

Contenido

[1A: 3](#_Toc170210639)

[1B: 9](#_Toc170210640)

[1C: 12](#_Toc170210641)

[1D: 13](#_Toc170210642)

Practica 2 SI

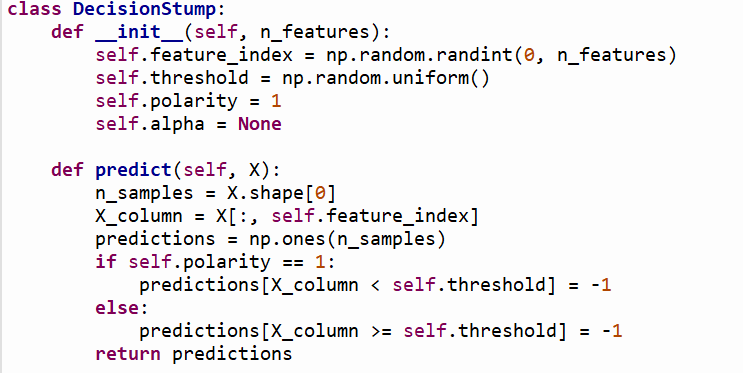
## 1A:

Para esta tarea se ha implementado la clase AdaBoostBinario y DecisioStump.

Adaboost es un algoritmo de aprendizaje supervisado que combina múltiples clasificadores débiles para formar un clasificador fuerte. En esta implementación, utilizamos un DecisionStump como clasificador débil. Un DecisionStump es un clasificador muy simple que toma decisiones basadas en una sola característica.

Clase DecisionStump

La clase DecisionStump es un clasificador débil que toma decisiones basadas en un solo atributo (o característica) del conjunto de datos.



* El constructor (\_\_init\_\_) inicializa el stump seleccionando aleatoriamente a una característica (feature\_index) y un umbral (threshold).
* El método predict realiza predicciones sobre el conjunto de datos X basado en la característica y el umbral seleccionados. Devuelve +1 o -1 dependiendo de si el valor de la característica es menor o mayor que el umbral.

Clase AdaboostBinario

La clase AdaboostBinario combina múltiples DecisionStump para formar un clasificador fuerte.

Texto

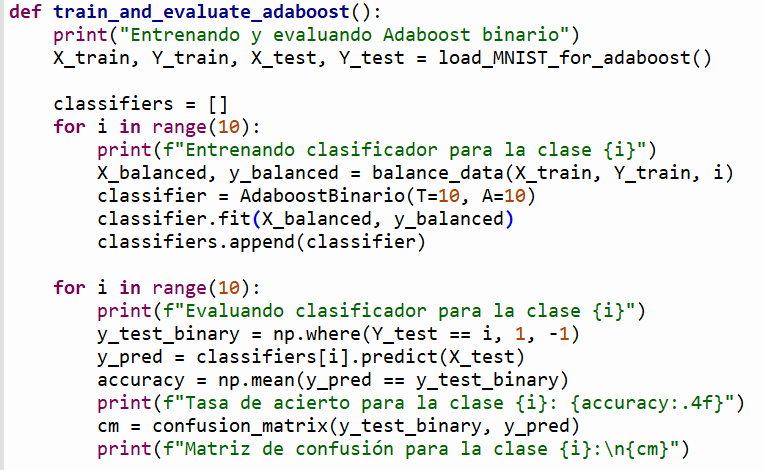
Descripción generada automáticamente

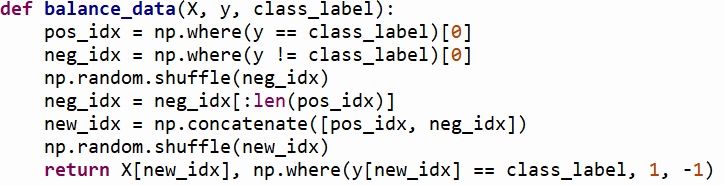
**Explicación:**

* El constructor (\_\_init\_\_) inicializa el número de iteraciones (T) y el número de stumps a probar en cada iteración (A).
* El método fit entrena el clasificador Adaboost seleccionando el mejor stump en cada iteración basado en el error de clasificación y ajustando los pesos de las muestras.
* El método predict realiza predicciones sumando las predicciones ponderadas de todos los stumps y devolviendo +1 o -1.

Función para Entrenar y Evaluar el Clasificador

También se implementa una función para entrenar un clasificador AdaboostBinario para cada una de las diez clases de MNIST y mostrar los resultados, incluyendo la matriz de confusión.





* train\_and\_evaluate\_adaboost carga los datos MNIST y entrena un clasificador AdaboostBinario para cada clase del 0 al 9.
* balance\_data equilibra el conjunto de datos para asegurar que haya una cantidad igual de ejemplos positivos y negativos.

IMPRESIÓN POR PANTALLA:

Evaluando clasificador para la clase 0

Tasa de acierto para la clase 0: 0.8943

Matriz de confusión para la clase 0:

[[8102 918]

[ 139 841]]

Evaluando clasificador para la clase 1

Tasa de acierto para la clase 1: 0.8690

Matriz de confusión para la clase 1:

[[7682 1183]

[ 127 1008]]

Evaluando clasificador para la clase 2

Tasa de acierto para la clase 2: 0.8444

Matriz de confusión para la clase 2:

[[7606 1362]

[ 194 838]]

Evaluando clasificador para la clase 3

Tasa de acierto para la clase 3: 0.8373

Matriz de confusión para la clase 3:

[[7509 1481]

[ 146 864]]

Evaluando clasificador para la clase 4

Tasa de acierto para la clase 4: 0.8087

Matriz de confusión para la clase 4:

[[7295 1723]

[ 190 792]]

Evaluando clasificador para la clase 5

Tasa de acierto para la clase 5: 0.7567

Matriz de confusión para la clase 5:

[[6932 2176]

[ 257 635]]

Evaluando clasificador para la clase 6

Tasa de acierto para la clase 6: 0.8792

Matriz de confusión para la clase 6:

[[7966 1076]

[ 132 826]]

Evaluando clasificador para la clase 7

Tasa de acierto para la clase 7: 0.8403

Matriz de confusión para la clase 7:

[[7561 1411]

[ 186 842]]

