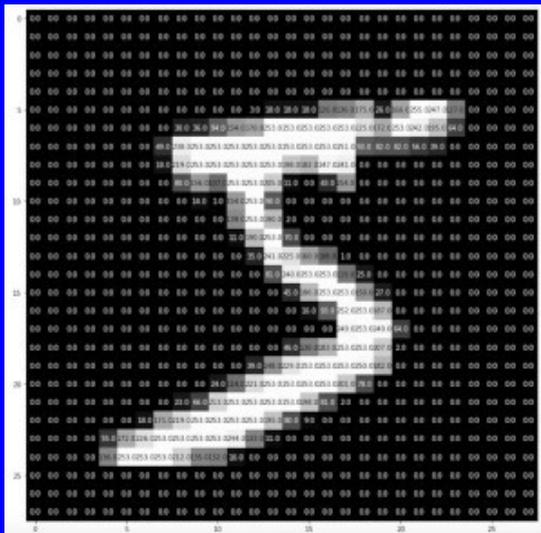


Machine Learning

Reconocimiento de Números



Rogelio Ferreira Escutia

Profesor / Investigador
Tecnológico Nacional de México
Campus Morelia



Formas de Trabajar

Formas de trabajar

- Hay 2 formas de trabajar esta parte:
 - Local: descargando los datasets e instalación de todas las bibliotecas en una computadora local.
 - Nube: Utilizando alguna herramienta donde se pueda cargar los datasets y ejecutar el código (Google Colab).

Con computadora local

- **Ventajas:**

- **No depender de una conexión a Internet (después de descargar y configurar).**

- **Desventajas:**

- **Hay que instalar todo lo necesario de manera local y dependemos del hardware de nuestra computadora (puede ser muy lento).**

