



Handwritten Alphabet Letter Recognition System

2172336 - Carlos Daniel Peñaloza Torres





Introducción al problema





El problema central consiste en desarrollar un modelo de clasificación de imágenes destinado a reconocer y asignar letras del alfabeto a sus respectivas clases, esto con el fin de ser implementado en un sistema de reconocimiento.



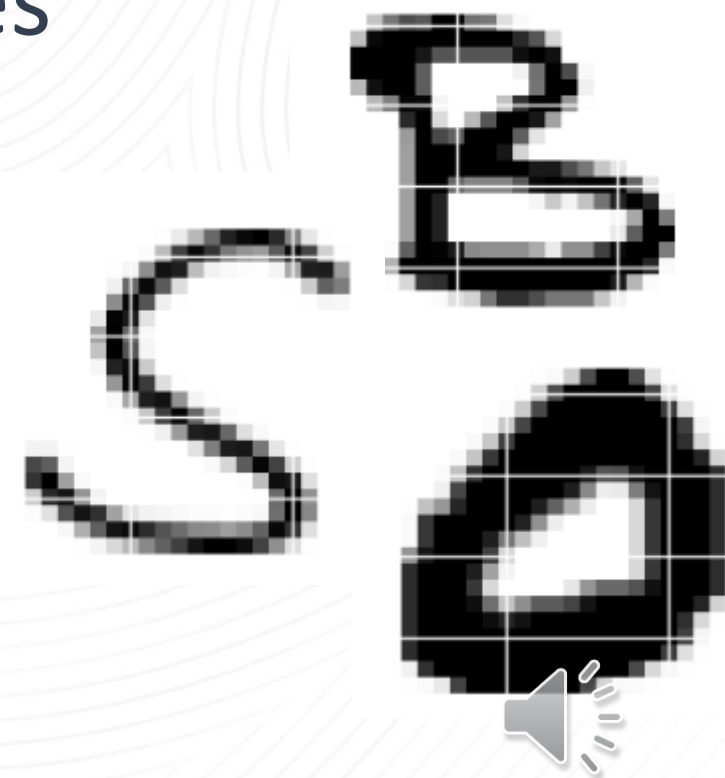


A-Z Handwritten Alphabets Dataset





Este ***dataset*** consiste en una colección de imágenes digitales de 28x28 píxeles que contienen letras escritas a mano, donde cada imagen representa una única letra del alfabeto.





