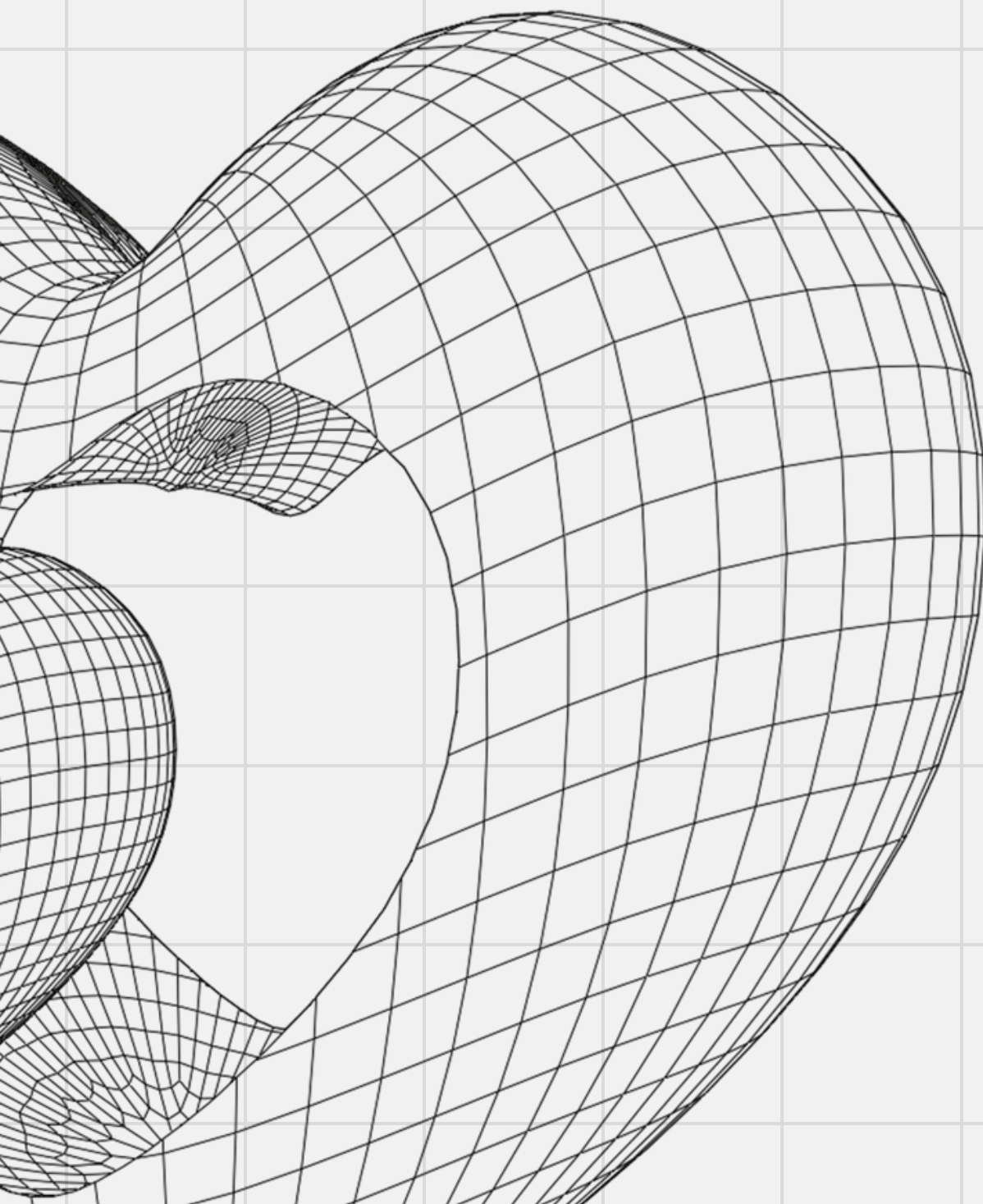




# TP 5: DEEP LEARNING



## GRUPO 1:

**Sol Victoria Anselmo**

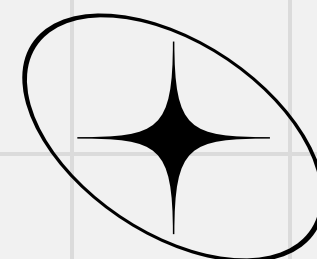
**Julián Sasso**

**Agustín Mattiussi**

**Camila Sierra Pérez**

**Ian James Arnott**

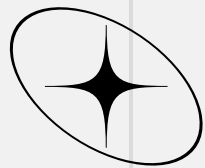
**Juan Adolfo Rosauer Herrmann**



0012 7482901 2744103 0592346 8774510 7255

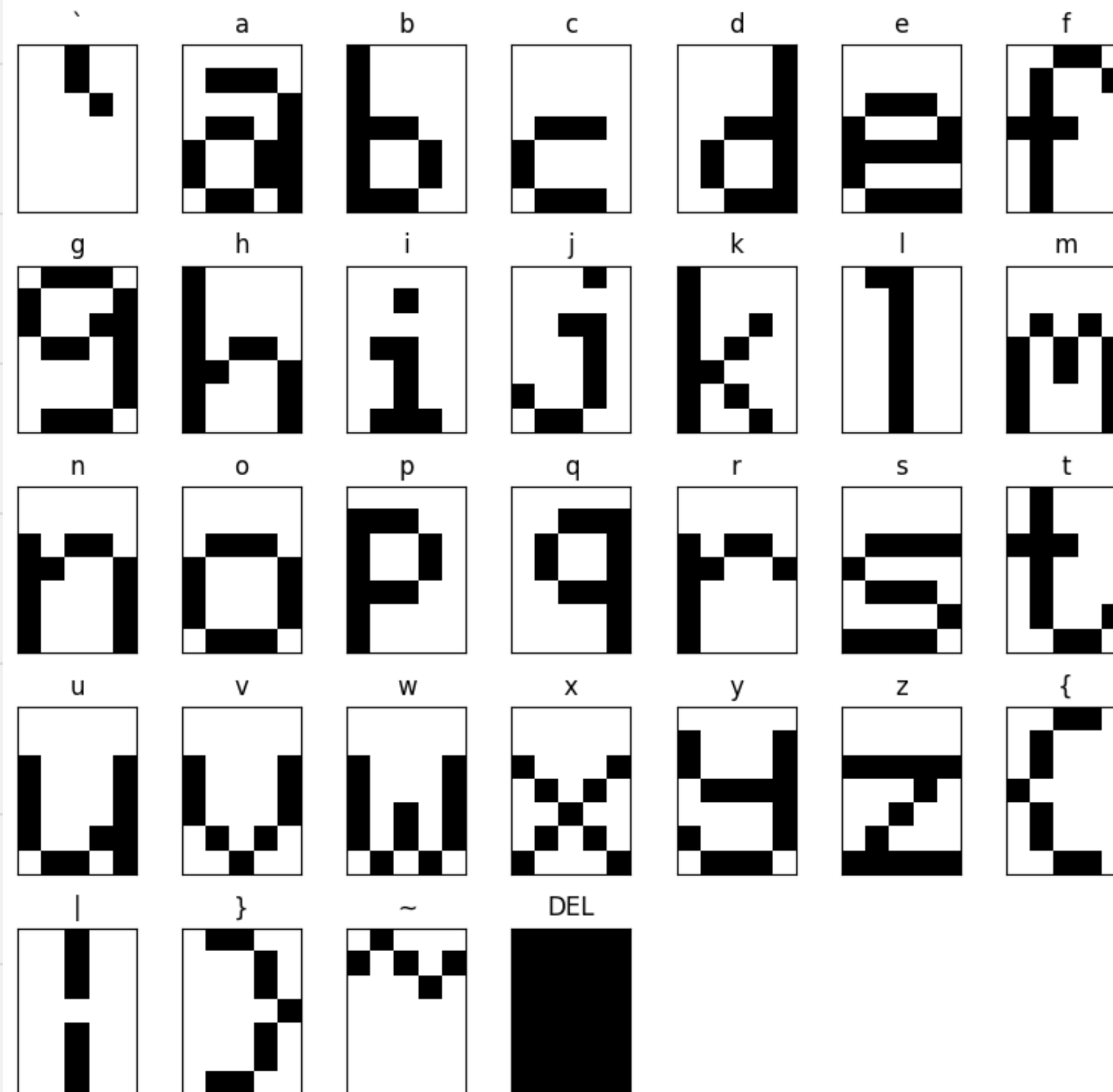
# ASUNTOS PENDIENTES

- Solucionar el Denoising Autoencoder. El objetivo del DAE es que logre eliminar ruido "genérico" de las muestras y no que logre eliminar una forma particular de ruido.
- Generación de muestra del AE.
- Definición de píxel correcto.
- Corregir Cosh en la presentación



# DATASET ORIGINAL

Caracteres Originales



# LINEAL AUTOENCODER

## Consideraciones:

Como ya habiamos analizado en el TP3, utilizaremos los parámetros de la siguiente manera:

- **Max Epochs:** 15000
- **Bias:** 1
- **Beta 1:** 0.9
- **Beta 2:** 0.999
- **Epsilon:** 1e-8
- **Optimizer:** ADAM
- **Activation:** Sigmoid

Fórmula

$$S(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

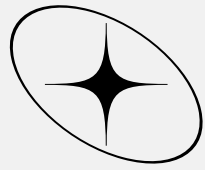
# PÍXEL CORRECTO

- Se consideró que un píxel reconstruido era correcto si el resultado de su redondeo coincidía con el valor del píxel original (que de por sí puede valer 0 o 1).