Utilizando una aplicación en Nube

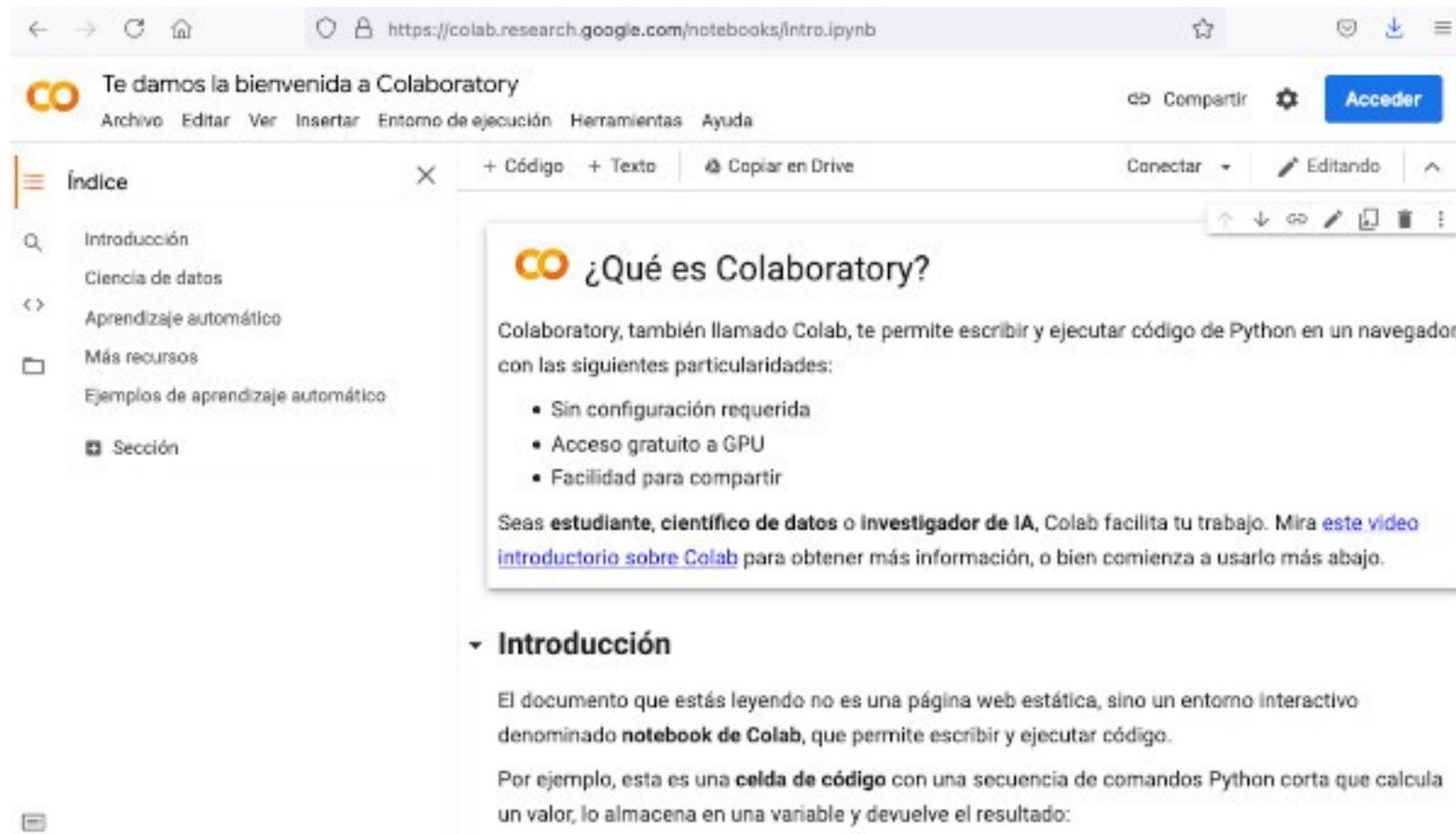
- **Ventajas:**

- **Alta velocidad, no es necesario configurar nada.**

- **Desventajas:**

- **Dependemos de las restricciones de la aplicación y de la conexión a Internet.**

Google Colaboratory



The screenshot shows the Google Colaboratory web interface. At the top, the browser address bar displays the URL `https://colab.research.google.com/notebooks/intro.ipynb`. The main header includes the Colab logo, the text "Te damos la bienvenida a Colaboratory", and navigation links for "Archivo", "Editar", "Ver", "Insertar", "Entorno de ejecución", "Herramientas", and "Ayuda". On the right side of the header, there are buttons for "Compartir", "Acceder", and "Conectar".

The left sidebar contains a table of contents under the heading "Índice":

- Introducción
- Ciencia de datos
- Aprendizaje automático
- Más recursos
- Ejemplos de aprendizaje automático
- Sección

The main content area displays the title "¿Qué es Colaboratory?" with the Colab logo. Below the title, the text reads: "Colaboratory, también llamado Colab, te permite escribir y ejecutar código de Python en un navegador, con las siguientes particularidades:"

- Sin configuración requerida
- Acceso gratuito a GPU
- Facilidad para compartir

Below the list, the text states: "Seas **estudiante, científico de datos o investigador de IA**, Colab facilita tu trabajo. Mira [este video introductorio sobre Colab](#) para obtener más información, o bien comienza a usarlo más abajo."

The section "Introducción" is expanded, showing the following text:

El documento que estás leyendo no es una página web estática, sino un entorno interactivo denominado **notebook de Colab**, que permite escribir y ejecutar código.

Por ejemplo, esta es una **celda de código** con una secuencia de comandos Python corta que calcula un valor, lo almacena en una variable y devuelve el resultado:

Instalación

Instalación local

- **Se requiere instalar Numpy , TensorFlow y Keras:**
 - **> pip3 install numpy tensorflow keras**

Instalación en nube

- **No se requiere instalar nada, solo un navegador (se recomienda Chrome) y entrar a Google Colaboratory:**
 - <https://colab.research.google.com/notebooks/intro.ipynb>
- **Después hacer click en:**
 - **Acceder**
- **Y teclear login y password de una cuenta de Gmail.**
- **Luego seleccionamos:**
 - **Archivo > Bloc de notas nuevo**

