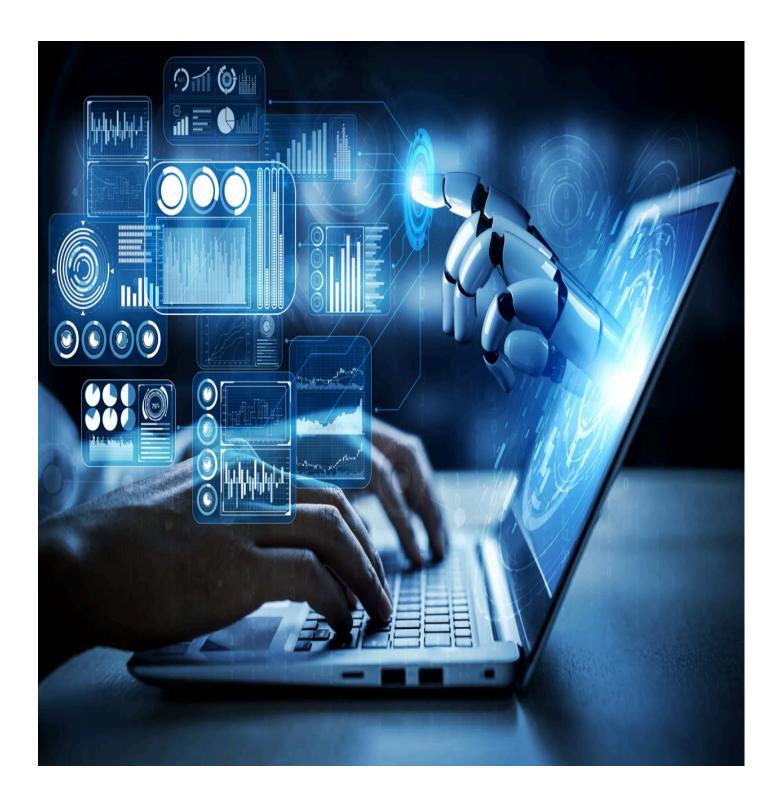
Programación de Inteligencia Artificial



Nombre: Victoria Jiménez Martín

Módulo: Programación de Inteligencia Artificial

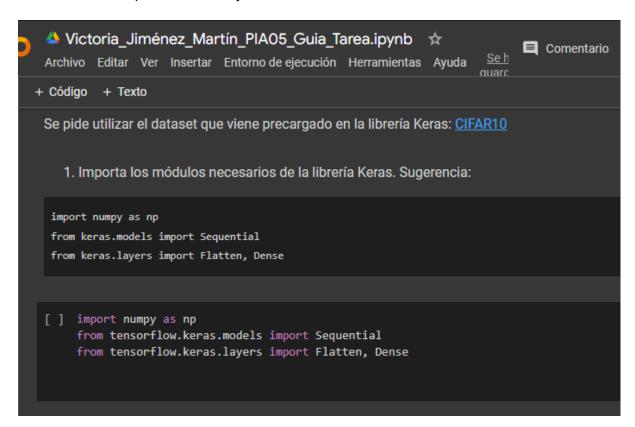
Curso: Especialización de Inteligencia Artificial y Big Data

Índice

Apartado 1: Carga y explora el dataset CIFAR10	3
Apartado 2: Importa el dataset CIFAR10 de Keras, en un conjunto de datos de entrenamiento y un conjunto de datos para test.	4
Apartado 3: Explora los datos.	5
Apartado 4: Crea el modelo.	6
Apartado 5: Entrena el modelo.	7
Apartado 6: Mejora el modelo.	8
∘ ¿Has conseguido mejorar la precisión? haz varias pruebas y quédate con el modelo	
que mejores resultados da.	8
Apartado 7: Evalúa el nuevo modelo.	9
¿Es muy diferente a la precisión alcanzada en el entrenamiento?	9
Apartado 8: Visualiza las predicciones.	10

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.



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.