1.

4t

- Se consideró que una letra reconstruida era correcta si contenía hasta 1 píxel incorrecto.



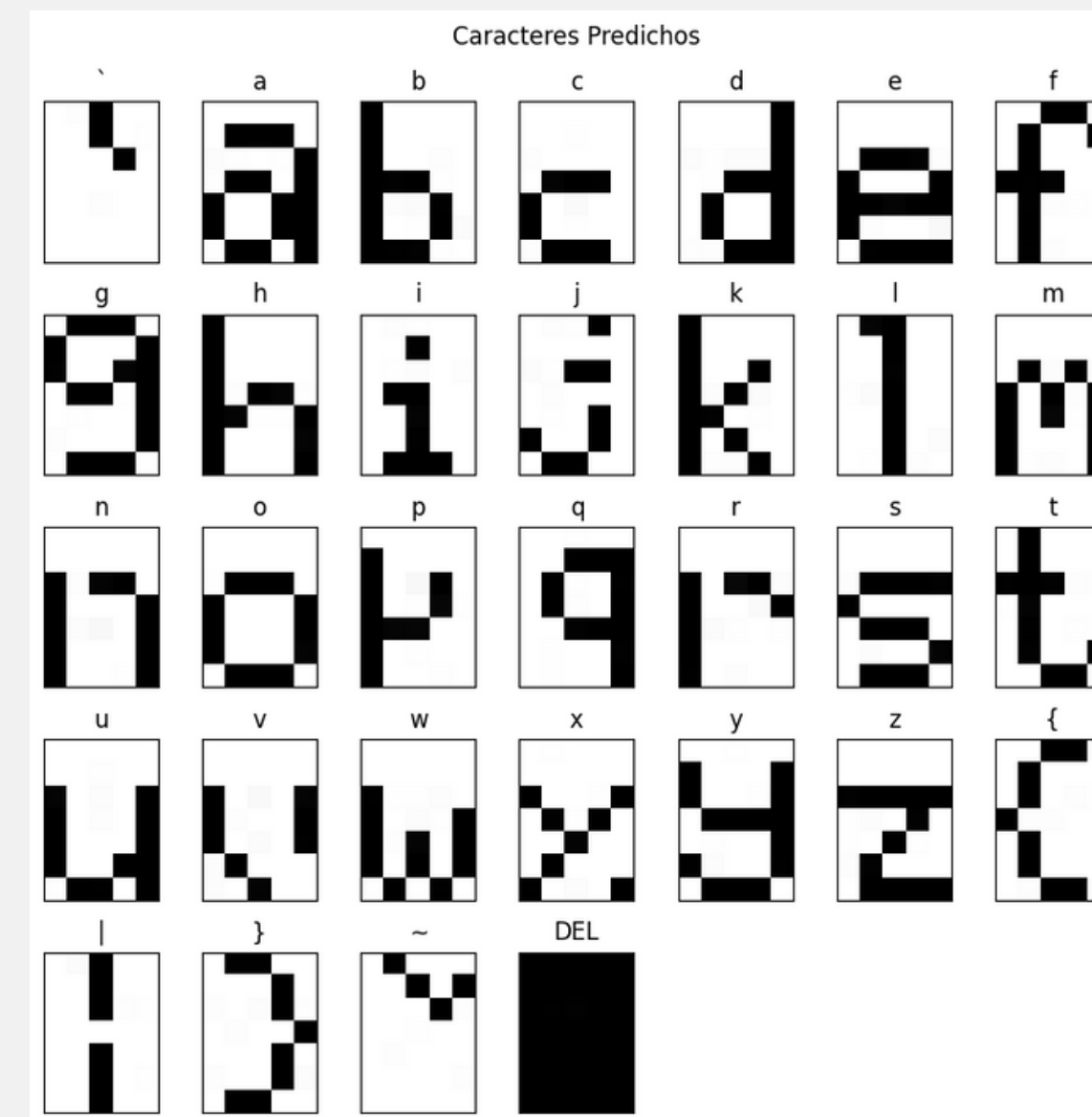
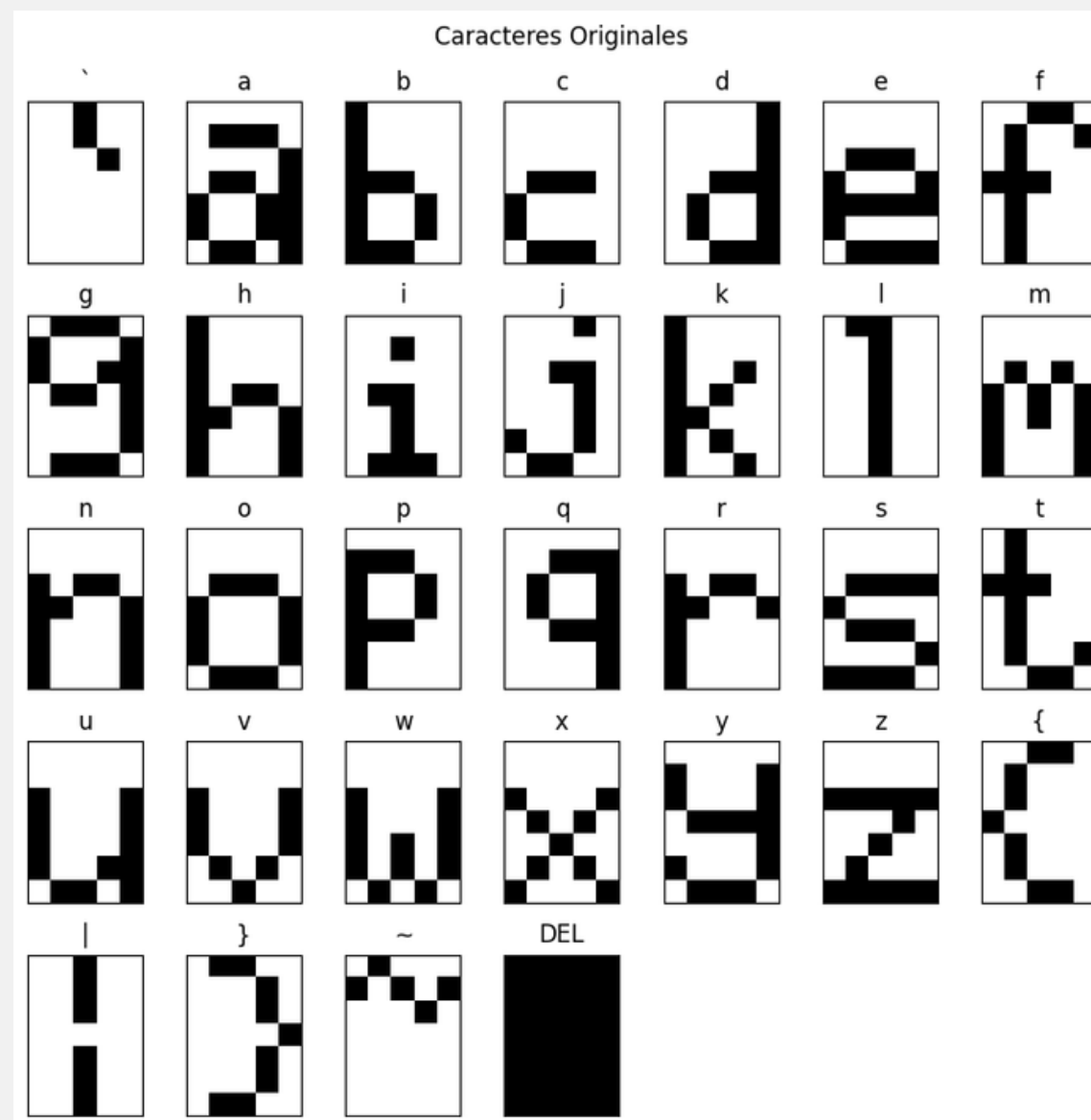
# PÍXEL CORRECTO

Teniendo en cuenta la redefinición de letras correctas, se entrenaron distintas instancias de autoencoders hasta encontrar alguna con una predicción suficientemente buena. En este caso, con solo un caracter incorrecto (la “p”).