Instalación en nube

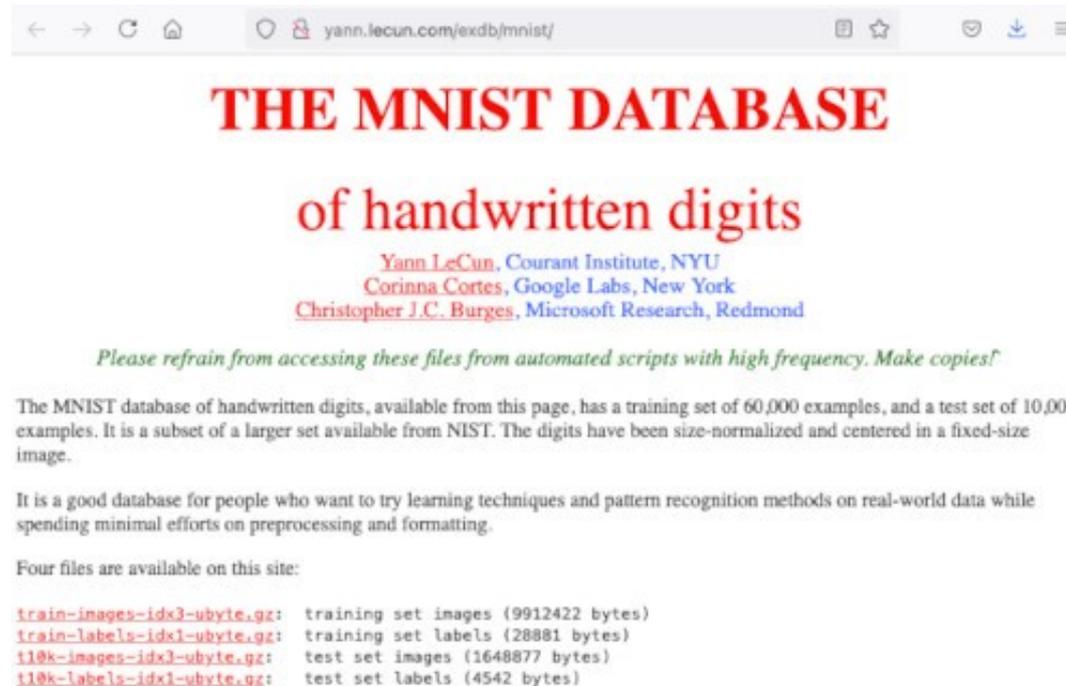
- **Entorno Google Colaboratory listo para trabajar:**



MINST

MNIST

- Yann LeCun, Corinna Cortes y Christopher J.C. Burges crearon MNIST, una base de datos con imágenes de números escritos a mano.
- Contiene 60,000 imágenes de ejemplo y otras 10,000 imágenes para hacer pruebas.

A screenshot of a web browser showing the MNIST Database website. The browser's address bar displays "yann.lecun.com/exdb/mnist/". The page content includes the title "THE MNIST DATABASE" in large red letters, followed by "of handwritten digits" in a smaller red font. Below this, the authors are listed: "Yann LeCun, Courant Institute, NYU", "Corinna Cortes, Google Labs, New York", and "Christopher J.C. Burges, Microsoft Research, Redmond". A green italicized note reads: "Please refrain from accessing these files from automated scripts with high frequency. Make copies!". A paragraph explains that the database has a training set of 60,000 examples and a test set of 10,000 examples. Another paragraph states it is a good database for learning techniques. Finally, a list of four files is provided with their respective sizes in bytes.

← → ↻ 🏠 🔒 yann.lecun.com/exdb/mnist/ 📄 ☆ 📧 📄 ☰

THE MNIST DATABASE

of handwritten digits

[Yann LeCun](#), Courant Institute, NYU
[Corinna Cortes](#), Google Labs, New York
[Christopher J.C. Burges](#), Microsoft Research, Redmond

Please refrain from accessing these files from automated scripts with high frequency. Make copies!

The MNIST database of handwritten digits, available from this page, has a training set of 60,000 examples, and a test set of 10,000 examples. It is a subset of a larger set available from NIST. The digits have been size-normalized and centered in a fixed-size image.

It is a good database for people who want to try learning techniques and pattern recognition methods on real-world data while spending minimal efforts on preprocessing and formatting.