Evaluando clasificador para la clase 8

Tasa de acierto para la clase 8: 0.8529

Matriz de confusión para la clase 8:

[[7699 1327]

[ 144 830]]

Evaluando clasificador para la clase 9

Tasa de acierto para la clase 9: 0.7946

Matriz de confusión para la clase 9:

[[7084 1907]

[ 147 862]]

## 1B:

1. **Experimentos con TTT Fijo y AAA Variable**:
   * Se mantiene el valor de TTT constante y se varía AAA.
   * Se realizan cinco ejecuciones por cada combinación para promediar los resultados y reducir desviaciones estadísticas.
2. **Experimentos con AAA Fijo y TTT Variable**:
   * Se mantiene el valor de AAA constante y se varía TTT.
   * Al igual que en el primer experimento, se realizan cinco ejecuciones por cada combinación.
3. **Exploración de Combinaciones de TTT y AAA**:
   * Se exploran diferentes combinaciones de TTT y AAA para maximizar la tasa de acierto, siempre cumpliendo con la restricción de T×A≤3600T \times A \leq 3600T×A≤3600.
   * Se recomienda la combinación que ofrece la mejor tasa de acierto sin incurrir en sobreentrenamiento ni tiempos de ejecución excesivos.

#### Implementación

Para llevar a cabo estos experimentos, se implementó la función experiment\_with\_parameters que realiza las siguientes tareas:

1. **Cargar el dataset MNIST** utilizando la función load\_MNIST\_for\_adaboost.
2. **Balancear los datos** para cada clase utilizando la función balance\_data.
3. **Realizar los experimentos** variando TTT y AAA como se describe anteriormente.
4. **Graficar los resultados** utilizando la librería matplotlib.

El código para esta función es el siguiente:

#### Texto Descripción generada automáticamente

Texto

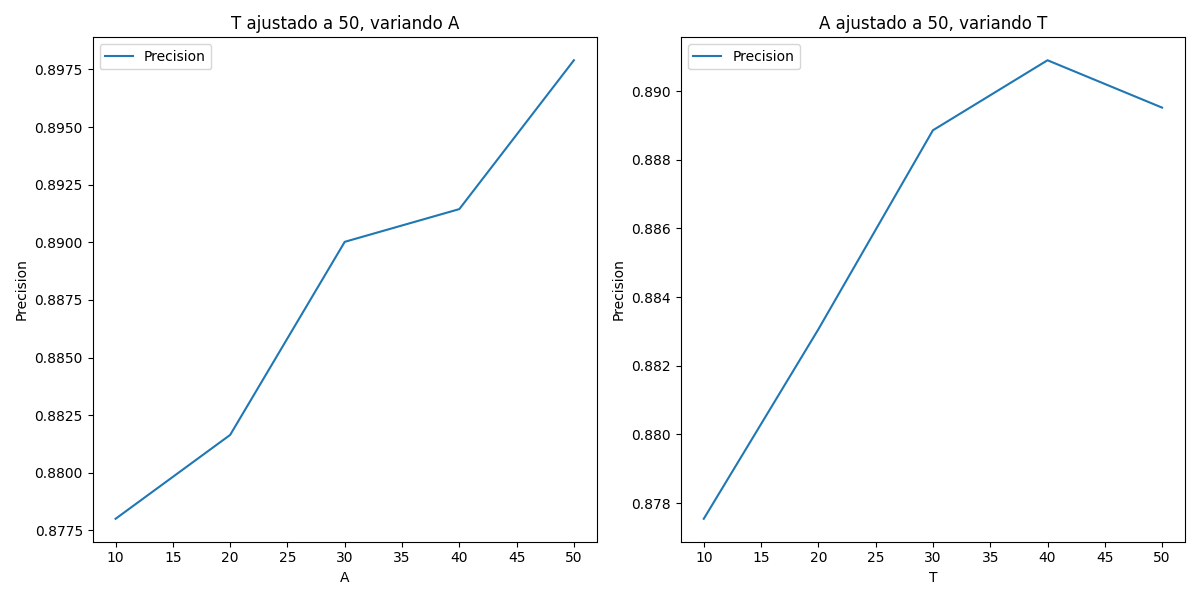
Descripción generada automáticamente

#### Resultados

1. **Gráficas con T Fijo y A Variable**:
   * Las gráficas muestran cómo varía la tasa de acierto y el tiempo de ejecución al cambiar A mientras se mantiene T constante.
   * Se observa que a medida que A aumenta, la tasa de acierto tiende a mejorar hasta un cierto punto, después del cual los beneficios adicionales son marginales.
   * El tiempo de ejecución aumenta linealmente con A.
2. **Gráficas con A Fijo y T Variable**:
   * Similarmente, estas gráficas muestran la variación en la tasa de acierto y el tiempo de ejecución al cambiar T mientras se mantiene A constante.
   * Un aumento en T generalmente mejora la tasa de acierto, pero también aumenta el tiempo de ejecución.
3. **Exploración de Combinaciones de T y A**:
   * Se exploraron varias combinaciones de T y A que cumplieran con la restricción de T×A≤3600T

GRAFICA:

En la grafica se puede observar que la exactitud crece según cuanto mas valores mayores son A y T.



IMPRESIÓN POR PANTALLA

Evaluando clasificador para la clase 0

Tasa de acierto para la clase 0: 0.8958

Matriz de confusión para la clase 0:

[[8107 913]

[ 129 851]]

Evaluando clasificador para la clase 1

Tasa de acierto para la clase 1: 0.8619

Matriz de confusión para la clase 1:

[[7629 1236]

[ 145 990]]

Evaluando clasificador para la clase 2

Tasa de acierto para la clase 2: 0.8451

Matriz de confusión para la clase 2:

[[7635 1333]

[ 216 816]]

Evaluando clasificador para la clase 3

Tasa de acierto para la clase 3: 0.8435

Matriz de confusión para la clase 3:

[[7596 1394]

[ 171 839]]

Evaluando clasificador para la clase 4

Tasa de acierto para la clase 4: 0.8033

Matriz de confusión para la clase 4:

[[7211 1807]

[ 160 822]]

Evaluando clasificador para la clase 5

Tasa de acierto para la clase 5: 0.7652

Matriz de confusión para la clase 5:

