejemplo: $f(x, y, z) = (x + y)z$

Sean $x=-2$, $y=5$, $z=-4$

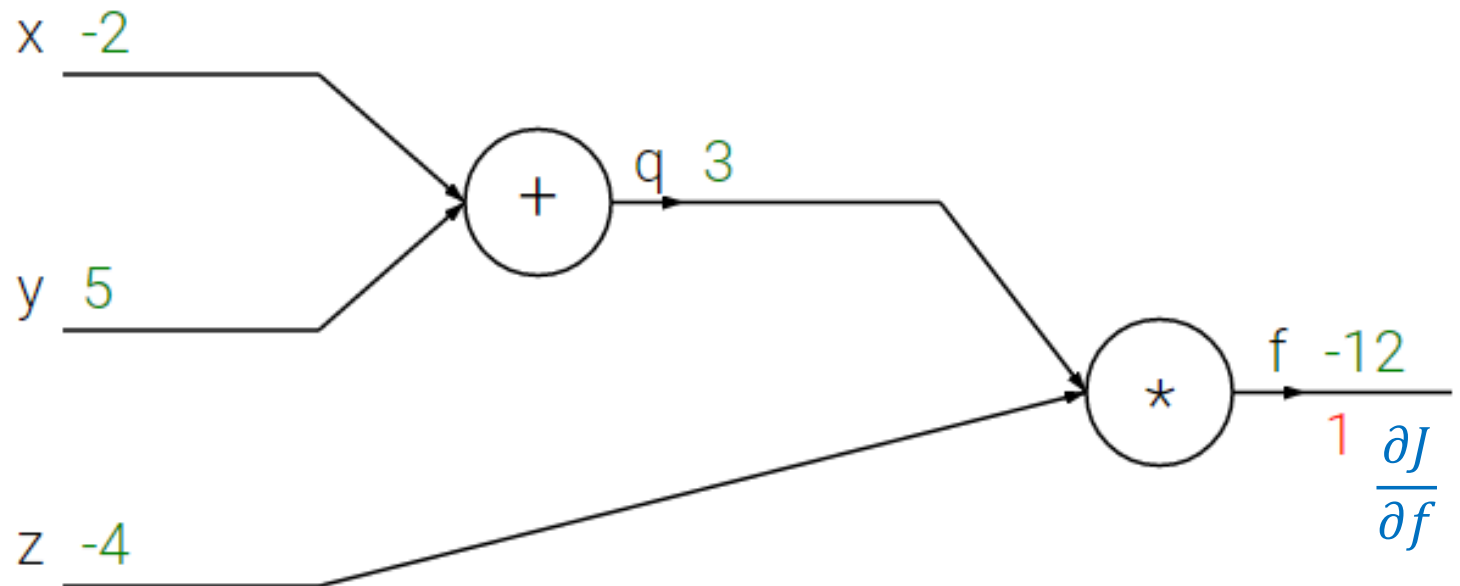
Sea $q = (x + y)$

Por tanto, $f = qz$

$$\frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$\frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

Buscamos: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



Retropropagación: Grafo de computación

Veamos un ejemplo: $f(x, y, z) = (x + y)z$

Sean $x=-2$, $y=5$, $z=-4$

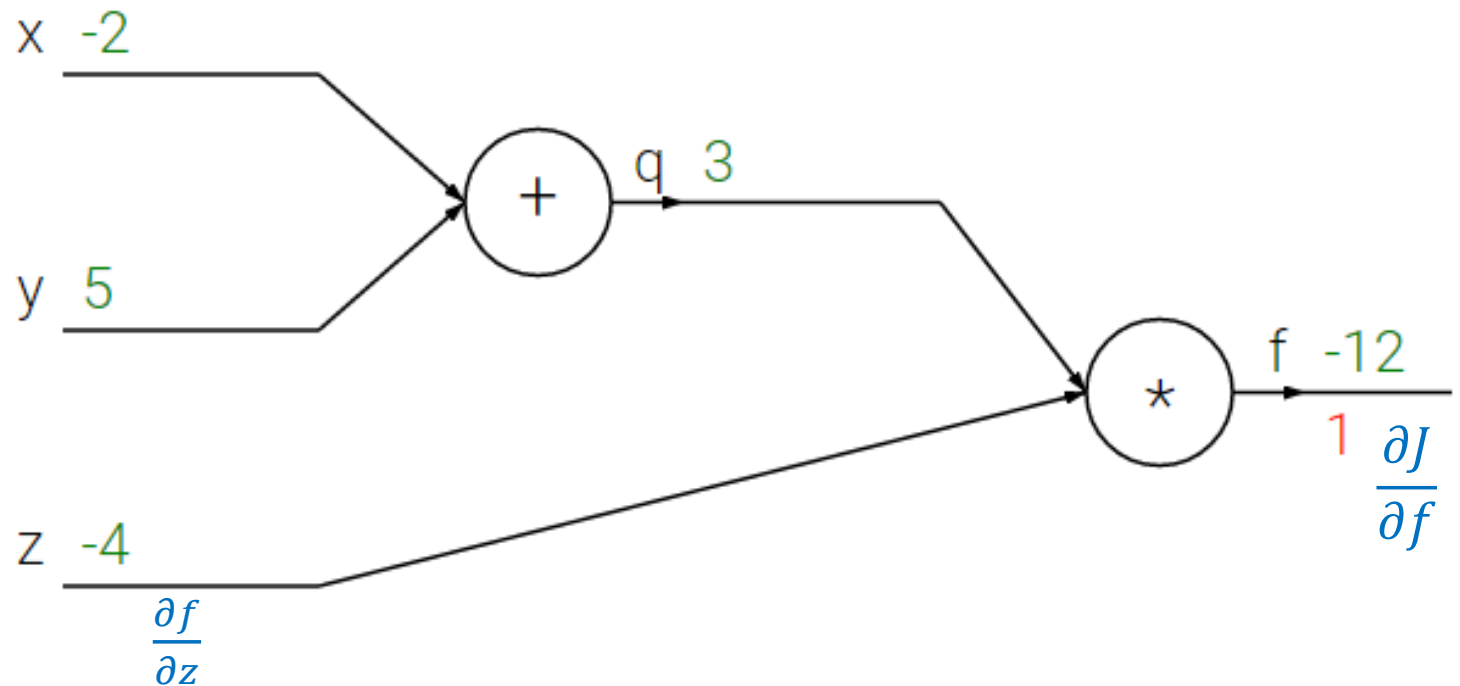
Sea $q = (x + y)$

Por tanto, $f = qz$

$$\frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$\frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