Four files are available on this site:

train-images-idx3-ubyte.gz	training set images (9912422 bytes)
train-labels-idx1-ubyte.gz	training set labels (28881 bytes)
t10k-images-idx3-ubyte.gz	test set images (1648877 bytes)
t10k-labels-idx1-ubyte.gz	test set labels (4542 bytes)

Reconocimiento de números

Código

- Cargamos bibliotecas necesarias:

```
# Bibliotecas necesarias
import tensorflow as tf
from tensorflow import keras
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from tensorflow.keras.utils import to_categorical
```

Código

- Cargamos el dataset:

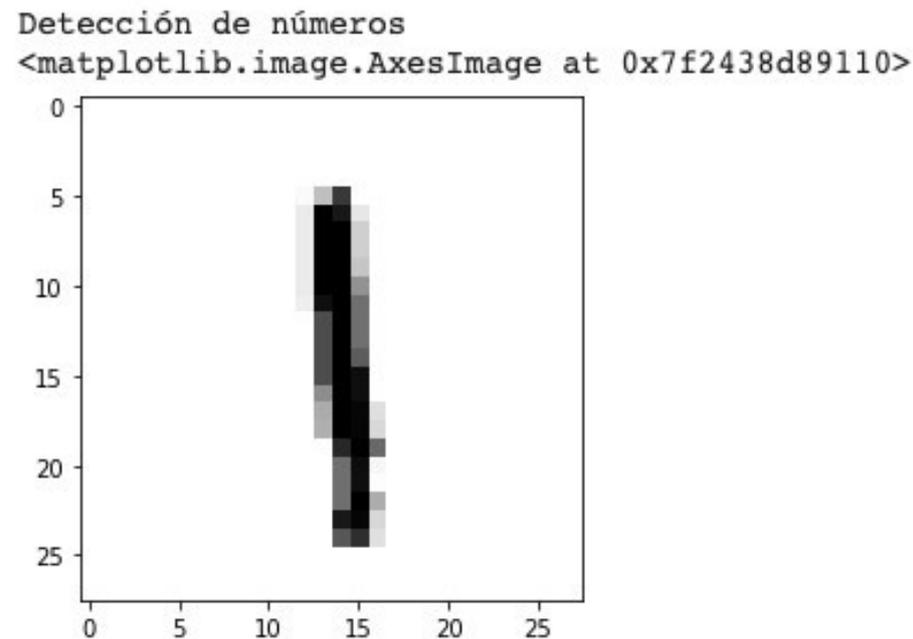
```
print("Detección de números")  
# Cargar el dataset con datos de entrenamiento y prueba del sitio de Google  
# https://storage.googleapis.com/tensorflow/tf-keras-datasets/mnist.npz  
mnist = tf.keras.datasets.mnist  
(x_entrenamiento, y_entrenamiento), (x_prueba, y_prueba) = mnist.load_data()
```

Código

- Se imprime un número de muestra:

```
# Para ver el dato de entrenamiento no. 8  
plt.imshow(x_entrenamiento[8], cmap=plt.cm.binary)
```

- En pantalla sale:



Código

- **Imprimir etiqueta, dimensión y contenido:**

```
# Para ver la etiqueta del dato de entrenamiento no. 8
print("Etiqueta: ", y_entrenamiento[8])

# Para ver el tamaño de nuestro tensor x_entrenamiento
print("Dimensiones de nuestro tensor x_entrenamiento: ", x_entrenamiento.ndim)

# Para ver el contenido de nuestro tensor x_entrenamiento
print("Contenido de nuestro tensor x_entrenamiento: ", x_entrenamiento.shape)
```

- **En pantalla sale:**

```
Etiqueta: 1
Dimensiones de nuestro tensor x_entrenamiento: 3
Contenido de nuestro tensor x_entrenamiento: (60000, 28, 28)
```

Código

- **Convertir todos los datos a float32 (para evitar que haya datos con tipos diferentes:**

```
# Escalar los datos al tipo de formato float 32
x_entrenamiento = x_entrenamiento.astype('float32')
y_entrenamiento = y_entrenamiento.astype('float32')
```

Código

- Escalar los datos a un rango solamente de 0 a 255:

```
# Escalar los datos para que tengan valores entre 0 y 255  
x_entrenamiento /= 255  
y_entrenamiento /= 255
```

Código

- **Convertir nuestra matriz (la de entrenamiento y la de prueba) a un vector, para poder alimentar de datos a nuestra red neuronal:**

```
# Convertimos la matriz de 28x28 a un vector de 784
x_entrenamiento = x_entrenamiento.reshape(60000, 784)
x_prueba = x_prueba.reshape(10000, 784)
```