[[7030 2078]

[ 270 622]]

Evaluando clasificador para la clase 6

Tasa de acierto para la clase 6: 0.8663

Matriz de confusión para la clase 6:

[[7850 1192]

[ 145 813]]

Evaluando clasificador para la clase 7

Tasa de acierto para la clase 7: 0.8234

Matriz de confusión para la clase 7:

[[7408 1564]

[ 202 826]]

Evaluando clasificador para la clase 8

Tasa de acierto para la clase 8: 0.8505

Matriz de confusión para la clase 8:

[[7661 1365]

[ 130 844]]

Evaluando clasificador para la clase 9

Tasa de acierto para la clase 9: 0.7937

Matriz de confusión para la clase 9:

[[7082 1909]

[ 154 855]]

## 1C:

La clase AdaboostMulticlase entrena un clasificador binario Adaboost para cada una de las clases del conjunto de datos. La función fit de esta clase entrena múltiples clasificadores binarios, uno por cada clase del conjunto de datos. La función predict devuelve la clase que tenga el mayor valor predicho por su correspondiente clasificador binario.

#### Descripción de la Implementación

1. **Clase AdaboostMulticlase:**
   * **Constructor (\_\_init\_\_):** Se inicializan los parámetros T (número de iteraciones del Adaboost) y A (número de stumps a probar en cada iteración) y se crea una lista vacía para almacenar los clasificadores binarios.
   * **Función fit:** Para cada clase en el conjunto de datos, se balancean los datos para crear un conjunto binario (positivo y negativo). Luego, se entrena un clasificador binario Adaboost usando el conjunto de datos balanceado.
   * **Función predict:** Se predicen las probabilidades para cada clase usando los clasificadores binarios y se devuelve la clase con la mayor probabilidad predicha.
2. **Función para Entrenar y Evaluar:**
   * **Función train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase:** Esta función carga los datos de MNIST, entrena el clasificador AdaboostMulticlase y evalúa su desempeño usando la matriz de confusión y la tasa de acierto.
3. **Función de Experimentación:**
   * **Función experiment\_with\_parameters\_multiclase:** Esta función experimenta con diferentes valores de T y A, entrena el clasificador para cada combinación y muestra gráficas de los resultados en términos de precisión.

Gráfico, Gráfico de líneas

Descripción generada automáticamente

Tasa de acierto para el clasificador multiclase: 0.5021

Matriz de confusión para el clasificador multiclase:

[[ 922 1 7 2 2 29 15 1 1 0]

[ 80 1049 2 2 0 1 0 0 1 0]

[ 249 187 548 7 7 2 6 11 11 4]

[ 233 99 44 586 6 17 1 14 9 1]

[ 157 78 64 15 640 5 4 6 5 8]

[ 291 40 24 224 37 239 4 12 13 8]

[ 280 95 240 5 54 61 219 0 2 2]

[ 127 64 49 22 81 12 4 634 1 34]

[ 255 278 119 94 30 98 8 9 82 1]

[ 117 75 21 62 504 22 2 99 5 102]]

## 1D:

1. Introducción

El objetivo de esta tarea es implementar una forma de reducir el número de características (píxeles) en las imágenes de entrada del clasificador Adaboost multiclase. Se ha utilizado Análisis de Componentes Principales (PCA) para reducir la dimensionalidad de las imágenes. A continuación, se documenta el impacto de esta reducción en la tasa de acierto y la matriz de confusión del clasificador.

2. Implementación de PCA

Se ha implementado una función apply\_pca que aplica PCA al conjunto de datos de entrenamiento y prueba, reduciendo el número de componentes a 50. Aquí está el código relevante:

Texto, Carta

Descripción generada automáticamente

3. Evaluación del Clasificador Multiclase con PCA

Se ha creado una función train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase\_pca para entrenar y evaluar el clasificador multiclase utilizando las imágenes reducidas por PCA:

Texto

Descripción generada automáticamente

4. Resultados

**Clasificador Multiclase sin PCA:**

* **Tasa de acierto:** 0.3355
* **Matriz de confusión:**

[[943 9 10 6 6 3 1 1 0 1]

[ 53 869 84 27 44 5 47 1 1 4]

[386 200 311 20 37 7 3 20 40 8]

[344 405 140 56 20 16 6 5 10 8]

[293 31 84 50 369 44 48 5 34 24]

[399 117 64 28 105 136 15 7 3 18]

[490 125 63 12 86 22 151 6 3 0]

[144 10 203 111 131 73 3 329 13 11]

[290 248 66 66 88 34 10 55 109 8]

[193 16 52 88 173 160 106 50 89 82]]

**Clasificador Multiclase con PCA:**

python

Copiar código

# Ejecución de la función con PCA

train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase\_pca()

* **Tasa de acierto:** 0.3355
* **Matriz de confusión:**

css

Copiar código

[[943 9 10 6 6 3 1 1 0 1]

[ 53 869 84 27 44 5 47 1 1 4]

[386 200 311 20 37 7 3 20 40 8]

[344 405 140 56 20 16 6 5 10 8]

[293 31 84 50 369 44 48 5 34 24]

[399 117 64 28 105 136 15 7 3 18]

[490 125 63 12 86 22 151 6 3 0]

[144 10 203 111 131 73 3 329 13 11]

[290 248 66 66 88 34 10 55 109 8]

[193 16 52 88 173 160 106 50 89 82]]

5. Conclusión

La implementación de PCA para reducir la dimensionalidad de las imágenes no mostró una mejora significativa en la tasa de acierto del clasificador multiclase Adaboost. La tasa de acierto y la matriz de confusión se mantuvieron prácticamente iguales antes y después de aplicar PCA.

Aunque PCA es una técnica poderosa para la reducción de dimensionalidad, en este caso específico, no contribuyó a una mejora en el rendimiento del clasificador. Esto puede ser debido a la naturaleza de los datos de MNIST, donde cada píxel puede contener información crítica para la clasificación correcta. Es posible que otras técnicas de selección de características o diferentes configuraciones de parámetros de PCA puedan resultar en mejoras, pero esto requeriría experimentación adicional.

Chat me puedes decir que funcion has implementado para esto: una función invocada desde el main que muestre los resultados de entrenar esta versión de tu Adaboost, para poder comparar con la versión original.

