Sesión 11 - Diplomado Data Science Duoc UC

Módulo: Machine Learning

A continuación, aprenderás como son los sistemas de reconocimiento de imágenes con el uso de redes neuronales.

Recuerda almacenar una copia de este Jupyter Notebook con todos los recursos adicionales en tu Google Drive para poder ejecutar los bloques de código.

Descripción o Motivación

La actividad que se realizará a continuación, está basada en el reconocimiento de figuras geométricas (clasificación) a través del uso de Redes Neuronales de tipo Convolucionales.

Las figuras que utilizaremos son Círculos, Cuadrados, Estrellas y Triángulos.

Importar Librerías

```
import numpy as np
import os
import re
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import classification_report

import keras
from keras.utils import to_categorical
from keras.models import Sequential,Input,Model
from keras.layers import Dense, Dropout, Flatten
from keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D
from keras.layers.normalization import BatchNormalization
from keras.layers.advanced_activations import LeakyReLU
```

Cargar set de Imágenes

```
from google.colab import drive
drive.flush and unmount()
drive.mount('/content/drive',force_remount=True)
path = "/content/drive/My Drive/Diplomado DS Duoc/Sesión 11 - Redes Neuronales y Reconocimie
!ls /content/drive/My\ Drive/Diplomado\ DS\ Duoc/Sesión\ 11\ -\ Redes\ Neuronales\ v\ Reconc
     Mounting your Google Drive ...
     Drive not mounted, so nothing to flush and unmount.
     Mounted at /content/drive
      Ejercicio_CNN.ipynb 'Figuras Geométricas'
dirname = os.path.join(path, 'Figuras Geométricas')
imgpath = dirname + os.sep
images = []
directories = []
dircount = []
prevRoot=''
cant=0
print("leyendo imagenes de ",imgpath)
for root, dirnames, filenames in os.walk(imgpath):
    for filename in filenames:
        if re.search("\.(jpg|jpeg|png|bmp|tiff)$", filename):
            cant=cant+1
            filepath = os.path.join(root, filename)
            image = plt.imread(filepath)
            print(filename, ' ',image.shape) #Imprimimos para identificar las imágenes erróne
            images.append(image)
            #print(images[cant-1])
            b = "Leyendo..." + str(cant)
            print (b, end="\r")
            if prevRoot !=root:
                print(root, cant)
                prevRoot=root
                directories.append(root)
                dircount.append(cant)
                cant=0
dircount.append(cant)
dircount = dircount[1:]
dircount[0]=dircount[0]+1
print('Directorios leidos:',len(directories))
print("Imagenes en cada directorio", dircount)
print('suma Total de imagenes en subdirs:',sum(dircount))
```

```
levendo imagenes de /content/drive/My Drive/Diplomado DS Duoc/Sesión 11 - Redes Ne
estrella1(1).jpg
                   (34, 50, 3)
/content/drive/My Drive/Diplomado DS Duoc/Sesión 11 - Redes Neuronales y Reconocimi
estrella2(1).jpg
                   (34, 50, 3)
                   (34, 50, 3)
estrella4(1).jpg
estrella6(1).jpg
                   (34, 50, 3)
                   (34, 50, 3)
estrella7(1).jpg
estrella8(1).jpg
                   (34, 50, 3)
estrella9(1).jpg
                   (34, 50, 3)
                   (34, 50, 3)
estrella10(1).jpg
estrella5(1).jpg
                   (34, 50, 3)
estrella3(1).jpg
                   (34, 50, 3)
               (34, 50, 3)
Estrella.jpg
Estrella1.jpg
                (34, 50, 3)
                (34, 50, 3)
Estrella2.jpg
                (34, 50, 3)
Estrella3.jpg
Estrella4.jpg
                (34, 50, 3)
Estrella5.jpg
                (34, 50, 3)
Estrella6.jpg
                (34, 50, 3)
                (34, 50, 3)
Estrella7.jpg
                (34, 50, 3)
Estrella8.jpg
Estrella9.jpg
                (34, 50, 3)
Estrella10.jpg
                 (34, 50, 3)
Estrella11.jpg
                 (34, 50, 3)
images (1).jpg
                 (34, 50, 3)
image8s.jpg
              (34, 50, 3)
images444.jpg
                (34, 50, 3)
images (6).jpg
                 (34, 50, 3)
                 (34, 50, 3)
images (5).jpg
                 (34, 50, 3)
images (2).jpg
                 (34, 50, 3)
images (3).jpg
                  (34, 50, 3)
imagesr (4).jpg
images (4).jpg
                 (34, 50, 3)
                  (34, 50, 3)
imagest (3).jpg
descarga.jpg
               (34, 50, 3)
                   (34, 50, 3)
descarga (2).jpg
imagestrella+} (1).jpg
                        (34, 50, 3)
                  (34, 50, 3)
descarga (1).jpg
                   (34, 50, 3)
imagestr (2).jpg
C1.jpg
         (34, 50, 3)
/content/drive/My Drive/Diplomado DS Duoc/Sesión 11 - Redes Neuronales y Reconocimi
images (1).jpg
                (34, 50, 3)
             (34, 50, 3)
images.jpg
cuadrado-blanco-sobre-fondo-blanco-malevich-1918-1-728.jpg (34, 50, 3)
          (34, 50, 3)
c10.jpg
c11.jpg
          (34, 50, 3)
c12.jpg
          (34, 50, 3)
c14.jpg
          (34, 50, 3)
c15.jpg
          (34, 50, 3)
c16.jpg
          (34, 50, 3)
c17.jpg
          (34, 50, 3)
          (34, 50, 3)
c18.jpg
          (34, 50, 3)
c19.jpg
          (34, 50, 3)
c20.jpg
          (34, 50, 3)
c21.jpg
          (34, 50, 3)
c23.jpg
```

```
c24.jpg (34, 50, 3)
```