Learning rate = 0,001

Arquitectura: 35-20-10-2-10-20-35

Error: 0.009852





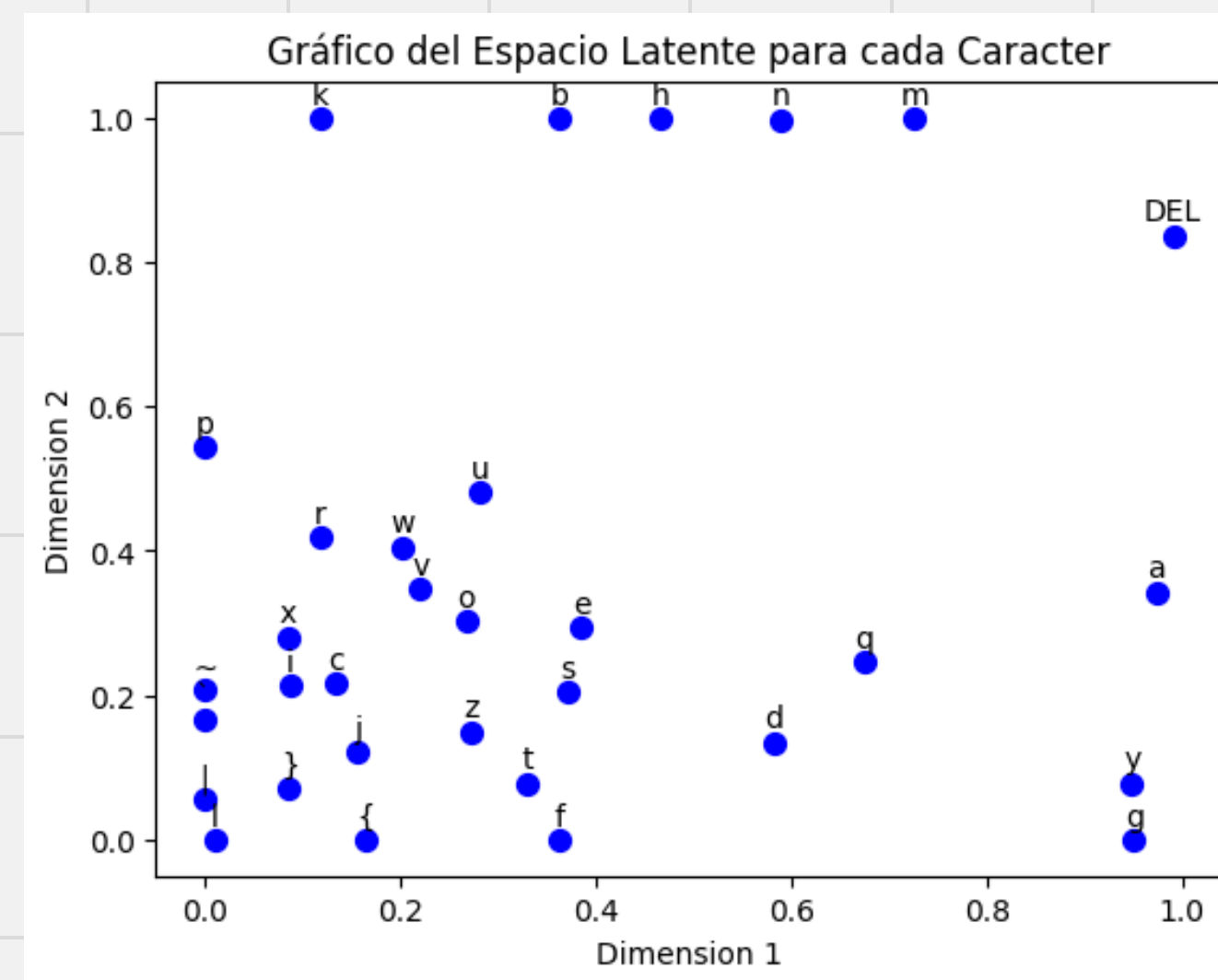
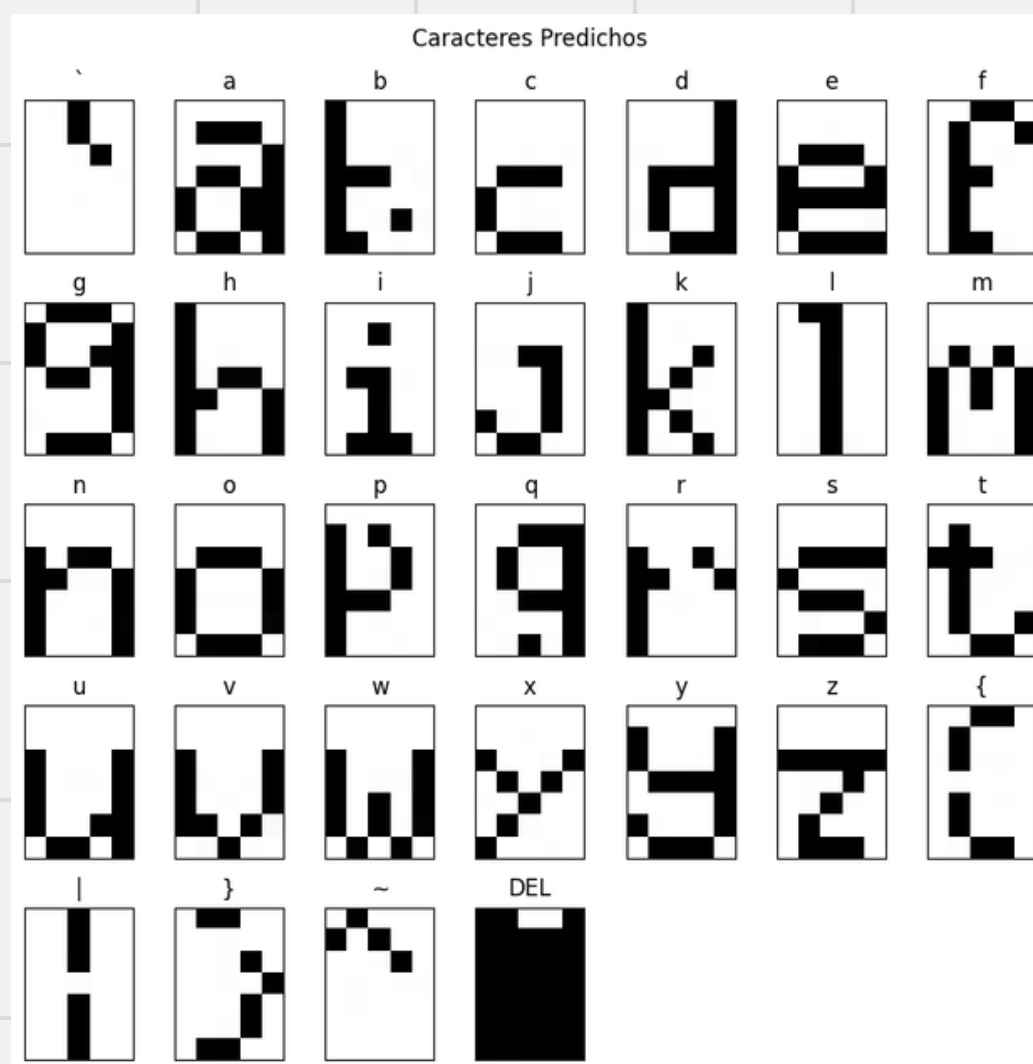
# CAPACIDAD DE GENERAR NUEVOS CARACTERES

Se entrenó un autoencoder lineal y se obtuvieron los siguientes caracteres y espacio latente.

