Red Hat

THE NINJA PROJECT by Grupo BBVA

Construyendo Redes de Neuronas Convolucionales (CNN)

Moisés Martínez

About me

PhD in Computer Science and AI

Big Data & AI Architect

Researcher on different universities

T3chFest and GDG Cloud Madrid Organizer

GDE in Machine Learning

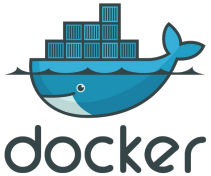
Moisés Martínez

@moisipm

@momartinm

Herramientas

Despliegue



Desarrollo

Tecnologías ML

THE NINJA PROJECT by Grupo BBVA

1. Machine Learning

Red Hat

1. Machine Learning

- Definición de Aprendizaje RAE

  Adquirir el conocimiento de algo por medio del estudio o de la experiencia.

1. Machine Learning

- Definición de Aprendizaje RAE

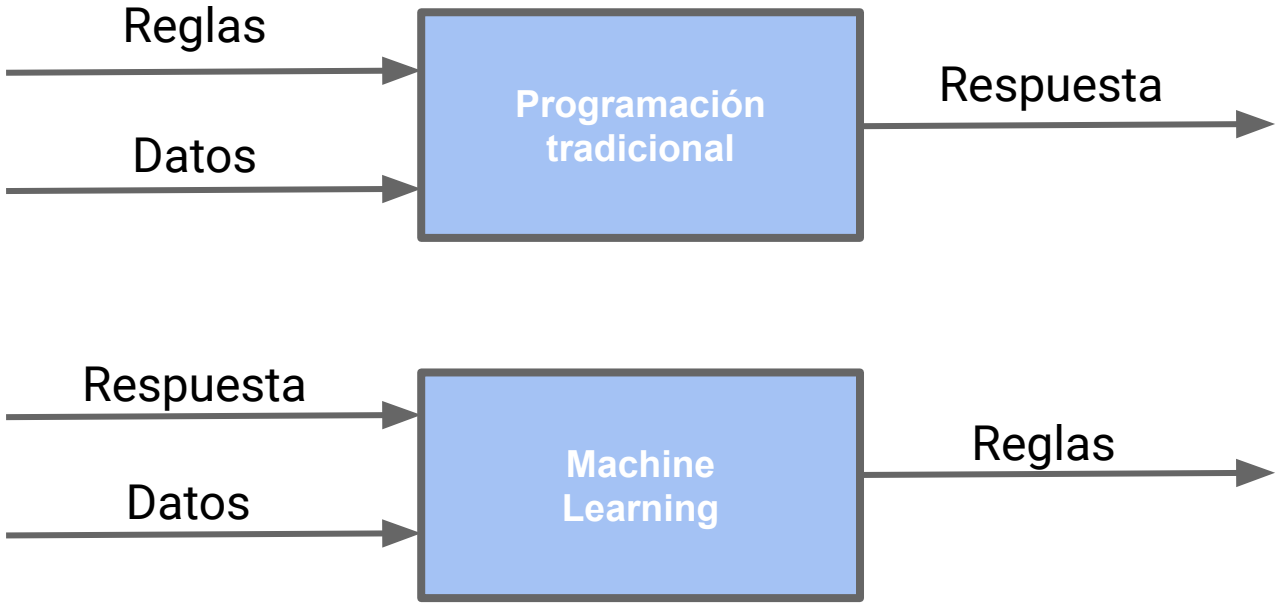
  Adquirir el conocimiento de algo por medio del estudio o de la experiencia.

- Definición de Aprendizaje Automático

  Proceso de **adquisición** de conocimiento de manera **automática** mediante la utilización de **ejemplos** (**experiencia**) de entrenamiento

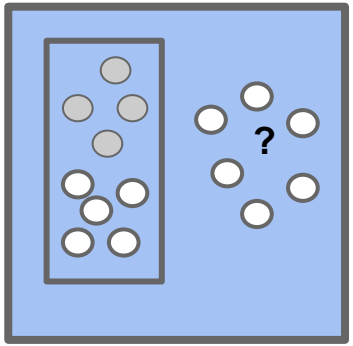
1. Machine Learning

1. Machine Learning



1. Machine Learning

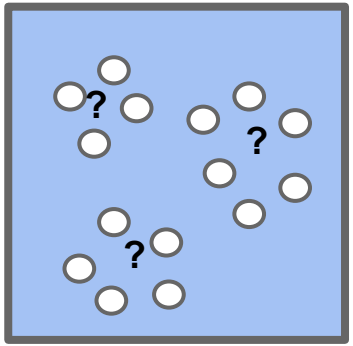
Supervisado



Datos + Respuestas

Ejemplos + Labels

No Supervisado

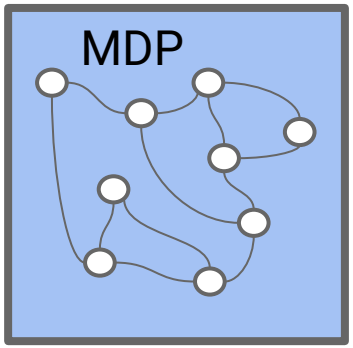


Datos

Ejemplos

Identificar Patrones

Por Refuerzo



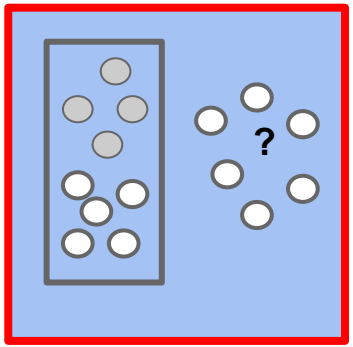
Respuestas^{Refuerzo} + Datos

Acciones^{Refuerzo} + Estados

Definir políticas

1. Machine Learning

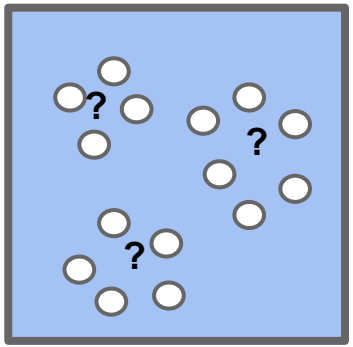
Supervisado



Datos + Respuestas

Ejemplos + Labels

No Supervisado

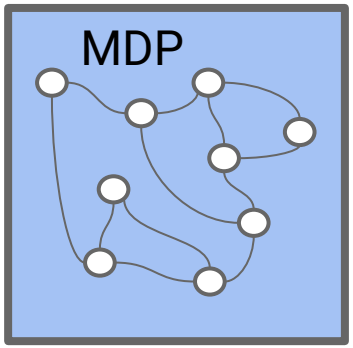


Datos

Ejemplos

Identificar Patrones

Por Refuerzo

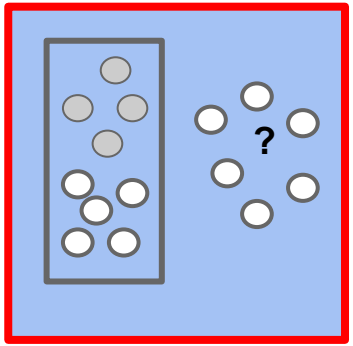
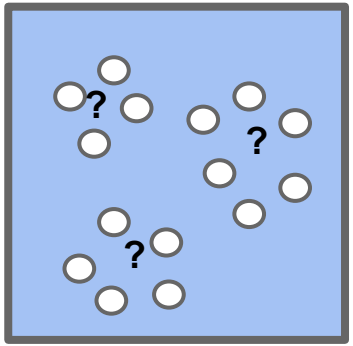
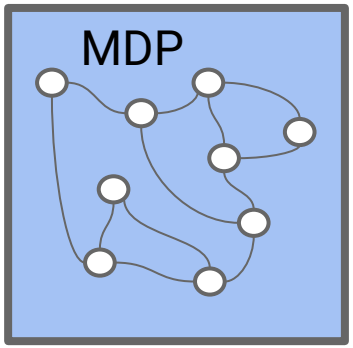


Respuestas^{Refuerzo} + Datos

Acciones^{Refuerzo} + Estados

Definir políticas

1. Machine Learning

Supervisado	No Supervisado	Por Refuerzo
		
Datos + Respuestas	Datos	Respuestas^{Refuerzo} + Datos
Ejemplos + Etiquetas	Ejemplos	Acciones^{Refuerzo} + Estados
Identificar Patrones		**Definir políticas**

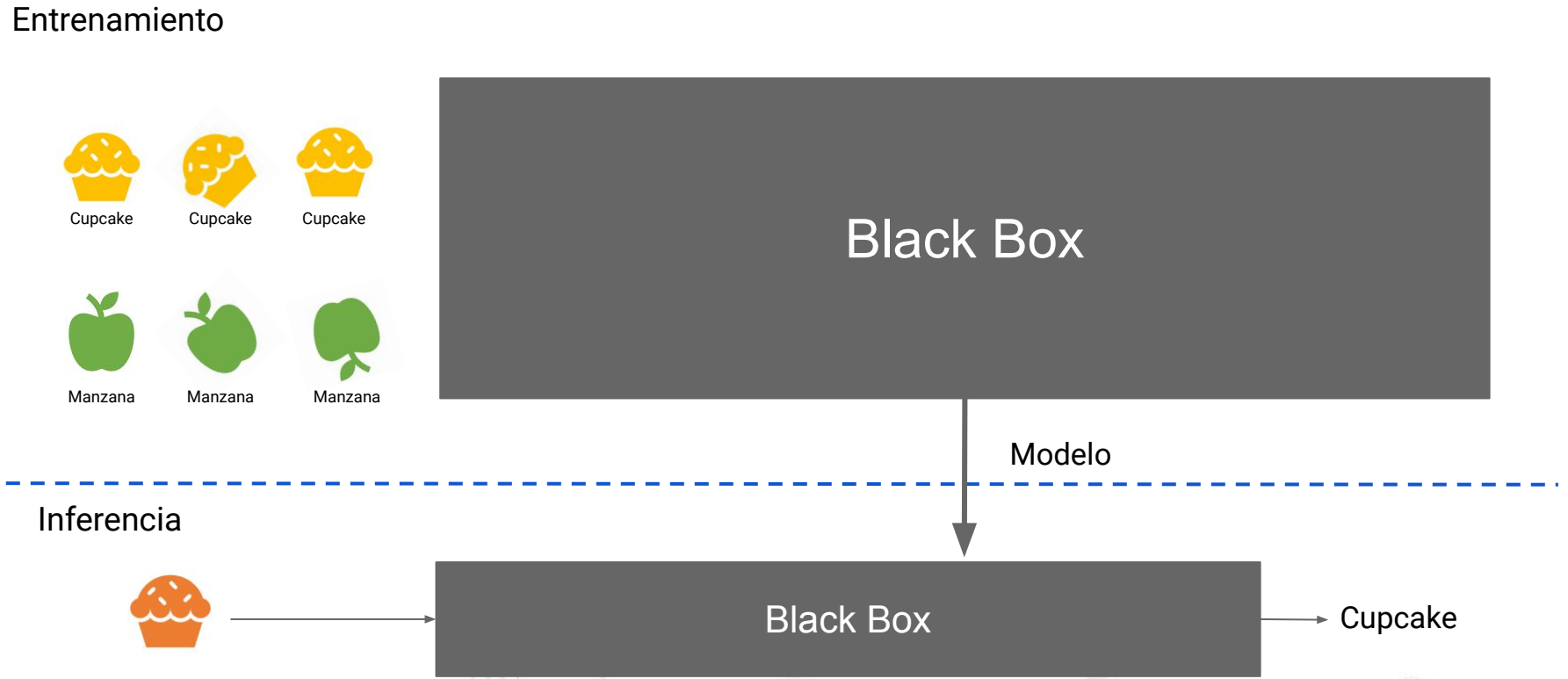
Ejemplos de aprendizaje **etiquetados previamente** (Conocemos la clases)

THE NINJA PROJECT by Grupo BBVA

2. El proceso de aprendizaje

Red Hat

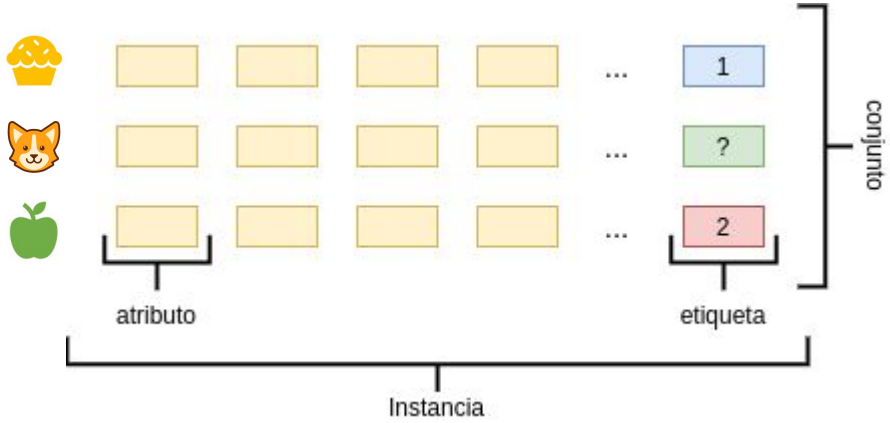
2. El proceso de aprendizaje



2. El proceso de aprendizaje

Entrenamiento

Datos en bruto

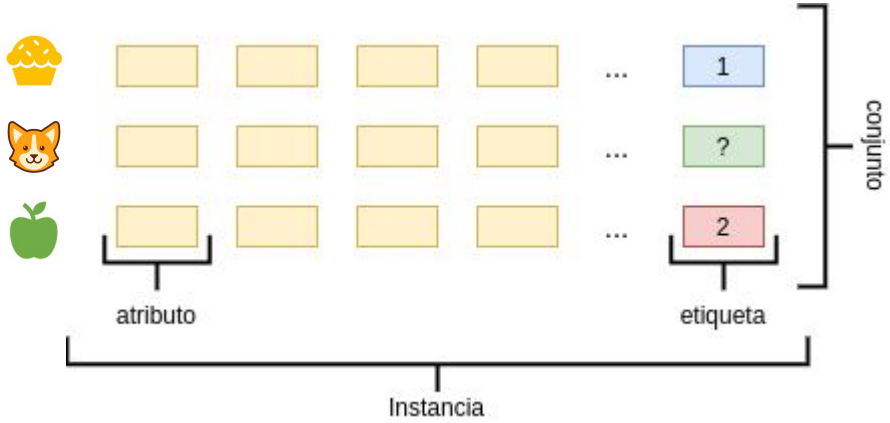


Instancia: Estructura básica para representar la información. Está compuesta por una secuencia de **atributos** que describen cada uno de los ejemplos.

