Tarea para PIA05

Título de la tarea: Programación de redes neuronales profundas

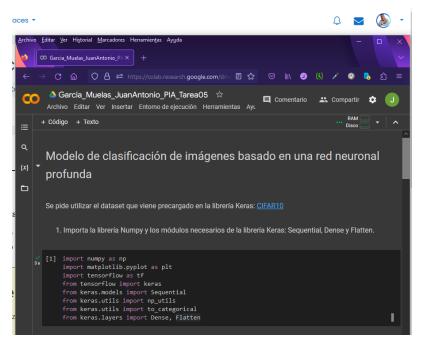
Ciclo formativo y módulo: Curso especialización en Inteligencia Artificial y Big Data

- Programación de Inteligencia Artificial

Curso académico: 2022-2023 ¿Qué te pedimos que hagas?

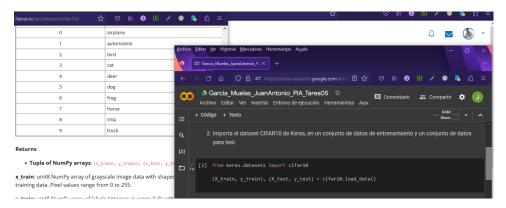
- Apartado 1: Carga y explora el dataset CIFAR10
 - Inicia un nuevo notebook, preferiblemente en Google Colab. Para guiarte en el proceso, puedes utilizar este <u>cuaderno-guía</u> con algunas sugerencias de fragmentos de código indicados en las celdas de texto, pero tendrás que escribir el código en la celda de código correspondiente y ejecutarlo.
 - o Importa la librerías Numpy.
 - Importa los módulos necesarios para construir una red neuronal profunda:
 Sequential, Dense y Flatten.

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf
from tensorflow import keras
from keras.models import Sequential
from keras.utils import np_utils
from keras.utils import to_categorical
from keras.layers import Dense, Flatten
```



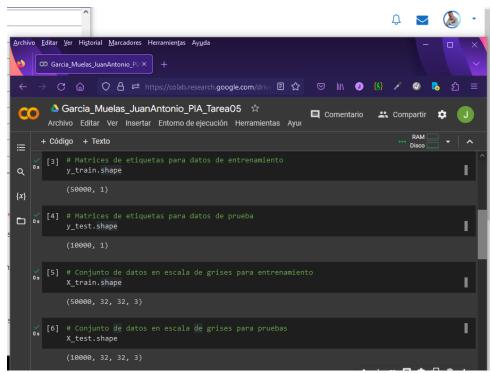
- Apartado 2: Importa el dataset CIFAR10 de Keras, en un conjunto de datos de entrenamiento y un conjunto de datos para test.
 - Consulta la <u>documentación de Keras relativa a este dataset</u> para entender cómo están organizados los datos y saber importarlos.

```
from keras.datasets import cifar10
(X_train, y_train), (X_test, y_test) = cifar10.load_data()
```



Apartado 3: Explora los datos.

- Explora los datos, especialmente, las dimensiones del dataset.
 - # Matrices de etiquetas para datos de entrenamiento
 - y_train.shape
 - # Matrices de etiquetas para datos de prueba
 - y test.shape
 - # Conjunto de datos en escala de grises para entrenamiento
 - X_train.shape
 - # Conjunto de datos en escala de grises para pruebas
 - X test.shape



o Aplica normalización a los datos de entrada.

```
X_train = X_train.astype('float32')
X_test = X_test.astype('float32')
```

X_train = X_train / 255.0

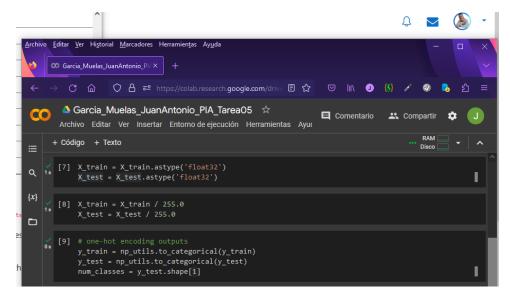
 $X_{\text{test}} = X_{\text{test}} / 255.0$

o Aplica la técnica one-hot encoding al conjunto de datos de salida.

```
# one-hot encoding outputs
y_train = np_utils.to_categorical(y_train)
```

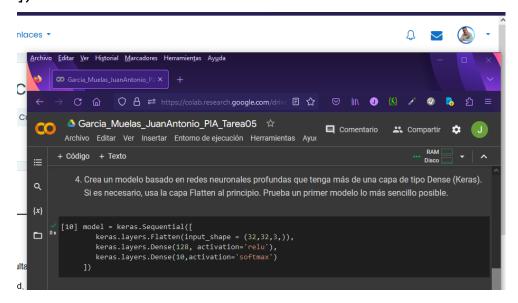
```
y_test = np_utils.to_categorical(y_test)
num_classes = y_test.shape[1]
```

 En general, aplica las funciones necesarias para entender cómo son los datos para poder crear el modelo de forma adecuada y entender también los resultados del entrenamiento.



- Apartado 4: Crea el modelo.
 - Genera un modelo con la clase Sequential.
 - Añade el menor número de capas posible, utilizando las clases Dense y Flatten.
 Genero un modelo con la capa Flatten, una capa oculta y una de salida

```
model = keras.Sequential([
   keras.layers.Flatten(input_shape = (32,32,3,)),
   keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
   keras.layers.Dense(10,activation='softmax')
])
```



- Apartado 5: Entrena el modelo.
 - Configura el modo de entrenamiento con el método compile.
 - Utiliza la función loss = 'categorical_crossentropy'.

o Selecciona el optimizador Adam.

cs=['accuracy'])

o Utiliza la función fit para entrenar el modelo, con un máximo de 20 epochs.