Learning rate = 0,001

Arquitectura: 35-20-10-2-10-20-35

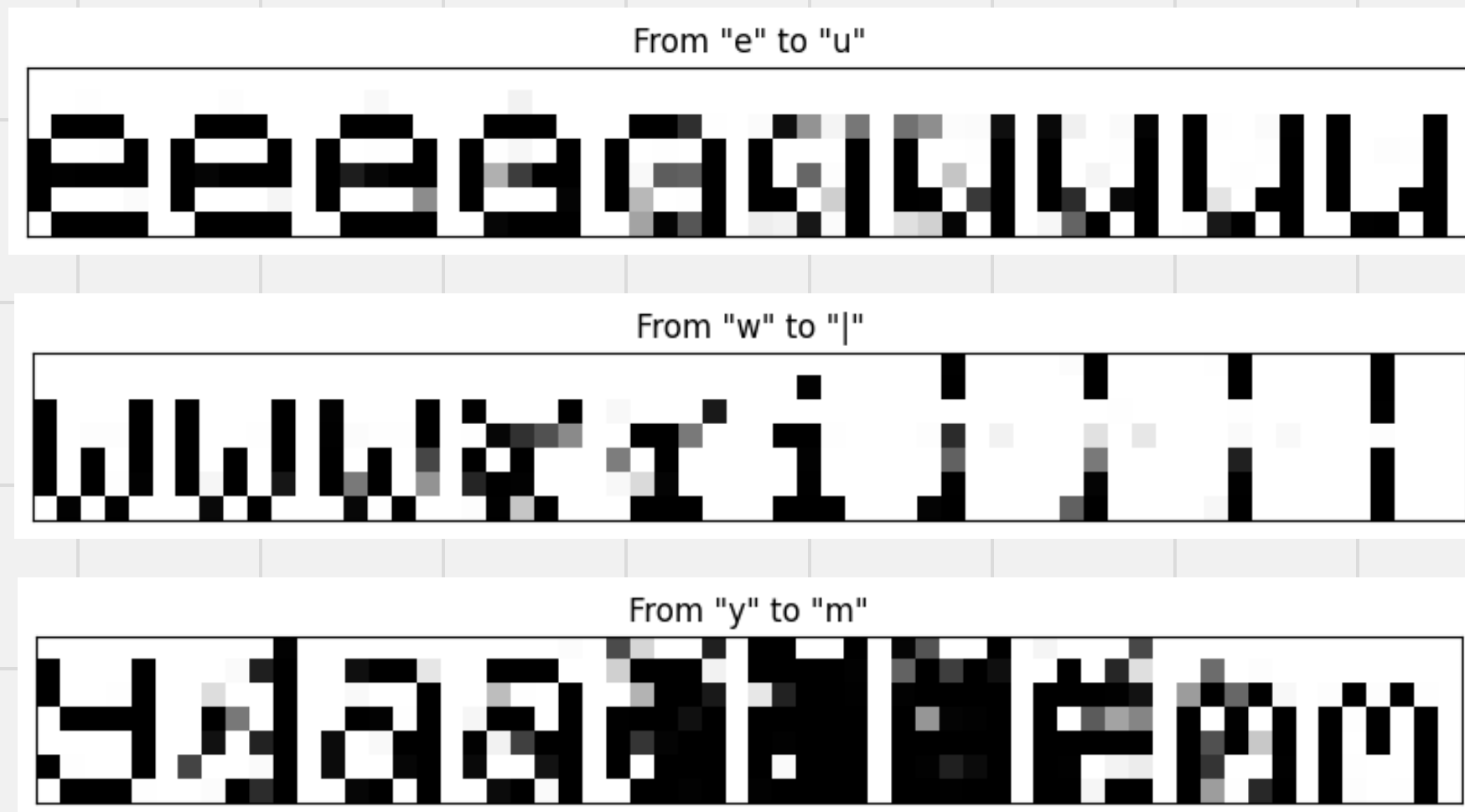
Error: 0.018764209597930855



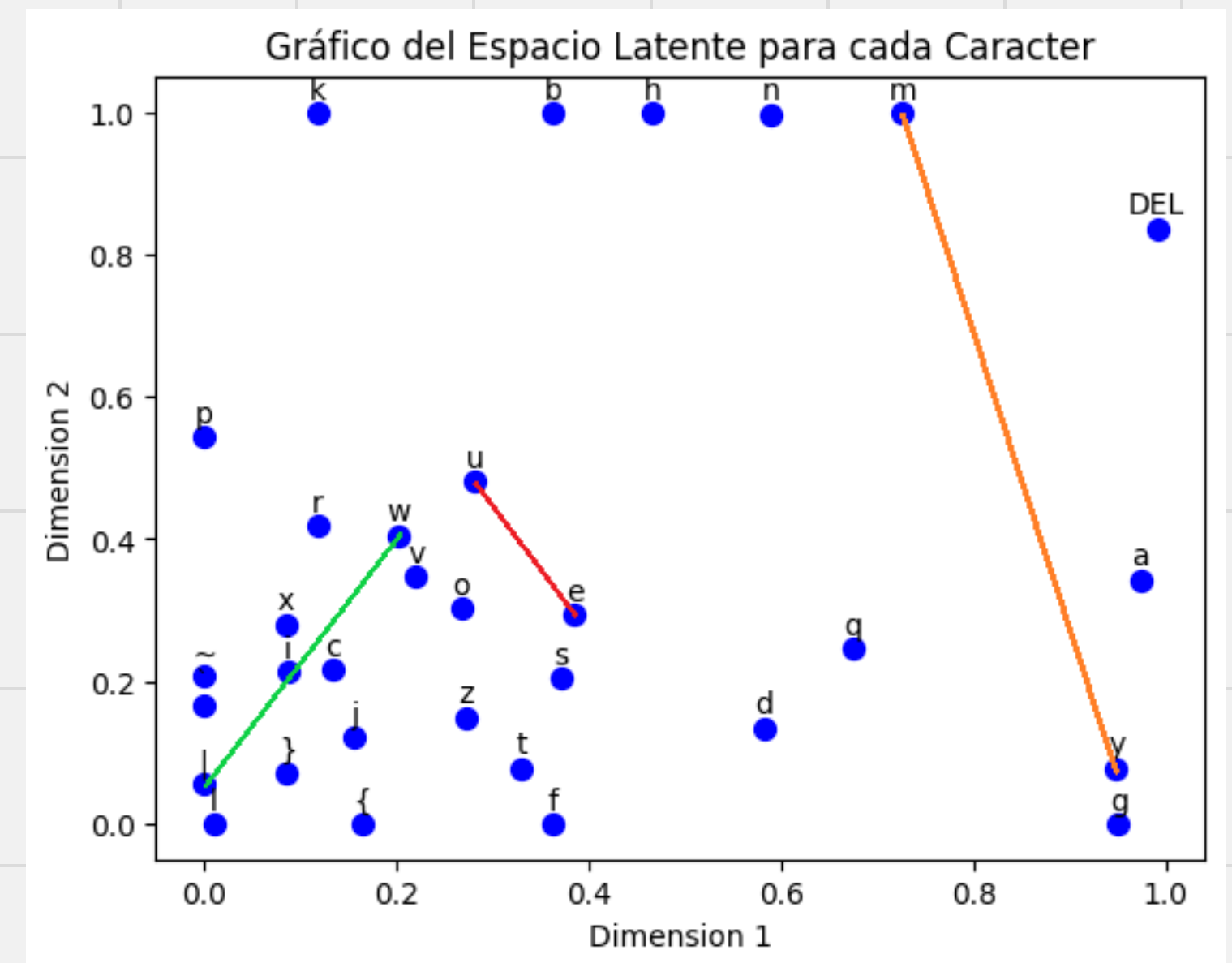


# CAPACIDAD DE GENERAR NUEVOS CARACTERES

Combinando los mapeos en el espacio latente de distintos pares de letras y entregándoselos iterativamente al decoder, se intentó obtener “nuevos caracteres” con características similares al conjunto de caracteres codificados a partir del entrenamiento.



Notemos que estos caracteres intermedios son combinaciones de los anteriores





# DENOISING AUTOENCODER

## Consideraciones:

- **Max Epochs:** 10000
- **Bias:** 1
- **Beta 1:** 0.9
- **Beta 2:** 0.999
- **Epsilon:** 1e-8
- **Optimizer:** ADAM
- **Activation:** Sigmoid
- **Arquitectura:** 35-20-10-2-10-20-35
- **Ruido:** Salt & Pepper

Para el entrenamiento, se entrenó al DAE con el dataset original y luego se le pasaron **10 datasets con ruido** para mejorar la capacidad de reconstrucción de los caracteres con ruido genérico.