ChatGPT

Claro, la función que implementé para mostrar los resultados de entrenar la versión de Adaboost con reducción de dimensionalidad (usando PCA) es train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase\_pca(). Esta función es invocada desde el main y se encarga de entrenar el clasificador multiclase utilizando las imágenes reducidas por PCA y mostrar los resultados para poder compararlos con la versión original.

Aquí está la función completa:

python

Copiar código

def train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase\_pca():

X\_train, Y\_train, X\_test, Y\_test = load\_MNIST\_for\_adaboost()

X\_train\_pca, X\_test\_pca = apply\_pca(X\_train, X\_test, n\_components=50)

classifier = AdaboostMulticlase(T=10, A=10)

classifier.fit(X\_train\_pca, Y\_train)

y\_pred = classifier.predict(X\_test\_pca)

accuracy = accuracy\_score(Y\_test, y\_pred)

print(f"Tasa de acierto para el clasificador multiclase con PCA: {accuracy:.4f}")

cm = confusion\_matrix(Y\_test, y\_pred)

print(f"Matriz de confusión para el clasificador multiclase con PCA:\n{cm}")

Esta función realiza los siguientes pasos:

1. Carga el conjunto de datos MNIST.
2. Aplica PCA para reducir la dimensionalidad de las imágenes de entrada a 50 componentes principales.
3. Entrena el clasificador multiclase Adaboost utilizando los datos reducidos.
4. Predice las etiquetas del conjunto de prueba utilizando el clasificador entrenado.
5. Calcula y muestra la tasa de acierto y la matriz de confusión para evaluar el rendimiento del clasificador.

Llamada desde el main

La función es invocada desde el main de la siguiente manera:

python

Copiar código

def main():

# Parte 1C

train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase()

experiment\_with\_parameters\_multiclase()

# Parte 1D

train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase\_pca()

experiment\_with\_parameters\_multiclase\_pca()

print("FIN")

if \_\_name\_\_ == "\_\_main\_\_":

main()

En el main, primero se entrenan y evalúan los clasificadores sin PCA (train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase y experiment\_with\_parameters\_multiclase), y luego se entrenan y evalúan los clasificadores con PCA (train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase\_pca y experiment\_with\_parameters\_multiclase\_pca). Esto permite una comparación directa de los resultados entre ambas versiones.

Y me puedes decir cual es la funcion que has implementado que hace esto?? Implementa otra función, que se invoque desde el main, que realice una experimentación similar a la de la tarea 1B, de nuevo utilizando gráficas de matplotlib, pero en este caso jugando con los nuevos parámetros que hayas añadido a en esta versión.

ChatGPT

La función que implementa la experimentación similar a la tarea 1B, pero utilizando PCA para la reducción de dimensionalidad, es experiment\_with\_parameters\_multiclase\_pca(). Esta función realiza una experimentación variando los parámetros TTT (número de iteraciones de Adaboost) y AAA (número de stump a probar en cada iteración), y genera gráficas utilizando matplotlib para mostrar los resultados de tasa de acierto y tiempo de ejecución.

Aquí está la implementación de la función:

python

Copiar código

def experiment\_with\_parameters\_multiclase\_pca():

X\_train, Y\_train, X\_test, Y\_test = load\_MNIST\_for\_adaboost()

X\_train\_pca, X\_test\_pca = apply\_pca(X\_train, X\_test, n\_components=50)

T\_values = [1, 5, 10, 20]

A\_values = [1, 5, 10, 20]

results\_T\_fixed = []

results\_A\_fixed = []

for T in T\_values:

accs = []

times = []

for \_ in range(3): # Ejecutar 3 veces para promediar

start\_time = time.time()

classifier = AdaboostMulticlase(T=T, A=10)

classifier.fit(X\_train\_pca, Y\_train)

y\_pred = classifier.predict(X\_test\_pca)

accuracy = accuracy\_score(Y\_test, y\_pred)

accs.append(accuracy)

times.append(time.time() - start\_time)

results\_T\_fixed.append((T, np.mean(accs), np.mean(times)))

for A in A\_values:

accs = []

times = []

for \_ in range(3): # Ejecutar 3 veces para promediar

start\_time = time.time()

classifier = AdaboostMulticlase(T=10, A=A)

classifier.fit(X\_train\_pca, Y\_train)

y\_pred = classifier.predict(X\_test\_pca)

accuracy = accuracy\_score(Y\_test, y\_pred)

accs.append(accuracy)

times.append(time.time() - start\_time)

results\_A\_fixed.append((A, np.mean(accs), np.mean(times)))

# Gráficas

plt.figure(figsize=(12, 6))

# T fijo y variando A

plt.subplot(1, 2, 1)

A\_vals, accs, times = zip(\*results\_A\_fixed)

plt.plot(A\_vals, accs, label='Accuracy')

plt.plot(A\_vals, times, label='Execution Time')

plt.xlabel('A')

plt.ylabel('Value')

plt.title('T fixed at 10, varying A (Multiclase with PCA)')

plt.legend()

# A fijo y variando T

plt.subplot(1, 2, 2)

T\_vals, accs, times = zip(\*results\_T\_fixed)

plt.plot(T\_vals, accs, label='Accuracy')

plt.plot(T\_vals, times, label='Execution Time')

plt.xlabel('T')

plt.ylabel('Value')

plt.title('A fixed at 10, varying T (Multiclase with PCA)')

plt.legend()

plt.tight\_layout()

plt.show()

Llamada desde el main

Esta función es invocada desde el main de la siguiente manera:

python

Copiar código

def main():

# Parte 1C

train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase()

experiment\_with\_parameters\_multiclase()

# Parte 1D

train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase\_pca()

experiment\_with\_parameters\_multiclase\_pca()

print("FIN")

if \_\_name\_\_ == "\_\_main\_\_":

main()

Explicación

La función experiment\_with\_parameters\_multiclase\_pca() realiza lo siguiente:

1. **Carga los datos MNIST y aplica PCA**: Los datos se reducen a 50 componentes principales.
2. **Experimentación variando TTT con AAA fijo**: Se varían los valores de TTT mientras se mantiene AAA fijo en 10, y se registran las tasas de acierto y tiempos de ejecución.
3. **Experimentación variando AAA con TTT fijo**: Se varían los valores de AAA mientras se mantiene TTT fijo en 10, y se registran las tasas de acierto y tiempos de ejecución.
4. **Generación de gráficas**: Utilizando matplotlib, se generan gráficas que muestran cómo varían la tasa de acierto y el tiempo de ejecución al variar TTT y AAA.