2. El proceso de aprendizaje

Entrenamiento

Datos en bruto



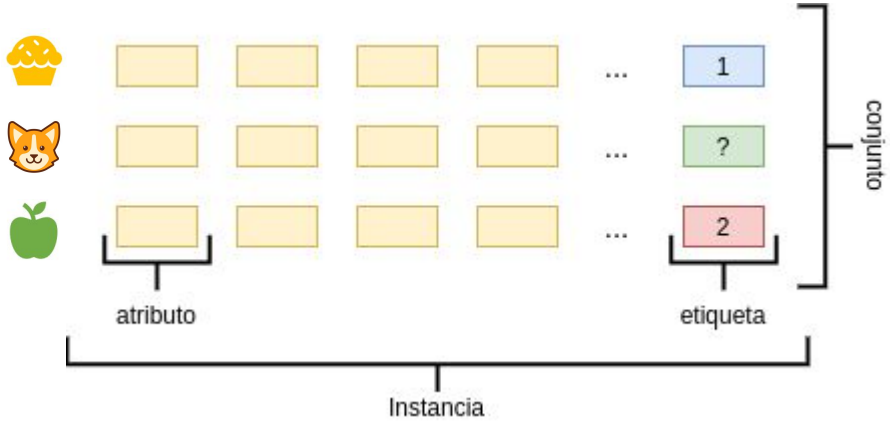
Atributo: Unidad básica para almacenar y describir la información. Suele almacenarse de dos formas:

- Continuo: Son valores numéricos de tipo continuo

2. El proceso de aprendizaje

Entrenamiento

Datos en bruto



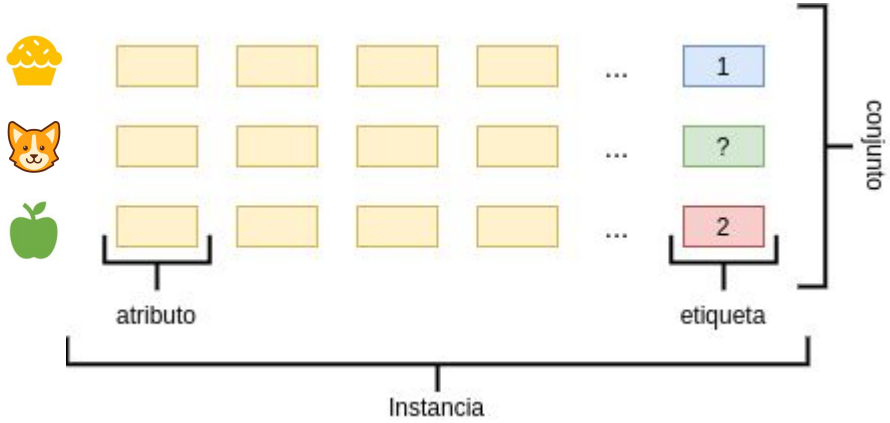
Atributo: Unidad básica para almacenar y describir la información. Suele almacenarse de dos formas:

- Continuo: Son valores numéricos de tipo continuo
- Discreto: Son valores de cualquier estructura (Cadenas de caracteres, números, etc)

2. El proceso de aprendizaje

Entrenamiento

Datos en bruto



Objetivo: Es el valor esperado para cada una de la instancias. Tiene múltiples denominaciones:

- Clase
- Etiqueta
- Valor a predecir (Numérico)

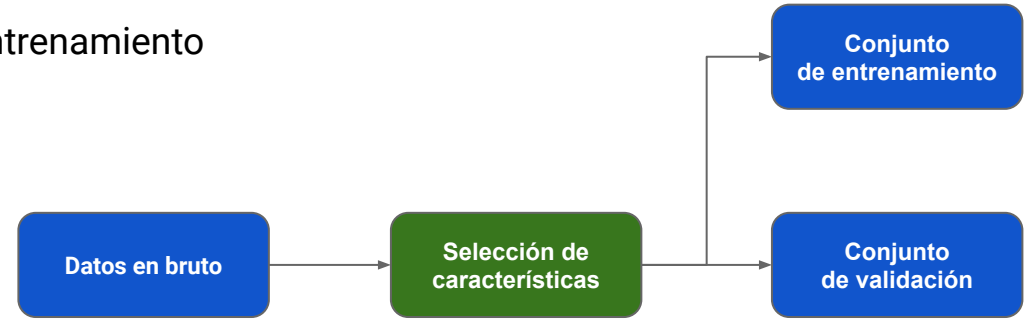
2. El proceso de aprendizaje

Entrenamiento

Conjunto de entrenamiento: Es un conjunto de instancias que son utilizadas para el proceso de entrenamiento con el objetivo de construir un modelo.

2. El proceso de aprendizaje

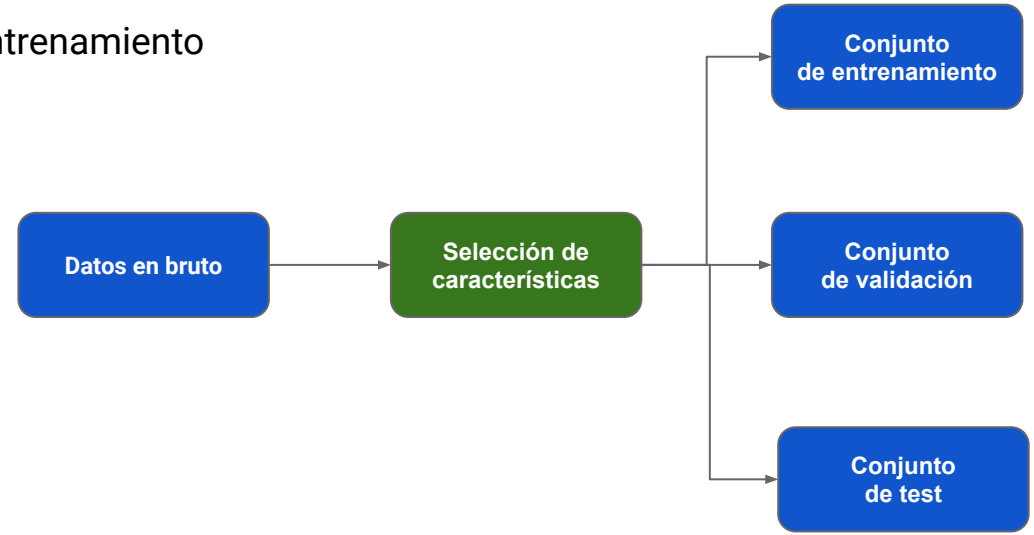
Entrenamiento



Conjunto de validación: Es un conjunto de instancias que son utilizadas para comprobar la calidad del modelo construido durante el proceso de entrenamiento

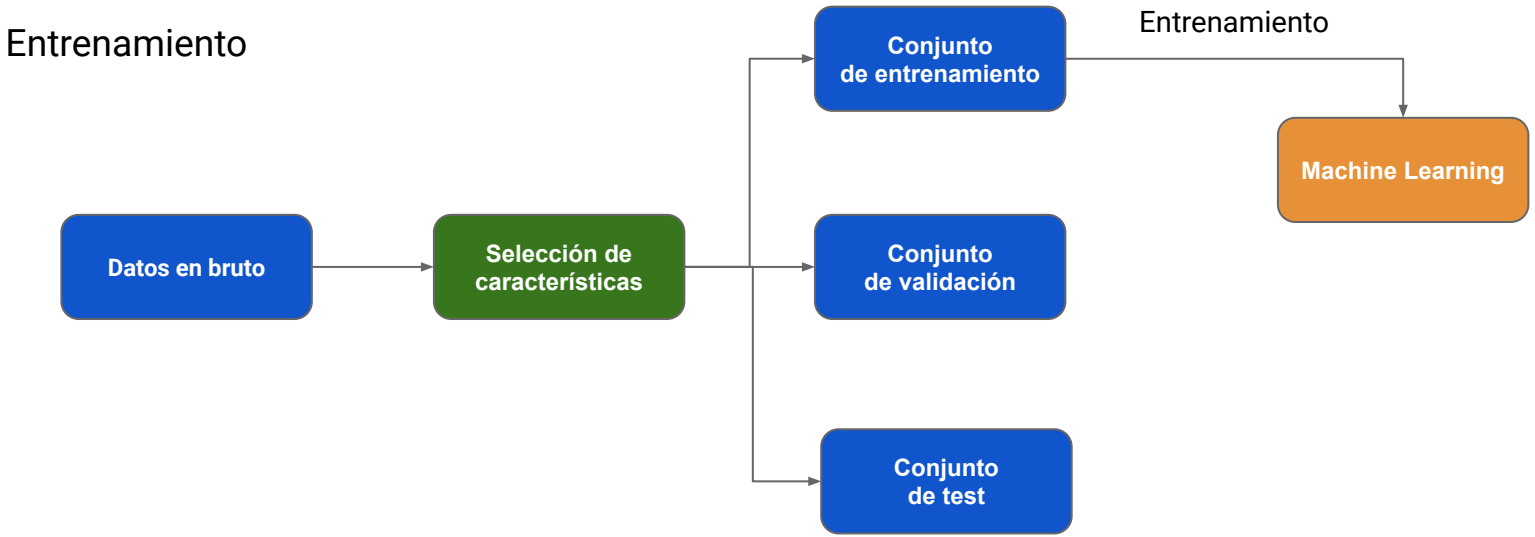
2. El proceso de aprendizaje

Entrenamiento



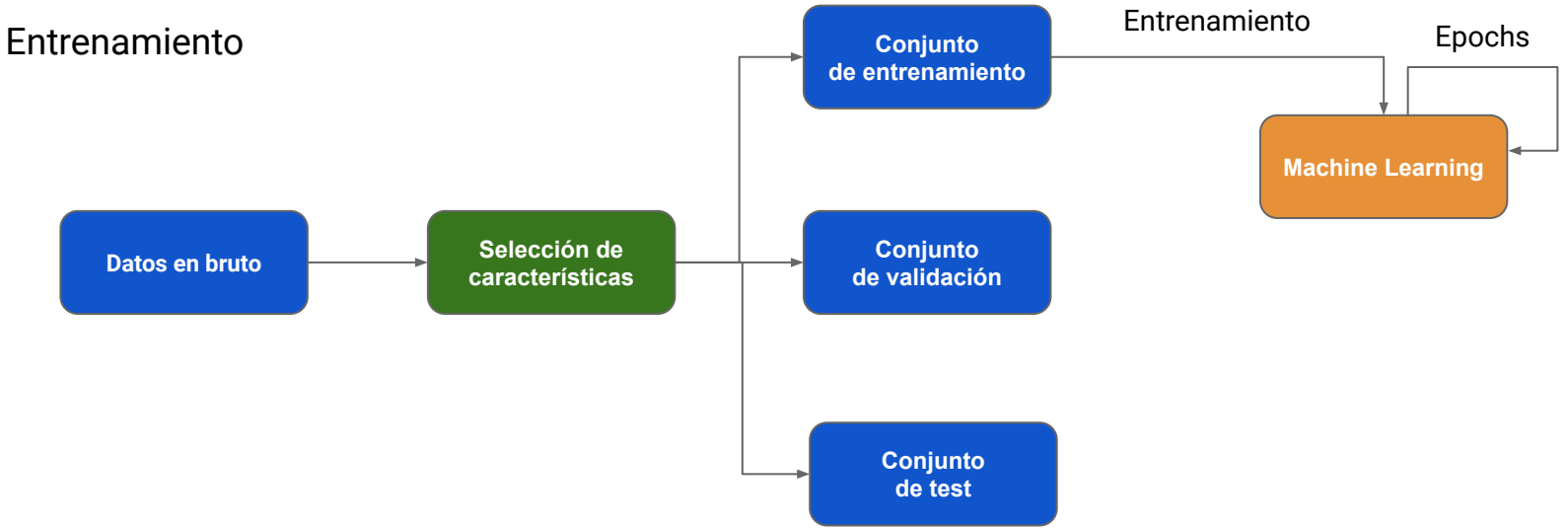
Conjunto de test: Es un conjunto de instancias que son utilizadas para comprobar la calidad del modelo final que ha sido generado.