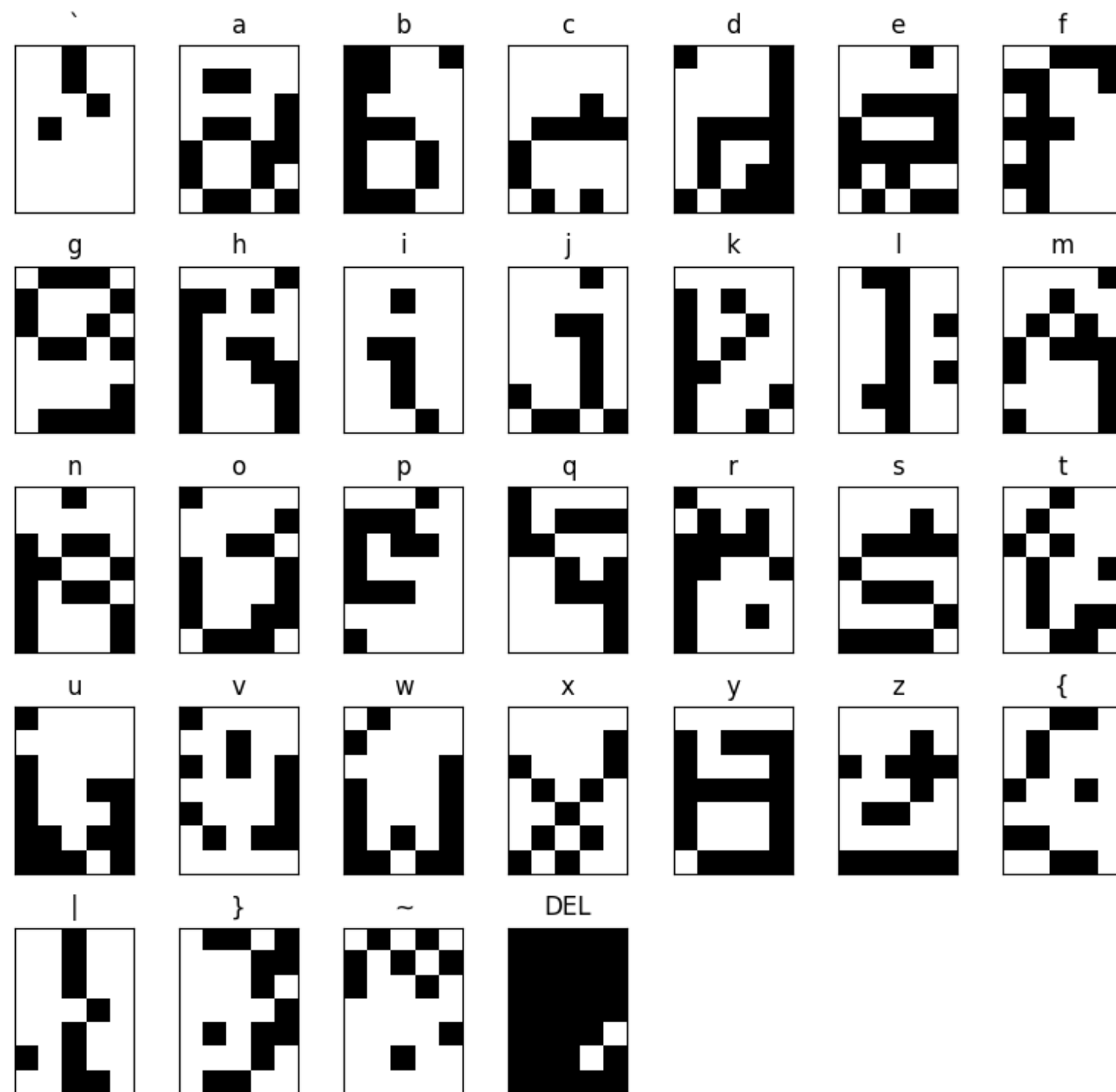
Fórmula

$$S(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

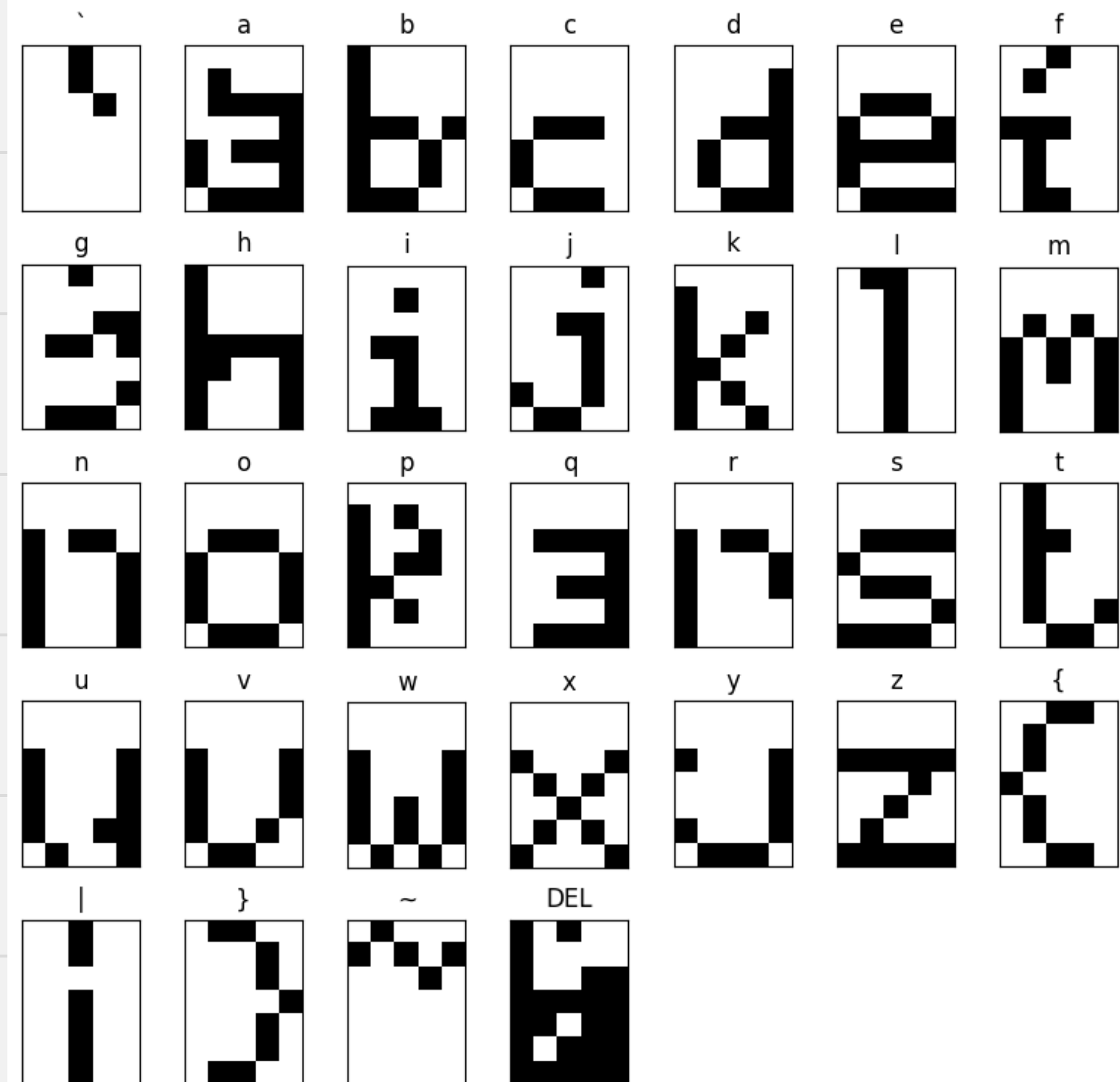
# VARIANDO LA PROBABILIDAD DE MUTACIÓN

Ruido: 10% | Aciertos: 27/35 (~84%)