Las imágenes en png con transparencia contienen un 4to canal de color que no era reconocida por la lectura de imágenes. Una imagen sin transparencia tiene 3 (RGB)

Imagen normal shape(34,50,3) Imagen png con transparencia shape(34,50,4)

Creamos las etiquetas

```
labels=[]
indice=0
for cantidad in dircount:
    for i in range(cantidad):
        labels.append(indice)
    indice=indice+1
print("Cantidad etiquetas creadas: ",len(labels))
     Cantidad etiquetas creadas: 121
figuras=[]
indice=0
for directorio in directories:
    name = directorio.split(os.sep)
    print(indice , name[len(name)-1])
    figuras.append(name[len(name)-1])
    indice=indice+1
     0 Estrellas
     1 Cuadrados
     2 Circulos
     3 Triangulos
y = np.array(labels)
X = np.array(images, dtype=np.uint8)
print(X.dtype)
#Cuando la imágen tiene 4 canales de color, llega como tipo dato list y no array como debía
classes = np.unique(y) #identificación de las clases para el modelo supervizado.
nClasses = len(classes)
print('Total number of outputs : ', nClasses)
print('Output classes : ', classes)
     uint8
     Total number of outputs: 4
```

Output classes : [0 1 2 3]

Creamos Sets de Entrenamiento y Test

```
train_X,test_X,train_Y,test_Y = train_test_split(X,y,test_size=0.2)
print('Training data shape : ', train_X.shape, train_Y.shape)
print('Testing data shape : ', test_X.shape, test_Y.shape)
     Training data shape: (96, 34, 50, 3) (96,)
     Testing data shape: (25, 34, 50, 3) (25,)
plt.figure(figsize=[5,5])
# Display the first image in training data
plt.subplot(121)
plt.imshow(train_X[0,:,:], cmap='gray')
plt.title("Ground Truth : {}".format(train_Y[0]))
# Display the first image in testing data
plt.subplot(122)
plt.imshow(test X[0,:,:], cmap='gray')
plt.title("Ground Truth : {}".format(test_Y[0]))
     Text(0.5, 1.0, 'Ground Truth : 3')
          Ground Truth: 3
                               Ground Truth: 3
       0
                          10
      10
      20
                          20
      30
```

Preprocesamos las imagenes

```
train X = train X.astype('float32')
test X = test X.astype('float32')
train_X = train_X / 255.
test_X = test_X / 255.
```

▼ Hacemos el One-hot Encoding para la red

```
# Change the labels from categorical to one-hot encoding
train Y one hot = to categorical(train Y)
```

```
test_Y_one_hot = to_categorical(test_Y)

# Display the change for category label using one-hot encoding
print('Original label:', train_Y[0])
print('After conversion to one-hot:', train_Y_one_hot[0])

Original label: 3
   After conversion to one-hot: [0. 0. 0. 1.]
```

Creamos el Set de Entrenamiento y Validación

Creamos el modelo de CNN

Usaremos un modelo SECUENCIAL con diferentes capas.