2. El proceso de aprendizaje



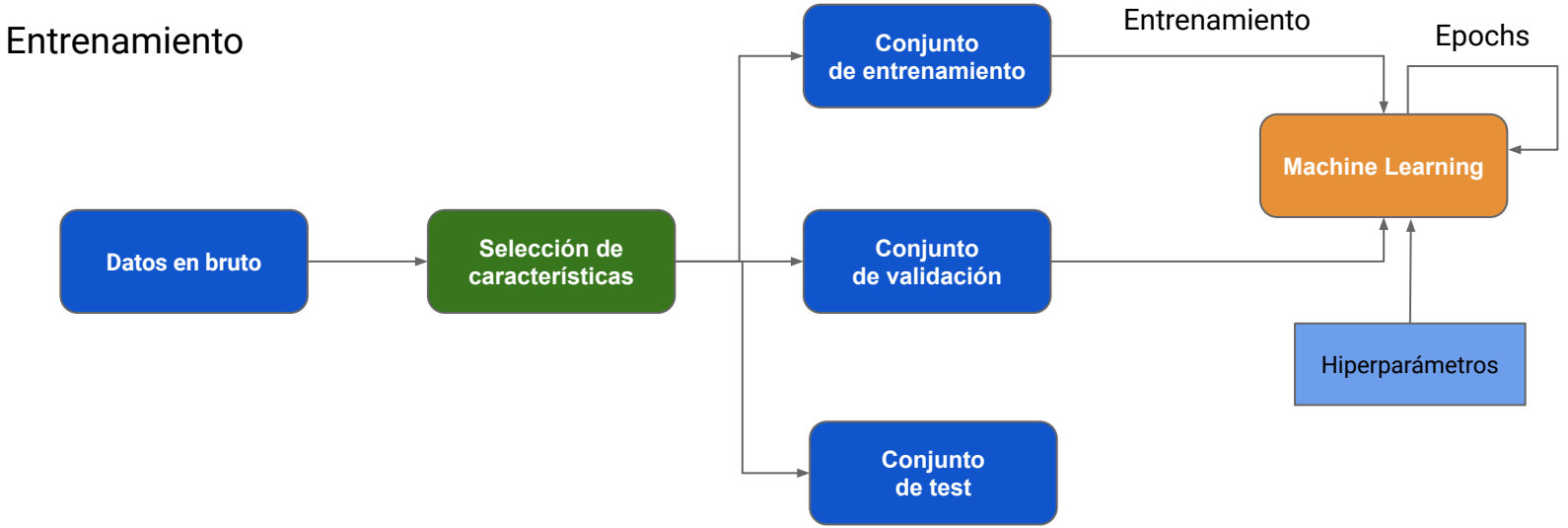
Algoritmo: Es el método de aprendizaje que se utilizar para construir el modelo de razonamiento.

2. El proceso de aprendizaje



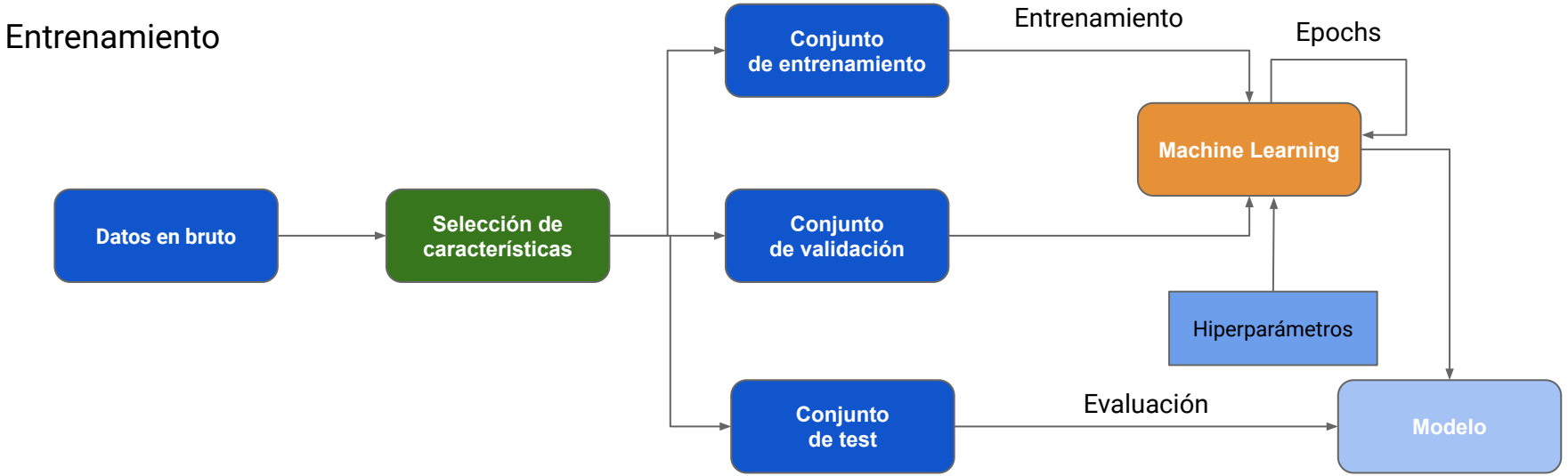
Épocas (epochs): Son el conjunto de iteraciones en las que se realiza el proceso de entrenamiento con el objetivo de construir el mejor modelo.

2. El proceso de aprendizaje



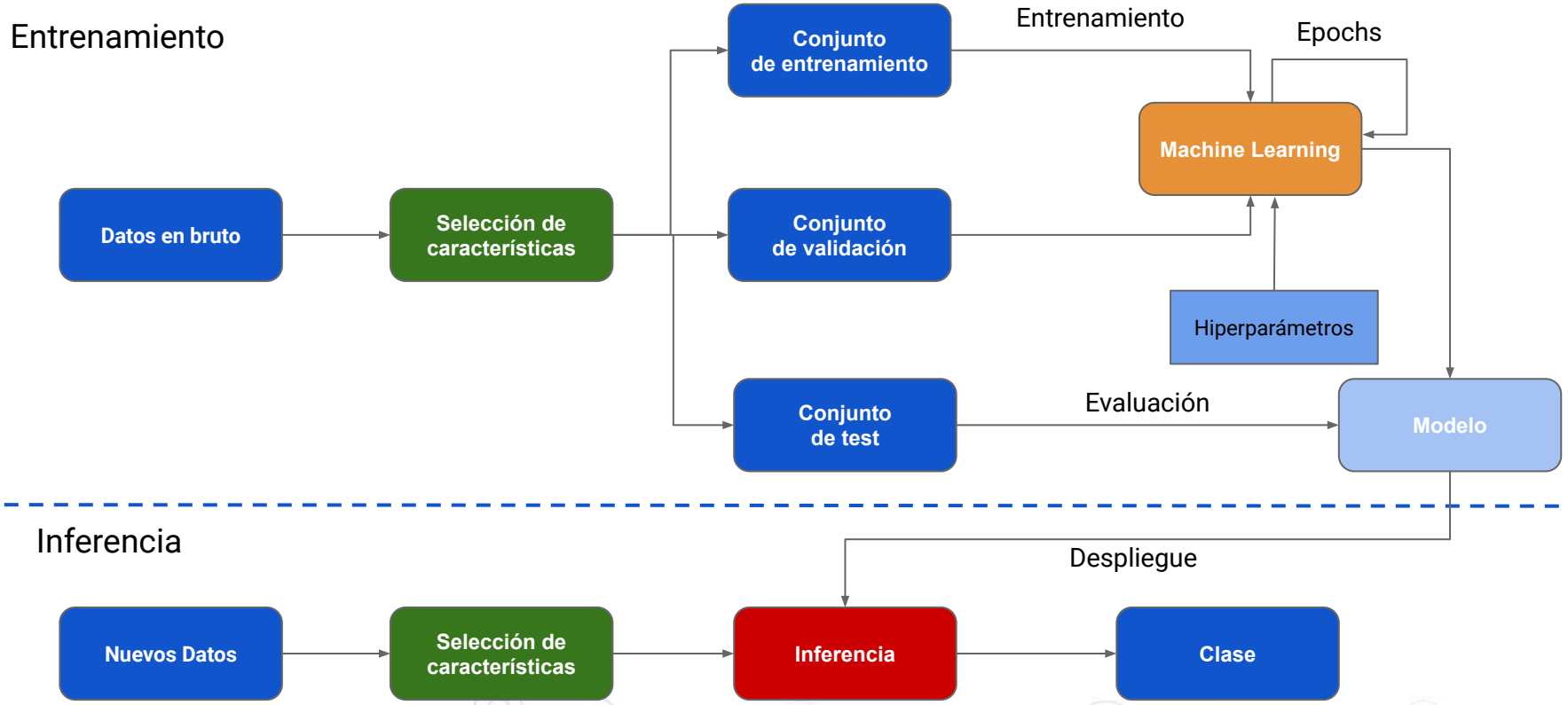
Hiperparámetros: Son un conjunto de parámetros referentes al algoritmo que permiten modificar el proceso de aprendizaje.

2. El proceso de aprendizaje



Modelo: Conjunto de reglas o patrones inferidos a partir del conjunto de entrenamiento con el objetivo de predecir, inferir o definir la agrupación de una instancia.