Caracteres Con Ruido



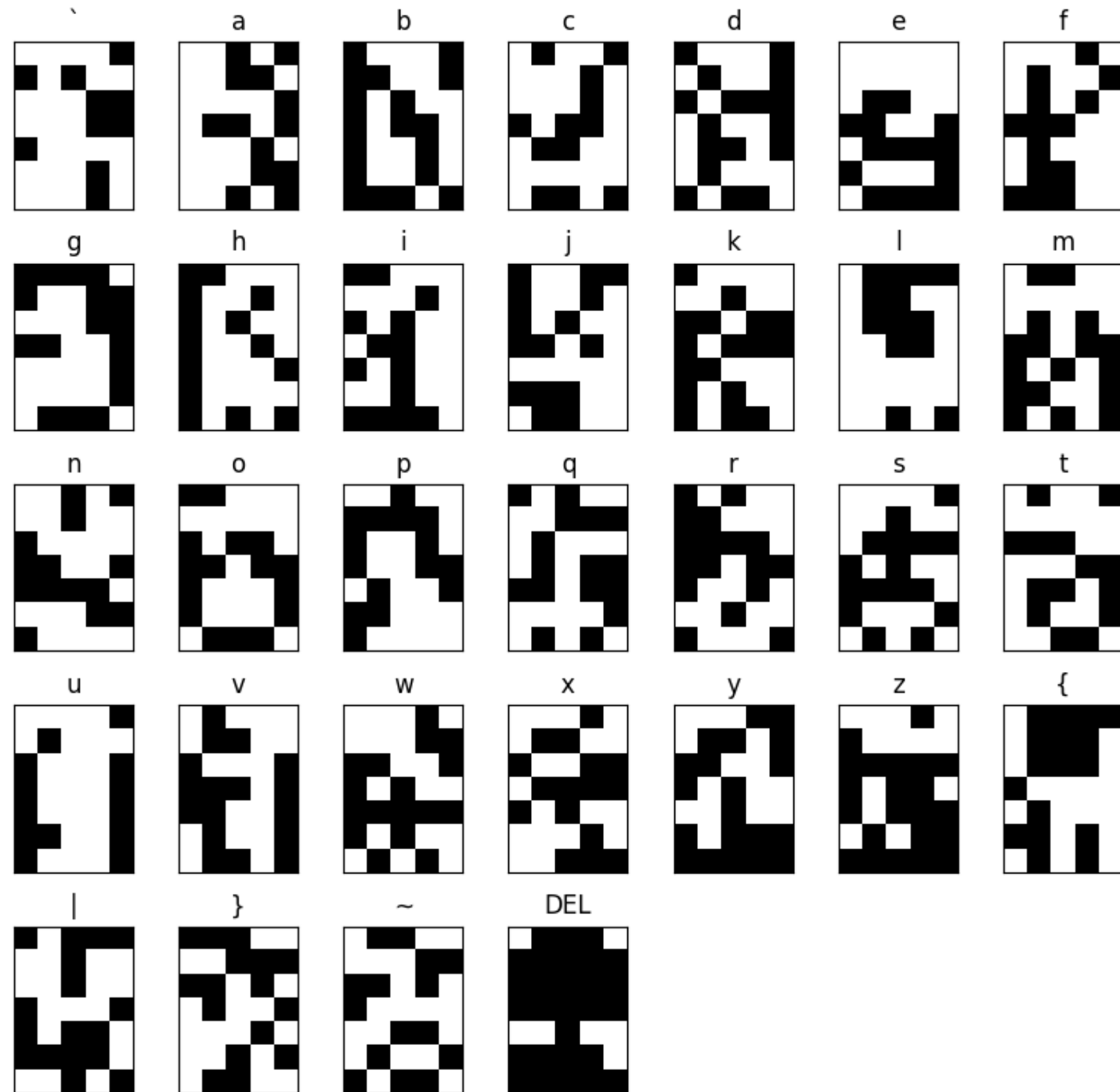
Caracteres Predichos



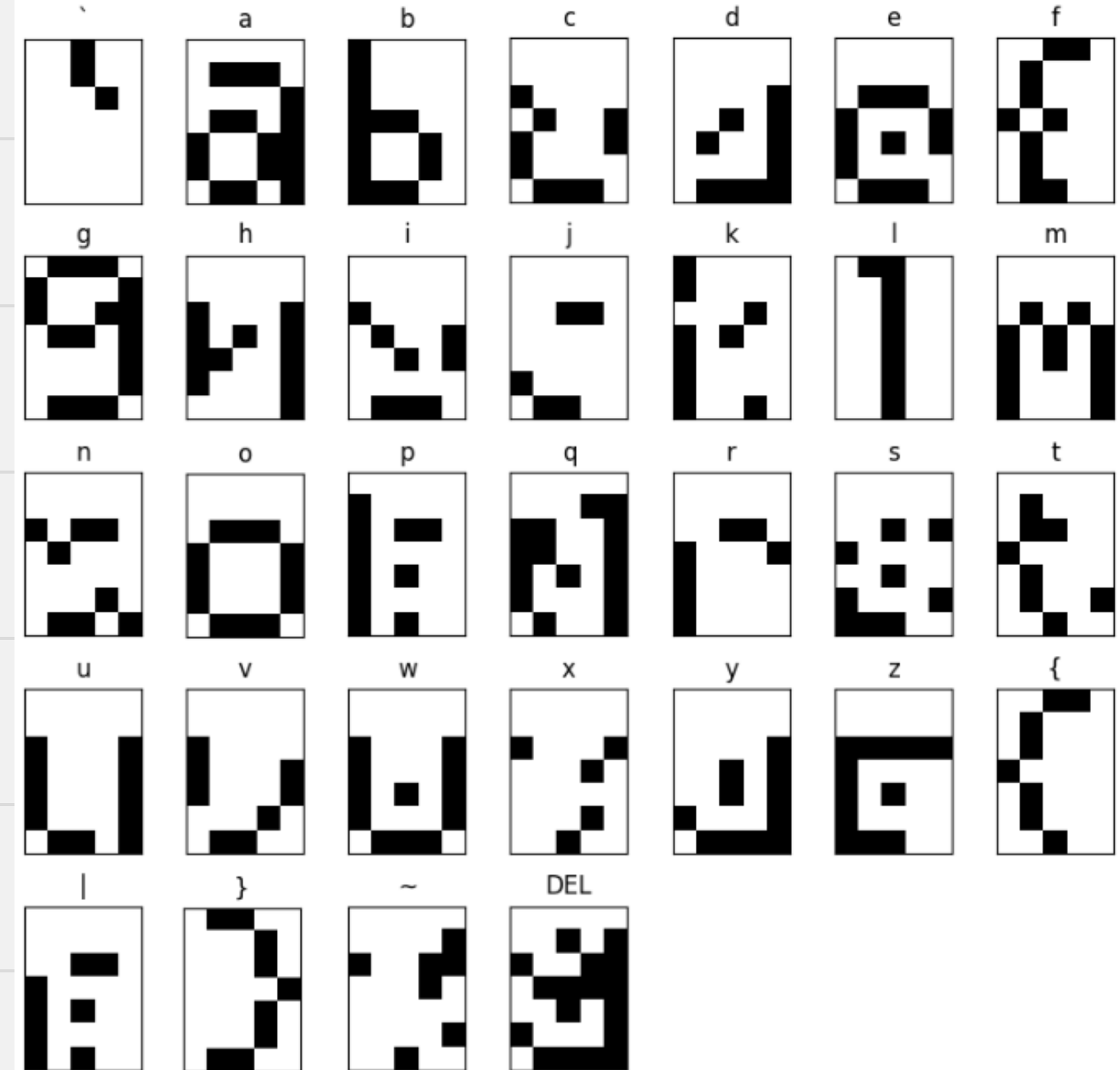
# VARIANDO LA PROBABILIDAD DE MUTACIÓN

Ruido: 30% | Aciertos: 12/35 (~34%)

Caracteres Con Ruido



Caracteres Predichos



# CONCLUSIONES I



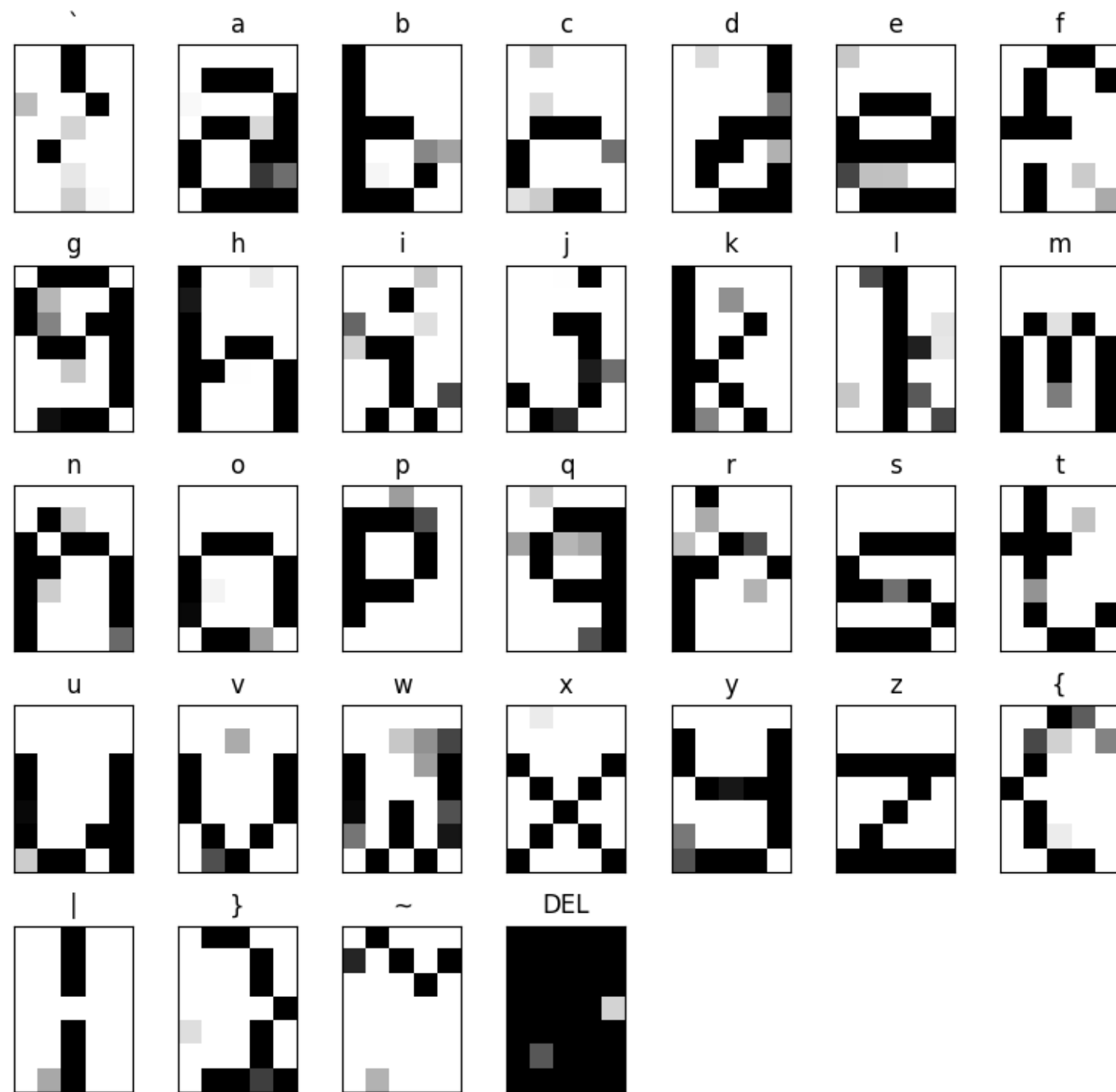
- Aumentar la probabilidad de S&P por un nivel superior al 20% puede provocar que los elementos muten a algo irreconocible.
  - A mayor ruido, más le cuesta asociar las entradas a la red.
- Al trabajar con imágenes de tan baja resolución (7x5) y con S&P como función de ruido, aunque el porcentaje de ruido sea muy chico, este puede afectar de forma significativa la forma de la imagen original.
- Probamos **modificar la función de ruido** donde según una probabilidad de mutación, el pixel varía un **delta entre 0 y 0,5** generando imágenes con **diferentes tonos de gris**.