Aprendizaje supervisado

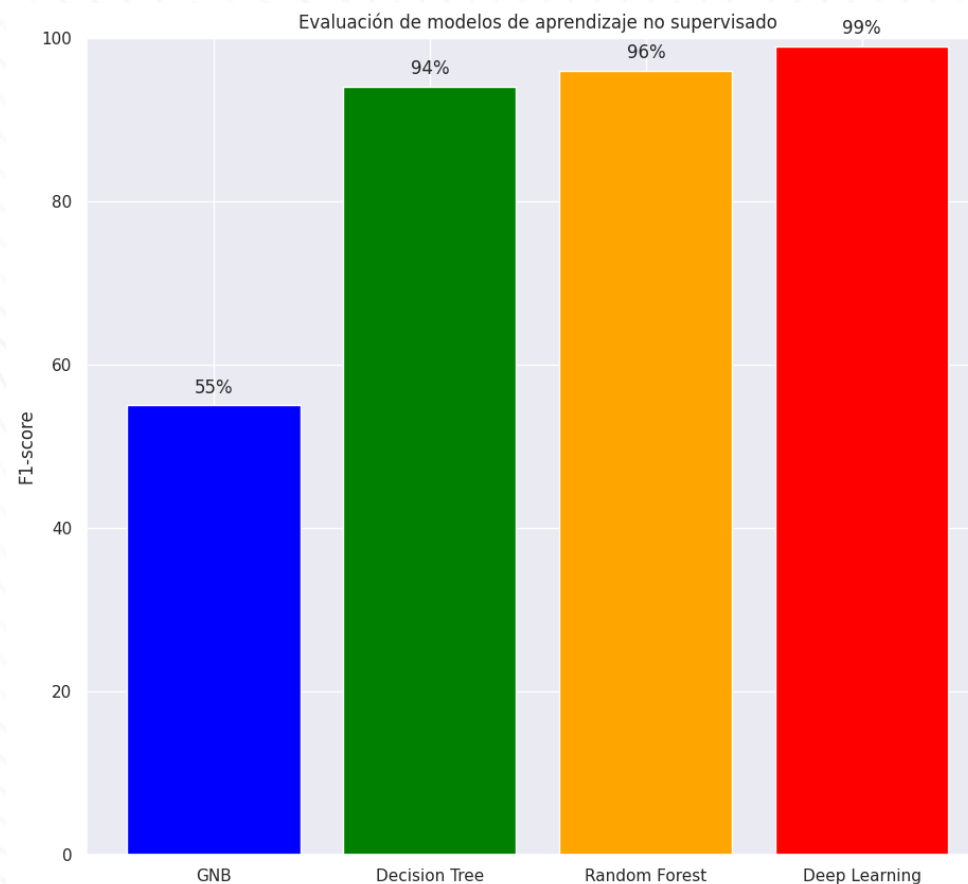




Se llevaron a cabo pruebas en los siguientes modelos:

- ***Gaussian Naive Bayes***
- ***Decision Tree***
- ***Random Forest***
- ***Deep Learning***

Con el objetivo de identificar el modelo más eficiente para nuestra tarea específica.





Redes neuronales artificiales (ANN)





- Las **Redes Neuronales Artificiales (ANN)** son un modelo de aprendizaje automático inspirado en el cerebro humano. Compuestas por capas de unidades llamadas neuronas, estas redes se organizan en capas de entrada, capas ocultas y capas de salida.
- Durante el entrenamiento, los pesos de las conexiones entre neuronas se ajustan para aprender patrones y relaciones en los datos.





Arquitectura





```
model = Sequential()  
model.add(Flatten( input_shape=[28, 28, 1]))  
model.add(Dense(256, activation=tf.nn.relu))  
model.add(Dense(128, activation=tf.nn.relu))  
model.add(Dense(26, activation=tf.nn.softmax))  
  
model.summary()
```



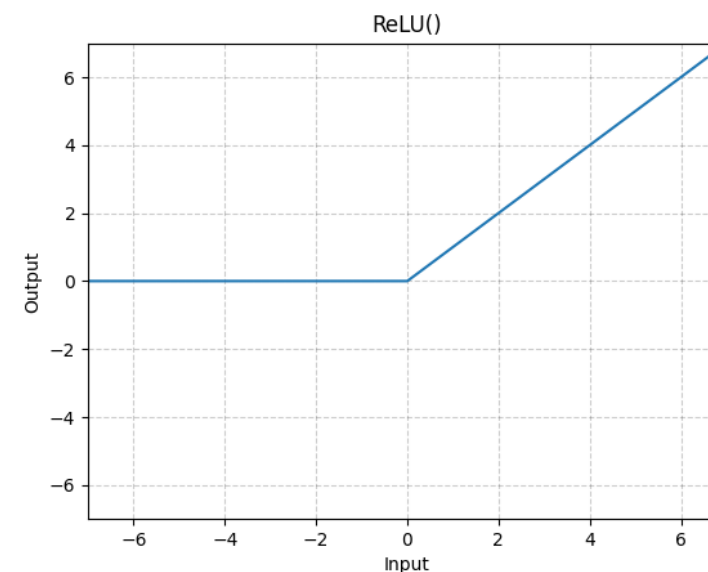


Funciones de activación y normalización





- **Rectified Linear Unit (ReLU):**
- **Función de activación:**
 - 'relu'
- **Uso en capas convolucionales y totalmente conectadas:**
 - Se aplica en las capas convolucionales y totalmente conectadas para introducir no linealidades.
 - La función **ReLU** es comúnmente utilizada debido a su eficacia y su capacidad para tratar el problema de la desaparición del gradiente.
- **Fórmula:**
 - $f(x) = \max(0, x)$
- **Características:**
 - La función es lineal para valores positivos y cero para valores negativos.
 - Promueve la activación selectiva de las neuronas.

