

Aprendizaje Automático: Proyecto Final

Devanagari Handwritten Characters

David Cabezas Berrido y Patricia Córdoba Hidalgo

Índice

1. Problema	2
2. Dataset. Conjuntos de train y test	2
2.1. Formato de los datos	2
3. Preprocesamiento	2
3.1. Centrado y reescalado	2
3.2. Downsampling	3
4. Visualización de los datos mediante proyección 2D	4
5. Random Forest	6
5.1. Función de pérdida	6
5.2. Estimación de hiperparámetros	7
6. Multilayer Perceptron (MLP)	8
6.1. Estimación de hiperparámetros	8

1. Problema

El problema a resolver consiste en clasificar caracteres de la escritura Devanagari. Nuestros datos son imágenes de estos símbolos escritos a mano, cada uno de ellos con una etiqueta especificando el símbolo que representa la imagen.

Inicialmente, nuestro espacio de características \mathcal{X} está formado por imágenes de 32×32 píxeles cada una, con un marco de 2 píxeles por cada uno de los 4 lados. El conjunto de etiquetas, Y son los 46 caracteres que consideramos, 36 letras y 10 dígitos (del 0 a 9). La función objetivo f que buscamos aproximar es aquella que a una cuadrícula de píxeles representando un símbolo Devanagari manuscrito le haga corresponder la clase del símbolo correspondiente.

2. Dataset. Conjuntos de train y test

El conjunto de datos de los que disponemos

<https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Devanagari+Handwritten+Character+Dataset> consta de 92000 instancias (imágenes etiquetadas), 2000 de cada una de las 46 clases. Los datos vienen divididos en train: 78200 instancias (85%), 1700 por clase; y test: 13800 instancias (15%), 300 por clase. No existen datos perdidos y las clases están perfectamente balanceadas.

Existen algunos artículos y proyectos relativos a este dataset, por lo que mantener esta división entre train y test nos permitirá comparar los resultados que logren nuestros modelos y procesamiento con los resultados de otros diseñados por terceros.

En la descripción del dataset se informa de que estos datos proceden de documentos escritos, pero desconocemos su procedencia y sus autores. En problemas de reconocimiento de símbolos manuscritos existe la dificultad de que un modelo aprenda a reconocer símbolos de un único autor o un conjunto de autores, lo que conlleva sobreajuste y a estimaciones por validación poco fiables, ya que la muestra de entrenamiento no termina de ser representativa y el modelo se adapta a ese sesgo. En nuestro caso, desconocemos si los datos de train y test corresponden a símbolos trazados por distintas personas o no, con lo que tenemos otra razón más para respetar la partición de conjuntos de train y test existente.

2.1. Formato de los datos

En el fichero `png_to_np.py`, guardamos las imágenes, originalmente en formato `png`, como array. Para ello leemos cada imagen como array de escala de grises usando la función `imread` de *matplotlib* y eliminamos los dos píxeles de marco por cada lado, quedándonos con matrices de 28×28 de valores flotantes entre 0 y 1 representando la intensidad de gris en cada pixel. El resultado es guardado en disco, lo hacemos con la función `saveGrey`, que usa la función `savez_compressed` de *numpy* para almacenarlo en formato `npz`.

Este fichero solo se ejecuta una vez para cambiar el formato de los datos. Tras esto, podemos usar los datos guardados en disco para las sucesivas ejecuciones del código. Proporcionamos los datos ya transformados, aunque en el fichero `main.py` se puede alterar la variable `PNG_TO_NP` para ejecutar el script que carga las imágenes y almacena estos datos en disco.