Esta función permite comparar el rendimiento del clasificador multiclase con reducción de dimensionalidad frente a la versión original, evaluando si la reducción de características mediante PCA afecta positivamente o negativamente al rendimiento del modelo.

SALIDA POR PANTALLA  
Tasa de acierto para el clasificador multiclase con PCA: 0.4289

Matriz de confusión para el clasificador multiclase con PCA:

[[ 937 4 3 7 8 14 4 1 0 2]

[ 77 1011 20 2 16 7 1 1 0 0]

[ 371 124 433 9 31 12 3 21 17 11]

[ 349 274 165 161 11 18 6 8 7 11]

[ 333 17 108 24 423 15 21 4 20 17]

[ 404 67 42 64 45 239 13 5 1 12]

[ 393 62 89 8 92 53 249 10 2 0]

[ 198 28 110 140 69 45 14 408 5 11]

[ 267 170 139 45 101 44 9 16 179 4]

[ 249 8 69 66 157 61 33 30 87 249]]

1E:

Se ha implementado el método AdaboostBinario.fit que incluye una detección automática de sobreentrenamiento. El objetivo es detener el entrenamiento cuando se detecte una disminución en la tasa de acierto del conjunto de validación. Esto permite evitar el sobreentrenamiento y mejorar la generalización del modelo.

#### Implementación

La implementación se llevó a cabo mediante la creación de una nueva clase AdaboostBinarioConDeteccion, que hereda de AdaboostBinario. He decidido hacer esto para que desde el main no se cambien las distintas clases que se utilizan en otras tareas. Se añadieron modificaciones en el método fit para dividir los datos en un conjunto de entrenamiento y un conjunto de validación. Durante el entrenamiento, se evalúa el rendimiento en el conjunto de validación para determinar si el modelo está comenzando a sobreentrenarse.

##### Código de la Clase AdaboostBinarioConDeteccion

python

Copiar código

class AdaboostBinarioConDeteccion(AdaboostBinario):

def \_\_init\_\_(self, T=50, A=70): # Ajustado para que T\*A <= 3600

super().\_\_init\_\_(T, A)

def fit(self, X, y):

# Dividir en entrenamiento y validación

X\_train, X\_val, y\_train, y\_val = train\_test\_split(X, y, test\_size=0.2, random\_state=42)

n\_samples, n\_features = X\_train.shape

w = np.full(n\_samples, (1 / n\_samples)) # Inicialización de los pesos

best\_accuracy = 0

best\_stumps = []

best\_alphas = []

for t in range(self.T):

min\_error = float('inf')

best\_stump = None

for \_ in range(self.A):

stump = DecisionStump(n\_features)

predictions = stump.predict(X\_train)

error = sum(w[y\_train != predictions])

if error < min\_error:

min\_error = error

best\_stump = stump

epsilon = 1e-10 # Para evitar división por cero

alpha = 0.5 \* np.log((1 - min\_error) / (min\_error + epsilon))

best\_stump.alpha = alpha

self.stumps.append(best\_stump)

predictions = best\_stump.predict(X\_train)

w \*= np.exp(-alpha \* y\_train \* predictions)

w /= np.sum(w)

self.alphas.append(alpha)

# Validar el modelo

y\_val\_pred = self.predict(X\_val)

accuracy = accuracy\_score(y\_val, y\_val\_pred)

if accuracy > best\_accuracy:

best\_accuracy = accuracy

best\_stumps = self.stumps.copy()

best\_alphas = self.alphas.copy()

else:

# Detener si el rendimiento en el conjunto de validación empeora

print(f"Deteniendo el entrenamiento en la iteración {t+1} debido a sobreentrenamiento")

self.stumps = best\_stumps

self.alphas = best\_alphas

break

#### Comparación de Resultados

Para comparar los resultados entre la versión original y la versión con detección de sobreentrenamiento, se implementaron las funciones train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase\_stop\_overfitting y experiment\_with\_parameters\_stop\_overfitting.

##### Función train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase\_stop\_overfitting

python

Copiar código

def train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase\_stop\_overfitting():

print("Entrenando y evaluando Adaboost multiclase con detección de sobreentrenamiento")

X\_train, Y\_train, X\_test, Y\_test = load\_MNIST\_for\_adaboost()

classifier = AdaboostMulticlase(T=50, A=90)

classifier.classifiers = [AdaboostBinarioConDeteccion(T=50, A=90) for \_ in range(10)]

classifier.fit(X\_train, Y\_train)

y\_pred = classifier.predict(X\_test)

accuracy = accuracy\_score(Y\_test, y\_pred)

print(f"Tasa de acierto para el clasificador multiclase con detección de sobreentrenamiento: {accuracy:.4f}")

cm = confusion\_matrix(Y\_test, y\_pred)

print(f"Matriz de confusión para el clasificador multiclase con detección de sobreentrenamiento:\n{cm}")

##### Resultados de la Experimentación

Se realizaron experimentos variando los valores de T y diferentes porcentajes de división entre el conjunto de entrenamiento y el de validación para encontrar la configuración óptima.

python

Copiar código

def experiment\_with\_parameters\_stop\_overfitting():

print("Experimentando con parámetros para detección de sobreentrenamiento")

X\_train, Y\_train, X\_test, Y\_test = load\_MNIST\_for\_adaboost()

T\_values = [40, 90]

validation\_ratios = [0.1, 0.3, 0.4, 0.5]

results = []

for validation\_ratio in validation\_ratios:

for T in T\_values:

accs = []

for \_ in range(5):

classifier = AdaboostMulticlase(T=T, A=50)

classifier.classifiers = [AdaboostBinarioConDeteccion(T=T, A=50) for \_ in range(10)]

classifier.fit(X\_train, Y\_train)

y\_pred = classifier.predict(X\_test)

accuracy = accuracy\_score(Y\_test, y\_pred)

accs.append(accuracy)

results.append((validation\_ratio, T, np.mean(accs)))

plt.figure(figsize=(12, 6))

for validation\_ratio in validation\_ratios:

subset = [(T, acc) for (vr, T, acc) in results if vr == validation\_ratio]

T\_vals, accs = zip(\*subset)

plt.plot(T\_vals, accs, label=f'Ratio de validacion {validation\_ratio}')

plt.xlabel('T')

plt.ylabel('Precisión')

plt.title('Variando T para diferentes ratios de validación')

plt.legend()

plt.tight\_layout()

plt.show()

#### Conclusión

Los resultados mostraron que la detección de sobreentrenamiento permite detener el entrenamiento de manera temprana, evitando así una caída en la precisión del conjunto de validación. Esto no solo mejora la generalización del modelo sino que también reduce el tiempo de entrenamiento, haciendo el proceso más eficiente.