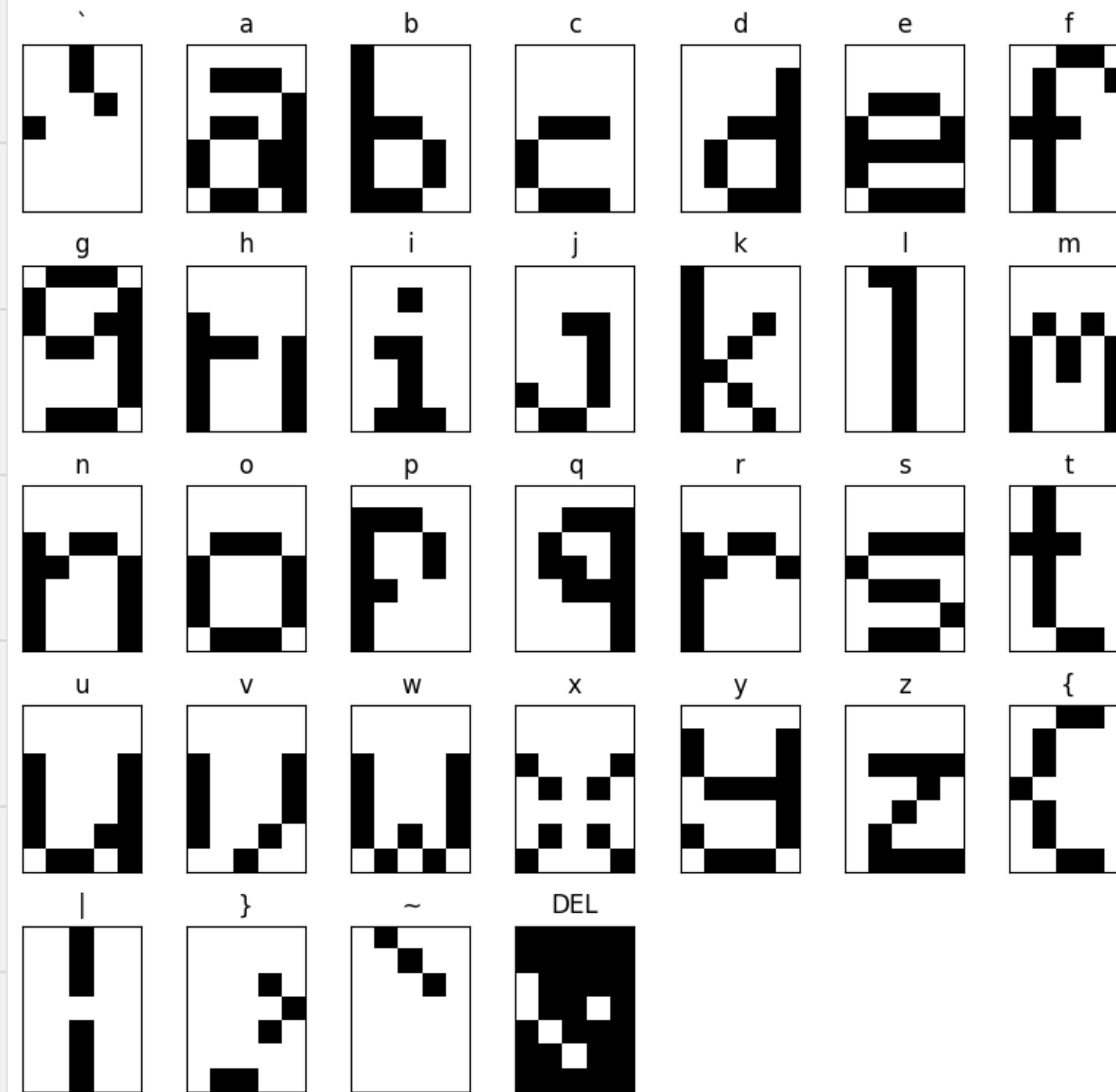
# VARIANDO LA PROBABILIDAD DE MUTACIÓN

Ruido: 10% | Aciertos: 30/35 (~94%)

Caracteres Con Ruido

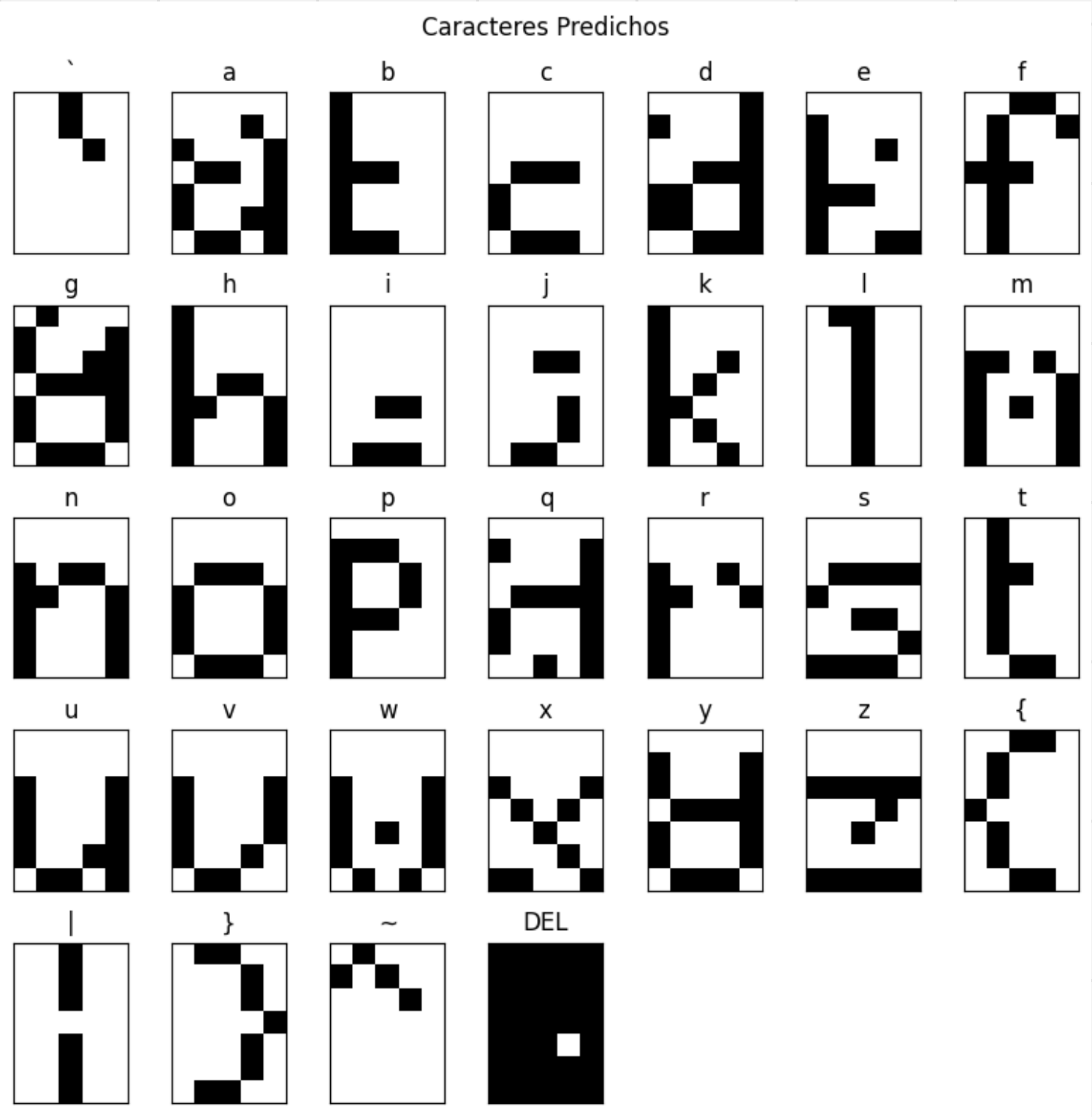
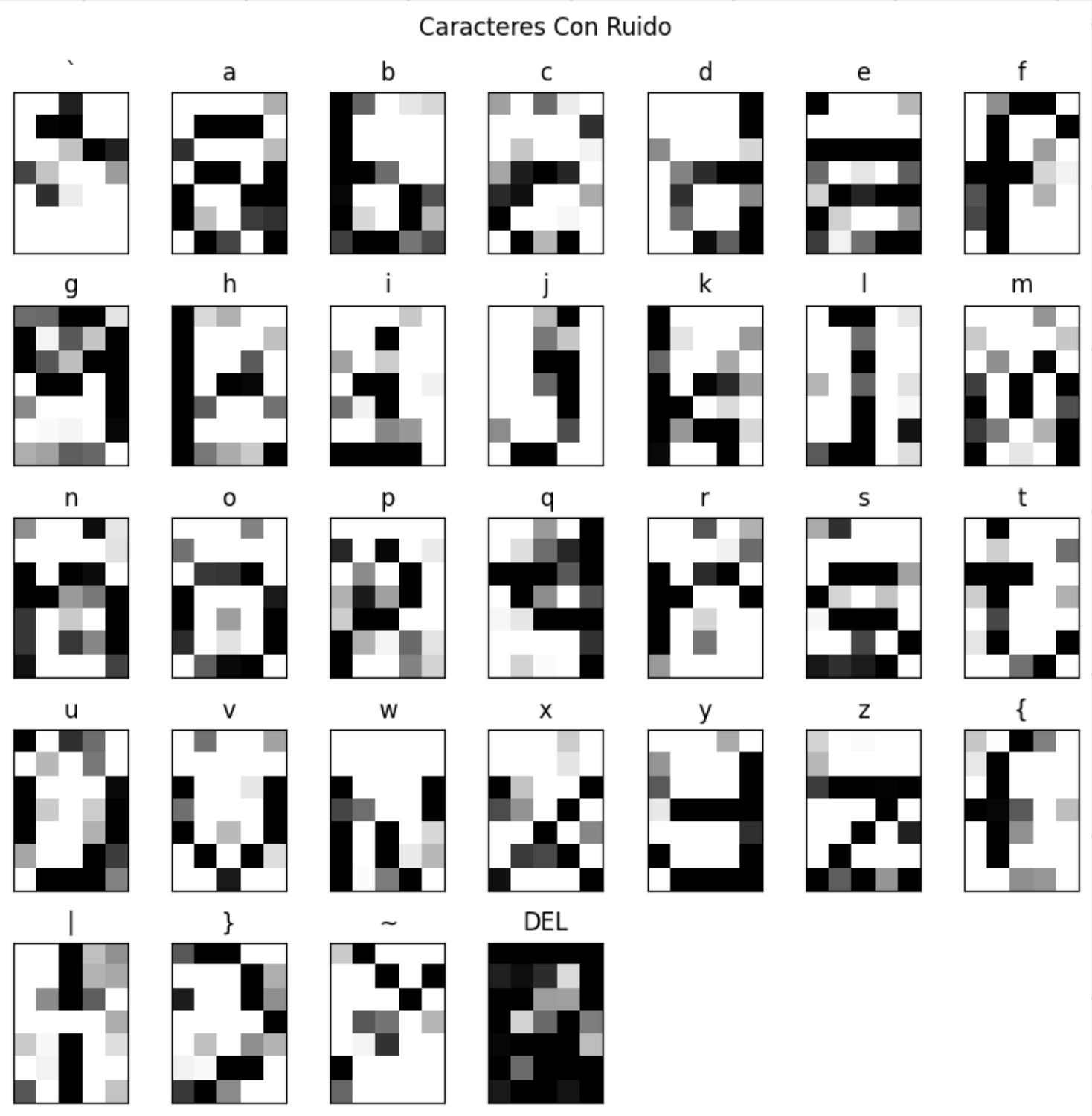