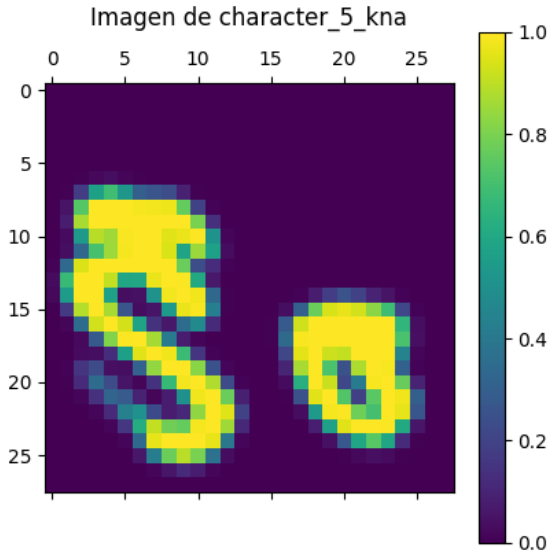
3. Preprocesamiento

El preprocesamiento se realiza imagen a imagen, siendo el resultado sólo dependiente de la propia imagen y por tanto paralelizable. Para cada imagen realizamos dos operaciones: centrado y reescalado, y downsampling. Tras este proceso, nos quedan 144 características (12×12) y comprobamos con la función `VarianceThreshold` de *sklearn* que no hay características con varianza 0 en el conjunto de train (todas aportan algo de información). Consideramos que no es necesario normalizar las variables, ya que todas tienen la misma naturaleza (intensidad de gris en un píxel) y la misma escala (entre 0 y 1).

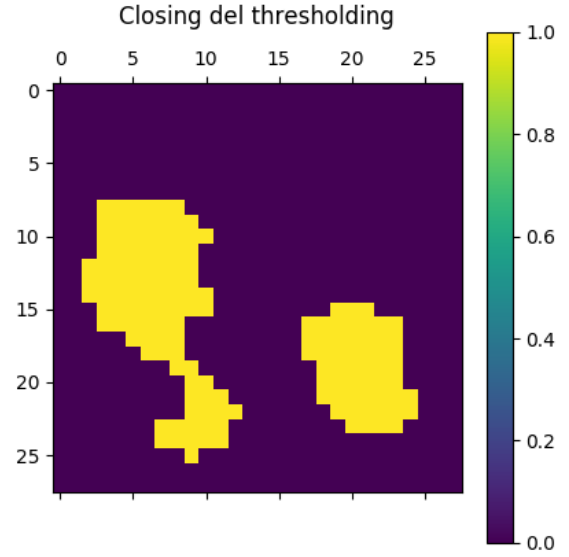
3.1. Centrado y reescalado

Esta operación la realiza la función `centerAndResize`. Ante una imagen, calculamos un umbral con la ayuda del método de Otsu para *thresholding* (usando la función `threshold_otsu` de la librería *skimage*).

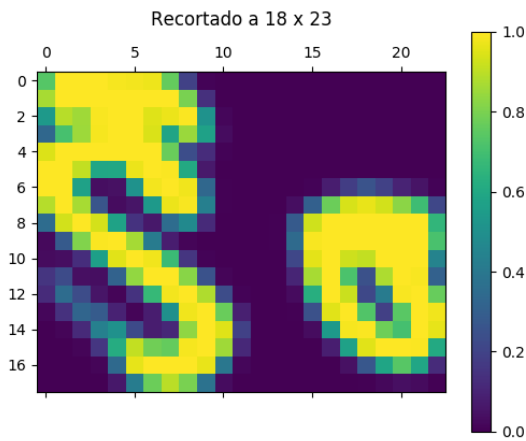
Para calcular la caja englobante del carácter, usamos el `closing` (función `closing` de *skimage*) de la imagen resultante de considerar los píxeles con intensidad superior a este umbral. Recortamos el exterior de la caja y reescalamos la imagen a $WIDTH \times WIDTH$ para trabajar con un tamaño de imagen unificado (función `resize` de *skimage*).