2. El proceso de aprendizaje



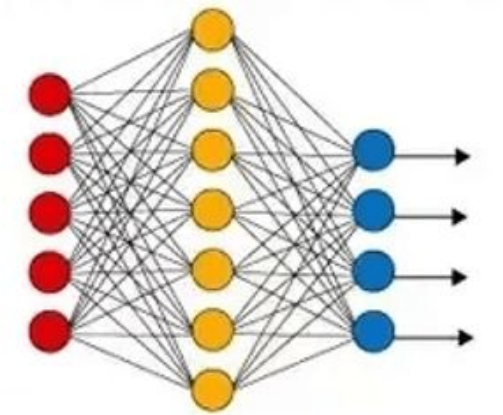
THE NINJA PROJECT by Grupo BBVA

2. Redes de Neuronas

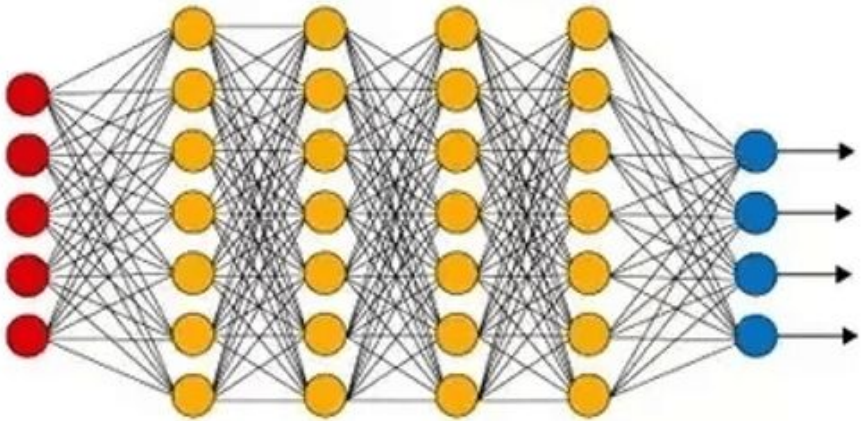
Red Hat

2. Redes de neuronas

Shallow Neural Network

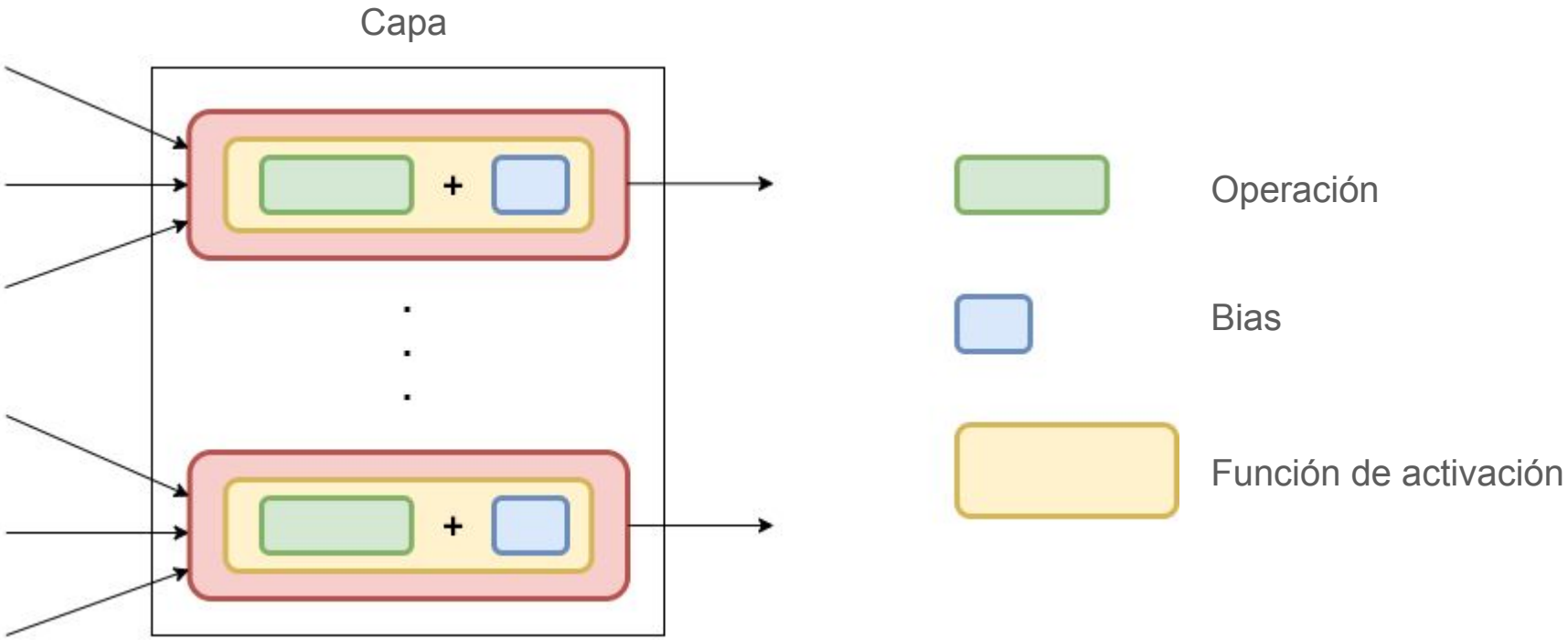


Deep Neural Network

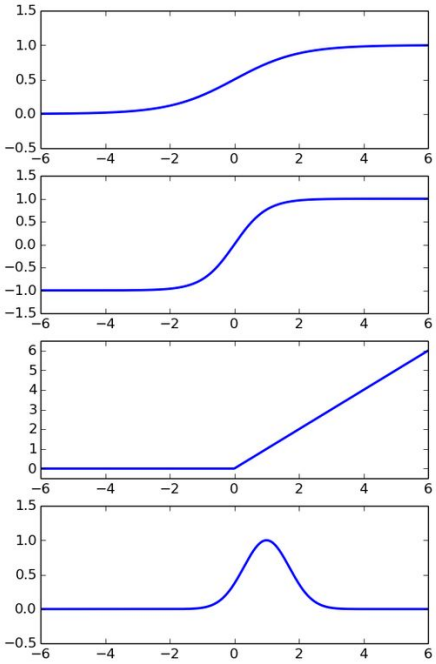


Las **diferencia** que existe entre una red “shallow” y una red “profunda” es el número de capas ocultas (amarillo). Es decir, una red de neuronas profundas es aquellas que tiene múltiples capas ocultas

2. Redes de neuronas



2. Redes de neuronas



Sigmoid

$$\phi(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Hyperbolic Tangent

$$\phi(z) = \frac{e^{z} - e^{-z}}{e^{z} + e^{-z}}$$

Rectified Linear

$$\phi(z) = \begin{cases} 0 & \text{if } z < 0 \\ z & \text{if } z \geq 0 \end{cases}$$

Radial Basis Function

$$\phi(z, c) = e^{-(\epsilon \|z - c\|)^2}$$

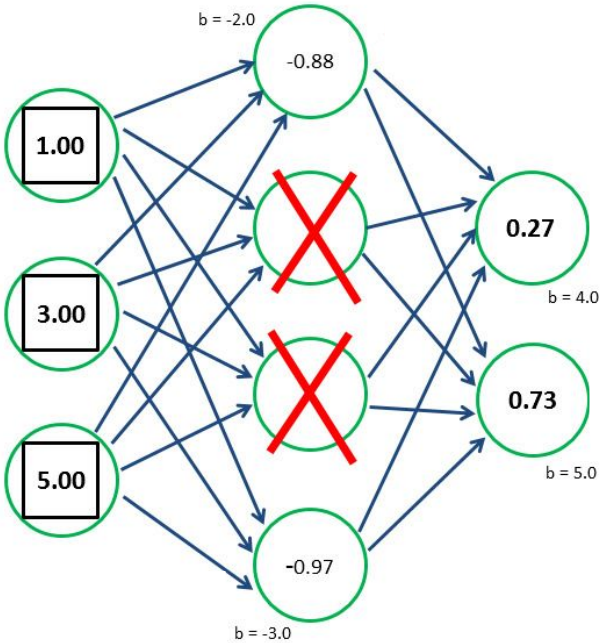
La función de activación se encarga de generar una salida a partir de un valor de entrada, normalmente el conjunto de valores de salida está determinado mediante un rango como (0,1) o (-1,1).

Función ReLU

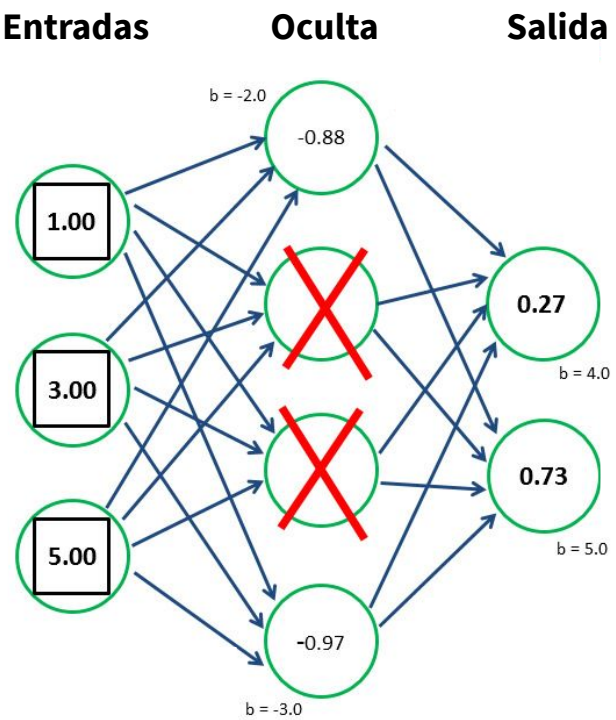
La función ReLU (Rectified Linear Unit) transforma los valores de entrada anulando los valores negativos y manteniendo los positivos tal y como entran.

- Función de tipo Sparse, es decir sólo se activan los positivos.
- No está acotada.
- Buen comportamiento con valores positivos (imágenes).
- Mal comportamiento con valores negativos (muerte de neuronas).

2. Redes de neuronas - Feed Forward



2. Redes de neuronas - Feed Forward



Pesos

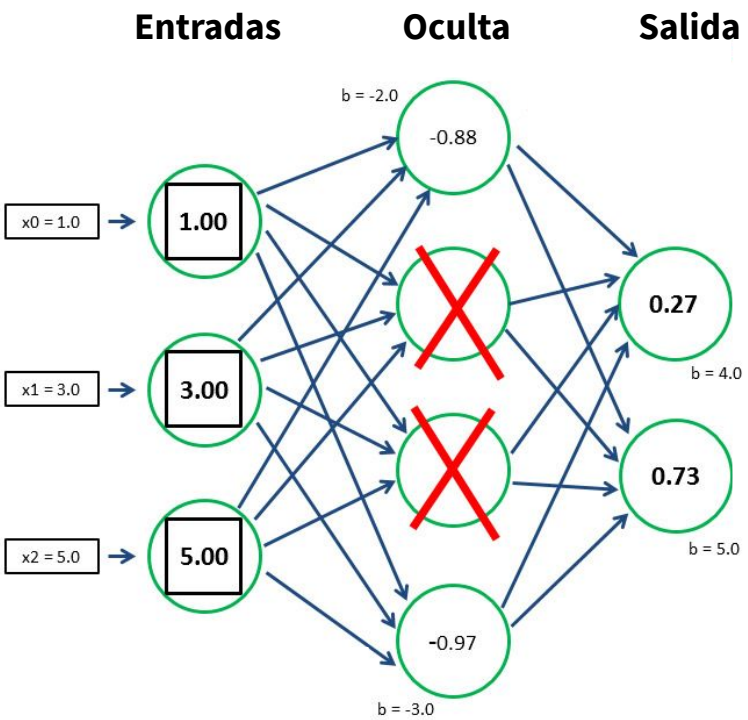
ihWeights[][]

0.01	~~0.02~~	~~0.03~~	0.04
0.05	~~0.06~~	~~0.07~~	0.08
0.09	~~0.10~~	~~0.11~~	0.12

hoWeights[][]

0.13	0.14
~~0.15~~	~~0.16~~
~~0.17~~	~~0.18~~
0.19	0.20

2. Redes de neuronas - Feed Forward



Pesos

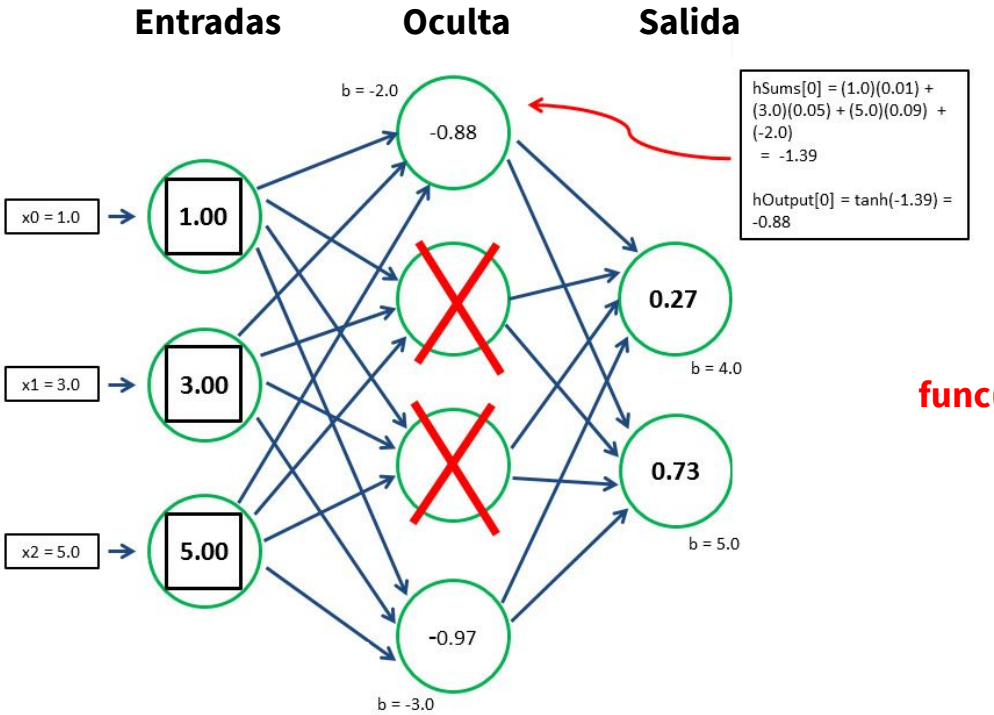
ihWeights[][]

0.01	~~0.02~~	~~0.03~~	0.04
0.05	~~0.06~~	~~0.07~~	0.08
0.09	~~0.10~~	~~0.11~~	0.12

hoWeights[][]

0.13	0.14
~~0.15~~	~~0.16~~
~~0.17~~	~~0.18~~
0.19	0.20

2. Redes de neuronas - Feed Forward



Pesos

ihWeights[][]

0.01	~~0.02~~	~~0.03~~	0.04
0.05	~~0.06~~	~~0.07~~	0.08
0.09	~~0.10~~	~~0.11~~	0.12

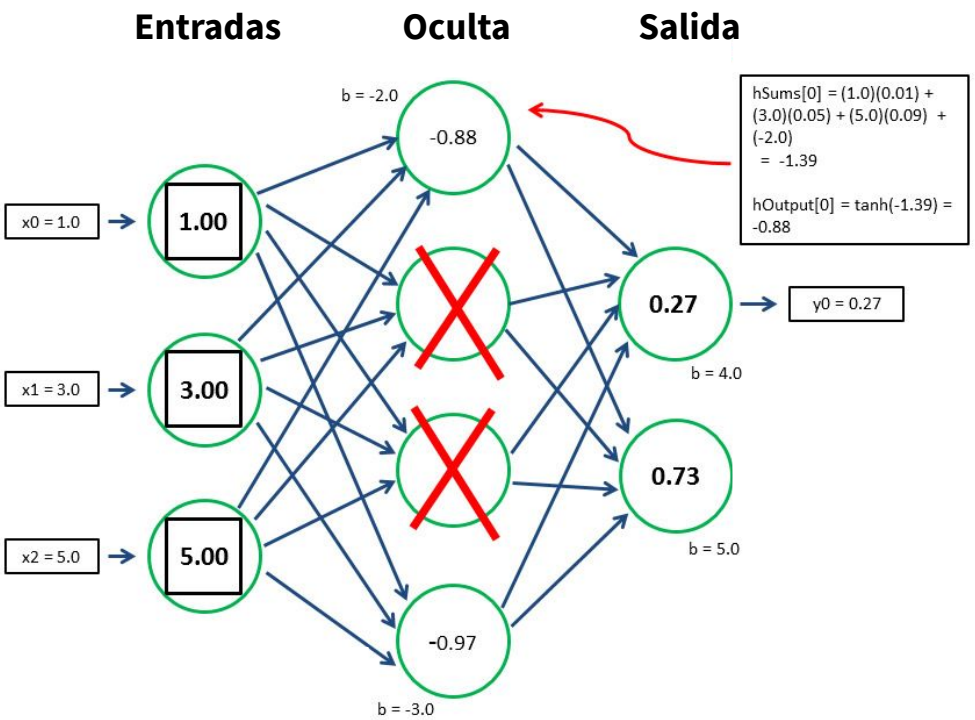
func(Op + Bias)

hoWeights[][]