```
# creamos el optimizador Adam con un valor de learning rate y se lo
pasamos a la función compile

opt = keras.optimizers.Adam(learning rate=0.001)
```

model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=opt, metri

```
# añadimos la función fit
model.fit(X_train, y_train, epochs = 20)
```

```
· Enlaces •
                                                                                      Û 🔼
   Archivo Editar Ver Historial Marcadores Herramientas Ayuda
fic
           ▲ Garcia_Muelas_JuanAntonio_PIA_Tarea05 ☆
                                                            ■ Comentario
          Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda
         + Código + Texto
       [11] # creamos el optimizador Adam con un valor de learning rate y se lo pasamos a la función compile opt = keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.001)
    {x}
       [12] # añadimos la función fit
model.fit(X_train, y_train, epochs = 20)
nsu
                           idad
              Epoch 3/20
1563/1563 [=
ativ
                                     =====] - 10s 6ms/step - loss: 1.7347 - accuracy: 0.3786
```

- Apartado 6: Mejora el modelo.
 - o Crea un nuevo modelo con más capas y mayor número de neuronas.

```
model1 = keras.Sequential([
    keras.layers.Flatten(input_shape = (32,32,3,)),
    keras.layers.Dense(512, activation='relu'),
    keras.layers.Dense(320, activation='relu'),
    keras.layers.Dense(320, activation='relu'),
    keras.layers.Dense(512, activation='relu'),
    keras.layers.Dense(10,activation='softmax')
])
```

o Entrénalo utilizando un número mayor de epochs y analiza el resultado.

```
# creamos el optimizador Adam con un valor de learning rate y se lo
  pasamos a la función compile
  opt = keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.001)

model1.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=opt, metr
ics=['accuracy'])

# añadimos la función fit
model1.fit(X_train, y_train, epochs = 30)
```

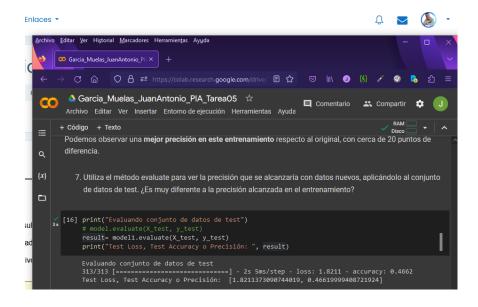
```
Enlaces ▼
    chivo <u>E</u>ditar <u>V</u>er Hi<u>s</u>torial <u>M</u>arcadores Herramien<u>t</u>as Ay<u>u</u>da
        Garcia_Muelas_JuanAntonio_PU-X
            C 🙆 ○ 🖰 🔤 https://colab.research.google.com/drive/ 🗉 ☆ 💿 💵 • 🕙 🐧 🗸 🐠 🔥 🖆
          △ Garcia_Muelas_JuanAntonio_PIA_Tarea05 ☆
                                                                   🗏 Comentario 😃 Compartir 🌣 🕕
          Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda
        + Código + Texto
                                                                                 y ⊝ 🗏 🖍 🖟 📋 :
              modelo que mejores resultados da.
   Q
      [13] model1 = keras.Sequential([
                keras.layers.Dense(512, activation='relu'),
keras.layers.Dense(320, activation='relu'),
   keras.layers.Dense(320, activation='relu'),
keras.layers.Dense(512, activation='relu'),
      _{0s} [14] # creamos el optimizador Adam con un valor de learning rate y se lo pasamos a la función compile
              opt = keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.001)
              model1.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=opt, metrics=['accuracy'])
      [15] # añadimos la finción fit model1 5:+/
              model1.fit(X_train, y_train, epochs = 30)
              1563/1563 [==============] - 39s 25ms/step - loss: 1.6954 - accuracy: 0.3886
              Epoch 3/30
1563/1563 [=:
```

 ¿Has conseguido mejorar la precisión? haz varias pruebas y quédate con el modelo que mejores resultados da.

Encontramos una mayor precisión de entorno a 20 puntos respecto al primer intento.

- Apartado 7: Evalúa el nuevo modelo.
 - Utiliza el método evaluate para ver la precisión que se alcanzaría con datos nuevos, aplicándolo al conjunto de datos de test.

```
print("Evaluando conjunto de datos de test")
result= model1.evaluate(X_test, y_test)
print("Test Loss, Test Accuracy o Precisión: ", result)
```



o ¿Es muy diferente a la precisión alcanzada en el entrenamiento?

La precisión baja considerablemente en la evaluación del conjunto de datos.

- Apartado 8: Visualiza las predicciones.
 - Explora de forma visual la precisión que se consigue, representando las primeras
 25 imágenes del conjunto de datos de test, y comparando la etiqueta real con la de la predicción.
 - o En la guía tienes un script sugerido para ayudarte con el código.

```
predictions = model1.predict(X_test)
class_names = ['airplane','automobile','bird','cat','deer','dog','f
rog','horse','ship','truck']
plt.figure(figsize=(10,10))
for i in range(25):
    plt.subplot(5,5,i+1)
    plt.xticks([])
    plt.yticks([])
    plt.grid('off')
    plt.imshow(X_test[i], cmap=plt.cm.binary)
    predicted_label = predictions[i]
    true_label = y_test[i]
    if predicted_label.argmax() == true_label.tolist().index(1.):
      color = 'green'
    else:
      color = 'red'
    plt.xlabel("{} ({})".format(class_names[predicted_label.argmax(
)],
                       class_names[true_label.tolist().index(1.)]),
                       color=color)
```