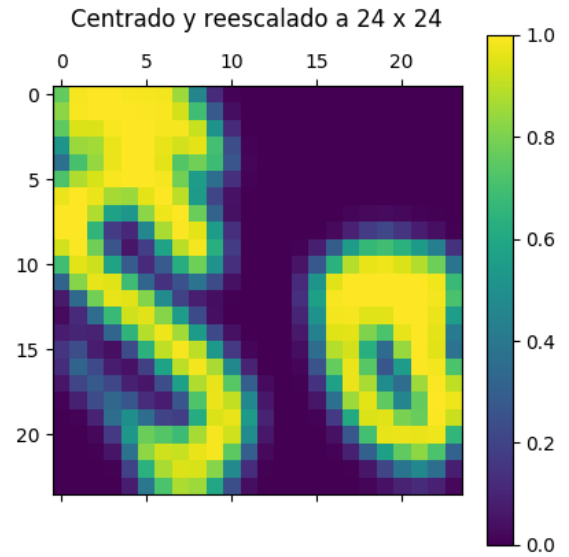
(a) Muestra antes del preprocesado



(b) Thresholding y closing



(c) Recortado de la caja englobante



(d) Reescalado

Figura 1: Proceso de centrado y reescalado sobre una instancia correspondiente al carácter kna

3.2. Downsampling

Para reducir la dimensionalidad, realizamos un downsampling o reducción por bloques de la imagen, agrupando cada bloque de 4 píxeles en uno usando la media de sus valores. Esta reducción se lleva a cabo con la función

`block_reduce` de *skimage*.

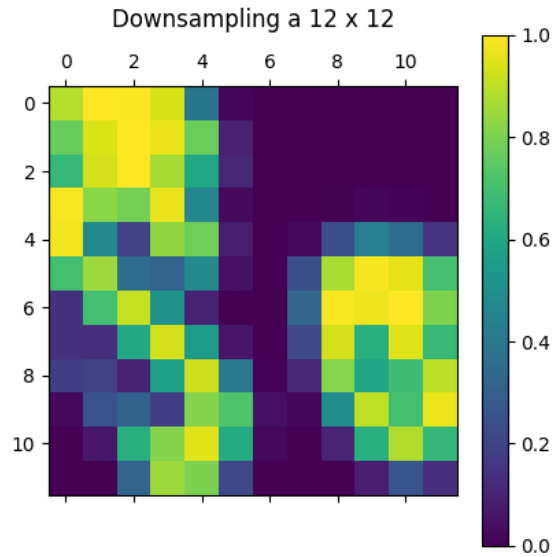


Figura 2: Resultado del preprocesamiento (tras combinar centrado y reescalado con downsampling)

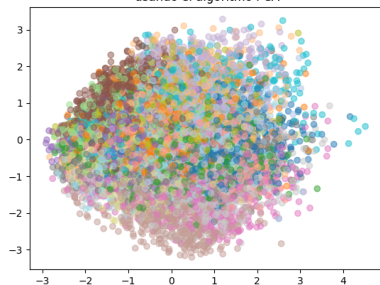
4. Visualización de los datos mediante proyección 2D

Podemos proyectar los datos en dos dimensiones para intuir de un simple vistazo hasta que punto la información de la que disponemos nos permitirá discernir unas clases de otras, y así conocer (entre otras cosas) si se ha perdido información durante el preprocesamiento. Existen algoritmos para esto: PCA (Principal Component Analysis), que proyecta las dos direcciones que más nos ayuden a discernir los datos. También TSNE (T-distributed Stochastic Neighbor Embedding), un algoritmo iterativo (lo lanzamos con la salida de PCA como proyección inicial) que proyecta los datos en dos dimensiones de forma que para cada dato sus vecinos más cercanos queden proyectados cerca.

El gran número de datos hace que estas representaciones tarden mucho tiempo en generarse y estén muy cargadas, por lo que sólo representamos el 40% de los datos. Además, debido al elevado número de clases, no podemos representar cada un con un color diferente de forma que sean fácilmente distinguibles, por eso las representamos separadas en 3 gráficas diferentes: caracteres del 1 al 18, caracteres del 19 al 36 y dígitos (del 0 al 9). Nos interesa ver si las instancias de la misma clase están cerca entre sí, no la localización en el espacio. Por tanto omitimos la leyenda (que además sería extremadamente larga y tapanía el gráfico).

