Práctica 2: clasificación de dígitos MNIST mediante AdaBoost

ELVI MIHAI SABAU SABAU | 51254875L

Introducción

```
Importar librerías
```

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import random
from keras.datasets import mnist
```

Desde la libería de Keras podemos descargar la base datos MNIST

```
(x train, y train), (x test, y test) = mnist.load data()
   Downloading data from <a href="https://storage.googleapis.com/tensorflow/tf-keras-data">https://storage.googleapis.com/tensorflow/tf-keras-data</a>
    11501568/11490434 [==========
```

x train.shape,y train.shape

```
((60000, 28, 28), (60000,))
```

Guardar base de datos en un fichero

```
np.savez("mnist",x=x_train,y=y_train)
```

Cargar base de datos desde un fichero

```
npzfile = np.load("mnist.npz")
mnist X = npzfile['x']
mnist_Y = npzfile['y']
mnist X.shape
     (60000, 28, 28)
```

Implementación AdaBoost

Funciones auxiliares, de normalización, y adaptación de los datasets.

```
# Funcion para imprimir graficas rapidamente
def plot arrays(X, Y, title, xlabel, ylabel):
    plt.title(title)
    plt.plot(X, Y, "bo")
    plt.xlabel(ylabel)
    plt.ylabel(xlabel)
    plt.show()
# Funcion para normalizar el conjunto de imagenes de vector 2D a 1D
def normalizar conjunto(X, dim imagen):
  return X.reshape(len(X), dim imagen)
# El conjunto de entrenamiento para una clase ( tipo de imágen ) debe ser: 50% imágen
def generar conjunto entrenamiento(N, clase, x train, y train):
 # N: Total de imágenes del conjunto de entrenamiento, debe ser para para partir !
  if(N % 2 != 0):
    raise Exception("N no es Par")
 # Mitad de la clase, Mitad no clase.
  N = int(N/2)
 # Creamos una máscara para todo el conjunto de entrenamiento
  mask = y train == clase
  # Partimos en 2 el dataset, los elementos que son de la clase, y los que no lo so
  arr clase = x train[mask]
  arr noClase = x train[~mask]
 # Concatenamos dichos arrays de imagenes, y aparte creamos Y, un array de 1 y -1
  X = np.concatenate((arr_clase[0:N], arr_noClase[0:N]))
  X = normalizar conjunto(X, 28 * 28)
  Y = np.concatenate((np.ones(N), np.ones(N) * -1))
  return (X, Y)
Funciones necesarias para los clasificadores débiles
# Dimensión con la que vamos a trabajar. En nuestro caso 28*28
def generar_clasificador_debil(dim_imagen):
  ht = np.zeros(3)
  ht[0] = np.random.randint(0, dim_imagen) # Num. Pixel
  ht[1] = random.randint(0, 255)
                                              # Valor Umbral Grises
  ht[2] = np.sign(np.random.rand(1) * 2-1) # Valor del ubral, miramos por enci;
  return ht;
```

```
def aplicar_clasificador_debil(ht, X):
  # Por cada imágen de X, comprobamos si el pixel de dicha imágen tiene un valor ma
  # si no lo es, en vez de descartarlo, le podemos dar la vuelta, y reusarlo.
  if(ht[2] == 1):
    mascara resultados = X[:, int(ht[0])] > ht[1]
  else:
    mascara resultados = X[:, int(ht[0])] <= ht[1]</pre>
  # Usamos int para pasar de true y false a 1 y 0
  resultados = np.int16(mascara resultados)
  # Pasamos de 0 a -1
  resultados[np.where(resultados == 0)] = -1
  return resultados
def obtener error(resultados, Y, D):
  # -1 si no es, 1 si es, y con int64 pasamos los true y falses resultantes a 1 y (
  errv = np.int64(resultados != Y)
  sumerr = np.float64(np.sum(errv * D))
  return [sumerr, errv]
def adaboost(X, Y, T, A):
 # Vector de error, se actualiza por cada clasificador debil, inicialmente uniform
  D = np.ones(len(X), dtype=np.double) / len(X)
 # Datos para la gráfica.
  pixel = []
  error = []
 # Array donde guardaremos tuplas de [mejor clasificador, confianza] = [ht, alpha
 H = []
  for t in range(T):
    # Menor suma de errores del clasificador debil y su array de errores.
    menor_sumerr = np.inf
    menor_errv = []
    # Mejor clasificador debil ( de A pruebas aleatorias, el que menor error tiene
    mejor_ht = None
    # Probamos A clasificadores debiles, y nos quedamos con el mejor de todos.
    for k in range(A):
      ht = generar clasificador debil(28 * 28)
      resultados_entrenamiento = aplicar_clasificador_debil(ht, X)
      [sumerr, errv] = obtener_error(resultados_entrenamiento, Y, D)
```