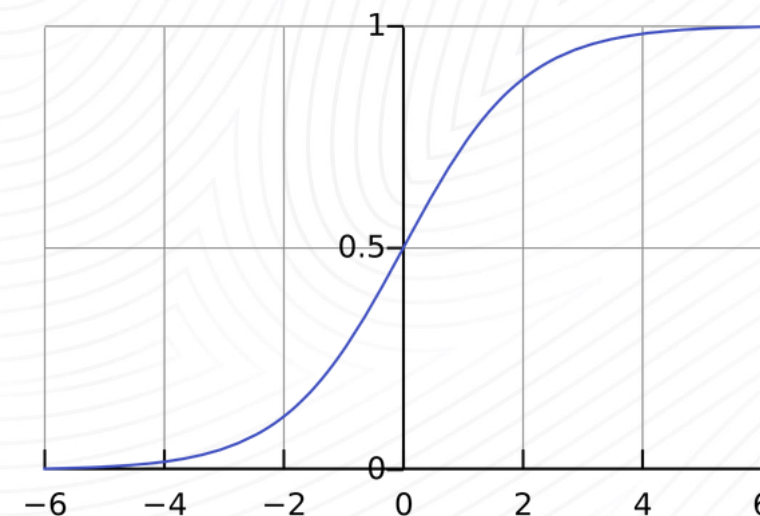




- **Softmax:**
- **Función de Activación:**
 - 'softmax'
- **Uso en la Capa de Salida:**
 - Se aplica en la última capa (capa de salida) para convertir las puntuaciones en probabilidades.
 - Es particularmente útil en problemas de clasificación multiclase.
- **Fórmula:**

$$\sigma(\mathbf{z})_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad \text{for } i = 1, \dots, K \text{ and } \mathbf{z} = (z_1, \dots, z_K) \in \mathbb{R}^K.$$

- **Características:**
 - Convierte las puntuaciones en una distribución de probabilidad.
 - La clase con la mayor probabilidad se selecciona como la predicción final.





Preprocesamiento de imágenes





- **Datos de entrada:**
 - Imágenes representadas como vectores de 784 columnas.
- **Extracción de características:**
 - Seleccionamos las columnas relevantes (píxeles de la imagen) del conjunto de datos.
- **Normalización de píxeles:**
 - Escalamos los valores de píxeles para que estén en el rango [0, 1].
- **Reformateo de datos:**
 - Ajustamos la forma de los datos para que coincida con el formato del modelo.
- La normalización facilita el entrenamiento del modelo.
- Datos reformateados para ser compatibles con modelos de aprendizaje profundo.

```
X = dataset.iloc[:,1:]  
y = dataset.iloc[:,0]  
  
X = X/255  
X = X.values.reshape(X.shape[0], 28, 28)
```





División de datos





- **Proceso de División**
- **Entrenamiento y Evaluación:**
 - Utilizamos la función **train_test_split**.
 - Parámetros: **test_size=0.2, random_state=42, shuffle=True**.
- **Resultados:**
 - **X_train:** Conjunto de entrenamiento para características.
 - **X_test:** Conjunto de evaluación para características.
 - **y_train:** Conjunto de entrenamiento para etiquetas.
 - **y_test:** Conjunto de evaluación para etiquetas.

```
# Split training and test data
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X,y, test_size= 0.2, random_state= 42, shuffle=True)
```





Entrenamiento





- **Entrenamiento del Modelo**
- **Datos de Entrada:**
 - Utilizamos el conjunto de entrenamiento (**X_train, y_train**).
- **Parámetros de Entrenamiento**
 - Configuramos 20 épocas para iteraciones a través del conjunto de entrenamiento.
- **Objetivo del Entrenamiento**
 - Durante las épocas, el modelo ajusta los pesos para minimizar la pérdida y mejorar la precisión.
- **Historial del Entrenamiento:**
 - Guardamos el historial del entrenamiento para análisis y visualización.

```
model.compile(optimizer='adam',  
              loss='sparse_categorical_crossentropy',  
              metrics=['accuracy'])
```

```
history = model.fit(X_train, y_train, epochs=20)
```



