Una vez que hemos experimentado con keras y con problemas de regresión, clasificación binaria y clasificación multiclase, vamos a trabajar con un conjunto de datos más complejo.

Los expertos en data science de la empresa Zalando Research, Han Xiao y Kashif Rasul, han creado un dataset de imágenes de sus productos para experimentar con algoritmos de aprendizaje automático:

Two men sitting next to each other

Description automatically generated

Este dataset fue bautizada como Fashion MNIST y se han subido este dataset a multitud de fuentes, como Github o Kaggle. Incluso está disponible dentro de los datasets (keras.datasets.fashion\_mnist).

¿Os acordáis de los vídeos de la serie Animated Maths de 3blue1brown? En estos vídeos se explicaba cómo clasificar dígitos manuscritos que la MNIST ("Modified National Institute of Standards and Technology") había recopilado de cientos de estudiantes.

La idea detrás Fashion-MNIST surgió como una necesidad de proporcionar a la comunidad de aprendizaje automático un conjunto de datos más desafiante que el MNIST original, con el fin de impulsar el desarrollo de modelos de aprendizaje automático más sofisticados. Los artículos de moda presentan una complejidad mayor en términos de variabilidad de patrones, formas y texturas, lo que ofrece un desafío más significativo para los algoritmos de clasificación. En lugar de dígitos, contiene imágenes de artículos de moda de Zalando, una empresa de moda en línea. Este conjunto de datos incluye 70,000 imágenes de 10 categorías diferentes de ropa y accesorios, como camisetas/tops, pantalones, vestidos, abrigos, sandalias, camisas, zapatillas, bolsos, y botas al tobillo. Al igual que MNIST, las imágenes de Fashion-MNIST también son en blanco y negro y de 28x28 píxeles:



En esta práctica entrenaremos una red neuronal para que reconozca prendas de vestir a partir de un conjunto de datos común llamado Fashion MNIST. Puede obtener más información sobre este conjunto de datos [aquí](https://github.com/zalandoresearch/fashion-mnist).

Contiene 70.000 prendas de vestir en 10 categorías diferentes. Cada prenda de vestir está en una imagen en escala de grises de 28x28.

Resuelve los siguientes ejercicios. Entrega todo en un fichero llamado prc5.3\_ fullname.py

1. Los datos de Fashion MNIST están disponibles directamente en la API de conjuntos de datos de tf.keras. Los puedes cargar así:

mnist = tf.keras.datasets.fashion\_mnist

(training\_images, training\_labels), (test\_images, test\_labels) = mnist.load\_data()

¿Qué representan cada una de las variables que devuelve mnist.load\_data()? ¿Cuántos elementos y qué forma tiene cada uno de ellos?

1. Visualiza el contenido de training\_images[0] con un print. ¿Cuál es su forma? ¿Qué tipo de dato contiene?

Puedes visualizar una imagen en matplotlib.pyplot con el método imshow, que recibe como parámetro la imagen que quieres mostrar.

1. ¿Cuántas clases diferentes de ropa hay? Visualiza en una figura de matplotlib, 10 elementos de cada clase.
2. De las etiquetas verdaderas, crea la siguiente lista de clases:

class\_names = ['Camiseta', 'Pantalón', 'Jersey', 'Vestido', 'Abrigo', 'Sandalia', 'Camisa', 'Zapatilla', 'Bolso', 'Bota']

x,idx = tf.unique(training\_labels)

for i in x:

print(class\_names[i])

1. Cuando trabajamos con imágenes, para pasarlas a una RNA, es mejor escalar los valores de sus píxeles. Normalizar es simplemente convertir los valores de los píxeles a un rango 0-1 en lugar de un rango 0-255 (valores posibles de un byte). Por tanto, tan sólo tienes que dividir todos los pixeles entre 255. Puedes investigar sobre lo que es el MinMaxScaler. Escala los valores de los píxeles de todas las imágenes.
2. Crea un modelo de keras para que aprenda las diferencias entre las clases de ropa. ¿Qué forma tendrá la capa de entrada? Para que la RNA procese mejor la primera capa, hay que aplicar una capa llamada Flatten, que “aplana la matriz que representa todos los píxeles de la imagen. Por tanto, la primera capa de tu modelo será:

#define la primera capa, junto con la forma de la entrada

tf.keras.layers.Flatten(input\_shape=(28,28))

Introduce también en el modelo una capa oculta de 128 neuronas con la función de activación ‘relu’.

