25/4/25, 11:24 Proyecto

cGAN con EMNIST

Se importan las bibliotecas necesarias para el proyecto. Aquí se incluyen:

numpy para manejo numérico.

os para operaciones del sistema de archivos.

matplotlib.pyplot para visualización de imágenes.

tensorflow y tensorflow_datasets para construcción de modelos y carga de datasets.

random para control de aleatoriedad.

```
In [1]: import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf
import tensorflow_datasets as tfds
import random
```

2025-04-25 09:49:56.016290: E external/local_xla/xla/stream_executor/cuda/cuda_fft.cc:477] Unable to register cuFFT factory: Attempting to register factory for plugin cuFFT when one has already been registered
WARNING: All log messages before absl::InitializeLog() is called are written to STDERR
E0000 00:00:1745596196.187046
1138 cuda_dnn.cc:8310] Unable to register cuDNN factory: Attempting to register factory for plugin cuDNN when one has already been registered
E0000 00:00:1745596196.230656
1138 cuda_blas.cc:1418] Unable to register cuBLAS factory: Attempting to register factory for plugin cuBLAS when one has already been registered
2025-04-25 09:49:56.641248: I tensorflow/core/platform/cpu_feature_guard.cc:210] This TensorFlow binary is optimized to use available CPU instructions in performance-critical operation
5.

Se carga el dataset EMNIST Letters desde tensorflow_datasets, que contiene imágenes de letras manuscritas.

To enable the following instructions: AVX2 FMA, in other operations, rebuild TensorFlow with the appropriate compiler flags.

as_supervised=True devuelve tuplas (imagen, etiqueta).

with_info=True permite obtener metadatos del dataset.

Se dividen en conjunto de entrenamiento y prueba por facilidad aunque no se use el de prueba

I0000 00:00:1745596205.368249 1138 gpu_device.cc:2022] Created device /job:localhost/replica:0/task:0/device:GPU:0 with 2246 MB memory: -> device: 0, name: NVIDIA GeForce GTX 1650, pci bus id: 0000:01:00.0, compute capability: 7.5

Se define una función preprocess que normaliza la imagen y la transforma visualmente para que quede orientada correctamente.

El dataset se preprocesa, se divide en batches y se optimiza con prefetch.

Luego se convierte todo el dataset de entrenamiento a arrays de NumPy para ser usado más fácilmente fuera de la API de TensorFlow.

```
In [3]: def preprocess(image, label):
    # Normaliza a [8, 1]
    image = (tf.cast(image, tf.float32)-127.5) / 127.5
    # Rota 90° e invierte horizontalmente (para que se vea bien)
    image = tf.image.flip_left_right(image)
    image = tf.image.rot90(image)

    return image, label

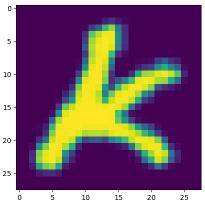
batch_size = 128
    ds_train1 = ds_train.map(preprocess).batch(batch_size).prefetch(tf.data.AUTOTUNE)
    x_train, y_train = next(iter(ds_train1.unbatch().batch(100000)))
    x_train = x_train.numpy()
    y_train = y_train.numpy()
    y_train = y_train.astype(np.uint8)
```

2025-04-25 09:50:05.884027: I tensorflow/core/kernels/data/tf_record_dataset_op.cc:376] The default buffer size is 262144, which is overridden by the user specified `buffer_size` of 838 8608

Se muestra una imagen aleatoria del conjunto de entrenamiento (x_train). Esto sirve para verificar visualmente las imágenes preprocesadas.

In [4]: plt.imshow(x_train[random.randint(0,50000)])

Out[4]: cmatplotlib.image.AxesImage at 0x7f3cb3f49510x



25/4/25. 11:24 Proyecto

Definicion Generador

Esta función crea un modelo generador para la cGAN (Red Generativa Antagónica Condicional):

Empieza con una capa Dense para transformar un vector latente (LATENT DIM).

Usa UpSampling2D y Conv2D para escalar hasta una imagen de 28x28.