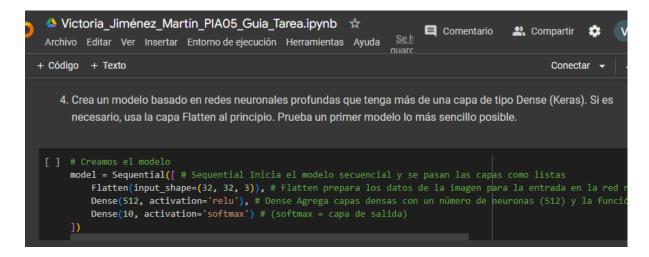
Apartado 3: Explora los datos.

- Explora los datos, especialmente, las dimensiones del dataset.
- o Aplica normalización a los datos de entrada.
- Aplica la técnica one-hot encoding al conjunto de datos de salida.
- 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.

```
△ Victoria_Jiménez_Martín_PIA05_Guia_Tarea.ipynb ☆
                                                                                   Comentario
                                                                                                       Compartir
 Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda
+ Código + Texto
                                                                                                               Conectar -
    3. Explora los datos, especialmente, las dimensiones del dataset. Aplica normalización a los datos de entrada y la
       técnica one-hot encoding a los de salida.
 Sugerencia para normalizar:
  X_train = X_train.astype('float32')
  X_test = X_test.astype('float32')
  X_train = X_train / 255.0
  X_test = X_test / 255.0
 Sugerencia de aplicación one-hot encoding para categorizar etiquetas:
  # one hot encode outputs
  y_train = np_utils.to_categorical(y_train)
  y_test = np_utils.to_categorical(y_test)
  num_classes = y_test.shape[1]
      print("Dimensiones de X_train:", X_train.shape) # La propiedad shape muestra las
print("Dimensiones de y_train:", y_train.shape)
      print("Dimensiones de X_test:", X_test.shape)
      print("Dimensiones de y_test:", y_test.shape)
      X_train = X_train.astype('float32') / 255.0 # La propiedad astype convierte los elementos del array a float
X_test = X_test.astype('float32') / 255.0 # 255.0 es el valor máximo de un pixel
       # One-hot encoding de las etiquetas
       from tensorflow.keras.utils import to_categorical
      y_train = to_categorical(y_train, 10) # to_categorical convierte un array de etiquetas a binario
       y_test = to_categorical(y_test, 10)
      Dimensiones de X_train: (50000, 32, 32, 3)
      Dimensiones de y_train: (50000, 1)
Dimensiones de X_test: (10000, 32, 32, 3)
```

Apartado 4: Crea el modelo.

- o Genera un modelo con la clase Sequential.
- Añade el menor número de capas posible, utilizando las clases Dense y Flatten.



Apartado 5: Entrena el modelo.

- Configura el modo de entrenamiento con el método compile.
- Utiliza la función loss = 'categorical_crossentropy'.
- Selecciona el optimizador Adam.
- Utiliza la función fit para entrenar el modelo, con un máximo de 20 epochs.

```
📤 Victoria_Jiménez_Martín_PIAO5_Guia_Tarea.ipynb 🛮 🖈
                                                                      ■ Comentario
                                                                                      Compartir
                                                                                                    *
 Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda
+ Código + Texto
                                                                                             Conectar
                                                                                             — --
    5. Configura el entrenamiento utilizando la función compile, con la función loss = 'categorical_crossentropy' y el
      optimizador Adam. Utiliza la función fit para entrenar el modelo, inicialmente, con 20 epochs.
 [ ] # Compilamos el modelo
     model.compile( # compile configura el modelo para el entrenamiento, especificando la función de pérdida
         loss='categorical_crossentropy',
         optimizer='adam', # optimizador
         metrics=['accuracy'] # métricas
     history = model.fit( # fit Metodo para entrenar la neurona
         X_train, y_train, # datos de entrenamiento
         epochs=20, # número de épocas
         validation_split=0.2 # Divide los datos de entrenamiento para tener una validación cruzada
     Epoch 1/20
     1250/1250 [
                                         Epoch 2/20
     1250/1250 [
                                      ======] - 26s 21ms/step - loss: 1.7209 - accuracy: 0.3863 - val_loss: 1.6
     Epoch 3/20
                                     ======] - 28s 22ms/step - loss: 1.6570 - accuracy: 0.4057 - val_loss: 1.6
     1250/1250 [
     Epoch 4/20
                              =========] - 27s 22ms/step - loss: 1.6074 - accuracy: 0.4261 - val_loss: 1.70
     1250/1250 [
     Epoch 5/20
                                    =======] - 26s 21ms/step - loss: 1.5772 - accuracy: 0.4359 - val_loss: 1.59
     1250/1250 I
     Epoch 6/20
                              =========] - 26s 21ms/step - loss: 1.5487 - accuracy: 0.4486 - val_loss: 1.6%
     1250/1250 [
     Epoch 7/20
     1250/1250 [
                                        =====] - 26s 21ms/step - loss: 1.5292 - accuracy: 0.4572 - val_loss: 1.60
     Epoch 8/20
                                  =======] - 27s 22ms/step - loss: 1.5115 - accuracy: 0.4599 - val_loss: 1.5
     1250/1250 [=
     Epoch 9/20
```