¿Cómo debe ser la capa de salida? ¿Qué función de activación debe tener?

1. Compila el modelo utilizando el método compile con el optimizador Adam, función de pérdida sparse\_categorical\_crossentropy y utilizando como métrica “Accuracy”.
2. Entrena el conjunto training\_images durante 5 épocas. ¿Qué resultados obtienes? ¿Te parecen buenos?
3. Evalúa el modelo con el conjunto de test y comenta los resultados que has obtenidos
4. Ejecuta el siguiente código:

classifications = model.predict(test\_images)

print(classifications[0])

La salida, después de ejecutarla, es una lista de números. ¿Por qué crees que es así y qué representan esos números? ¿Qué representa esta lista? Elige la respuesta de entre las siguientes opciones

1. Los 10 valores aleatorios menos significativos
2. Las 10 primeras clasificaciones que hizo la RNA
3. La probabilidad de que el elemento sea de cada una de las 10 clases
4. ¿Cómo sabes que esta lista te dice que tu elemento es una bota? Elige la respuesta de entre las siguientes opciones:
5. No hay suficiente información para responder esa pregunta
6. El décimo elemento de la lista es el más grande y la bota tiene la etiqueta 9
7. La bota es la etiqueta 9 y hay 0->9 elementos en la lista
8. Prueba a cargar una imagen que hayas diseñado tú, escribe el código necesario para cargar la imagen y predecir su clase. Puedes utilizar la función imread del paquete cv2 (Computer Vision 2):

import cv2

mi\_imagen=cv2.imread('miImagen.png',cv2.IMREAD\_GRAYSCALE)

plt.imshow(mi\_imagen)

1. Veamos ahora las capas en tu modelo. Experimenta con diferentes valores para la capa densa con 512 neuronas. ¿Qué resultados diferentes obtienes para la pérdida, el tiempo de entrenamiento, etc.? ¿Por qué crees que es así?

Incrementa la capa oculta a 1024 neuronas -- ¿Cuál es el impacto?

1. El entrenamiento lleva más tiempo, pero es más preciso
2. El entrenamiento lleva más tiempo, pero no afecta la precisión
3. El entrenamiento lleva el mismo tiempo, pero es más preciso
4. ¿Qué pasaría si eliminas la capa Flatten()? ¿Por qué crees que es así?
5. Considera las capas finales (de salida). ¿Por qué hay 10? ¿Qué pasaría si tuvieras una cantidad diferente a 10? Por ejemplo, intenta entrenar la red con 5
6. Considera los efectos de capas adicionales en la red. ¿Qué pasará si agregas otra capa entre la que tiene 512 y la capa final con 10?
7. ¿Cuál es el impacto de poner más o menos épocas en el entrenamiento? ¿Por qué crees que sería así?
8. Prueba con 15 épocas: probablemente obtendrás un modelo con una pérdida mucho mayor que el que tiene 5.
9. Prueba 30 épocas: es posible que vea que el valor de pérdida deje de disminuir y, a veces, aumente. Este es un efecto secundario de algo llamado "sobreajuste" y es algo que debes tener en cuenta al entrenar redes neuronales. No tiene sentido perder el tiempo entrenando si no estás mejorando la pérdida. Es como si la RNA se lo hubiera aprendido de memoria.
10. Antes de entrenar, se normalizaron los datos, pasando de valores que eran 0-255 a valores que eran 0-1. ¿Cuál sería el impacto de eliminar ese proceso? Aquí está el código completo para probarlo. ¿Por qué crees que obtienes resultados diferentes?
11. Anteriormente, cuando entrenaste con épocas adicionales, probablemente te fijaras en que a veces, el valor de loss deja de disminuir o el valor de accuracy deja de aumentar. Aun así, el entrenamiento no finalizó hasta pasado un buen rato. Es posible que hayas pensado "¿no sería genial que pudiera detener el entrenamiento cuando se alcance un valor de accuracy deseado?" Pregunta al chat gpt cómo puedes hacerlo utilizando una función de callback y añade a tu modelo que, una vez alcanzado el 91% de efectividad, deje de entrenar.