0.13	0.14
~~0.15~~	~~0.16~~
~~0.17~~	~~0.18~~
0.19	0.20

Bias: Parámetro adicional utilizado en las redes de neuronas para ajustar el bias (Ayuda al entrenamiento)

2. Redes de neuronas - Feed Forward



Pesos

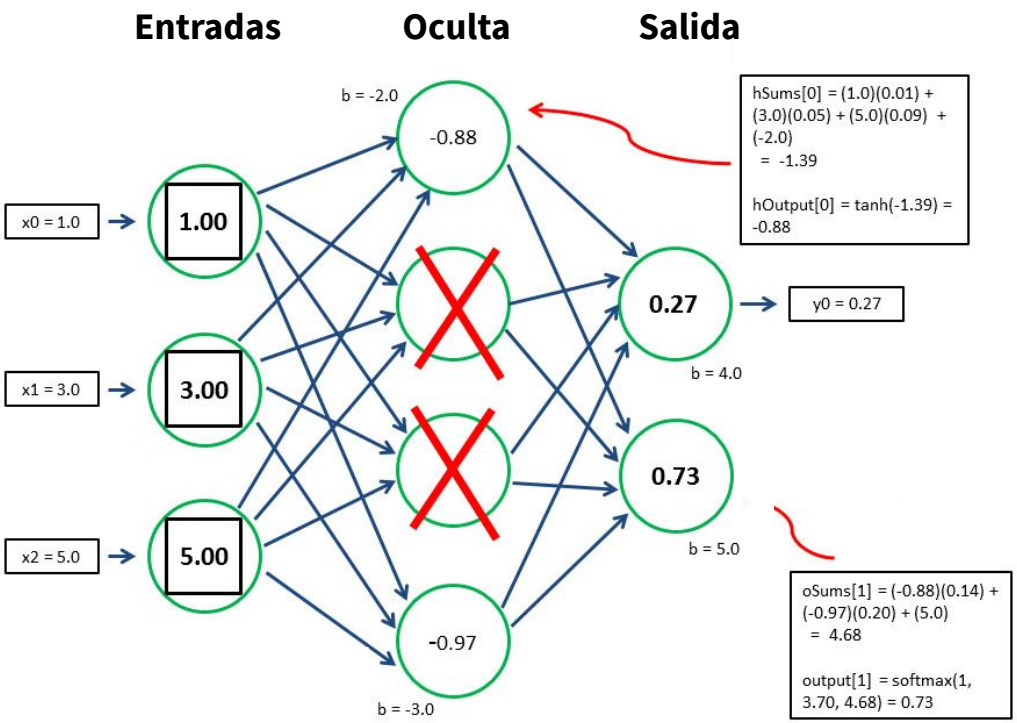
ihWeights[][]

0.01	~~0.02~~	~~0.03~~	0.04
0.05	~~0.06~~	~~0.07~~	0.08
0.09	~~0.10~~	~~0.11~~	0.12

hoWeights[][]

0.13	0.14
~~0.15~~	~~0.16~~
~~0.17~~	~~0.18~~
0.19	0.20

2. Redes de neuronas - Feed Forward



Pesos

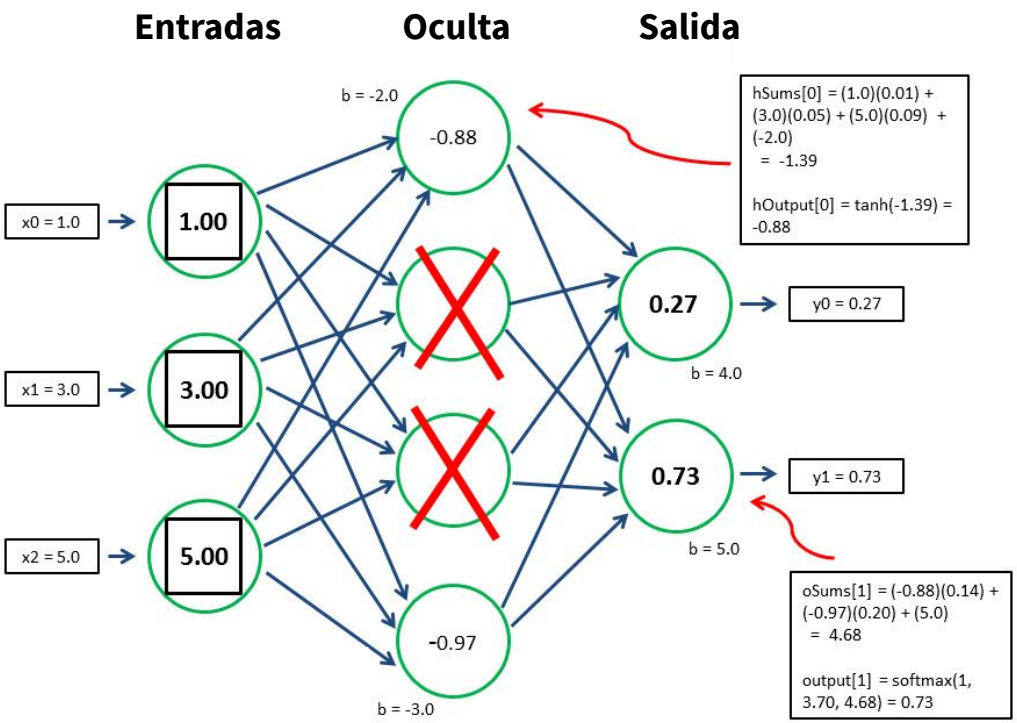
ihWeights[][]

0.01	~~0.02~~	~~0.03~~	0.04
0.05	~~0.06~~	~~0.07~~	0.08
0.09	~~0.10~~	~~0.11~~	0.12

hoWeights[][]

0.13	0.14
~~0.15~~	~~0.16~~
~~0.17~~	~~0.18~~
0.19	0.20

2. Redes de neuronas - Feed Forward



Pesos

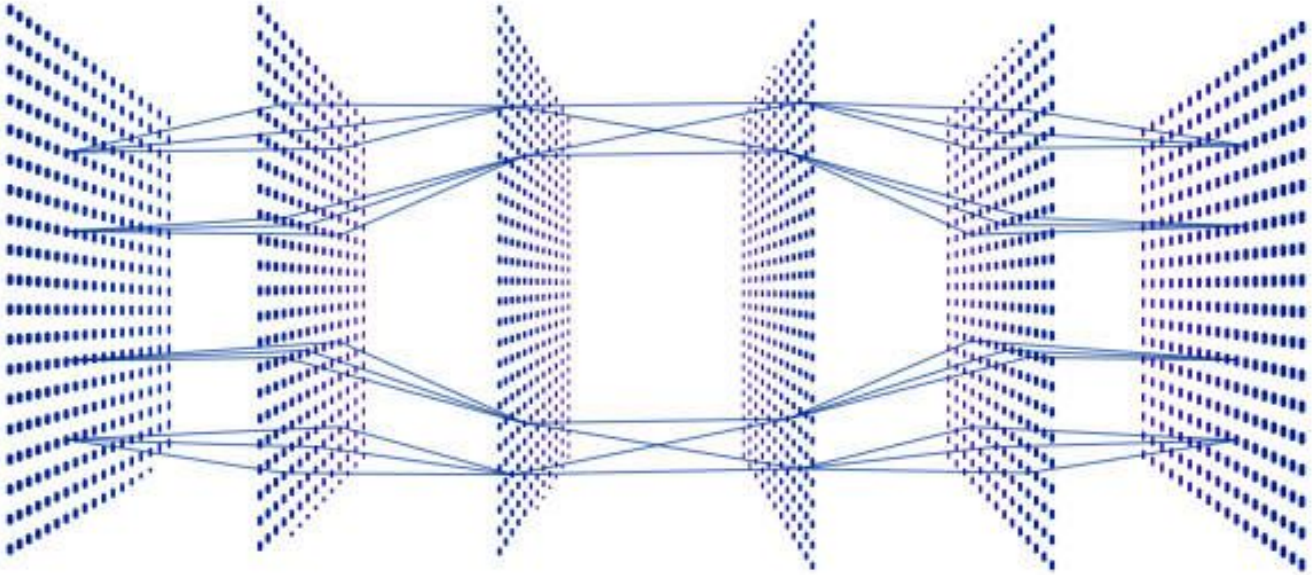
ihWeights[][]

0.01	~~0.02~~	~~0.03~~	0.04
0.05	~~0.06~~	~~0.07~~	0.08
0.09	~~0.10~~	~~0.11~~	0.12

hoWeights[][]

0.13	0.14
~~0.15~~	~~0.16~~
~~0.17~~	~~0.18~~
0.19	0.20

2. Redes de neuronas



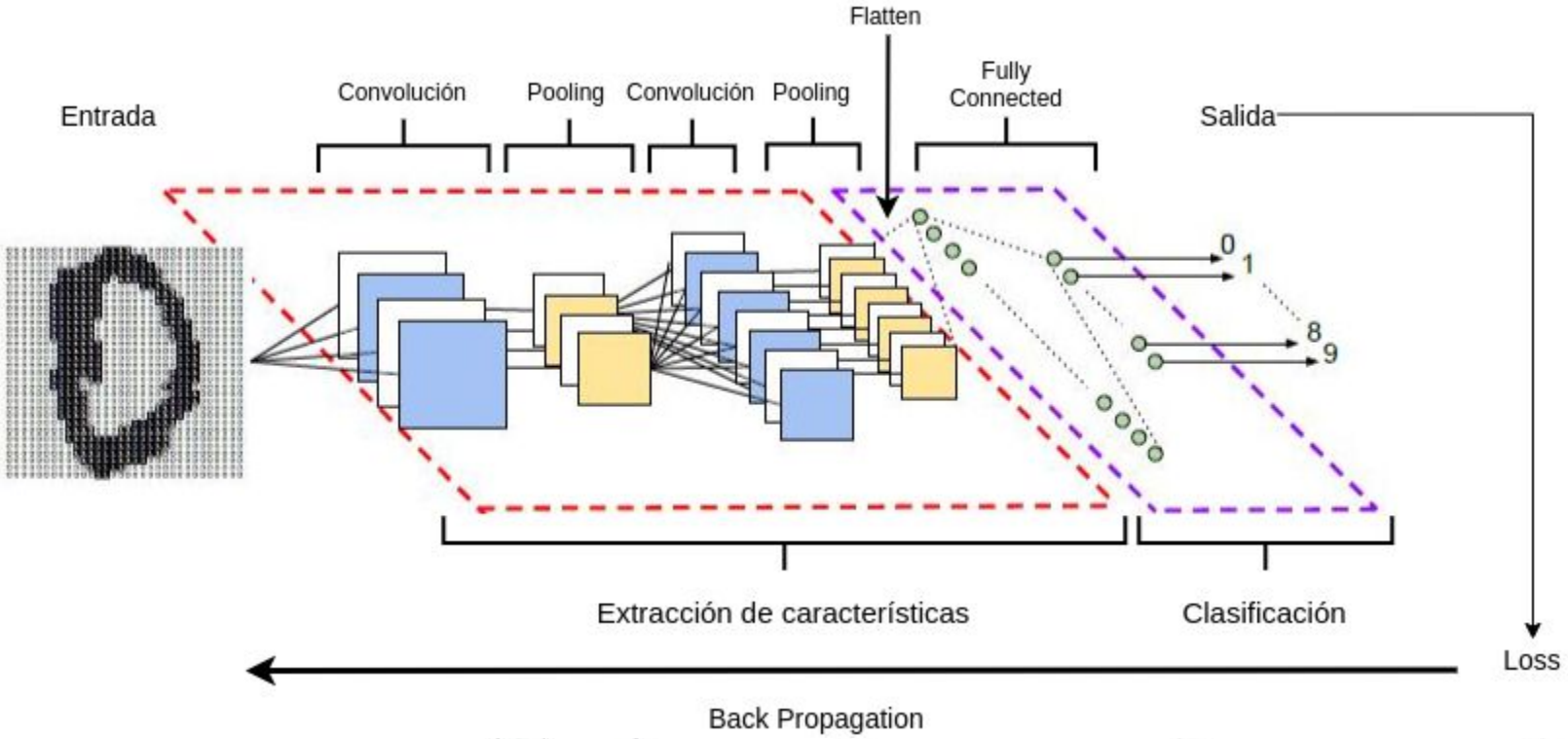
2. Redes de neuronas - Feed Forward vs Convolucionales

	Red Feed Forward (FFNN)
Capa Entrada	Secuencia de características
Capas Ocultas	Capas totalmente conectadas
Capa Salida	Elementos a predecir
Aprendizaje	Supervisado
Interconexiones	Total entre capas
Backpropagation	Aprendizaje de los pesos