Apartado 6: Mejora el modelo.

- Crea un nuevo modelo con más capas y mayor número de neuronas.
- o Entrénalo utilizando un número mayor de epochs y analiza el resultado.

```
📤 Victoria_Jiménez_Martín_PIA05_Guia_Tarea.ipynb 🛚 🖈
                                                                      Comentario
                                                                                      Compartir
 Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda
+ Código + Texto
                                                                                             Conectar ▼
   6. Crea un nuevo modelo con más capas y mayor número de neuronas. Entrénalo utilizando un número mayor de
      epochs y analiza el resultado. ¿Has conseguido mejorar la precisión? haz varias pruebas y quédate con el modelo
      que mejores resultados da.
     model = Sequential([
         Flatten(input_shape=(32, 32, 3)),
         Dense(1024, activation='relu'),
         Dense(512, activation='relu'),
         Dense(256, activation='relu'),
         Dense(10, activation='softmax')
      model.compile(
         loss='categorical_crossentropy',
         optimizer='adam',
         metrics=['accuracy']
     history = model.fit(
         X_train, y_train,
         epochs=40, # Más epochs
         validation_split=0.2
     Epoch 1/40
                                         1250/1250 [=
     Epoch 2/40
                                      ======] - 62s 49ms/step - loss: 1.7028 - accuracy: 0.3876 - val_loss: 1
     1250/1250 [=
     Epoch 3/40
      1250/1250 [
                                           ==] - 61s 49ms/step - loss: 1.6200 - accuracy: 0.4168 - val_loss: 1
     Epoch 4/40
                                          ===] - 62s 49ms/step - loss: 1.5652 - accuracy: 0.4381 - val_loss: 1
     1250/1250 [
     Epoch 5/40
     1250/1250 [:
                                         :====] - 62s 49ms/step - loss: 1.5119 - accuracy: 0.4606 - val loss: 1
     Epoch 6/40
      .
1250/1250 [:
                                           ==] - 62s 49ms/step - loss: 1.4775 - accuracy: 0.4706 - val_loss: 1
      Fnoch 7/49
```

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

El modelo mejorado muestra una mejora de precisión en comparación con el modelo inicial. Esto indica que aumenta la complejidad del modelo y el número de epochs ha tenido un efecto positivo en la capacidad del modelo para capturar patrones de datos, eso sí, con el costo de un mayor sobreajuste, debido a la brecha entre la precisión de entrenamiento y la precisión de validación hacia las últimas epochs.

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.



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

Hay una pequeña diferencia entre la precisión de entrenamiento y la precisión en el conjunto de la prueba, lo que indica que el modelo generaliza bien a datos nuevos.

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.



https://colab.research.google.com/drive/1Boxm8iDThWx9Z3xzlmAKjsmWV0QRHu40?usp=s haring