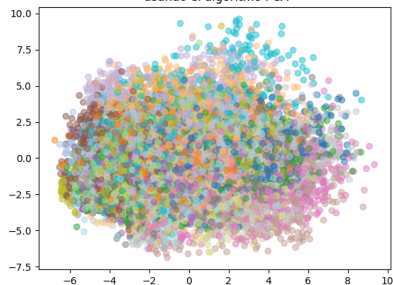
Generamos estas representaciones antes y después del preprocesado, para advertir si la reducción de dimensionalidad conlleva una pérdida considerable de información.

Representación de los caracteres del 1 al 18 en dos dimensiones usando el algoritmo PCA



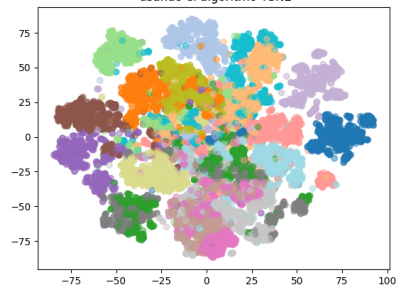
(a) PCA. Con preprocesamiento

Representación de los caracteres del 1 al 18 en dos dimensiones usando el algoritmo PCA



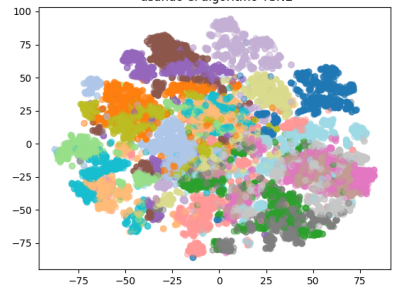
(b) PCA. Sin preprocesamiento

Representación de los caracteres del 1 al 18 en dos dimensiones usando el algoritmo TSNE



(c) TSNE. Con preprocesamiento

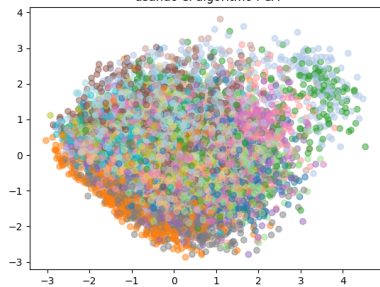
Representación de los caracteres del 1 al 18 en dos dimensiones usando el algoritmo TSNE



(d) TSNE. Sin preprocesamiento

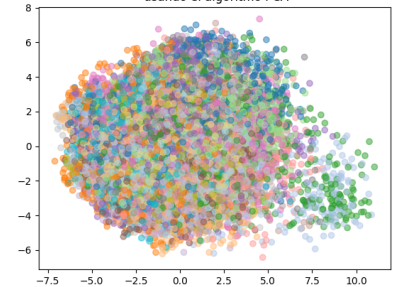
Figura 3: Proyecciones en 2D de las clases correspondientes a los caracteres del 1 al 18

Representación de los caracteres del 19 al 36 en dos dimensiones usando el algoritmo PCA



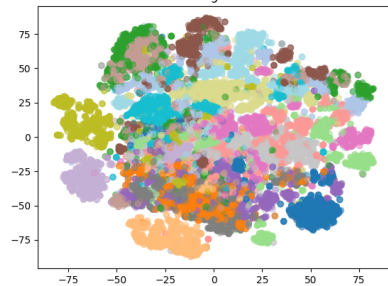
(a) PCA. Con preprocesamiento

Representación de los caracteres del 19 al 36 en dos dimensiones usando el algoritmo PCA



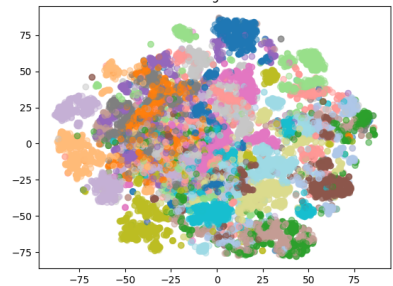
(b) PCA. Sin preprocesamiento

Representación de los caracteres del 19 al 36 en dos dimensiones usando el algoritmo TSNE