Se concatena una representación embebida de la etiqueta con el vector latente.

La salida es una imagen generada condicionada a una clase.

Se guarda un diagrama del modelo si no existe.

```
In [ ]: MODEL_OUTPUT_PATH = '/home/galo/Diplomado/python/TF/Proyecto/Codigo'
           LATENT_DIM = 100
           tf.keras.layers.Reshape((7, 7, 128)),
tf.keras.layers.UpSampling2D(),
                       tf.keras.layers.Conv2D(128, 3, padding='same', activation='relu'),
tf.keras.layers.BatchNormalization(momentum=0.8),
tf.keras.layers.UpSampling2D(),
                       tf.keras.layers.Conv2D(64, 3, padding='same', activation='relu'), tf.keras.layers.BatchNormalization(momentum=0.8),
                       tf.keras.layers.Conv2D(1, 3, padding='same', activation='tanh')
                 ])
z = tf.keras.layers.Input(shape=(LATENT_DIM,))
z = tf.keras.layers.Input(shape=(1,), dtype
                 label = ft.keras.layers.Input(shape=(L), dtype='uint8')
label_embed = tf.keras.layers.Input(shape=(1), dtype='uint8')
label_embed = tf.keras.layers.Embedding(input_dim=26, output_dim=LATENT_DIM)(label)
label_embed = tf.keras.layers.Flatten()(label_embed)
combined = tf.keras.layers.multiply([z, label_embed])
                 img = model(combined)
                 return tf.keras.models.Model([z, label], img)
           def get_g_model():
                g_model = define_generator()
g_model.summary()
                 return g_model
           g model = get g model()
         /home/galo/Diplomado/python/TF/lib/python3.10/site-packages/keras/src/layers/core/dense.py:87: UserWarning: Do not pass an `input_shape`/`input_dim` argument to a layer. When using Sequ
```

ential models, prefer using an `Input(shape)` object as the first layer in the model instead.
super()._init__(activity_regularizer=activity_regularizer, **kwargs)

Model: "functional 1"

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_layer_2 (InputLayer)	(None, 1)	0	-
embedding (Embedding)	(None, 1, 100)	3,700	input_layer_2[0]
input_layer_1 (InputLayer)	(None, 100)	0	-
flatten (Flatten)	(None, 100)	0	embedding[0][0]
multiply (Multiply)	(None, 100)	0	input_layer_1[0] flatten[0][0]
sequential (Sequential)	(None, 28, 28, 1)	856,193	multiply[0][0]

```
Total params: 859,893 (3.28 MB)
Trainable params: 859,509 (3.28 MB)
Non-trainable params: 384 (1.50 KB)
You must install pydot (`pip install pydot`) for `plot_model` to work.
```

Definicion Discriminador

Crea un modelo discriminador que recibe una imagen y una etiqueta:

La etiqueta se embebe y se convierte en un "mapa de etiquetas" de tamaño (28,28,1).

Este mapa se concatena con la imagen.

El modelo evalúa si la imagen es real o generada, condicionada a la etiqueta.

También se guarda un diagrama del modelo.

```
In [ ]: def define_discriminator():
    model = tf.keras.Sequential([
                      tf.keras.layers.Input(shape=(28, 28, 2)),
                      tf.keras.layers.Conv2D(32, (3, 3), 2, padding='same'),
tf.keras.layers.LeakyReLU(0.2),
                      tf.keras.layers.Dropout(0.25),
tf.keras.layers.Conv2D(64, (3, 3), 2, padding='same'),
                      tf.keras.layers.LeakyReLU(0.2),
                      tf.keras.layers.Dropout(0.25),
                      tf.keras.layers.Flatten(),
                      tf.keras.layers.Dense(512, activation='relu'), tf.keras.layers.Dropout(0.25),
                      {\tt tf.keras.layers.Dense(1, activation='sigmoid')}
                 img = tf.keras.layers.Input(shape=(28, 28, 1))
label = tf.keras.layers.Input(shape=(1,))
                 label\_embed = tf.keras.layers.Embedding(input\_dim=26, output\_dim=np.prod((28, 28)))(label)
```

```
label_embed = tf.keras.layers.Flatten()(label_embed)
label_embed = tf.keras.layers.Reshape((28, 28, 1))(label_embed)
concatenated = tf.keras.layers.Concatenate(axis=-1)([label_embed, img])
prediction = model(concatenated)
return tf.keras.models.Model([img, label], prediction)

def get_d_model():
    d_model = define_discriminator()
    d_model.summary()
    return d_model

d_model = get_d_model()
```