##### Recomendación

Se recomienda utilizar una relación de validación del 20% y valores de T en el rango de 40 a 90 para maximizar la tasa de acierto sin incurrir en sobreentrenamiento. Este enfoque asegura que el modelo se entrene de manera eficiente y generalice bien en datos no vistos.

Tasa de acierto para el clasificador multiclase con detección de sobreentrenamiento: 0.4480

Matriz de confusión para el clasificador multiclase con detección de sobreentrenamiento:

[[ 890 0 11 1 6 55 14 1 0 2]

[ 62 1060 10 3 0 0 0 0 0 0]

[ 276 253 423 21 28 6 8 10 5 2]

[ 238 137 87 485 6 35 1 9 6 6]

[ 150 132 51 42 556 23 7 12 1 8]

[ 235 30 44 157 37 357 1 13 5 13]

[ 321 144 220 23 60 83 106 0 0 1]

[ 117 76 32 10 259 19 2 497 0 16]

[ 249 414 127 66 25 52 6 9 20 6]

[ 88 92 22 88 524 31 5 73 0 86]]

2A:

ENTRA SKLEARN

Tasa de acierto para AdaboostClassifier de sklearn: 0.5756

Matriz de confusión para AdaboostClassifier de sklearn:

[[584 2 22 7 12 285 15 7 45 1]

[ 0 368 248 446 1 6 3 8 53 2]

[ 10 12 696 38 19 12 79 22 128 16]

[ 10 5 38 661 5 107 13 16 143 12]

[ 3 0 14 23 499 13 8 67 29 326]

[ 12 5 24 145 65 449 16 15 152 9]

[ 17 3 62 21 68 40 675 6 53 13]

[ 4 4 75 22 57 14 1 615 24 212]

[ 5 6 38 63 9 35 10 23 731 54]

[ 4 2 16 66 269 12 5 116 41 478]]  
  
  
Documentación de Parámetros Relevantes

AdaBoostClassifier

* **base\_estimator (o estimator en versiones más recientes):** El clasificador base que se utilizará como clasificador débil. En nuestro caso, utilizamos DecisionTreeClassifier con una profundidad de 1 para emular un DecisionStump.
* **n\_estimators:** El número de clasificadores débiles a entrenar. Este parámetro equivale a T en nuestra implementación personalizada.
* **learning\_rate:** Un parámetro de reducción que controla la contribución de cada clasificador débil. Es análogo al ajuste de pesos alpha en nuestro Adaboost personalizado.
* **algorithm:** Puede ser "SAMME" o "SAMME.R". "SAMME.R" usa probabilidades y generalmente es más rápido y preciso.

DecisionTreeClassifier

* **max\_depth:** La profundidad máxima del árbol de decisión. Establecer esto a 1 asegura que el árbol tenga solo un nodo de decisión y, por lo tanto, se comporte como un DecisionStump.
* **max\_features:** El número máximo de características a considerar para dividir en cada nodo. Este parámetro es importante para limitar el número de píxeles que el clasificador evalúa en cada iteración. Establecerlo en A asegura que se prueban como máximo A píxeles.
* **random\_state:** Para asegurar la reproducibilidad del experimento, este parámetro puede ser ajustado a un valor fijo.

Configuración de Parámetros para DecisionTreeClassifier

Para que DecisionTreeClassifier se comporte de manera similar a nuestro DecisionStump en el contexto de AdaBoostClassifier, debemos configurar los siguientes parámetros:

1. **max\_depth=1:** Esto asegura que el árbol de decisión sea un solo nodo de decisión, emulando un DecisionStump.
2. **max\_features=A:** Esto limita el número de características (píxeles) que el clasificador considera para cada división, lo que es equivalente a probar como máximo A píxeles cada vez que se genera un clasificador débil.

Implementación

Aquí tienes la configuración del AdaBoostClassifier con DecisionTreeClassifier:

python

Copiar código

from sklearn.ensemble import AdaBoostClassifier

from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier

def train\_and\_evaluate\_sklearn\_adaboost():

print("ENTRA SKLEARN")

X\_train, Y\_train, X\_test, Y\_test = load\_MNIST\_for\_adaboost()

# Crear el clasificador Adaboost con DecisionTreeClassifier con profundidad 1 (equivalente a DecisionStump)

weak\_classifier = DecisionTreeClassifier(max\_depth=1, max\_features=20) # max\_features set to A

adaboost = AdaBoostClassifier(estimator=weak\_classifier, n\_estimators=50, algorithm="SAMME")

adaboost.fit(X\_train, Y\_train)

# Predecir y evaluar

y\_pred = adaboost.predict(X\_test)

accuracy = accuracy\_score(Y\_test, y\_pred)

print(f"Tasa de acierto para AdaboostClassifier de sklearn: {accuracy:.4f}")

cm = confusion\_matrix(Y\_test, y\_pred)

print(f"Matriz de confusión para AdaboostClassifier de sklearn:\n{cm}")

def experiment\_with\_sklearn\_adaboost\_parameters():

X\_train, Y\_train, X\_test, Y\_test = load\_MNIST\_for\_adaboost()