2. Redes de neuronas - Feed Forward vs Convolucionales

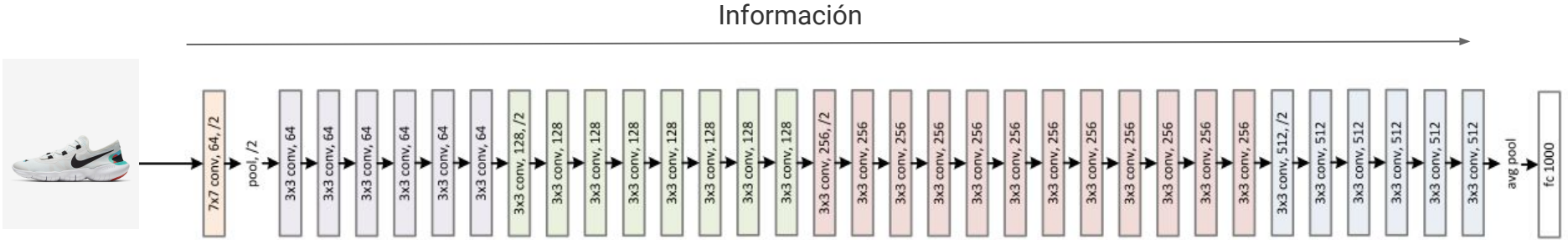
	Red Feed Forward (FFNN)	Red Convolucional (CNN)
Capa Entrada	Secuencia de características	Píxeles de una imagen
Capas Ocultas	Capas totalmente conectadas	Diferentes tipos de capas: ● Convolucionales ● Subsampling ● Fully-connected
Capa Salida	Elementos a predecir	Elementos a predecir
Aprendizaje	Supervisado	Supervisado
Interconexiones	Total entre capas	Parcial entre capas
Backpropagation	Aprendizaje de los pesos	Aprendizaje de los filtros

2. Redes de neuronas - Convolucionales



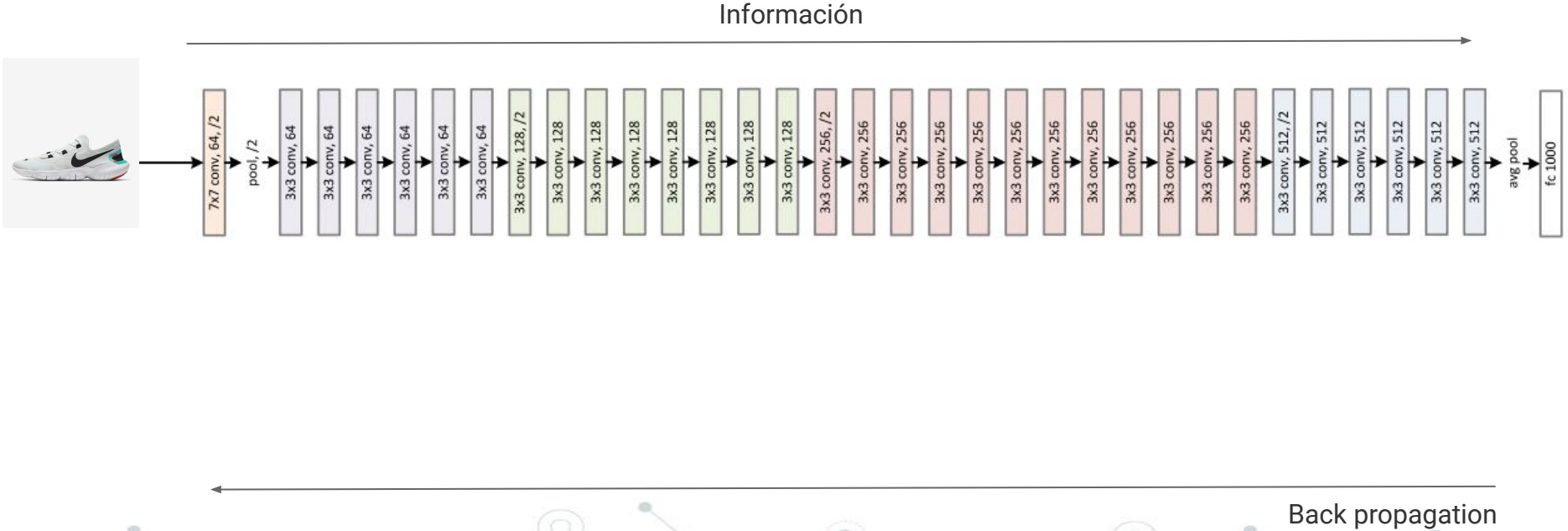
2. Redes de neuronas - Convolucionales

Las redes de neuronas **prealimentadas** son redes donde la información se mueve en una única dirección.



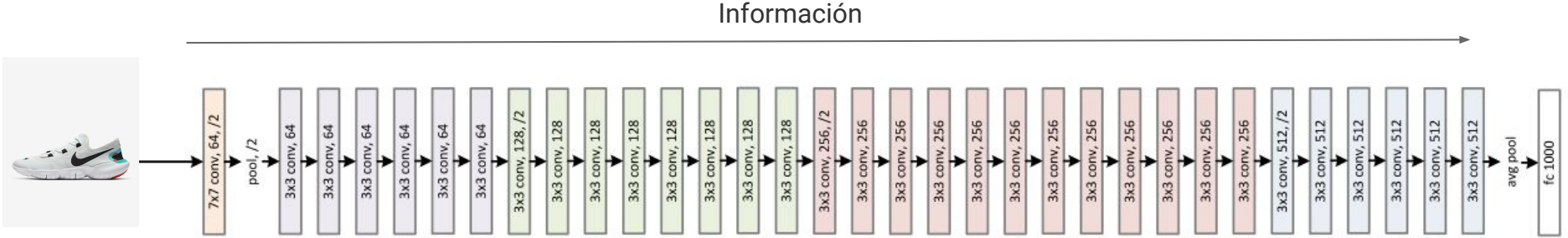
2. Redes de neuronas - Convolucionales

Las redes de neuronas **prealimentadas** son redes donde la información se mueve en una única dirección.



2. Redes de neuronas - Convolucionales

Las redes de neuronas **prealimentadas** son redes donde la información se mueve en una única dirección.



1. Comparación de la salida esperada con la salida obtenida => salida esperada - salida obtenida = error

Back propagation

2. Redes de neuronas - Convolucionales

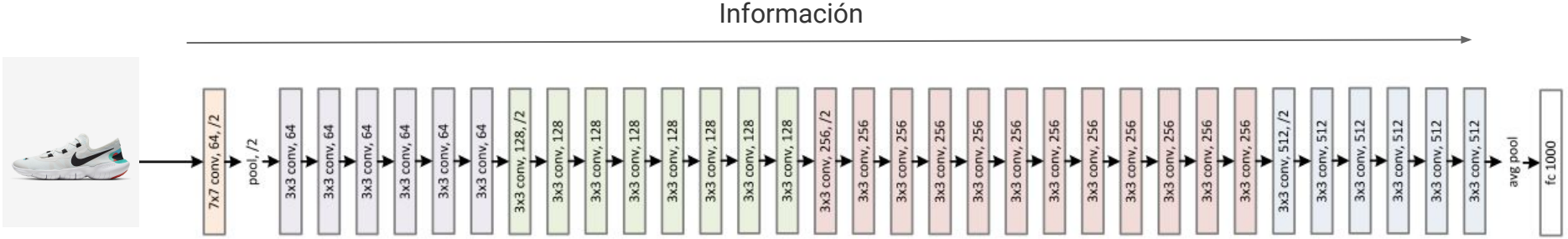
Las redes de neuronas **prealimentadas** son redes donde la información se mueve en una única dirección.

1. Comparación de la salida esperada con la salida obtenida => salida esperada - salida obtenida = error
2. Error se propaga hacia atrás mediante (retroalimentación) para recalcular los pesos de las conexiones

Back propagation

2. Redes de neuronas - Convolucionales

Las redes de neuronas **prealimentadas** son redes donde la información se mueve en una única dirección.

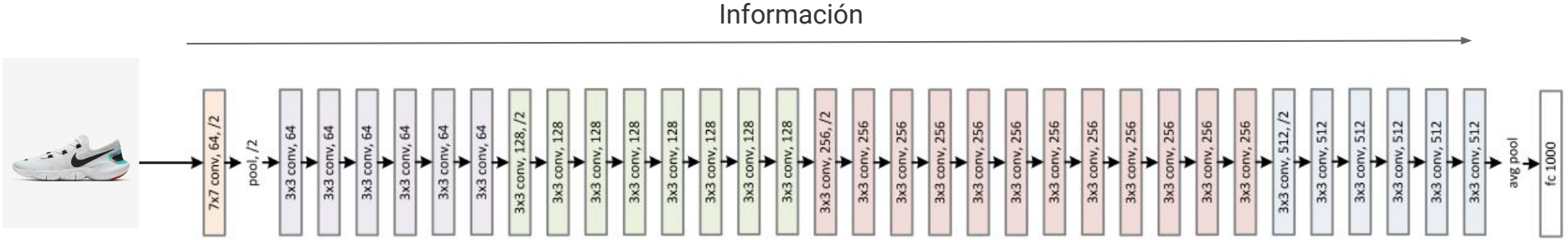


1. Comparación de la salida esperada con la salida obtenida => salida esperada - salida obtenida = error
2. Error se propaga hacia atrás mediante (retroalimentación) para recalcular los pesos de las conexiones
3. Descenso de gradiente (optimización): Derivada de la función de error con respeto a los pesos

Back propagation

2. Redes de neuronas - Convolucionales (Feed Forward)

Las redes de neuronas **prealimentadas** son redes donde la información se mueve en una única dirección.



1. Comparación de la salida esperada con la salida obtenida => salida esperada - salida obtenida = error
2. Error se propaga hacia atrás mediante (retroalimentación) para recalcular los pesos de las conexiones
3. Descenso de gradiente (optimización): Derivada de la función de error con respeto a los pesos

Back propagation

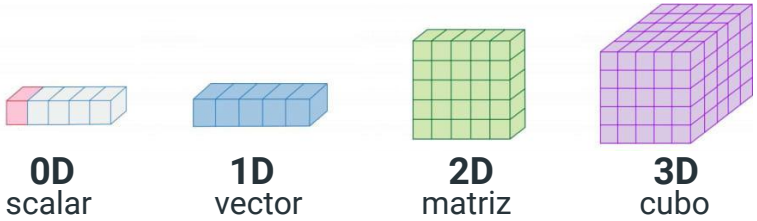
THE NINJA PROJECT by Grupo BBVA

3. TensorFlow

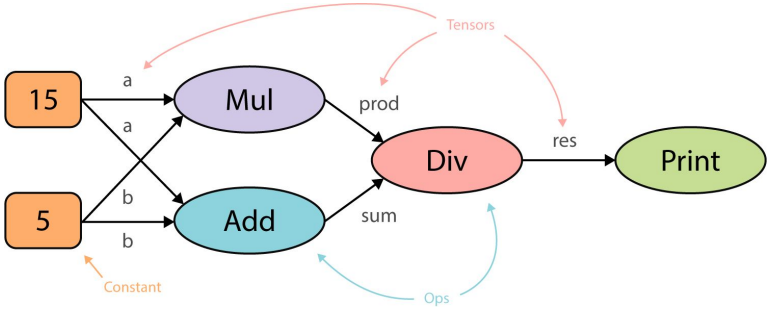
Red Hat

3. Redes de neuronas - TensorFlow

Tensor + Flow



N-dimensional array



Conjunto de operaciones

3. Redes de neuronas - TensorFlow

La información se representa mediante tres tipos de **contenedores de información**, que deben ser definidos a priori, con el objetivo de que sean incluidos en el grafo de operaciones.

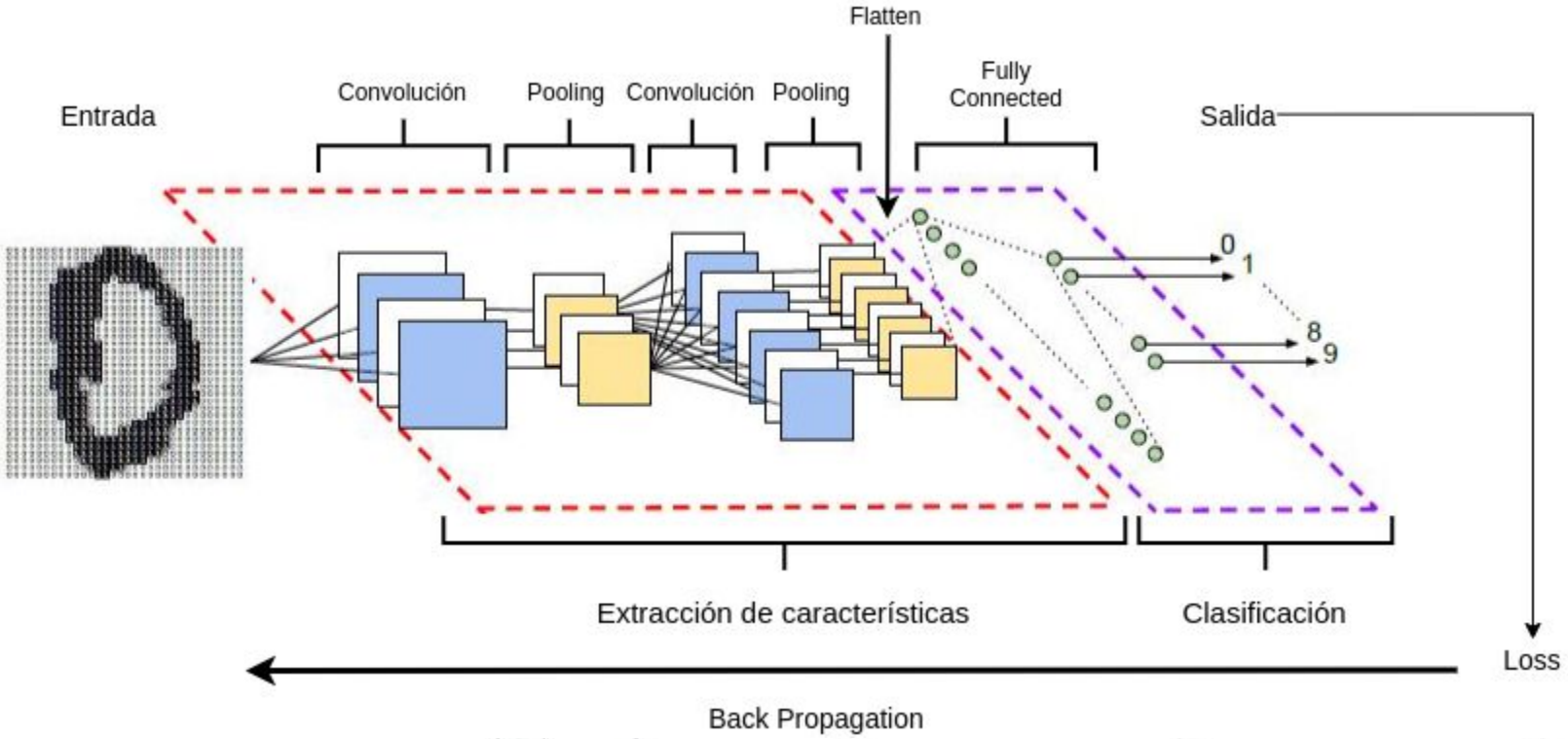
Tipo	Formato	Función	Ejemplo
Constante	Constante	tf.constant	tf.constant([None, 800, 460, 4])
Variable	Variable	tf.variable	tf.Variable(tf.random_normal([size, size, channels, filters], stddev=0.01), name='Layer_1_weights')
PlaceHolder	Variable (in/out)	tf.placeholder	tf.placeholder('float32', input, name='train_X')