Buscamos: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



Retropropagación: Grafo de computación

Veamos un ejemplo: $f(x, y, z) = (x + y)z$

Sean $x=-2$, $y=5$, $z=-4$

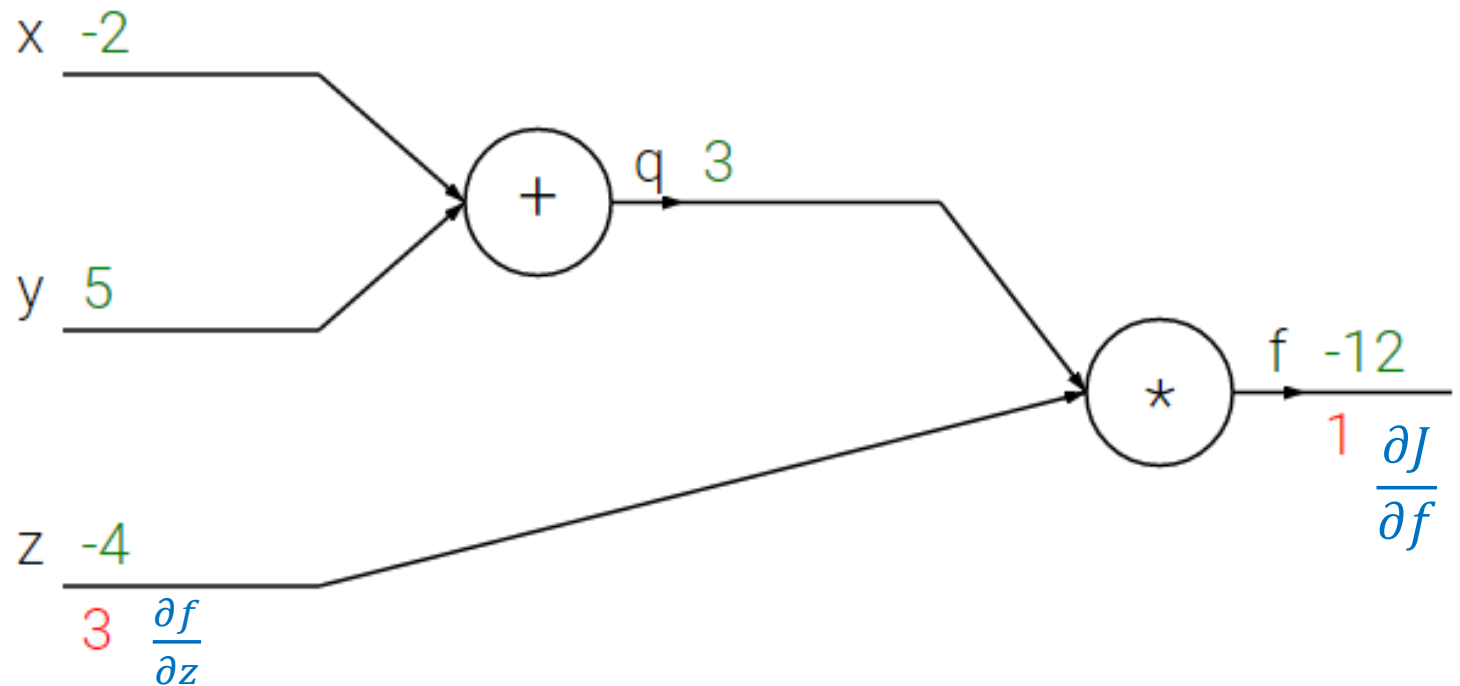
Sea $q = (x + y)$

Por tanto, $f = qz$

$$\frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$\frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