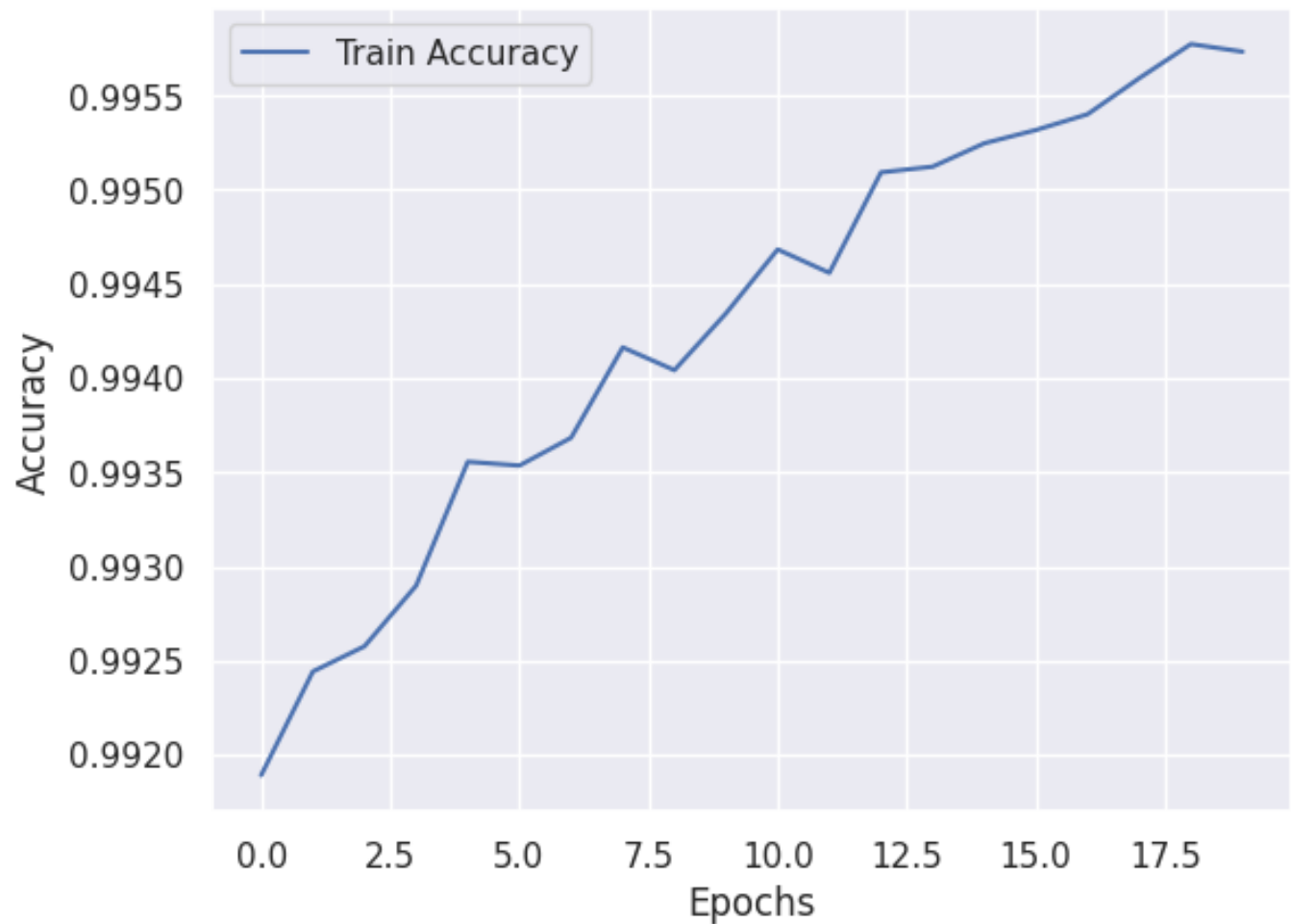


Epoch 1/20
9312/9312 [=====] - 83s 8ms/step - loss: 0.1875 - accuracy: 0.9487
Epoch 2/20
9312/9312 [=====] - 82s 9ms/step - loss: 0.0907 - accuracy: 0.9754
Epoch 3/20
9312/9312 [=====] - 80s 9ms/step - loss: 0.0672 - accuracy: 0.9816
Epoch 4/20
9312/9312 [=====] - 80s 9ms/step - loss: 0.0553 - accuracy: 0.9846
Epoch 5/20
9312/9312 [=====] - 80s 9ms/step - loss: 0.0477 - accuracy: 0.9866
Epoch 6/20
9312/9312 [=====] - 81s 9ms/step - loss: 0.0418 - accuracy: 0.9882
Epoch 7/20
9312/9312 [=====] - 80s 9ms/step - loss: 0.0381 - accuracy: 0.9889
Epoch 8/20
9312/9312 [=====] - 81s 9ms/step - loss: 0.0352 - accuracy: 0.9899
Epoch 9/20
9312/9312 [=====] - 79s 9ms/step - loss: 0.0318 - accuracy: 0.9905
Epoch 10/20
9312/9312 [=====] - 80s 9ms/step - loss: 0.0296 - accuracy: 0.9913
Epoch 11/20
9312/9312 [=====] - 80s 9ms/step - loss: 0.0271 - accuracy: 0.9920
Epoch 12/20
9312/9312 [=====] - 78s 8ms/step - loss: 0.0262 - accuracy: 0.9923
Epoch 13/20
9312/9312 [=====] - 80s 9ms/step - loss: 0.0249 - accuracy: 0.9925
Epoch 14/20
9312/9312 [=====] - 79s 9ms/step - loss: 0.0238 - accuracy: 0.9929
Epoch 15/20
9312/9312 [=====] - 79s 8ms/step - loss: 0.0219 - accuracy: 0.9933
Epoch 16/20
9312/9312 [=====] - 79s 8ms/step - loss: 0.0218 - accuracy: 0.9935
Epoch 17/20
9312/9312 [=====] - 80s 9ms/step - loss: 0.0199 - accuracy: 0.9937
Epoch 18/20
9312/9312 [=====] - 79s 9ms/step - loss: 0.0197 - accuracy: 0.9941
Epoch 19/20
9312/9312 [=====] - 80s 9ms/step - loss: 0.0190 - accuracy: 0.9943
Epoch 20/20
9312/9312 [=====] - 81s 9ms/step - loss: 0.0193 - accuracy: 0.9941