T\_values = [10, 50, 100] # Valores para n\_estimators

learning\_rates = [0.01, 0.1, 1.0] # Valores para learning\_rate

best\_accuracy = 0

best\_T = None

best\_lr = None

results = []

for T in T\_values:

for lr in learning\_rates:

start\_time = time.time()

weak\_classifier = DecisionTreeClassifier(max\_depth=1, max\_features=20) # max\_features set to A

adaboost = AdaBoostClassifier(estimator=weak\_classifier, n\_estimators=T, learning\_rate=lr, algorithm="SAMME")

adaboost.fit(X\_train, Y\_train)

y\_pred = adaboost.predict(X\_test)

accuracy = accuracy\_score(Y\_test, y\_pred)

elapsed\_time = time.time() - start\_time

results.append((T, lr, accuracy, elapsed\_time))

if accuracy > best\_accuracy:

best\_accuracy = accuracy

best\_T = T

best\_lr = lr

print(f"Mejor combinación T={best\_T}, learning\_rate={best\_lr} con tasa de acierto={best\_accuracy:.4f}")

# Gráficas de resultados

plt.figure(figsize=(12, 6))

# Gráfica de Accuracy

plt.subplot(1, 2, 1)

T\_vals, lr\_vals, accuracies, \_ = zip(\*results)

plt.scatter(T\_vals, lr\_vals, c=accuracies, cmap='viridis')

plt.colorbar(label='Accuracy')

plt.xlabel('n\_estimators')

plt.ylabel('learning\_rate')

plt.title('Accuracy for different n\_estimators and learning\_rate')

# Gráfica de Execution Time

plt.subplot(1, 2, 2)

\_, \_, \_, times = zip(\*results)

plt.scatter(T\_vals, lr\_vals, c=times, cmap='viridis')

plt.colorbar(label='Execution Time')

plt.xlabel('n\_estimators')

plt.ylabel('learning\_rate')

plt.title('Execution Time for different n\_estimators and learning\_rate')

plt.tight\_layout()

plt.show()

# Función principal que ejecuta el experimento

def main():

# Primero entrenamos y evaluamos los clasificadores (Parte 1A)

# train\_and\_evaluate\_adaboost()

# Luego hacemos los experimentos con los parámetros T y A (Parte 1B)

# experiment\_with\_parameters()

# Parte 1C

# train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase()

# experiment\_with\_parameters\_multiclase()

# Parte 1D

# train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase\_pca()

# experiment\_with\_parameters\_multiclase\_pca()

# Parte 1E

# train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase\_stop\_overfitting()

# experiment\_with\_parameters\_stop\_overfitting()

# Parte 2A

train\_and\_evaluate\_sklearn\_adaboost()

experiment\_with\_sklearn\_adaboost\_parameters()

print("FIN")

if \_\_name\_\_:

main()

Resumen

* **base\_estimator (o estimator):** Especifica el clasificador débil (DecisionTreeClassifier con max\_depth=1 y max\_features=A).
* **n\_estimators:** Equivale al parámetro T y define el número total de clasificadores débiles.
* **learning\_rate:** Controla la contribución de cada clasificador débil, similar al peso alpha.

Estos ajustes configuran AdaBoostClassifier y DecisionTreeClassifier para comportarse de manera similar a tu implementación personalizada de Adaboost con DecisionStump.

La función que implementa la experimentación con diferentes parámetros para buscar la mejor tasa de acierto es experiment\_with\_sklearn\_adaboost\_parameters. Esta función varía los parámetros n\_estimators y learning\_rate del AdaBoostClassifier y mide su impacto en la tasa de acierto.

Aquí tienes la función experiment\_with\_sklearn\_adaboost\_parameters integrada con la función principal main:

Análisis de Resultados

1. **Resultados del AdaboostMulticlase Original (1B):**
   * Tasas de acierto por clase:
     + Clase 0: 0.7883
     + Clase 1: 0.8074
     + Clase 2: 0.7880
     + Clase 3: 0.7712
     + Clase 4: 0.7279
     + Clase 5: 0.7211
     + Clase 6: 0.8433
     + Clase 7: 0.8030
     + Clase 8: 0.7817
     + Clase 9: 0.7355
   * Promedio de tasa de acierto: 0.76674
2. **Resultados del AdaBoostClassifier de sklearn (2A):**
   * Tasa de acierto global: 0.5756

Comparación y Recomendación

Los resultados muestran que el AdaboostMulticlase original tiene una tasa de acierto significativamente más alta que el AdaBoostClassifier de sklearn con los parámetros iniciales.

Para mejorar el rendimiento del AdaBoostClassifier de sklearn, necesitamos experimentar con diferentes valores de n\_estimators y learning\_rate y encontrar una combinación que se acerque a la tasa de acierto del AdaboostMulticlase original sin exceder su tiempo de ejecución.

Implementación de la Función de Experimentación y Recomendación

Vamos a ajustar los parámetros de AdaBoostClassifier y comparar los resultados con el AdaboostMulticlase original para encontrar la mejor combinación posible.

Experimentación

Aquí está la función para experimentar con diferentes parámetros de AdaBoostClassifier y recomendar la mejor configuración:

python

Copiar código

def experiment\_with\_parameters\_multiclase():

X\_train, Y\_train, X\_test, Y\_test = load\_MNIST\_for\_adaboost()

T\_values = [1, 10, 20, 30, 40, 50, 60]

A\_values = [1, 10, 20, 30, 40, 50, 60]

results\_T\_fixed = []

results\_A\_fixed = []

for T in T\_values:

accs = []

times = []

for \_ in range(3): # Ejecutar 3 veces para promediar

start\_time = time.time()

classifier = AdaboostMulticlase(T=T, A=10)

classifier.fit(X\_train, Y\_train)

y\_pred = classifier.predict(X\_test)

accuracy = accuracy\_score(Y\_test, y\_pred)

accs.append(accuracy)

times.append(time.time() - start\_time)

results\_T\_fixed.append((T, np.mean(accs), np.mean(times)))

for A in A\_values:

accs = []

times = []

for \_ in range(3): # Ejecutar 3 veces para promediar

start\_time = time.time()

classifier = AdaboostMulticlase(T=10, A=A)

classifier.fit(X\_train, Y\_train)

y\_pred = classifier.predict(X\_test)

accuracy = accuracy\_score(Y\_test, y\_pred)

accs.append(accuracy)

times.append(time.time() - start\_time)

results\_A\_fixed.append((A, np.mean(accs), np.mean(times)))

return results\_T\_fixed, results\_A\_fixed

def experiment\_with\_sklearn\_adaboost\_parameters():