Buscamos: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



Retropropagación: Grafo de computación

Veamos un ejemplo: $f(x, y, z) = (x + y)z$

Sean $x=-2$, $y=5$, $z=-4$

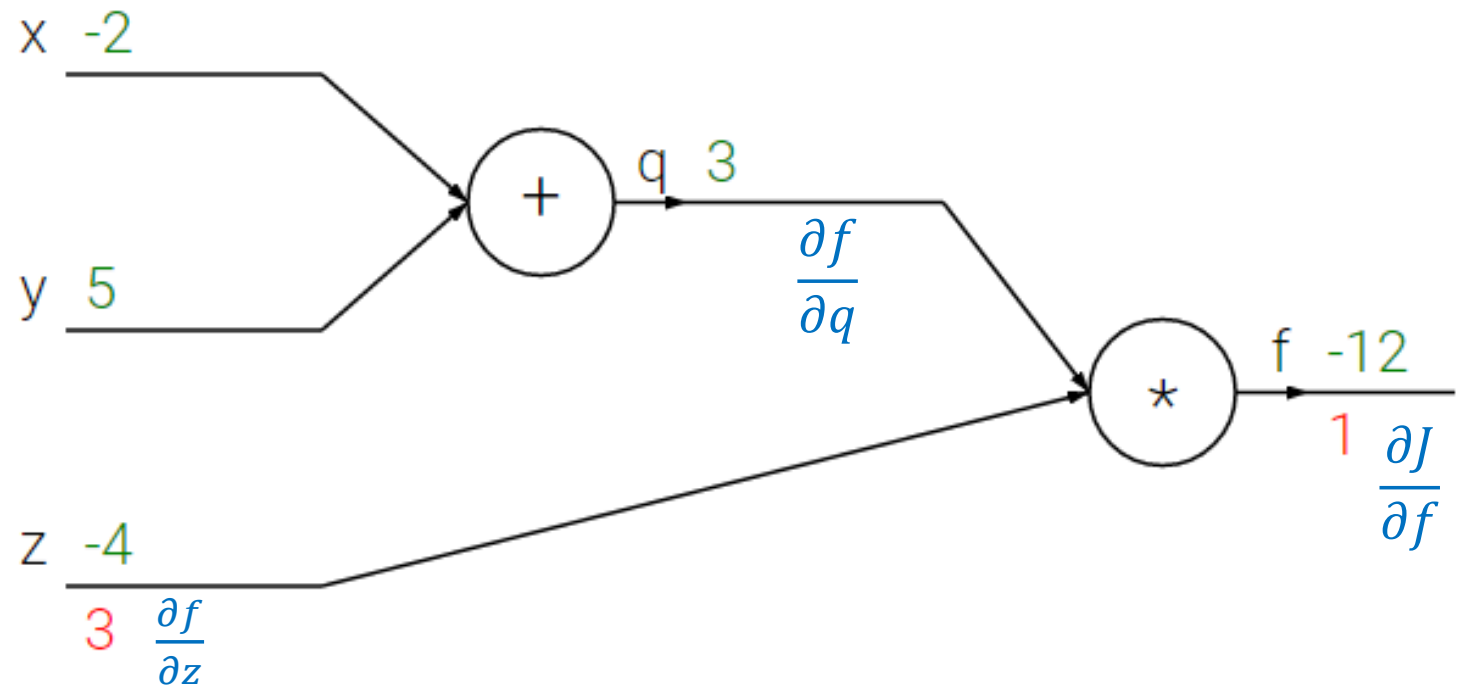
Sea $q = (x + y)$

Por tanto, $f = qz$

$$\frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$\frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

Buscamos: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



Retropropagación: Grafo de computación

Veamos un ejemplo: $f(x, y, z) = (x + y)z$

Sean $x=-2$, $y=5$, $z=-4$

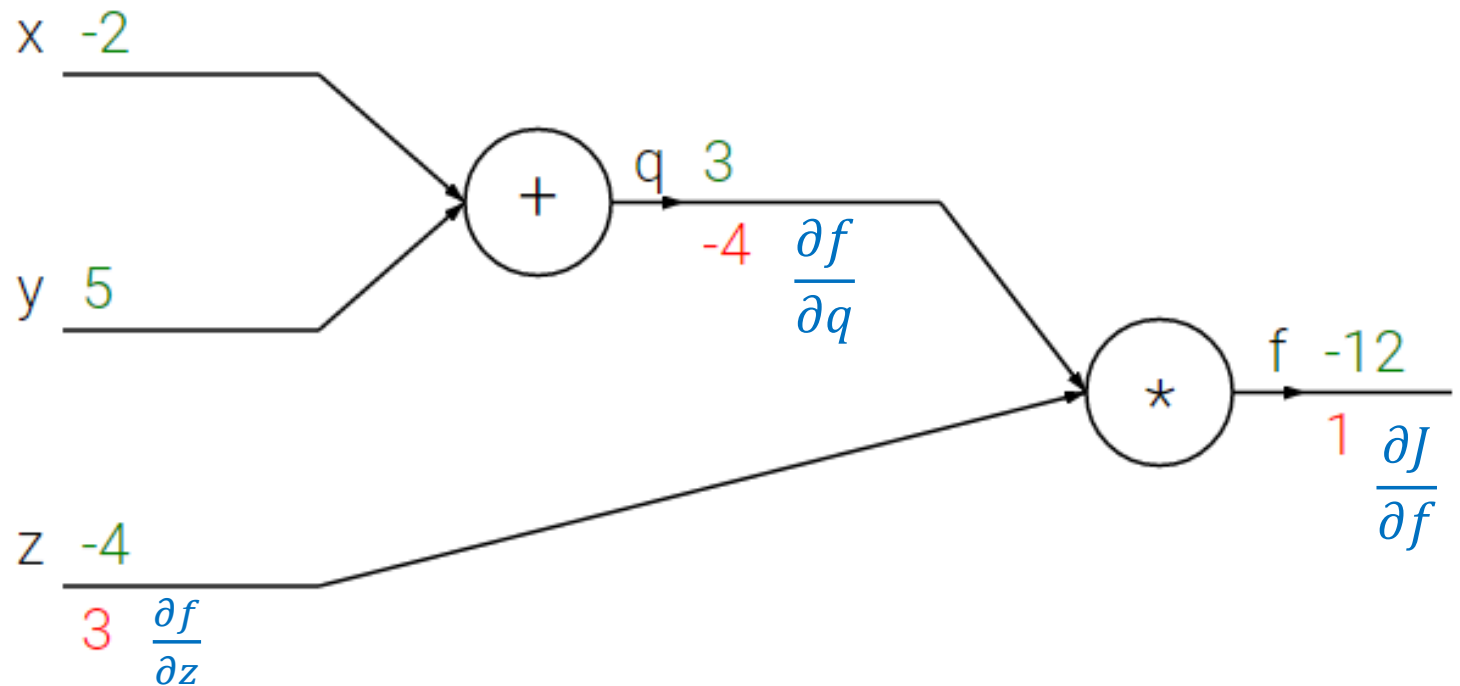
Sea $q = (x + y)$

Por tanto, $f = qz$

$$\frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$\frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