Caracteres Predichos



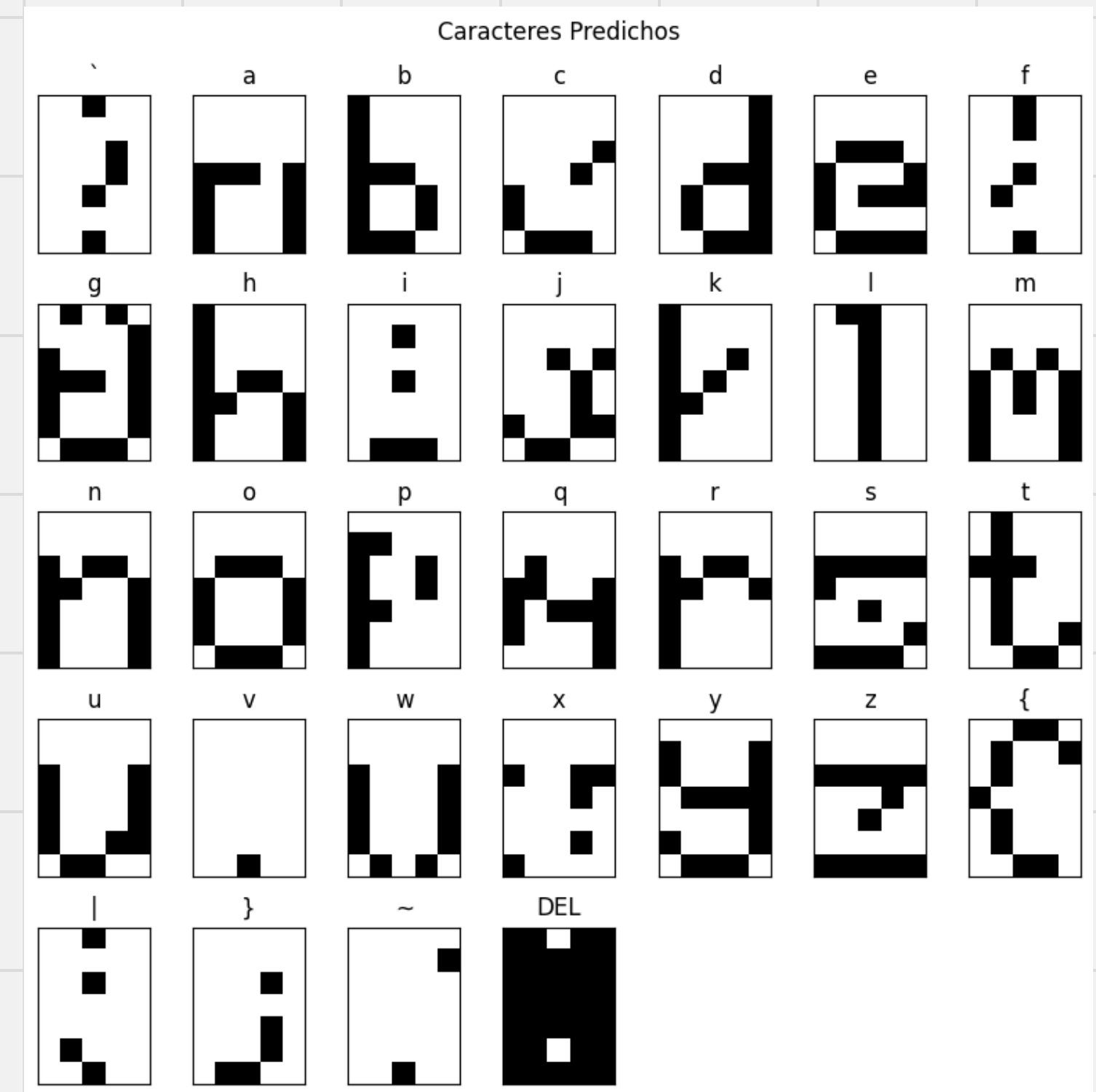
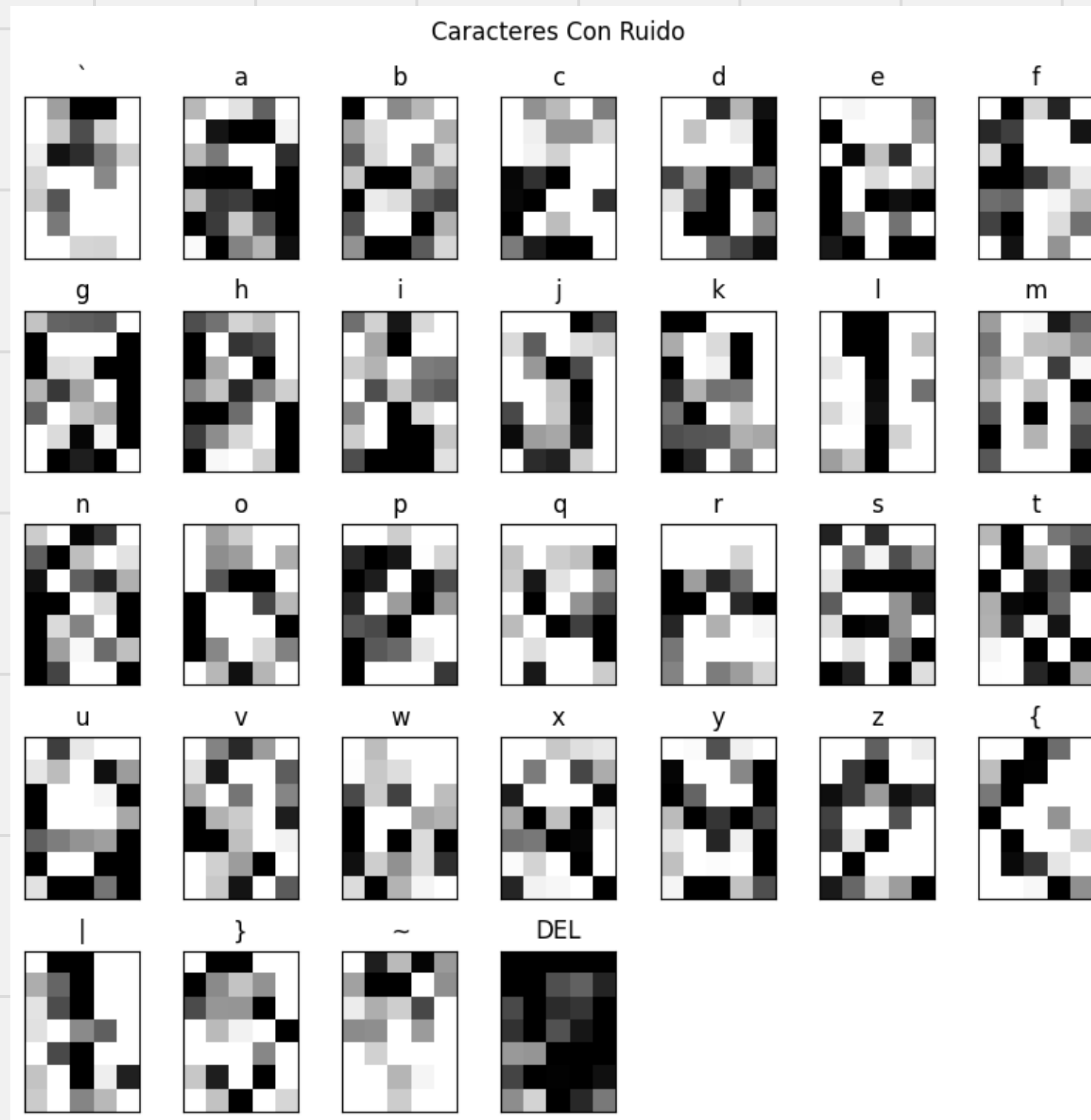
# VARIANDO LA PROBABILIDAD DE MUTACIÓN

Ruido: 30% | Aciertos: 25/35 (~71%)



# VARIANDO LA PROBABILIDAD DE MUTACIÓN

Ruido: 50% | Aciertos: 18/35 (~56%)



# CONCLUSIONES II



- Con la nueva función de ruido los resultados mejoran significativamente.
- Al preservar la forma original del caracter, el DAE logra reconstruir correctamente a los mismos en la mayoría de los casos.
- Sin embargo, no debemos dejar de tener en cuenta que el entrenamiento con ruido de este tipo de autoencoder sumado a la cantidad de capas intermedias y el número máximo de épocas hace que los tiempos de entrenamiento aumenten en gran escala.
  - Es necesario encontrar un equilibrio.