- Crearemos una primer capa de neuronas "Convolucional de 2 Dimensiones" Conv2D(), donde entrarán las imágenes
- 2. Se aplican 32 filtros (kernel) de tamaño 3×3.
- 3. Se utiliza La función LeakyReLU como activación de las neuronas.
- 4. Se hace un MaxPooling (de 2×2) que reduce la imagen que entra.
- 5. Para evitar el overfitting, añadimos la técnica Dropout
- 6. "Aplanamos" Flatten() los 32 filtros y creamos una capa de 32 neuronas "tradicionales" Dense().
- 7. Y se finaliza la capa de salida con 10 neuronas con activación Softmax, para que se corresponda con el "hot encoding".

#declaramos variables con los parámetros de configuración de la red
INIT_LR = 1e-2 # Valor inicial de learning rate. El valor 1e-3 corresponde con 0.001
epochs = 35 # Cantidad de iteraciones completas al conjunto de imagenes de entrenamiento
batch_size = 3 # cantidad de imágenes que se toman a la vez en memoria

Experimentos

En estos parámetros de configuración realizamos muchas combinaciones posibles. Al principio tenpiamos un set de 25 imágenes y probábamos modificado el init_lr subiendolo a 1e-1 y bajándolo hasta 1e-5 ya que es la tasa con la que aprenderá la red. Finalmente nos quedamos con el valor 1e-2. Las epoch las variamos entre 3 hasta 60 en diferentes combinaciones con el tamaño del batch y con la configuración de filtros Conv2D. El tamaño del batch también varió, pero nos quedamos con un número bajo pensando en el tamaño total de la muestra de imágenes.

Con respecto al bloque que viene a continuación, durante los experimentos que hicimos fueron

```
figure_model = Sequential()
figure_model.add(Conv2D(64, kernel_size=(3, 3),activation='linear',padding='same',input_shap
figure_model.add(LeakyReLU(alpha=0.1))
figure_model.add(MaxPooling2D((2, 2),padding='same'))
figure_model.add(Dropout(0.5))

figure_model.add(Flatten())
figure_model.add(Dense(64, activation='linear'))
figure_model.add(LeakyReLU(alpha=0.1))
figure_model.add(Dropout(0.5))
figure_model.add(Dense(nClasses, activation='softmax'))
```

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 34, 50, 64)	1792
leaky_re_lu (LeakyReLU)	(None, 34, 50, 64)	0
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 17, 25, 64)	0
dropout (Dropout)	(None, 17, 25, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 27200)	0
dense (Dense)	(None, 64)	1740864
leaky_re_lu_1 (LeakyReLU)	(None, 64)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_1 (Dense)	(None, 4)	260

Total params: 1,742,916
Trainable params: 1,742,916

Non-trainable params: 0

figure_model.compile(loss=keras.losses.categorical_crossentropy, optimizer=keras.optimizers.

▼ Entrenamos el modelo: Aprende a clasificar imágenes

este paso puede tomar varios minutos, dependiendo de tu ordenador, cpu y memoria ram libre figure train = figure model.fit(train X, train label, batch size=batch size,epochs=epochs,ve

```
Epoch 1/35
26/26 [============= ] - 8s 25ms/step - loss: 2.4332 - accuracy: 0.
Epoch 2/35
26/26 [============ ] - 0s 4ms/step - loss: 1.3364 - accuracy: 0.3
Epoch 3/35
26/26 [============ ] - 0s 4ms/step - loss: 1.3223 - accuracy: 0.4
Epoch 4/35
26/26 [============= ] - 0s 4ms/step - loss: 1.2608 - accuracy: 0.4
Epoch 5/35
26/26 [============= ] - 0s 4ms/step - loss: 1.2319 - accuracy: 0.4
Epoch 6/35
26/26 [============== ] - 0s 4ms/step - loss: 1.0687 - accuracy: 0.6
Epoch 7/35
Epoch 8/35
26/26 [============== ] - 0s 4ms/step - loss: 0.9539 - accuracy: 0.6
Epoch 9/35
26/26 [============= ] - 0s 4ms/step - loss: 0.8996 - accuracy: 0.6
Epoch 10/35
Epoch 11/35
26/26 [============== ] - 0s 4ms/step - loss: 0.6360 - accuracy: 0.8
Epoch 12/35
26/26 [============== ] - 0s 4ms/step - loss: 0.6488 - accuracy: 0.7
Epoch 13/35
26/26 [============== ] - 0s 4ms/step - loss: 0.4709 - accuracy: 0.8
Epoch 14/35
26/26 [============= ] - 0s 4ms/step - loss: 0.5109 - accuracy: 0.8
Epoch 15/35
26/26 [============== ] - 0s 4ms/step - loss: 0.4462 - accuracy: 0.8
Epoch 16/35
26/26 [============== ] - 0s 4ms/step - loss: 0.4088 - accuracy: 0.8
Epoch 17/35
26/26 [============== ] - 0s 4ms/step - loss: 0.3822 - accuracy: 0.8
Epoch 18/35
26/26 [=============== ] - 0s 4ms/step - loss: 0.3406 - accuracy: 0.9
Epoch 19/35
26/26 [============== ] - 0s 4ms/step - loss: 0.3554 - accuracy: 0.8
Epoch 20/35
26/26 [============== ] - 0s 4ms/step - loss: 0.2452 - accuracy: 0.9
Epoch 21/35
26/26 [============== ] - 0s 4ms/step - loss: 0.2776 - accuracy: 0.9
```

```
Epoch 22/35
26/26 [============= ] - 0s 5ms/step - loss: 0.1947 - accuracy: 0.9
Epoch 23/35
26/26 [============== ] - 0s 5ms/step - loss: 0.2953 - accuracy: 0.9
Epoch 24/35
26/26 [============= ] - 0s 5ms/step - loss: 0.2022 - accuracy: 0.9
Epoch 25/35
26/26 [============== ] - 0s 5ms/step - loss: 0.2686 - accuracy: 0.9
Epoch 26/35
26/26 [============= ] - 0s 5ms/step - loss: 0.1972 - accuracy: 0.9
Epoch 27/35
26/26 [============= ] - 0s 5ms/step - loss: 0.2295 - accuracy: 0.9
Epoch 28/35
26/26 [============== ] - 0s 4ms/step - loss: 0.1565 - accuracy: 0.9
Epoch 29/35
                26/26 [______
```