Buscamos: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



Retropropagación: Grafo de computación

Veamos un ejemplo: $f(x, y, z) = (x + y)z$

Sean $x=-2$, $y=5$, $z=-4$

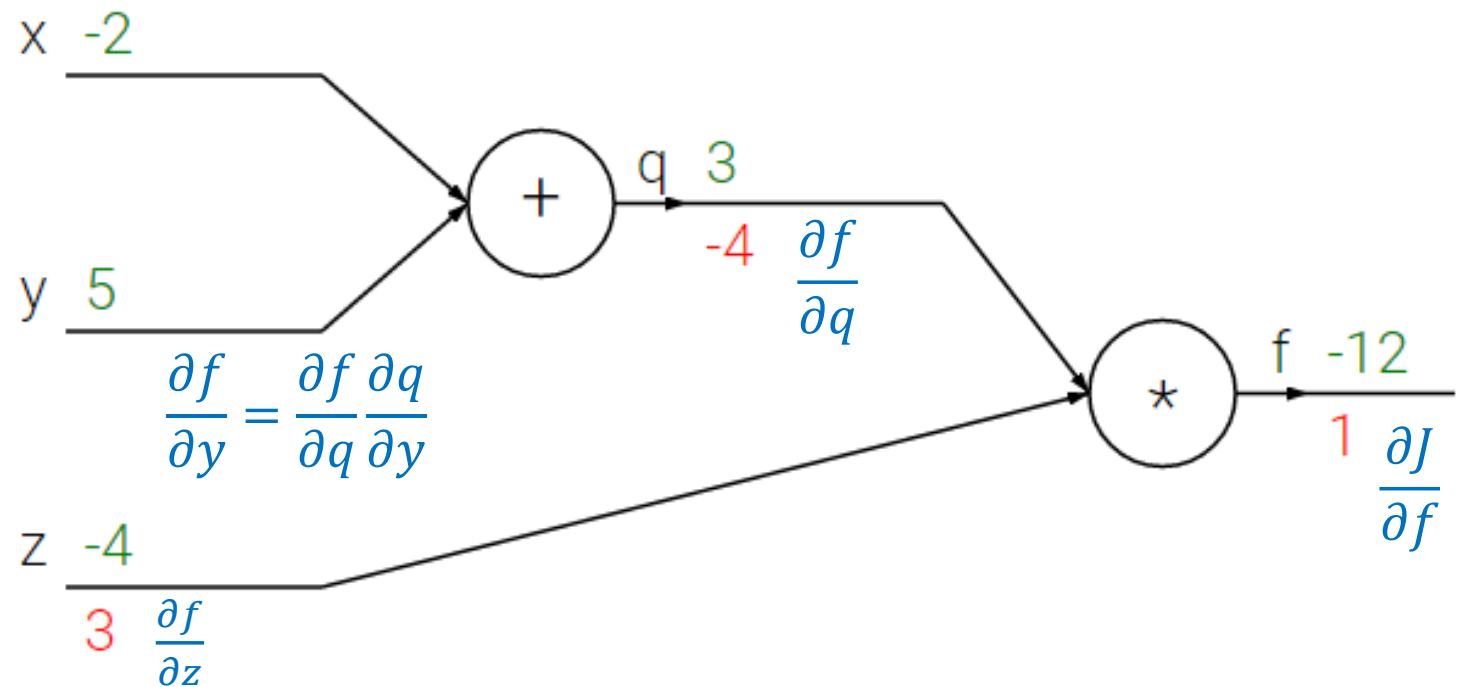
Sea $q = (x + y)$

Por tanto, $f = qz$

$$\frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$\frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