#LaUISqueQueremos

Universidad
Industrial de
Santander

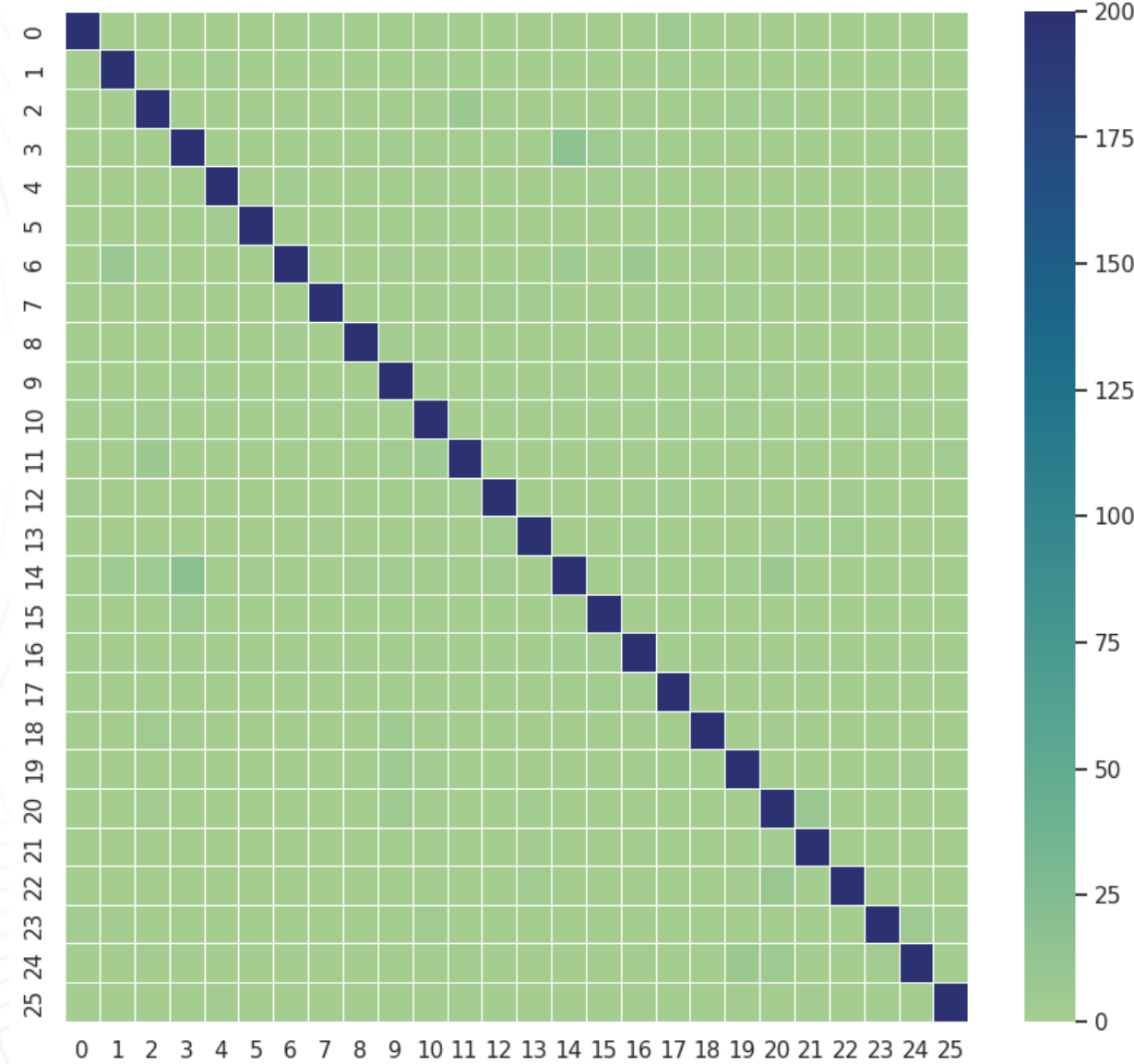






Evaluación del rendimiento

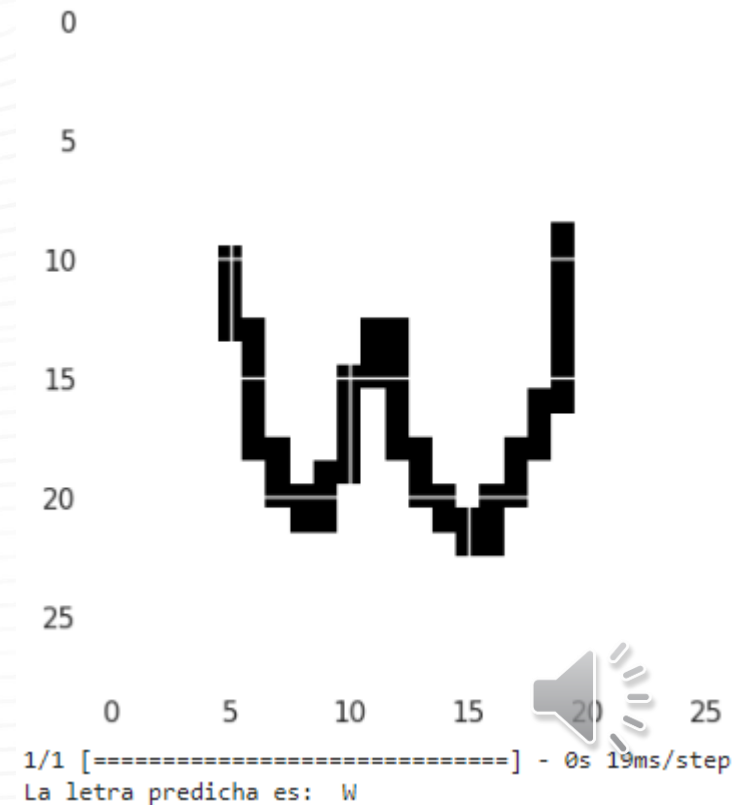
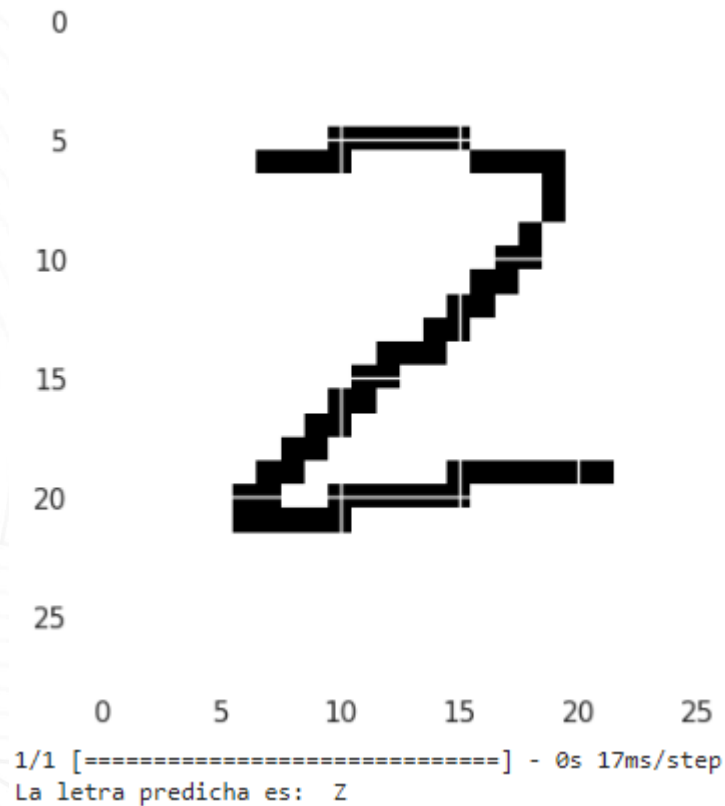