```
if(sumerr < menor_sumerr):</pre>
      mejor ht = ht
      menor_sumerr = sumerr
      menor_errv = errv
    """if(menor_sumerr > 0.45):
      A = A + 1"""
 # Calculamos la confianza.
  alpha = np.float64(0.5 * np.log2((1.0 - menor sumerr)) / menor sumerr))
 # Arrays de clasificadores y sus confianzas.
 H.append([mejor ht, alpha])
 # Recalculamos D y normalizamos.
 # print((alpha, menor sumerr, np.sum(D)))
 Z = np.sum(D)
 exp = np.float64(np.exp(-alpha * -np.float64(menor_errv)))
 D = np.float64((D * exp) / Z)
 # Datos para gráfica.
 pixel.append(mejor ht[0])
 error.append(menor sumerr)
# Un plot chulo de los mejores debiles
plot_arrays(error, pixel, "Error de cada Clasificador por Pixel", "Grado de Erro
print("Clasificadores de T:")
print(H)
return H
```

Definimos una funcion para aplicar el clasificador fuerte a un conjunto de imágnes.

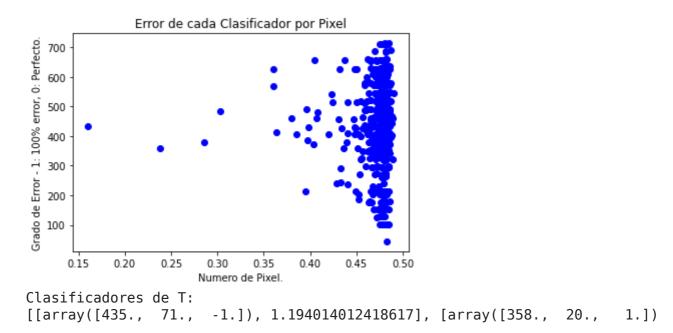
```
def aplicar_clasificador_fuerte(H, X):
  certeza = []
 # Por cada clasificador debil ht del cojunto de fuertes h, lo aplicamos a todas
  for [ht, alpha] in H:
   # POR CADA IMAGEN SE PASA TODAS LAS ht
    resultados = aplicar_clasificador_debil(ht, X)
   if (len(certeza) == 0):
      certeza = alpha * resultados
   else:
      certeza = certeza + (alpha * resultados)
  f = np.sign(certeza)
  return f
```

Hito 1 - Entrenar para la clase "0"

Lanzar entrenamiento

```
# Cantidad de imágenes. Si pondemos demasiadas imagenes (+10000), puede que se de o
N = 10000
# Clase ( tipo imágen en este caso de numero ) sobre el cual entrenar.
clase = 0
# X = Array de N imágenes por 748 slots (imágen aplanada)
# Y = Array de tags relacionados con cada imágen.
# Recibe, N: Numero de imágenes, clase: La clase sobre la cual entrenar, x_train, :
(X, Y) = generar_conjunto_entrenamiento(N, clase, x_train, y_train)
# Cantidad e clasificadores debiles que compondran un clasificador fuerte.
T = 500
# Cantidad de clasificadores debiles a probar para extraer el mejor de ellos.
A = 1000
```





Probamos el clasificador fuerte entrenado.

```
# N = Cantidad de numeros a clasificar.
N = 10000
# Normalizamos las imágenes.
X = normalizar\_conjunto(x\_test[0:N], 28 * 28)
```

```
# Comparamos entre el resultado del clasificador fuerte, y los tags de Y.
ceros detectados = np.int16(aplicar clasificador fuerte(H0, X))
ceros_detectados_sumados = np.sum(np.int64(ceros_detectados[:] == 1))
ceros reales = y test[0:N]
ceros reales sumados = np.sum(np.int64(ceros reales == clase))
print("Numeros detectados: " + str(ceros_detectados_sumados) + ", Numeros reales:
print(str((ceros_detectados_sumados / ceros_reales_sumados) * 100) + " % de certeza
print("----")
print(list(zip(ceros detectados, ceros reales)))
```

```
Numeros detectados: 1209, Numeros reales: 980
123.36734693877551 % de certeza.
   [(-1, 7), (-1, 2), (-1, 1), (1, 0), (-1, 4), (-1, 1), (-1, 4), (-1, 9), (-1, 4), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (-1, 1), (
```

√ 0 s completado a las 10:36

X