Código

- **Convertir las etiquetas de entrenamiento (por ejemplo una imagen que tiene un 7, su etiqueta es “7”) a un formato de salida para nuestra red:**

```
# Convertir las etiquetas de datos, de un número a una salida de 10 números
# Ejemplo: La etiqueta "7" se convierte a [0,0,0,0,0,0,0,1,0,0]
# Esto es necesario para alimentar la red neuronal
y_entrenamiento = to_categorical(y_entrenamiento, num_classes=10)
y_prueba = to_categorical(y_prueba, num_classes=10)
```

Código

- **Seleccionar un modelo para la red neuronal:**

```
# Seleccionar el modelo de red neuronal a generar  
modelo = tf.keras.Sequential()
```

Keras

- Keras maneja los siguientes modelos de redes neuronales:

Models API

There are three ways to create Keras models:

- The **Sequential model**, which is very straightforward (a simple list of layers), but is limited to single-input, single-output stacks of layers (as the name gives away).
- The **Functional API**, which is an easy-to-use, fully-featured API that supports arbitrary model architectures. For most people and most use cases, this is what you should be using. This is the Keras "industry strength" model.
- **Model subclassing**, where you implement everything from scratch on your own. Use this if you have complex, out-of-the-box research use cases.

Keras

- **Keras maneja los siguientes modelos de redes neuronales:**
 - **Sequential:** Ideal para capas con una entrada y una salida por cada una de ellas.
 - **Functional API:** Para redes flexibles, con múltiples entradas y múltiples salidas.
 - **Subclassing:** Para desarrollar e investigar nuevas formas de conectar redes.

Código

- Creamos la “primer” capa de la red neuronal:

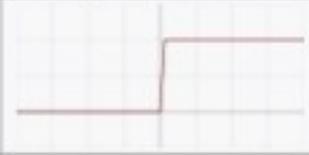
```
# Creamos la primer capa de la red neuronal con activación "sigmoide"  
modelo.add(tf.keras.layers.Dense(10, activation='sigmoid', input_shape=(784,)))
```

Funciones de Activación:

- Las funciones que gobiernan el comportamiento de la neurona artificial se llaman funciones de activación.
- La transmisión de esa entrada se conoce como forward propagation.
- Las funciones de activación transforman la combinación de entradas, pesos y sesgos.
- Los productos de estas transformaciones se ingresan para la siguiente capa de nodo.
- Muchas (aunque no todas) las transformaciones no lineales usadas en redes neuronales transforman los datos a rango conveniente, por ejemplo $[0,1]$ ó $[-1,1]$.
- Cuando una neurona artificial pasa de un valor distinto de cero a otro, decimos que esa neurona se ha activado.

Funciones de Activación:

- Algunas de las funciones de activación mas usadas:

Identity		$f(x) = x$
Binary step		$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < 0 \\ 1 & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$
Logistic (a.k.a. Sigmoid or Soft step)		$f(x) = \sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ ^[1]
TanH		$f(x) = \tanh(x) = \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})}$

Keras

- Keras maneja las siguientes funciones de activación:

Activation layers

- ReLU layer
- Softmax layer
- LeakyReLU layer
- PReLU layer
- ELU layer
- ThresholdedReLU layer

Keras

- Características de la función de activación “sigmoide” (sigmoid):