(c) TSNE. Con preprocesamiento

Representación de los caracteres del 19 al 36 en dos dimensiones usando el algoritmo TSNE



(d) TSNE. Sin preprocesamiento

Figura 4: Proyecciones en 2D de las clases correspondientes a los caracteres del 1 al 18

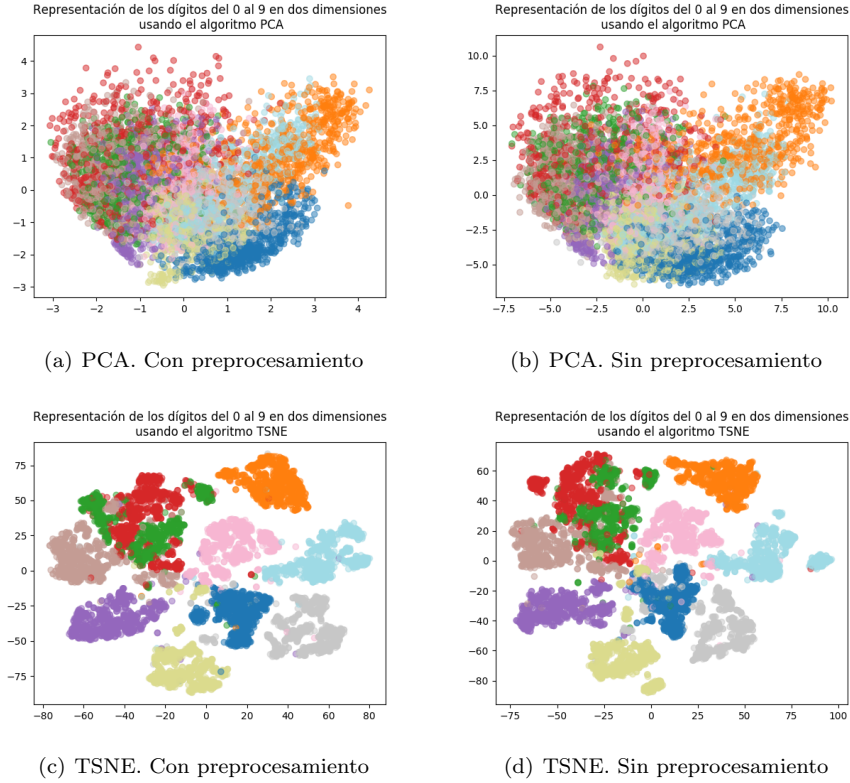


Figura 5: Proyecciones en 2D de las clases correspondientes a los caracteres del 1 al 18

Aunque existan algunas clases entremezcladas y algunas instancias dispersas, en las proyecciones TSNE se percibe que los datos correspondientes a la misma clase en general están cerca. En las proyecciones con PCA, se distinguen ligeramente algunas clases del resto, pero la mayoría están totalmente entremezcladas.

Comparando las proyecciones antes y después del preprocesamiento, no parece que exista una pérdida de información significativa. Las clases están mezcladas prácticamente en la misma medida.

No obstante, estas representaciones no deben ser nuestra única justificación para concluir que el preprocesamiento es adecuado. Es por ello que basamos el grueso de nuestros argumentos de la sección anterior en resultados empíricos obtenidos por validación.

5. Random Forest

El modelo de random forest construye `n_estimators` árboles de decisión usando la totalidad de la muestra para la construcción de cada uno, pero sólo un subconjunto de las características para disminuir la correlación entre los árboles. Usamos la raíz cuadrada del número de características, que es un valor adecuado según lo estudiado en teoría y además, el valor que recomienda la implementación de *sklearn*. Tras esto, hace una media de dichos árboles para controlar el overfitting y reducir la variabilidad.

Elegimos este modelo por su capacidad para conseguir un bajo sesgo combinada con una baja variabilidad. Además, los árboles de decisión son muy adecuados para clasificación cuando el número de clases es elevado (basta asignar una clase a cada nodo), y en nuestro caso tenemos 46 clases.