Buscamos: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



Retropropagación: Grafo de computación

Veamos un ejemplo: $f(x, y, z) = (x + y)z$

Sean $x=-2$, $y=5$, $z=-4$

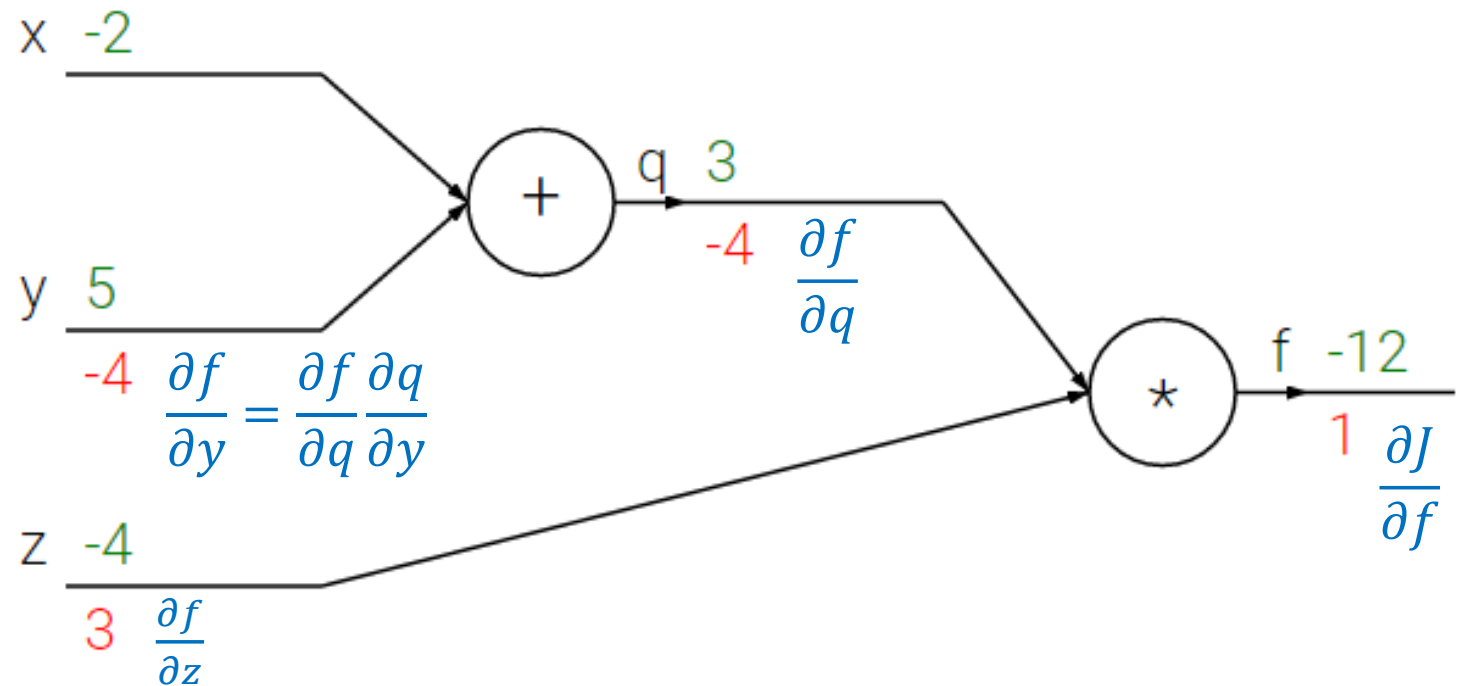
Sea $q = (x + y)$

Por tanto, $f = qz$

$$\frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$\frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