sigmoid function

```
tf.keras.activations.sigmoid(x)
```

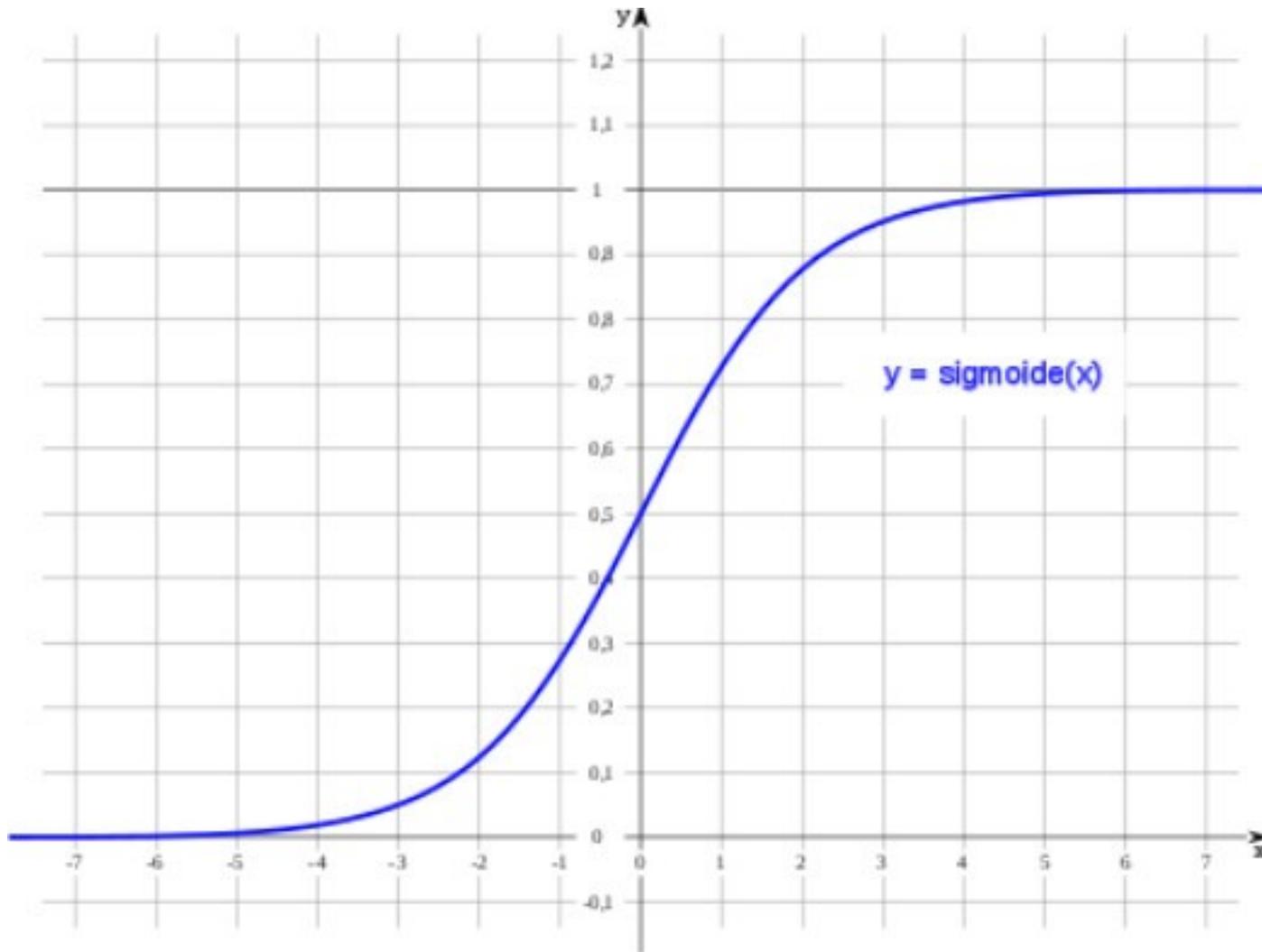
Sigmoid activation function, $\text{sigmoid}(x) = 1 / (1 + \exp(-x))$.

Applies the sigmoid activation function. For small values (<-5), **sigmoid** returns a value close to zero, and for large values (>5) the result of the function gets close to 1.

Sigmoid is equivalent to a 2-element Softmax, where the second element is assumed to be zero. The sigmoid function always returns a value between 0 and 1.

Función Sigmoide

- Gráfica de la función Sigmoide:



Código

- Creamos la “segunda” capa de la red neuronal:

```
# Creamos la segunda capa de la red neuronal con activación "softmax"  
modelo.add(tf.keras.layers.Dense(10, activation='softmax'))
```

Código

- Para imprimir la características de nuestro modelo:

```
#Para imprimir un resumen de nuestra red neuronal  
print(modelo.summary())
```

- En pantalla sale:

```
Model: "sequential_2"
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_3 (Dense)	(None, 10)	7850
dense_4 (Dense)	(None, 10)	110