5.1. Función de pérdida

La función de pérdida que intenta minimizar cada uno de los árboles de decisión que promedia random forest es:

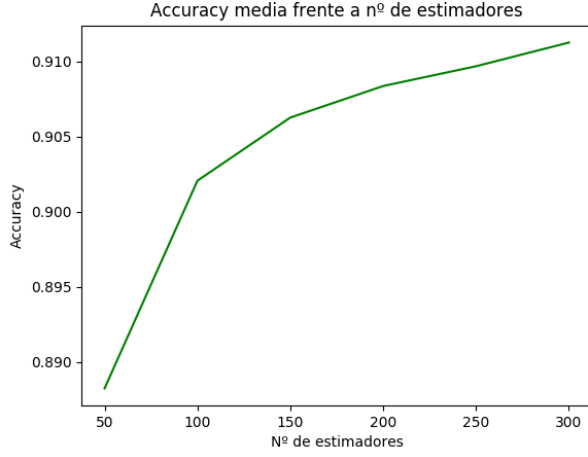
$$R(T) = \sum_{m=1}^{|T|} N_m Q_m(T)$$

donde $|T|$ es el número de nodos del árbol T , N_m es el número de instancias que caen en el nodo terminal m y $Q_m(T)$ la medida de impureza del nodo terminal m . Como medida de impureza, tomamos Gini Index, aunque la entropía cruzada proporciona resultados parecidos.

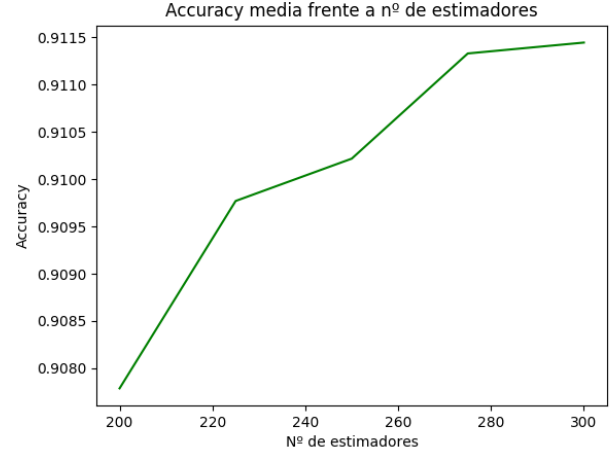
5.2. Estimación de hiperparámetros

De los múltiples hiperparámetros que podríamos ajustar (profundidad máxima de cada árbol, máximo número de nodos terminales, mínimo número de muestras en cada nodo, ...), sólo buscaremos un valor adecuado para el número de estimadores a tener en cuenta, manteniendo el resto por defecto.

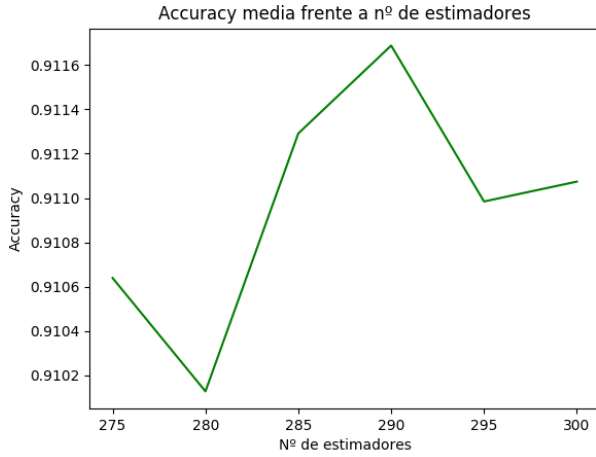
Para elegir un valor de `n_estimators`, representamos la accuracy media obtenida usando validación cruzada con tres subdivisiones (hacer la media de tres ejecuciones le da cierta estabilidad a los resultados) según diferentes valores de éste parámetro entre 50 y 300. Observamos que la accuracy es creciente con el número de estimadores, pero nos preguntamos si merece la pena ese crecimiento a costa del incremento del tiempo de ejecución que conlleva el uso de un mayor número de estimadores. Por eso, tomamos nuevas mediciones entre 200 y 300, donde vimos que este crecimiento parece saturar a partir de 275 árboles. Así, decidimos que el valor óptimo estaría dentro de este intervalo y repetimos ahí el experimento, obteniendo la máxima accuracy con 290 estimadores. Puesto que se hizo de 5 en 5, para obtener un valor más exacto, tomamos mediciones cada 2 estimadores entre 285 y 295. En la cuarta gráfica, observamos dos picos, en 287 y 293. Viendo la escala del eje, concluimos que la accuracy satura en este tramo y no compensa seguir aumentando el número de estimadores, por lo que elegimos 287 árboles (el primer pico) como valor para el hiperparámetro.