Buscamos: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



Retropropagación: Grafo de computación

Veamos un ejemplo: $f(x, y, z) = (x + y)z$

Sean $x=-2$, $y=5$, $z=-4$

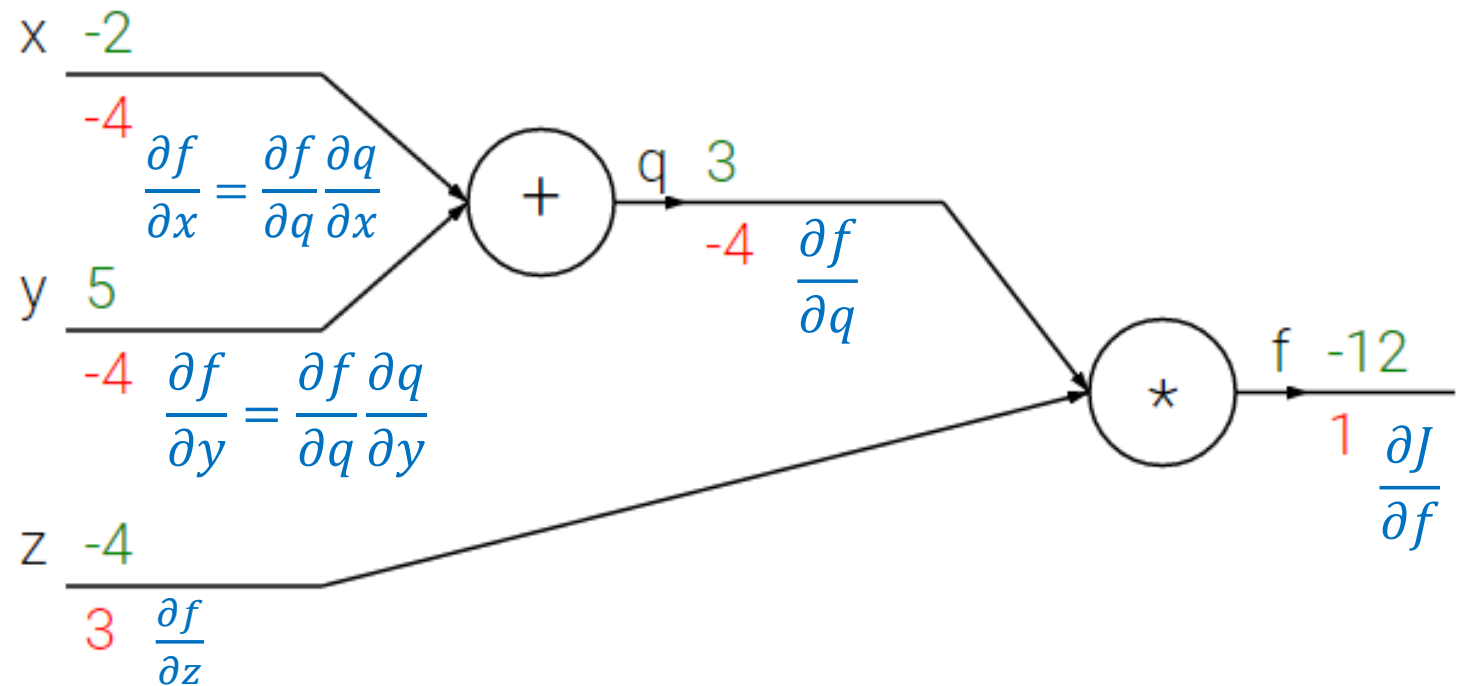
Sea $q = (x + y)$

Por tanto, $f = qz$

$$\frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$$

$$\frac{\partial f}{\partial q} = z, \frac{\partial f}{\partial z} = q$$

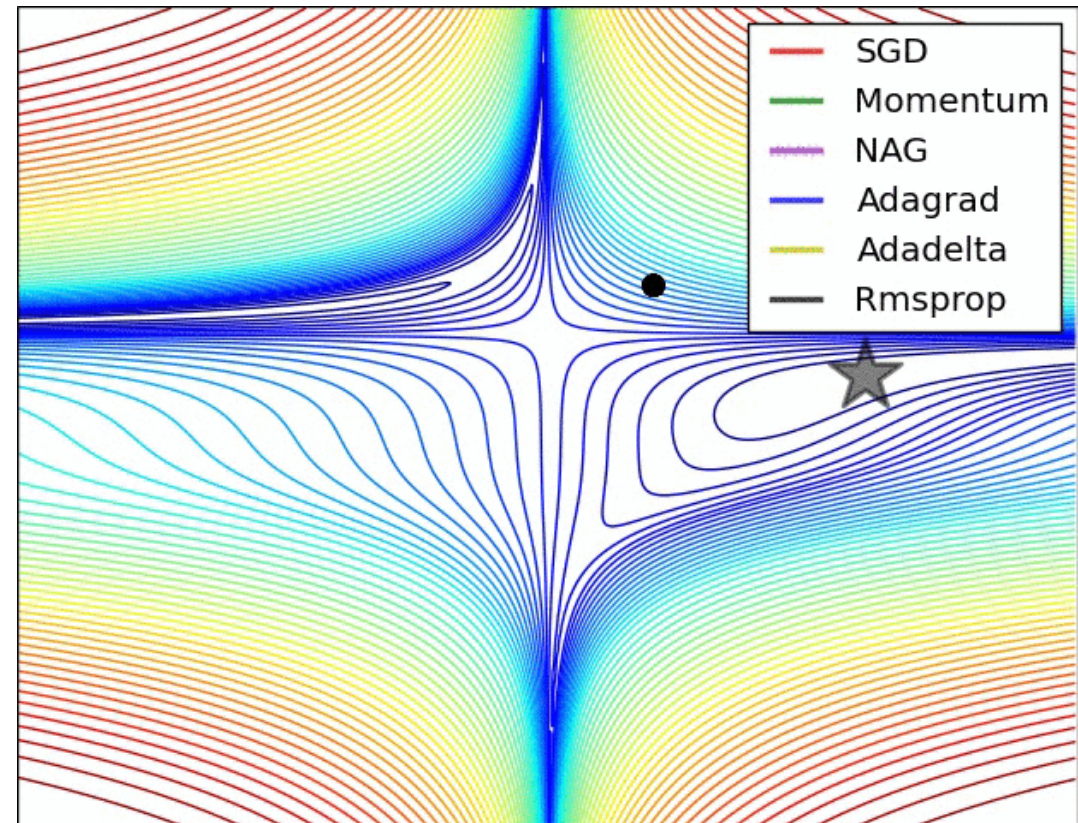
Buscamos: $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z}$



Descenso por gradiente: métodos

<http://cs231n.github.io/neural-networks-3/>

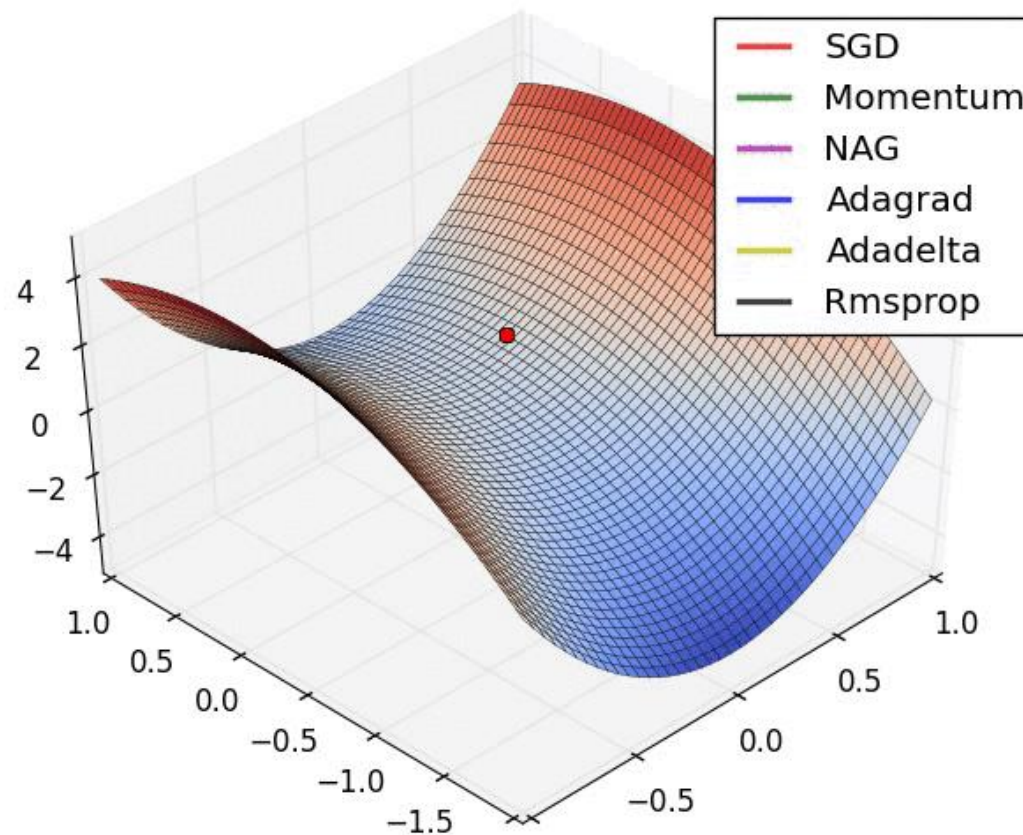
- Métodos varían según actualización de parámetros
- Uso de mini-batch (**batch**)
- Variantes:
 - SGD (Stochastic Gradient Descent)
 - SGD con Momentum
 - NAG
 - Adagrad
 - Adadelata
 - Rmsprop
 - **Adam**