Model: "functional_3" Layer (type) Output Shape Param # Connected to input_layer_5
(InputLayer) (None, 1) 0 embedding_1
(Embedding) (None, 1, 784) 29,008 input_layer_5[0]... flatten_2 (Flatten) (None, 784) 0 embedding_1[0][0] reshape_1 (Reshape) (None, 28, 28, 1) 0 flatten_2[0][0] input_layer_4
(InputLayer) (None, 28, 28, 1) 0 (None, 28, 28, 2) reshape_1[0][0], input_layer_4[0]... sequential_1 1,625,761 (None, 1) concatenate[0][0]

Total params: 1,654,769 (6.31 MB)

Trainable params: 1,654,769 (6.31 MB)

Non-trainable params: 0 (0.00 B)

You must install pydot (`pip install pydot`) for `plot_model` to work.

Definicion CGAN

Combina el generador y discriminador en una cGAN:

El discriminador se congela (no se entrena en este paso).

La entrada es el vector latente y la etiqueta.

El objetivo es que el generador engañe al discriminador.

Se compila el modelo y se guarda su arquitectura.

Model: "functional_4"

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_layer_6 (InputLayer)	(None, 100)	0	-
input_layer_7 (InputLayer)	(None, 1)	0	-
functional_1 (Functional)	(None, 28, 28, 1)	859,893	input_layer_6[0] input_layer_7[0]
functional_3 (Functional)	(None, 1)	1,654,769	functional_1[0][input_layer_7[0]

Total params: 2,514,662 (9.59 MB)

Trainable params: 859,589 (3.28 MB)

Non-trainable params: 1,655,153 (6.31 MB)

You must install pydot (`pip install pydot`) for `plot_model` to work.

Entrenamiento

Entrena la cGAN por EPOCHS épocas:

Se generan imágenes falsas con el generador y se entrenan ambas redes por separado.

El discriminador aprende a distinguir entre reales y falsas.

El generador intenta mejorar engañando al discriminador.

Cada SAVE_INTERVAL épocas, se visualizan ejemplos generados.

Se almacenan las pérdidas de ambas redes.

```
In [ ]: EPOCHS = 10000
               BATCH_SIZE = 128
              SAVE INTERVAL = 1000
              def plot_image(images, labels, rows, cols):
                     plot_image(images, labels, rows, cols):
fig = plt.figure(figsize=(8, 8))
for i in range(1, cols*rows + 1):
    img = images[i-1]
    ax = fig.add_subplot(rows, cols, i)
    ax.title.set_text(labels[i-1])
                     plt.imshow(img.reshape((28, 28)))
fig.tight_layout()
                     plt.show()
              def train model():
                     valid = np.ones((BATCH_SIZE, 1))
fake = np.zeros((BATCH_SIZE, 1))
                     losses = {"G": [], "D": []}
                     samples_test = np.random.normal(0, 1, (16, 100))
labels_test = np.random.randint(0, 26, 16).reshape((-1, 1))
                      for epoch in range(EPOCHS):
                            idx = np.random.randint(0, x_train.shape[0], BATCH_SIZE)
real_imgs, labels = x_train[idx], y_train[idx]
noise = np.random.normal(0, 1, (BATCH_SIZE, 100))
                            fake_imgs = g_model.predict([noise, labels])
                            d model.trainable = True
                            d_loss_real = d_model.train_on_batch([real_imgs, labels], valid)
d_loss_fake = d_model.train_on_batch([fake_imgs, labels], fake)
                            d_loss = 0.5 * np.add(d_loss_real, d_loss_fake)
                           z = np.random.normal(0, 1, size=(BATCH_SIZE, 100))
labels = np.random.randint(0, 26, BATCH_SIZE).reshape((-1, 1))
                            g_loss = cgan.train_on_batch([z, labels], valid)
                            losses["G"].append(g_loss)
                           losses["0"].append(d_loss)
if epoch % SAVE_INTERVAL == 0:
    print("Losse(d,g):", d_loss[0], g_loss)
    results = g_model.predict([samples_test, labels_test])
    plot_image(results, labels_test, 4, 4)
                     return cgan, d_model, g_model
              cgan, d_model, g_model = train_model()
```