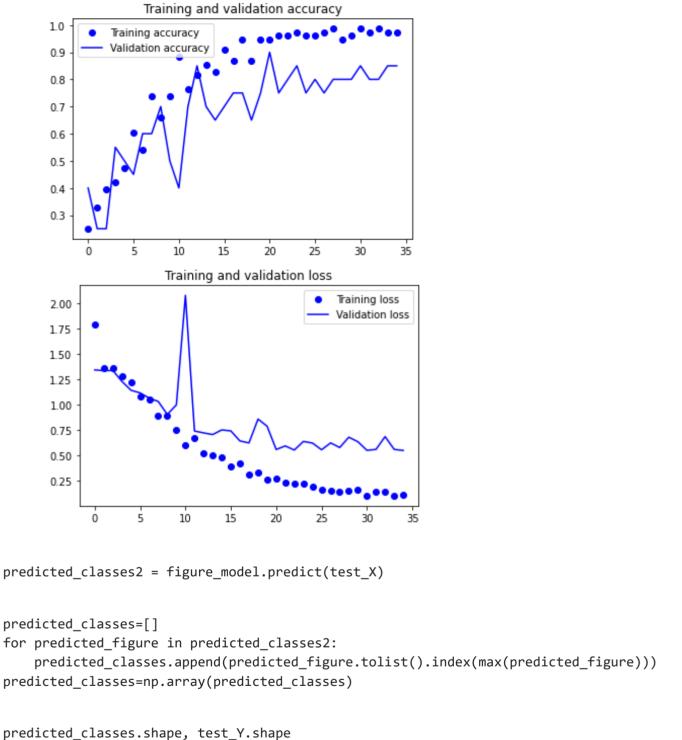
guardamos la red, para reutilizarla en el futuro, sin tener que volver a entrenar figure_model.save("figure_mnist.h5py")

INFO:tensorflow:Assets written to: figure_mnist.h5py/assets

Evaluamos la red

```
test eval = figure model.evaluate(test X, test Y one hot, verbose=1)
    print('Test loss:', test eval[0])
print('Test accuracy:', test_eval[1])
    Test loss: 0.4070374369621277
    Test accuracy: 0.800000011920929
accuracy = figure_train.history['accuracy']
val_accuracy = figure_train.history['val_accuracy']
loss = figure train.history['loss']
val_loss = figure_train.history['val_loss']
epochs = range(len(accuracy))
plt.plot(epochs, accuracy, 'bo', label='Training accuracy')
plt.plot(epochs, val_accuracy, 'b', label='Validation accuracy')
plt.title('Training and validation accuracy')
plt.legend()
plt.figure()
plt.plot(epochs, loss, 'bo', label='Training loss')
plt.plot(epochs, val_loss, 'b', label='Validation loss')
plt.title('Training and validation loss')
plt.legend()
```

plt.show()