Descenso por gradiente: métodos

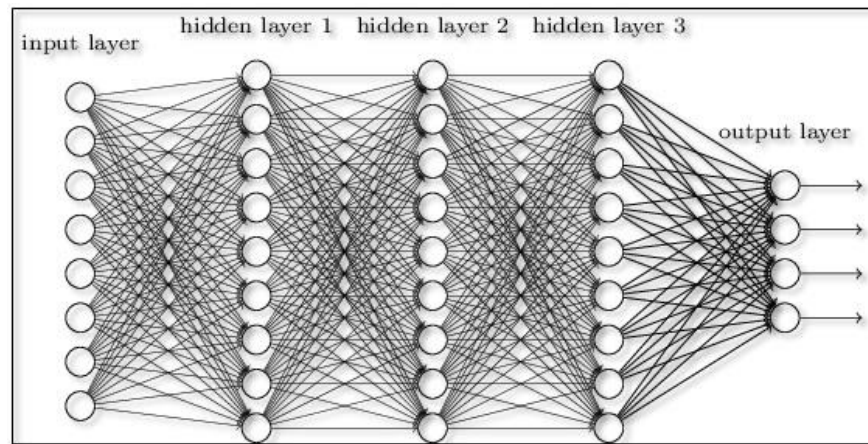
<http://cs231n.github.io/neural-networks-3/>

- Métodos varían según actualización de parámetros
- Uso de mini-batch (**batch**)
- **Adam**



En resumen

- Las **redes neuronales** son **modelos** que se construyen para hacer **predicciones** sobre **datos**.
- Se pueden implementar mediante **grafos de computación** y **matrices**.
- Si los nodos del grafo de computación son funciones **derivables**, entonces podemos **optimizarlo** mediante el **descenso del gradiente**.
- Para ello, hay que tener un buen **dataset** y aplicar un proceso **iterativo** hasta encontrar un buen resultado donde el modelo vaya minimizando el error cometido cuando hace predicciones sobre los datos.



Demo

Comprobemos la potencia representacional de una red con <https://playground.tensorflow.org>

Índice

1. Motivación
2. Introducción al Machine Learning
3. Redes neuronales multicapa
4. Optimización de redes neuronales
5. Entornos software para Deep Learning
6. Nuestra primera red con Keras

Niveles de programación

- **Programación a nivel 0:**

- Podemos elegir el lenguaje de nuestra elección, una buena tarde e implementar los conceptos.
- ¿Qué pasa si quiero cambiar la arquitectura de la red? Si no lo he hecho bien, tendría que re-programarla desde cero, sobre todo para ajustar la propagación del gradiente.

```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from scipy.special import expit

def sigmoid(eval):
    return expit(eval)

def Neural_Training(Y01, Labels01, eta, Epochs):

    d, samplenumb = Y01.shape

    # Random [-1,1] init from Haykin
    WIH = 2*np.mat(np.random.rand(2*d,d)) - 1.0
    WHO = 2*np.mat(np.random.rand(1,2*d)) - 1.0
    diff1 = Labels01.astype(np.float64)

    for i in xrange(1, Epochs):

        #Get the input to the output layer
        y_j_temp = sigmoid(WIH*Y01)
        netk = WHO*y_j_temp
        zk = sigmoid(netk)

        # Creating Delta Wk
        diff1 = diff1 - zk
        tDeltaWk = eta*np.multiply(diff1, np.multiply(sigmoid(netk), 1.0 - sigmoid(netk)))
        tDeltaWk = np.tile(tDeltaWk, (2*d, 1))
        DeltaWk = np.multiply(y_j_temp, tDeltaWk)
        DeltaWk = np.transpose(np.sum(DeltaWk, 1))

        # New Weights
        WHO = WHO + DeltaWk

        #Creating Delta Wj
        dnetj = np.multiply(y_j_temp, 1.0 - y_j_temp)
        tprodsumk = np.multiply(np.transpose(DeltaWk), np.transpose(WHO))
        tprodsumk = np.tile(tprodsumk, (1, samplenumb))
        tprodsumk = eta*np.multiply(tprodsumk, dnetj)
        DeltaWj = tprodsumk * np.transpose(Y01)

        # New Weights
        WIH = WIH + DeltaWj

    return WIH, WHO

# Number of samples
N= 60000

#Number of Epochs
Epochs = 20

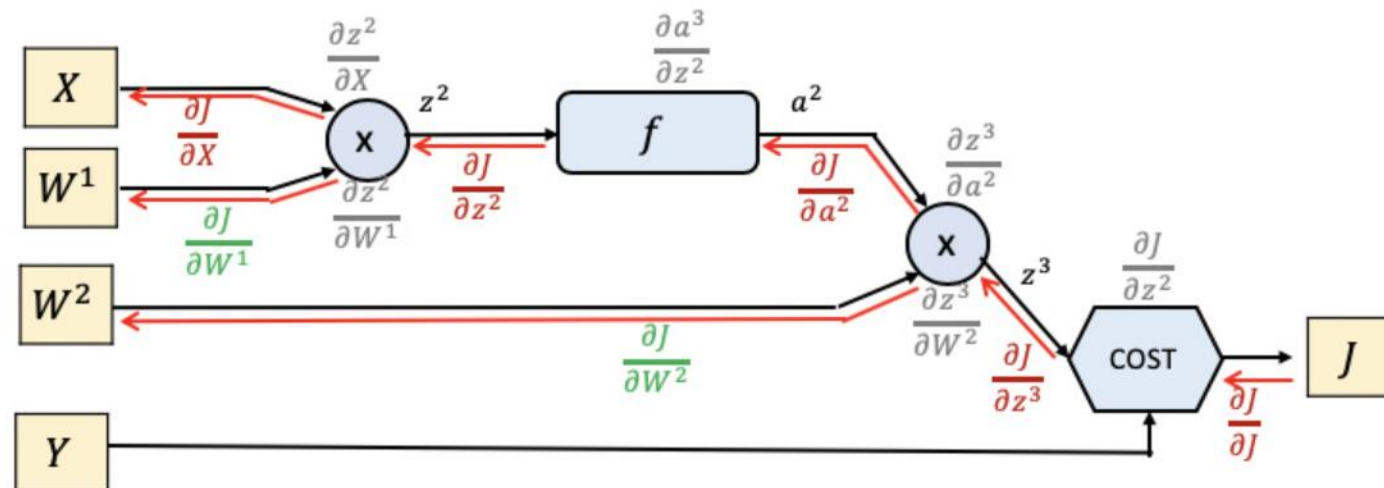
#Learning Rate
eta = 0.001

# opening images for [r]eading as [b]inary
in_file = open("train-images.idx3-ubyte", "rb")
in_file.read(16)
Data = in_file.read()
in_file.close()

# Transform the data stream
X = np.fromstring(Data, dtype=np.uint8)
X = X.astype(np.float64)
X = np.mat(X)
```