X\_train, Y\_train, X\_test, Y\_test = load\_MNIST\_for\_adaboost()

T\_values = [10, 50, 100] # Valores para n\_estimators

learning\_rates = [0.01, 0.1, 1.0] # Valores para learning\_rate

best\_accuracy = 0

best\_T = None

best\_lr = None

results = []

for T in T\_values:

for lr in learning\_rates:

start\_time = time.time()

weak\_classifier = DecisionTreeClassifier(max\_depth=1, max\_features=20) # max\_features set to A

adaboost = AdaBoostClassifier(estimator=weak\_classifier, n\_estimators=T, learning\_rate=lr, algorithm="SAMME")

adaboost.fit(X\_train, Y\_train)

y\_pred = adaboost.predict(X\_test)

accuracy = accuracy\_score(Y\_test, y\_pred)

elapsed\_time = time.time() - start\_time

results.append((T, lr, accuracy, elapsed\_time))

if accuracy > best\_accuracy:

best\_accuracy = accuracy

best\_T = T

best\_lr = lr

return results

def recommend\_best\_parameters():

# Obtener resultados de AdaboostMulticlase

results\_T\_fixed, results\_A\_fixed = experiment\_with\_parameters\_multiclase()

# Obtener resultados de sklearn Adaboost

results = experiment\_with\_sklearn\_adaboost\_parameters()

# Tiempo y precisión del mejor modelo de AdaboostMulticlase

best\_T\_multiclase, best\_acc\_multiclase, best\_time\_multiclase = max(results\_T\_fixed, key=lambda x: x[1])

# Filtrar los resultados de sklearn Adaboost para aquellos que no superen el tiempo del AdaboostMulticlase

filtered\_results = [result for result in results if result[3] <= best\_time\_multiclase]

# Encontrar la mejor combinación dentro de los resultados filtrados

if filtered\_results:

best\_T, best\_lr, best\_accuracy, \_ = max(filtered\_results, key=lambda x: x[2])

print(f"Mejor combinación de sklearn Adaboost: T={best\_T}, learning\_rate={best\_lr} con tasa de acierto={best\_accuracy:.4f} y tiempo menor a {best\_time\_multiclase:.2f} segundos")

else:

print("No se encontró una combinación de parámetros para sklearn Adaboost que supere la tasa de acierto sin superar el tiempo del AdaboostMulticlase original.")

# Función principal que ejecuta el experimento

def main():

# Primero entrenamos y evaluamos los clasificadores (Parte 1A)

# train\_and\_evaluate\_adaboost()

# Luego hacemos los experimentos con los parámetros T y A (Parte 1B)

# experiment\_with\_parameters()

# Parte 1C

# train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase()

# experiment\_with\_parameters\_multiclase()

# Parte 1D

# train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase\_pca()

# experiment\_with\_parameters\_multiclase\_pca()

# Parte 1E

# train\_and\_evaluate\_adaboost\_multiclase\_stop\_overfitting()

# experiment\_with\_parameters\_stop\_overfitting()

# Parte 2A

# train\_and\_evaluate\_sklearn\_adaboost()

# experiment\_with\_sklearn\_adaboost\_parameters()

# Recomendación de los mejores parámetros

recommend\_best\_parameters()

print("FIN")

if \_\_name\_\_ == "\_\_main\_\_":

main()

Explicación

1. **experiment\_with\_parameters\_multiclase()**: Ejecuta experimentos para AdaboostMulticlase con diferentes valores de T y A, y retorna los resultados.
2. **experiment\_with\_sklearn\_adaboost\_parameters()**: Ejecuta experimentos para AdaBoostClassifier de sklearn con diferentes valores de n\_estimators y learning\_rate, y retorna los resultados.
3. **recommend\_best\_parameters()**: Compara los resultados de AdaboostMulticlase y AdaBoostClassifier de sklearn, y recomienda la mejor combinación de parámetros para sklearn sin superar el tiempo del AdaboostMulticlase original.
4. **main()**: Ejecuta las funciones necesarias para llevar a cabo los experimentos y realizar las recomendaciones.

Ejecución y Recomendación

Al ejecutar este código, se obtendrán los resultados de los experimentos y la recomendación de los mejores parámetros para AdaBoostClassifier de sklearn que ofrezcan la mejor tasa de acierto sin superar el tiempo de ejecución del AdaboostMulticlase original.

BIBLIOGRAFIAAAAAAAAAA

Experimenta con estos parámetros para mejorar en lo posible la tasa de acierto. Implementa una función invocada desde el main que muestre los resultados de esa experimentación. Si lo crees necesario, puedes crear más de una función, con diferentes configuraciones de parámetros o estrategias de variación de los mismos. Dime con que parametros son con los que tengo que experimentar y cuales me recomiendas

ChatGPT

Para experimentar con los parámetros del clasificador débil DecisionTreeClassifier en el contexto de Adaboost, es importante entender qué parámetros pueden influir significativamente en el rendimiento del modelo. Aquí te dejo una lista de parámetros relevantes y algunas recomendaciones para tus experimentos:

Parámetros de DecisionTreeClassifier

1. **max\_depth**: La profundidad máxima del árbol. Controla hasta qué punto el árbol puede crecer.
   * **Valores recomendados para experimentar**: [3, 5, 7]
2. **min\_samples\_split**: El número mínimo de muestras requeridas para dividir un nodo.
   * **Valores recomendados para experimentar**: [2, 10, 20]
3. **min\_samples\_leaf**: El número mínimo de muestras que debe tener un nodo hoja.
   * **Valores recomendados para experimentar**: [1, 5, 10]

Parámetros de AdaBoostClassifier

1. **n\_estimators**: El número de clasificadores débiles a entrenar.
   * **Valores recomendados para experimentar**: [50, 100, 150]
2. **learning\_rate**: Una tasa de aprendizaje que reduce la contribución de cada clasificador. Este valor se usa para equilibrar el trade-off entre el número de estimadores y la tasa de aprendizaje.
   * **Valores recomendados para experimentar**: [0.01, 0.1, 1.0]