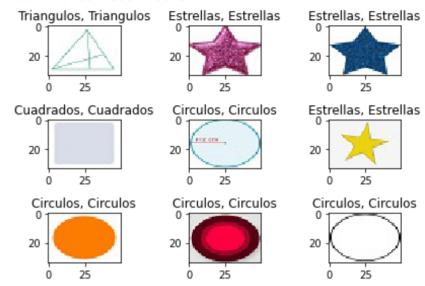
→ Aprendamos de los errores: Qué mejorar

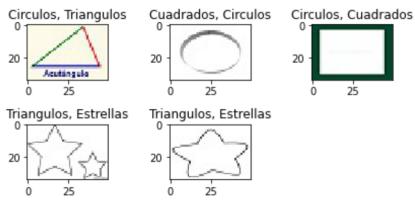
```
correct = np.where(predicted_classes==test_Y)[0]
print("Found %d correct labels" % len(correct))
```

((25,),(25,))

plt.tight_layout()

Found 20 correct labels





target_names = ["Class {}".format(i) for i in range(nClasses)]
print(classification_report(test_Y, predicted_classes, target_names=target_names))

precision recall f1-score support

Class 0	1.00	0.78	0.88	9
Class 1	0.80	0.80	0.80	5
Class 2	0.75	0.86	0.80	7
Class 3	0.60	0.75	0.67	4
accuracy			0.80	25
macro avg	0.79	0.80	0.79	25
weighted avg	0.83	0.80	0.81	25

Predicción de una nueva imagen

Acá le pasamos una imagen que no existe dentro de la muestra y también una imagen que si existe dentro de las imágenes de entrenamiento. Las imágenes de entrenamiento las asertó correctamente como se muestra a cointinuación en los siguientes bloques:

```
from skimage.transform import resize
images=[]
# AQUI ESPECIFICAMOS UNAS IMAGENES
filenames = [path+'test/c60.jpg']
for filepath in filenames:
    image = plt.imread(filepath,0)
    image_resized = resize(image, (34, 50),anti_aliasing=True,clip=False,preserve_range=True
    images.append(image resized)
X = np.array(images, dtype=np.uint8) #convierto de lista a numpy
test_X = X.astype('float32')
test_X = test_X / 255.
predicted classes = figure model.predict(test X)
for i, img_tagged in enumerate(predicted_classes):
    print(filenames[i], figuras[img_tagged.tolist().index(max(img_tagged))])
     /content/drive/My Drive/Diplomado DS Duoc/Sesión 11 - Redes Neuronales y Reconocimient
from skimage.transform import resize
images=[]
# AQUI ESPECIFICAMOS UNAS IMAGENES
filenames = [path+'test/Cubo.jpg']
for filepath in filenames:
```

```
image = plt.imread(filepath,0)
    image resized = resize(image, (34, 50), anti aliasing=True, clip=False, preserve range=True
    images.append(image resized)
X = np.array(images, dtype=np.uint8) #convierto de lista a numpy
test X = X.astvpe('float32')
test X = \text{test } X / 255.
predicted_classes = figure_model.predict(test_X)
for i, img tagged in enumerate(predicted classes):
    print(filenames[i], figuras[img tagged.tolist().index(max(img tagged))])
     /content/drive/My Drive/Diplomado DS Duoc/Sesión 11 - Redes Neuronales y Reconocimient
from skimage.transform import resize
images=[]
# AOUI ESPECIFICAMOS UNAS IMAGENES
filenames = [path+'test/Estrellita.jpg']
for filepath in filenames:
    image = plt.imread(filepath,0)
    image_resized = resize(image, (34, 50),anti_aliasing=True,clip=False,preserve_range=True
    images.append(image resized)
X = np.array(images, dtype=np.uint8) #convierto de lista a numpy
test_X = X.astype('float32')
test X = \text{test } X / 255.
predicted classes = figure model.predict(test X)
for i, img tagged in enumerate(predicted classes):
    print(filenames[i], figuras[img tagged.tolist().index(max(img tagged))])
     /content/drive/My Drive/Diplomado DS Duoc/Sesión 11 - Redes Neuronales y Reconocimient
from skimage.transform import resize
images=[]
# AQUI ESPECIFICAMOS UNAS IMAGENES
filenames = [path+'test/cono.jpg']
for filepath in filenames:
    image = plt.imread(filepath,0)
    image resized = resize(image, (34, 50), anti aliasing=True, clip=False, preserve range=True
    images.append(image resized)
```

Conclusiones?