Niveles de programación

- **Programación a nivel 1:**
 - APIs con bloques reutilizables y basados en **grafos de computación**.
 - **Sistemas de diferenciación automática.**
 - **TensorFlow y PyTorch**

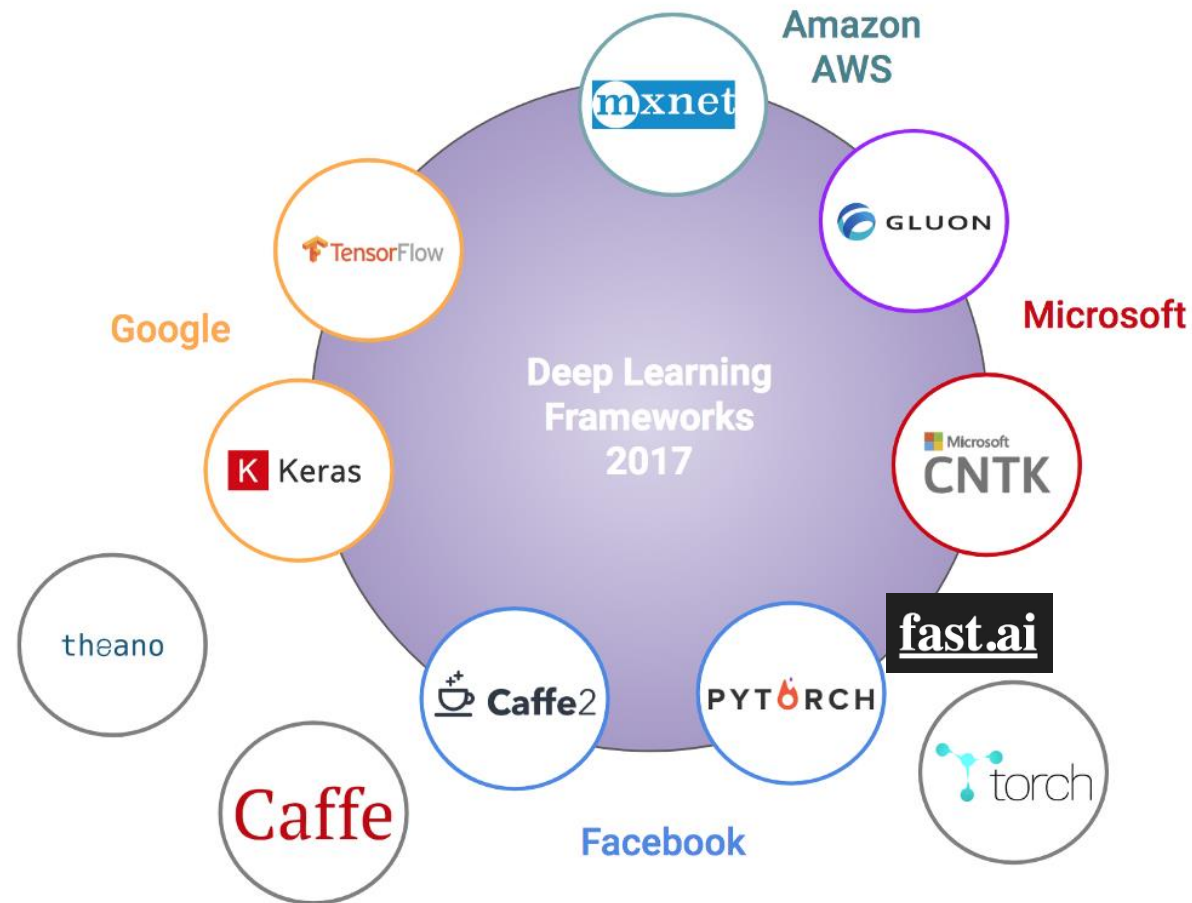


Niveles de programación

- **Programación a nivel 2:**
 - APIs que proveen una capa de abstracción sobre los detalles de modelo.
 - **Encajamos bloques** que representan partes de la arquitectura que queremos montar.
 - **Keras, Caffe, Fast.ai/PyTorch**



Ecosistema actual



Índice

1. Motivación
2. Introducción al Machine Learning
3. Redes neuronales multicapa
4. Optimización de redes neuronales
5. Entornos software para Deep Learning
6. Nuestras primeras redes con Keras

Bibliografía recomendada

- Libro “**Deep Learning with Python**”, de F. Chollet (y su versión para **R**)
 - Para comenzar a trabajar sin formulación matemática y mucho código Python.
- Libro “**Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow**”, de A. Géron
 - Buen libro con muchos conceptos, algo de formulación básica y Código.
- Libro “**Dive into Deep Learning**”, de A. Zhang et al.
 - Es nuevo y tiene buena pinta, con mucho código y además formulación matemática.
- Libro “**Deep Learning**”, de I. Goodfellow et al.
 - La biblia del Deep Learning, con toda la formulación matemática necesaria.
- Hay libros especializados, como “Deep Learning for Life Sciences”, ...
- Canales de **Youtube**: dotCSV, Two Minute Papers

En la próxima parte...

- Entrenamiento avanzado de redes: regularización
- Redes convolucionales profundas
- La trinidad del DL: GPUs & Big Data & DNN
- Transferencia de aprendizaje