THE NINJA PROJECT by Grupo BBVA

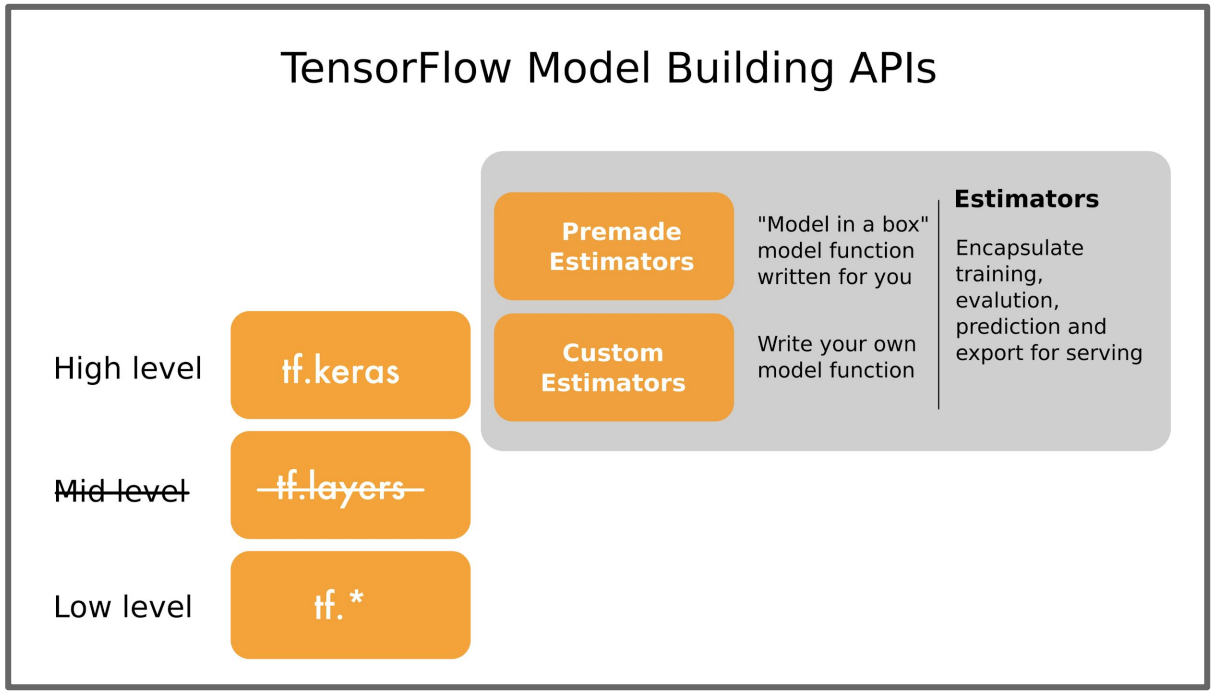
4. TensorFlow - Capas

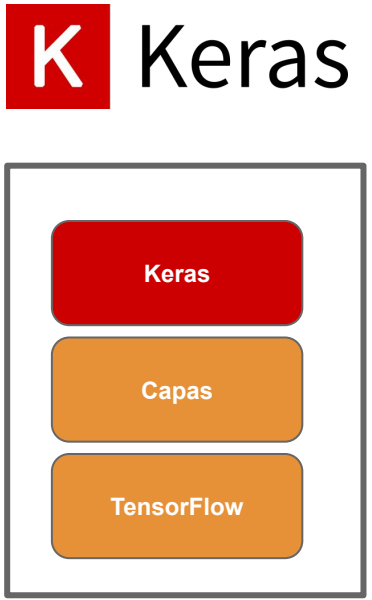
Red Hat

4. Redes de neuronas - Red convolucional



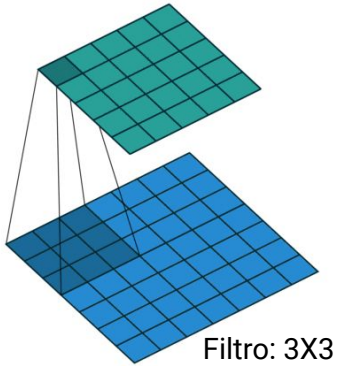
4. Redes de neuronas - Red convolucional



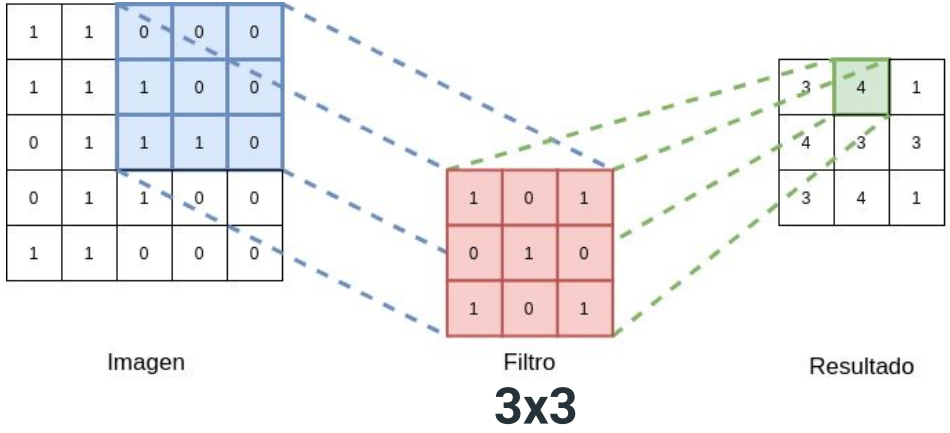


4. Redes de neuronas - Capa convolucional

Las capas convolucionales se utilizan para la extracción de características mediante la aplicación de operaciones (productos y sumas) entre matrices. Estas operaciones se realizan mediante un filtro (kernel) cuadrado.



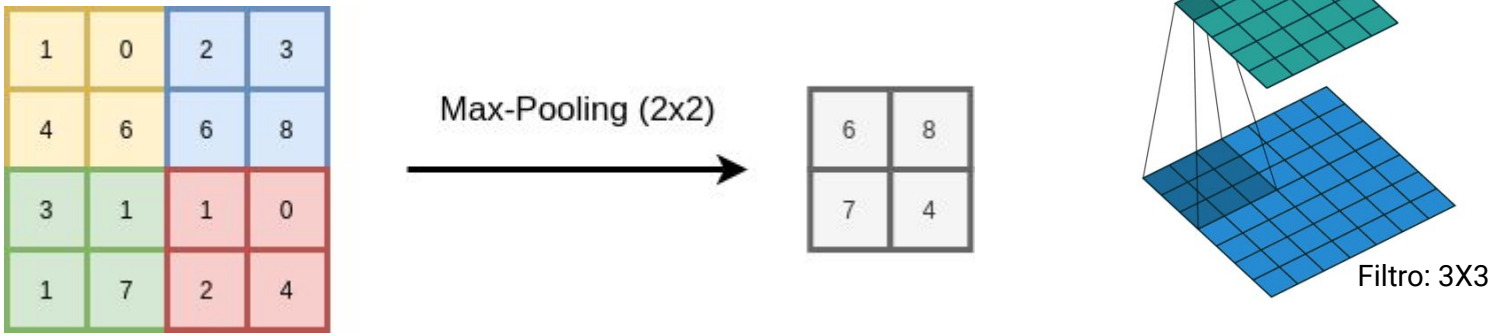
Filtro: 3X3



Conv2D(32, kernel_size=3, activation='relu', input_shape=(28,28,1))

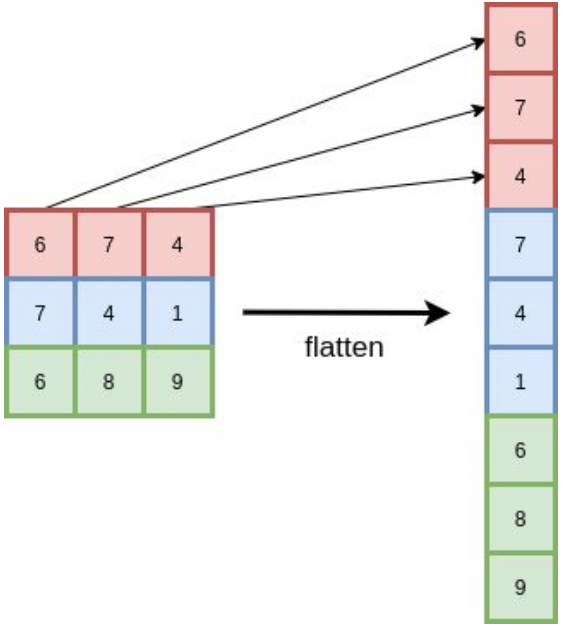
4. Redes de neuronas - Capa Pooling

Las capas **pooling** se utilizan para la realización de una reducción de información con el objetivo de centrarse en cierta información dependiendo de la operación a realizar. Esta reducción se realiza mediante la utilización de funciones como el promedio, el máximo o el mínimo.



MaxPooling2D(pool_size=k)

4. Redes de neuronas - Flatten



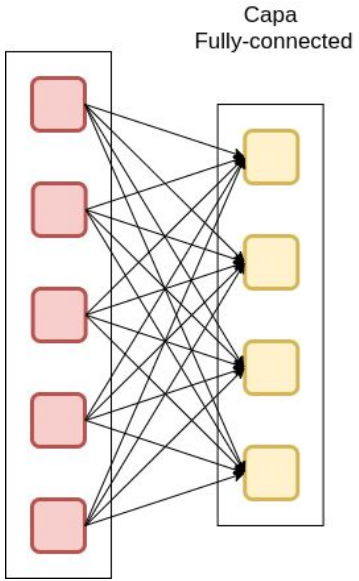
La capa de **aplanamiento**(flatten) es uno de los componentes esenciales de las redes de neuronas convolucionales..

Su funcionamiento consiste en aplicar una transformación lineal entre dos capas que realiza un aplanamiento de la información. Es decir se convierte una estructura bidimensional (matriz) a una estructura unidimensional (vector).

De manera que si una capa de tipo flaten se aplica sobre una capa de tamaño 2x2 el resultados erá una capa de tamaño 4.

Flatten()

4. Redes de neuronas - Fully Connected



La capa **completamente conectada** (fully-connected) es uno de los componentes esenciales de las redes de neuronas.