Guarda los modelos generador, discriminador y la cGAN completa en archivos .keras.

```
In [35]: CGAN_MODEL_NAME = 'CGAN_MODEL_NAME'
D_MODEL_NAME = 'D_MODEL_NAME'
G_MODEL_NAME = 'G_MODEL_NAME'

def save_model():
    os.makedirs(MODEL_OUTPUT_PATH, exist_ok=True)
    cgan.save(os.path.join(MODEL_OUTPUT_PATH, f'{CGAN_MODEL_NAME}.keras'))
    d_model.save(os.path.join(MODEL_OUTPUT_PATH, f'{G_MODEL_NAME}.keras'))
    g_model.save(os.path.join(MODEL_OUTPUT_PATH, f'{G_MODEL_NAME}.keras'))

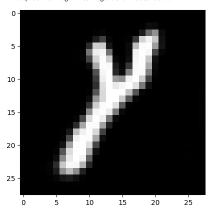
save_model()
```

Visualizacion

Se genera una imagen con una etiqueta específica (index = 37) y se visualiza. Es útil para ver cómo el generador produce una letra concreta del dataset.

```
In [58]: index = 25
samples_test = np.random.normal(0, 1, (1, 100))
labels_test = np.array([int(index)]).reshape((-1, 1))
results = g_model.predict([samples_test, labels_test])
plt.imshow(results[0].reshape(28, 28), cmap='gray')
```

Out[58]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x7f3bc570c9a0>



25/4/25, 11:24 Proyecto

Diccionario

```
In [37]: num_than = {
    i 'A',
        2: 'B',
        3: 'C',
        4: '0',
        5: 'E',
        6: 'F',
        7: 'G',
        8: 'H',
        11: 'V',
        12: 'U',
        13: 'M',
        14: 'N',
        15: '0',
        16: 'P',
        17: 'Q',
        18: 'R',
        22: 'V',
        23: 'W',
        23: 'W',
        24: 'X',
        25: 'Y',
        26: 'Z',
        27: 'a',
        28: 'b',
        29: 'd',
        30: 'E',
        3
```

Esta función recibe una lista de imágenes y las concatena en una sola imagen grande:

Si por_filas=True, une todas horizontalmente.

Si por_filas=False, las organiza en una cuadrícula.

Si no se indica columnas, calcula automáticamente una distribución cuadrada.

Para mostrar el resultado del modelo ya como "palabra".

```
In [38]: def unir_imagenes(imagenes, por_filas=True, columnas=None):
    imagenes = [np.squeeze(img) for img in imagenes]
    alto, ancho = imagenes[0].shape

if por_filas:
    return np.hstack(imagenes)
    else:
    if columnas is None:
        columnas = int(np.ceil(np.sqrt(len(imagenes))))
    filas = int(np.ceil(len(imagenes) / columnas)))
    imagen_compuesta = np.zeros((filas * alto, columnas * ancho), dtype=imagenes[0].dtype)
    for idx, img in enumerate(imagenes):
        f = idx // columnas
        c = idx % columnas
        imagen_compuesta[f*alto:(f+1)*alto, c*ancho:(c+1)*ancho] = img
    return imagen_compuesta
```

Como ejemplo usaremos la palabra 'HOLA', y se mostrara como imagen ya escrita