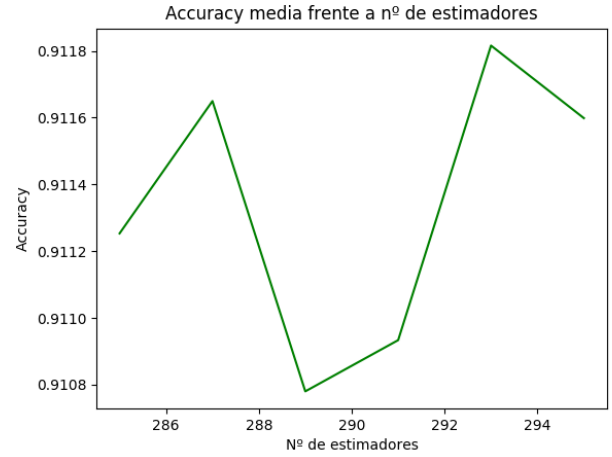
(a) Entre 50 y 300, de 50 en 50



(b) Entre 200 y 300, de 25 en 25



(c) Entre 275 y 300, de 5 en 5



(d) Entre 285 y 295, de 2 en 2

Figura 6: Accuracy media de tres validaciones para distintos valores del hiperparámetro **n_estimators**

A continuación medimos la accuracy sobre el conjunto de train, obteniendo 1. Esto nos hace pensar que el modelo sobreajusta e intentamos regularizar para reducir la complejidad (el número de nodos) de cada árbol penalizando con el parámetro α . Quedando la función a minimizar como:

$$R_{\alpha}(T) = R(T) + \alpha|T|$$

donde $|T|$ es el número de nodos terminales del árbol T y R es la función de pérdida asociada a la impureza de los nodos terminales (Q) promediados por el número de muestras que instancias que caen cada nodo (N).

Originalmente el valor por defecto de α es 0, hemos probado a incrementarlo y medir la accuracy media de tres subdivisiones de validación cruzada para cada uno de los diferentes valores de α probados. Claramente, la accuracy decrece al aumentar alpha. Observando la escala del eje en la última gráfica, concluimos que no mejoramos nada aumentando éste, por lo que mantenemos el valor inicial de α , 0.