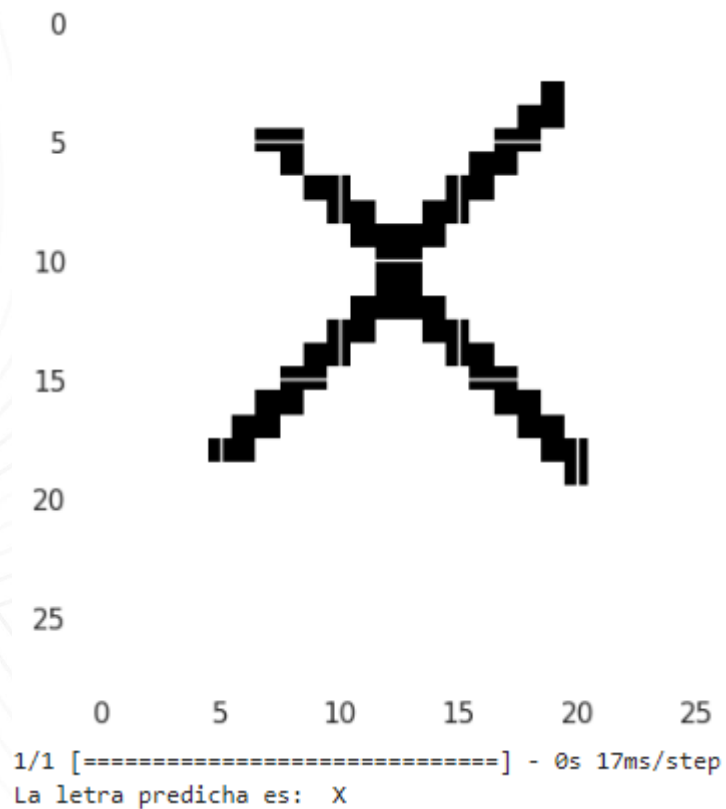






Resultados





Universidad
Industrial de
Santander



Aniversario
UIS 1948 - 2023

Legado académico y cultural de los santandereanos

¡Gracias!



#LaUISqueQueremos