Su funcionamiento consiste en conectar cada neurona de una capa con cada neurona de la siguiente capa.

```
Dense(10, activation='softmax')
```

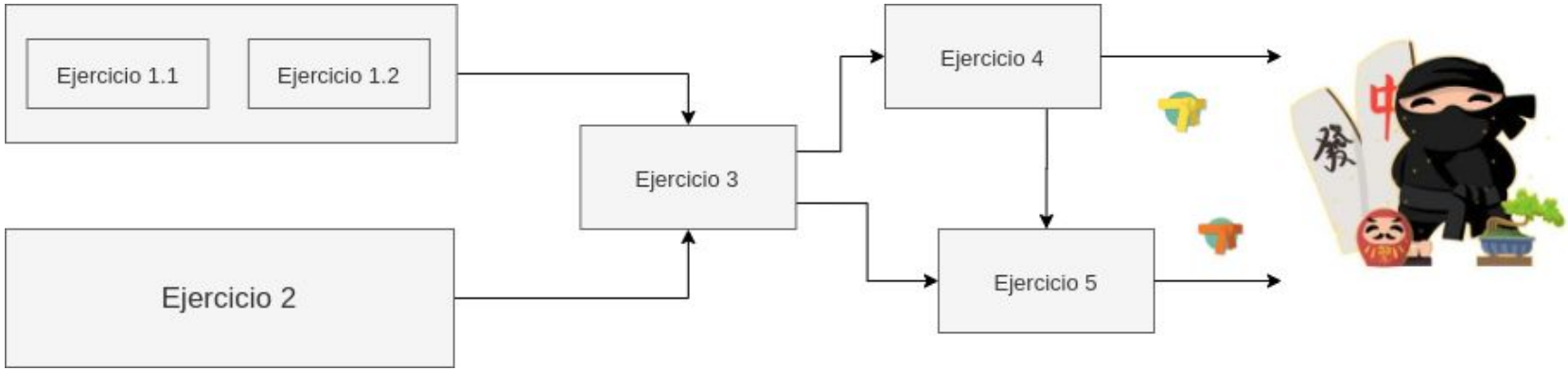
THE NINJA PROJECT by Grupo BBVA

5. Itinerarios del taller

Red Hat

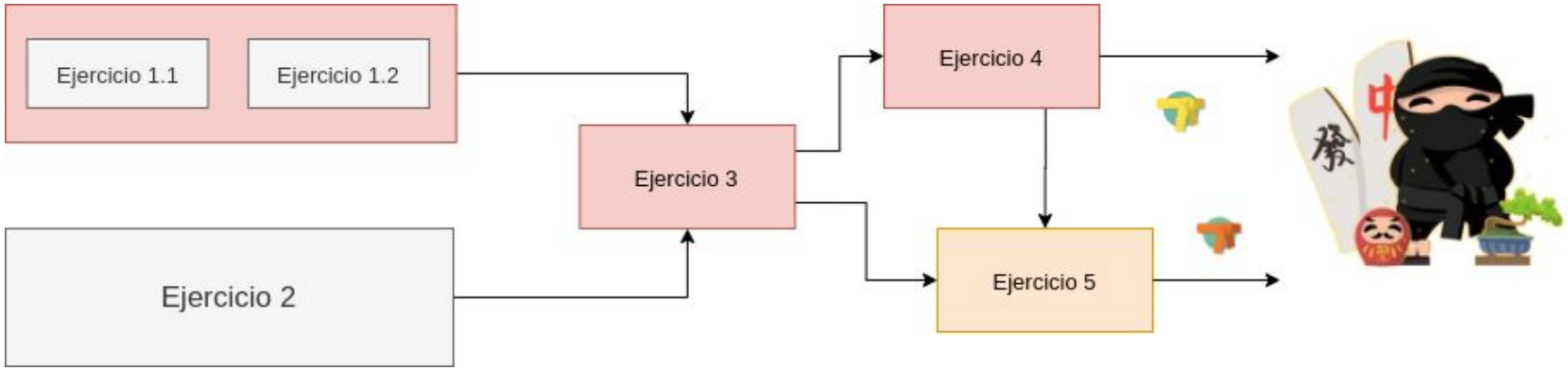
5. Itinerarios del taller

El taller tiene un conjunto de 6 ejercicios cuya realización depende de la tecnología que utilice el estudiante para la realización del taller. Existen dos itinerarios diferentes cada uno de ellos basado en una tecnología de despligue de los cuadernos.



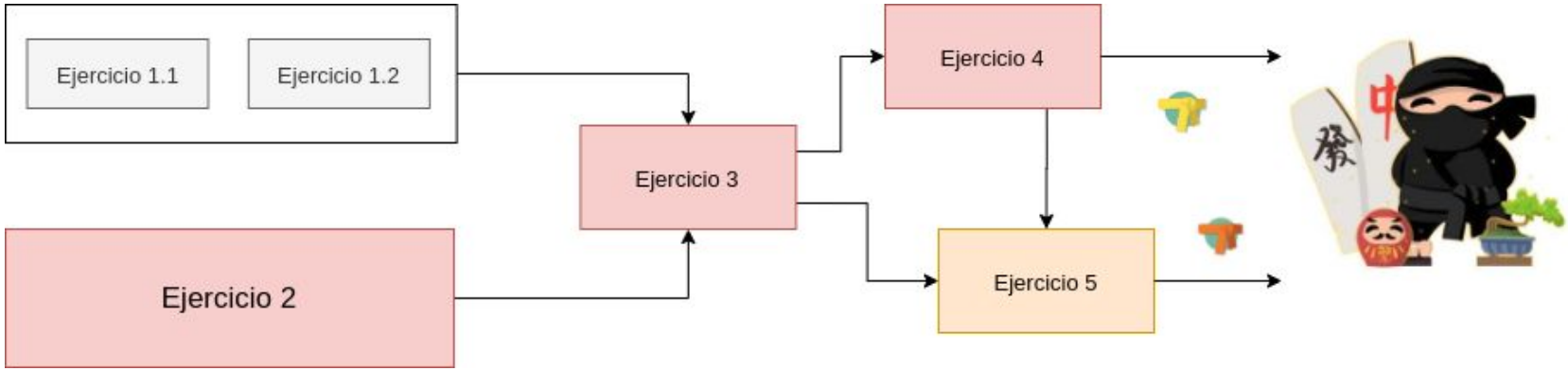
5. Itinerarios del taller

El camino de la dockerización



5. Itinerarios del taller

El camino de la colaboración en el cloud



Itinerario recomendado

¡Muchas Gracias!

¿Preguntas?

@moisipm

THE NINJA PROJECT by Grupo BBVA

Red Hat

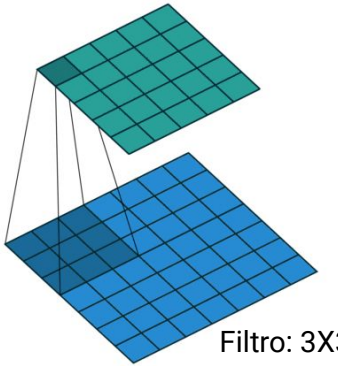
THE NINJA PROJECT by Grupo BBVA

6. Capas con TensorFlow

Red Hat

4. Capas y funciones - Capa convolucional

Convolución + **Bias** + **Función de activación**

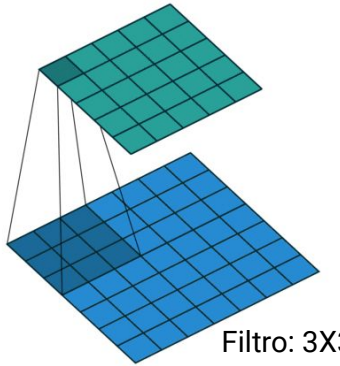


Filtro: 3X3

4. Capas y funciones - Capa convolucional

Convolución + **Bias** + **Función de activación**

```
conv_out = tf.nn.conv2d(input, weights, strides=[1, stride, stride, 1], padding='VALID', name='layer_1_conv')
```



Filtro: 3X3

4. Capas y funciones - Capa convolucional

Convolución + **Bias** + **Función de activación**

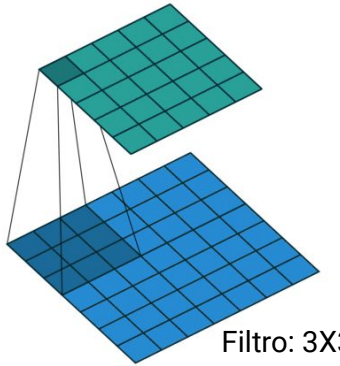
Capa anterior

Modo de aplicación del filtro

```
conv_out = tf.nn.conv2d(input, weights, strides=[1, stride, stride, 1], padding='VALID', name='layer_1_conv')
```

Pesos

Distancia entre la que se aplican los filtros



Filtro: 3X3

4. Capas y funciones - Capa convolucional

Convolución + **Bias** + **Función de activación**

Capa anterior

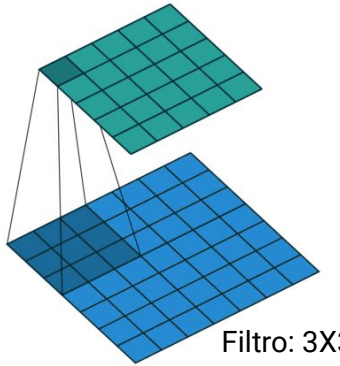
Modo de aplicación del filtro

```
conv_out = tf.nn.conv2d(input, weights, strides=[1, stride, stride, 1], padding='VALID', name='layer_1_conv')
```

Pesos

Distancia entre la que se aplican los filtros

```
bias_out= tf.add(conv_out, bias)
```



Filtro: 3X3

4. Capas y funciones - Capa convolucional

Convolución + **Bias** + **Función de activación**

Capa anterior

Modo de aplicación del filtro

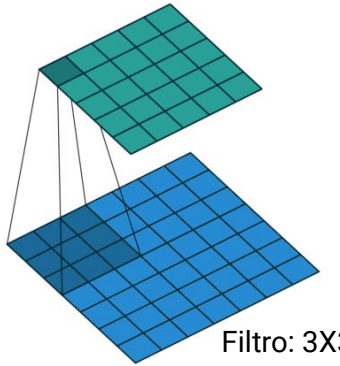
```
conv_out = tf.nn.conv2d(input, weights, strides=[1, stride, stride, 1], padding='VALID', name='layer_1_conv')
```

Pesos

Distancia entre la que se aplican los filtros

```
bias_out= tf.add(conv_out, bias)
```

bias



Filtro: 3X3

4. Capas y funciones - Capa convolucional

Convolución + **Bias** + **Función de activación**

Capa anterior

Modo de aplicación del filtro

```
conv_out = tf.nn.conv2d(input, weights, strides=[1, stride, stride, 1], padding='VALID', name='layer_1_conv')
```

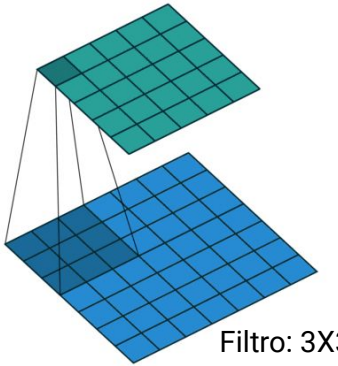
Pesos

Distancia entre la que se aplican los filtros

```
bias_out= tf.add(conv_out, bias)
```

bias

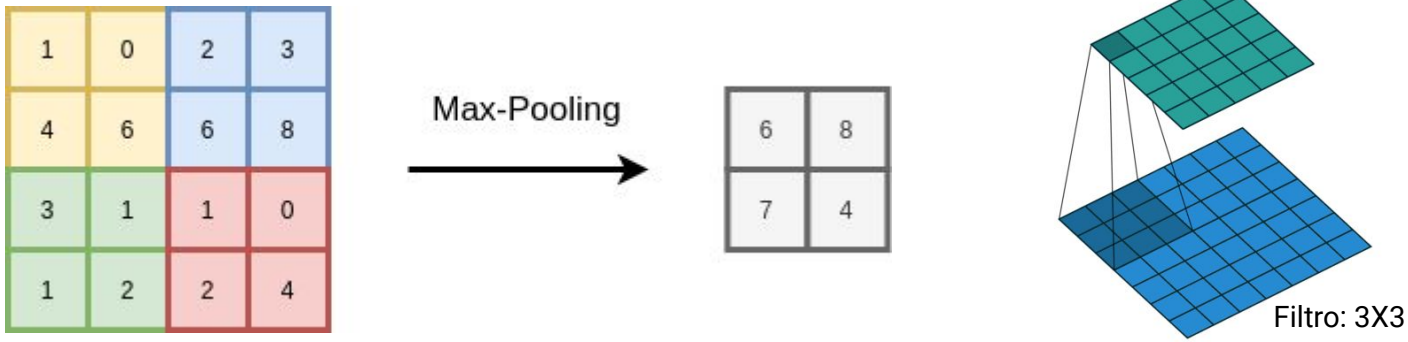
```
output = tf.nn.relu(bias_out, name='Layer_1_activation_fun')
```



Filtro: 3X3

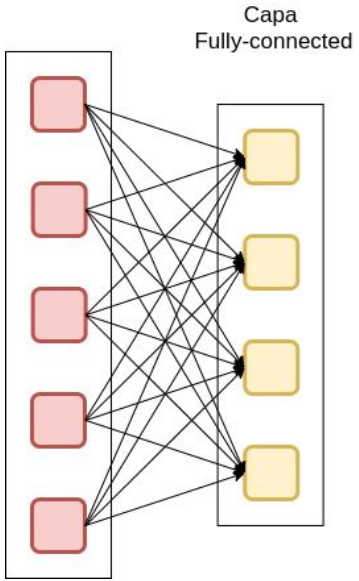
4. Capas y funciones - Capa Pooling

Las capas **pooling** se utilizan para la realización de una reducción de información con el objetivo de centrarse en cierta información dependiendo de la operación a realizar. Esta reducción se realiza mediante la utilización de funciones como el promedio, el máximo o el mínimo.




```
pool_out = tf.nn.max_pool(input, ksize=[1, k, k, 1], strides=[1, k, k, 1], padding='SAME')
```

4. Capas y funciones - Flatten + Fully Connected



La capa **completamente conectada** (fully-connected) es uno de los componentes esenciales de las redes convolucionales.

Su funcionamiento consiste en realizar una operación de “flattens” que es utilizada como salida de la red o entrada de la siguiente capa. La operación de “flatten” consiste en realizar un **aplanamiento** convirtiendo la información obtenida en un vector de **una dimensión**.

```
fully_out = tf.add(tf.matmul(input, weights[len(layers)-1]), biases[len(layers)-1])
```