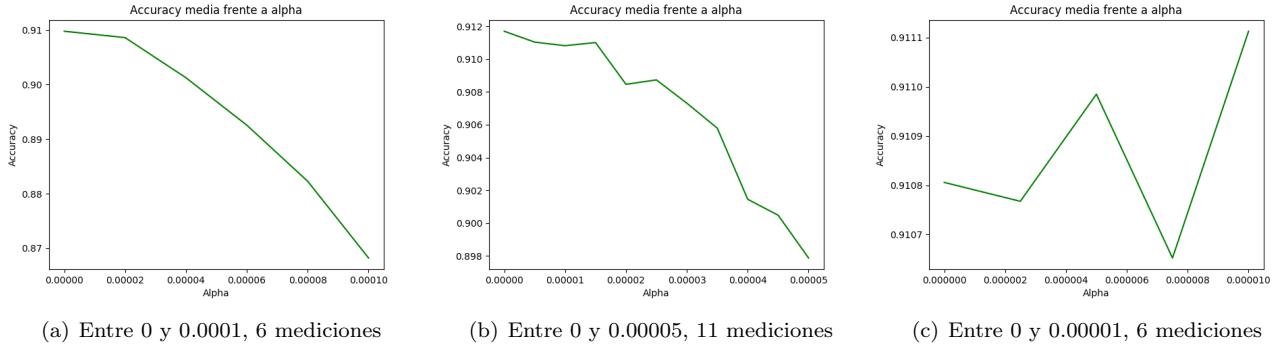


Figura 7: Accuracy media de tres validaciones para distintos valores del hiperparámetro α

6. Multilayer Perceptron (MLP)

El modelo de perceptrón multicapa usado consta de tres capas: la capa de entrada, dos ocultas y una de salida. Como función de activación en cada neurona hemos considerado tanh y como algoritmo para ajustar los pesos usamos Adam, como nos recomendaron en teoría y como recomienda la documentación de *sklearn* para datasets grandes como es el nuestro.

Al igual que random forest, el perceptrón multicapa tiene suficiente complejidad para obtener un bajo sesgo y facilidad para clasificación no binaria. Para afrontar el problema del sobreajuste, podemos utilizar early stopping como regularización, ya que disponemos de un número elevado de muestras de entrenamiento y podemos permitirnos sacrificar algunas con el fin de combatir el sobreajuste.

Por tanto, consideramos este modelo adecuado para el problema.

6.1. Estimación de hiperparámetros

Estimamos el número de neuronas, N_{NEUR} , que tiene cada una de las capas ocultas. Como nos recomendaban valores entre 50 y 100 hicimos las mediciones de la accuracy media usando validación cruzada con dos subdivisiones del modelo con N_{NEUR} en dicho rango. Observamos que el máximo se alcanza en torno a 60 neuronas por capa, luego repetimos las mediciones ahora en el intervalo [55, 70]. A pesar de que la diferencia entre la accuracy es leve, seguimos buscando un valor para N_{NEUR} en torno a 60, que es donde conseguimos la accuracy más alta. Al medir la accuracy en el intervalo [58, 62], obtenemos el máximo en 59. Por tanto, cada capa oculta del MLP usado para el ajuste tendrá 59 neuronas.

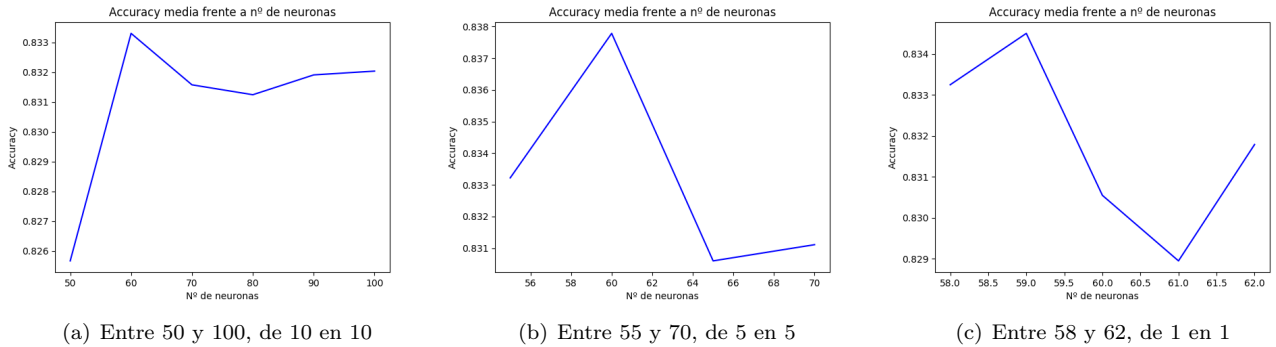


Figura 8: Accuracy media de dos validaciones para distintos valores del hiperparámetro N_{NEUR}