```
Total params: 7,960  
Trainable params: 7,960  
Non-trainable params: 0
```

Código

- **Especificar algunas características de nuestro modelo:**
 - **Función de coste.**
 - **Optimizador.**
 - **Métrica.**

```
# Especificaciones del modelo
# Función de coste: "categorical_crossentropy"
# Optimizador: "sgf (Stochastic Gradient Descent)"
# Métrica: "accuracy"
modelo.compile(loss="categorical_crossentropy", optimizer="sgd", metrics = ['accuracy'])
```

Funciones de Coste

- **La función de coste trata de determinar el error entre el valor estimado y el valor real, con el fin de optimizar los parámetros de la red neuronal.**
- **Las funciones de coste mas utilizadas son:**
 - **Raíz cuadrada media – RMSE**
 - **Error absoluto medio – MAE**
 - **Error absoluto medio escalado – MASE**
 - **Entropía cruzada categórica – Categorical Cross-Entropy**
 - **Entropía cruzada binaria – Binary Cross-Entropy**

Keras

- **Funciones de coste disponibles en Keras.**
 - BinaryCrossentropy class
 - CategoricalCrossentropy class
 - SparseCategoricalCrossentropy class
 - Poisson class
 - binary_crossentropy function
 - categorical_crossentropy function
 - sparse_categorical_crossentropy function
 - poisson function
 - KLDivergence class
 - kl_divergence function

Optimizadores

- **Un optimizador lo que hace es obtener mejores valores de los parámetros, para reducir el error cometido por la red neuronal.**
- **El proceso mediante el cual se hace esto se conoce como “backpropagation”.**
- **Algunos de los optimizadores mas usados son:**
 - **Stochastic Gradient Descent (SGD)**
 - **Adagrad**
 - **Adadelta**
 - **RMSprop**
 - **Adam**
 - **Nadam**

Keras

- Los optimizadores disponibles en Keras son los siguientes:

Available optimizers

- SGD
- RMSprop
- Adam
- Adadelta
- Adagrad
- Adamax
- Nadam
- Ftrl

Métricas

- **Las métricas son las funciones que se usan para evaluar el desempeño del modelo.**
- **Hay varios tipos de métricas y se clasifican de la siguiente manera:**
 - **Exactitud**
 - **Probabilísticas**
 - **Regresión**
 - **Clasificación**

Keras

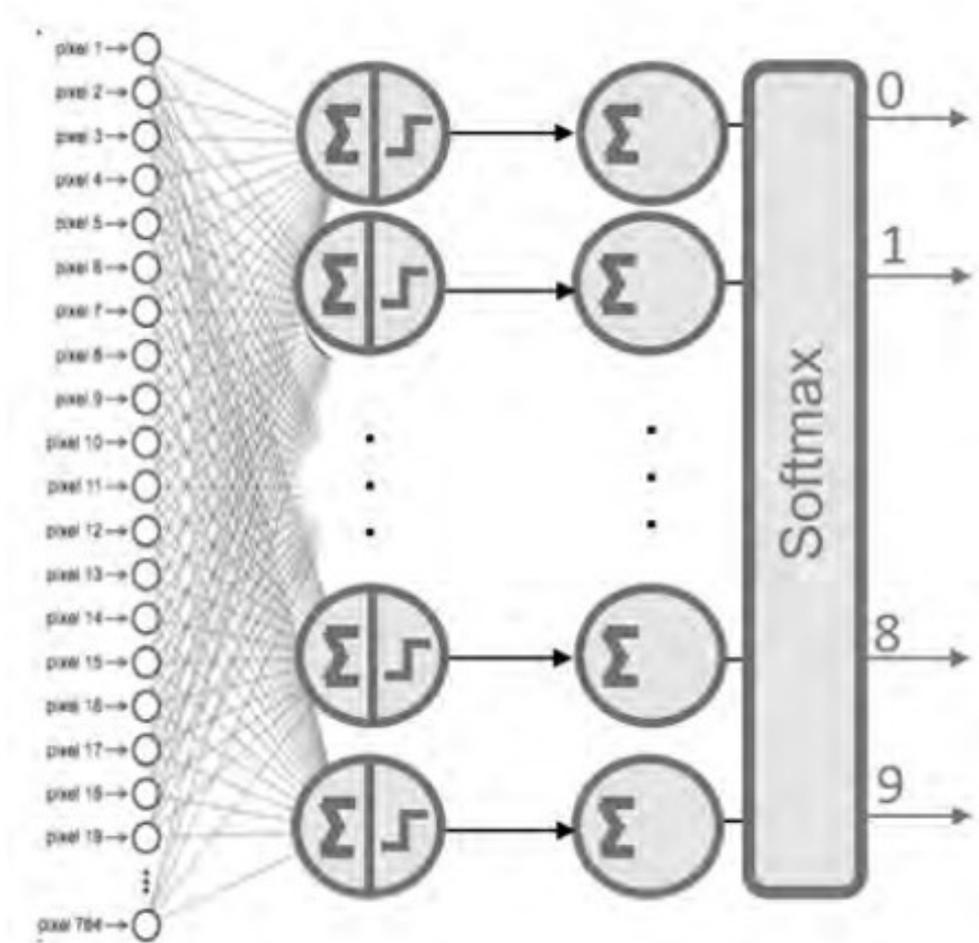
- Las métricas de Exactitud disponibles en Keras son:

Accuracy metrics

- Accuracy class
- BinaryAccuracy class
- CategoricalAccuracy class
- TopKCategoricalAccuracy class
- SparseTopKCategoricalAccuracy class

Diagrama

- Este sería el diagrama del modelo propuesto:



Código

- Se entrena el modelo para 5 épocas:

```
# Entrenamiento del Modelo
modelo.fit(x_entrenamiento, y_entrenamiento, epochs=5)
```

- En pantalla sale:

```
Epoch 1/5
1875/1875 [=====] - 3s 1ms/step - loss: 0.0683 - accuracy: 0.9950
Epoch 2/5
1875/1875 [=====] - 3s 2ms/step - loss: 0.0048 - accuracy: 1.0000
Epoch 3/5
1875/1875 [=====] - 3s 2ms/step - loss: 0.0027 - accuracy: 1.0000
Epoch 4/5
1875/1875 [=====] - 3s 1ms/step - loss: 0.0019 - accuracy: 1.0000
Epoch 5/5
1875/1875 [=====] - 3s 1ms/step - loss: 0.0015 - accuracy: 1.0000
```

Código

- **Evaluar el modelo propuesto ahora con los datos de prueba:**

```
# Probar modelo con datos de prueba
prueba_perdida, prueba_precision = modelo.evaluate(x_prueba, y_prueba)

# Imprimir precisión
print("Precisión: ", prueba_precision)
```

- **En pantalla sale:**

```
Precisión: 0.09799999743700027
```

Código – Parte Final - Predicción

- Por último, le asignamos a nuestra red neuronal (ya entrenada) una imagen, y que haga la predicción del número que le presentamos (es la imagen número “11”, nó el numero “11”):

```
# Predecir el valor de la imagen del número "11"  
prediccion = modelo.predict(x_prueba)  
np.argmax(prediccion[11])  
print("Predicción: ", prediccion[11])
```

- El modelo predice que es el número “0”, ya que, en los valores de salida de la red neuronal, el número más alto es el primero:

```
Predicción: [9.9947196e-01 9.6787822e-05 2.9446612e-05 6.0889877e-05 5.0755989e-05  
4.7076512e-05 1.1554301e-05 1.0047166e-04 5.5454246e-05 7.5596785e-05]
```



Para mejorar el resultado

- Si el resultado no es bueno, se pueden hacer lo siguientes ajustes:
- Entrenar más veces nuestra red neuronal (asignar más “épocas”) para mejorar los valores de predicción.
- Cambiar alguno de estos parámetros:
 - “función de coste”
 - “optimizador”
 - ”métrica”.
- Agregar más imágenes al entrenamiento.



Rogelio Ferreira Escutia

Profesor / Investigador
Tecnológico Nacional de México
Campus Morelia



rogelio.fe@morelia.tecnm.mx



rogeplus@gmail.com



xumarhu.net



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



[https://www.youtube.com/
channel/UC0on88n3LwTKxJb8T09sGjg](https://www.youtube.com/channel/UC0on88n3LwTKxJb8T09sGjg)



[rogelioferreiraescutia](https://www.linkedin.com/in/rogelioferreiraescutia)

