

En el tutorial aprendimos sobre los componentes básicos de las redes neuronales: unidades lineales. Vimos que un modelo de una sola unidad lineal ajustará una función lineal a un conjunto de datos (equivalente a la regresión lineal). En este ejercicio, creará un modelo lineal y obtendrá algo de práctica para trabajar con modelos en Keras.

Antes de comenzar, ejecute la celda de código a continuación para configurar todo.

El conjunto de datos de la calidad del vino tinto consta de mediciones fisicoquímicas de aproximadamente 1600 vinos tintos portugueses. También se incluye una calificación de calidad para cada vino a partir de pruebas de cata a ciegas.

Primero, ejecute la siguiente celda para mostrar las primeras filas de este conjunto de datos.

```
import pandas as pd

red_wine = pd.read_csv('../input/dl-course-data/red-wine.csv')
red_wine.head()
```

[2]:	. 18	fixed acidity	volatile acidity	citric acid	residual sugar	chlorides	free sulfur dioxide	total sulfur dioxide	density	pH	sulphates	alcohol	quality
	0	7.4	0.70	0.00	1.9	0.076	11.0	34.0	0.9978	3.51	0.56	9.4	5
	1	7.8	0.88	0.00	2.6	0.098	25.0	67.0	0.9968	3.20	0.68	9.8	5
	2	7.8	0.76	0.04	2,3	0.092	15.0	54.0	0.9970	3.26	0.65	9.8	5
	3	11.2	0.28	0.56	1.9	0.075	17.0	60.0	0.9980	3.16	0.58	9.8	6
	4	7.4	0.70	0.00	1.9	0.076	11.0	34.0	0.9978	3.51	0.56	9.4	5

Paso1: Input shape

¿Qué tan bien podemos predecir la calidad percibida de un vino a partir de las mediciones fisicoquímicas? El objetivo es la "calidad" y las columnas restantes son las características. ¿Cómo establecería el parámetro input_shape para un modelo de Keras en esta tarea?

```
# YOUR CODE HERE
input_shape = [11]
# Check your answer
q_1.check()

Correct
```

Paso2: Define a linear model

Ahora defina un modelo lineal apropiado para esta tarea. Preste atención a cuántas entradas y salidas debe tener el modelo.

Correct

Paso3: Look at the weights

Internamente, Keras representa los pesos de una red neuronal con **tensors**. Los tensores son básicamente la versión de TensorFlow de una matriz Numpy con algunas diferencias que los hacen más adecuados para el aprendizaje profundo. Uno de los más importantes es que los tensores son compatibles con los aceleradores **GPU** y **TPU**). Las TPU, de hecho, están diseñadas específicamente para cálculos de tensores.

Los pesos de un modelo se mantienen en su atributo de pesos como una lista de tensores. Obtenga los pesos del modelo que definió anteriormente. (Si lo desea, puede mostrar los pesos con algo como: print ("Weights \ n {} \ n \ nBias \ n {}". Format (w, b))).

```
# YOUR CODE HERE
w, b = model.weights

# Check your answer
q_3.check()
```

Correct: Do you see how there's one weight for each input (and a bias)? Notice though that there doesn't seem to be any pattern to the values the weights have. Before the model is trained, the weights are set to random numbers (and the bias to 0.0). A neural network learns by finding better values for its weights.

(Por cierto, Keras representa pesos como tensores, pero también usa tensores para representar datos. Cuando configuras el argumento input_shape, le estás diciendo a Keras las dimensiones de la matriz que debe esperar para cada ejemplo en los datos de entrenamiento. Configurando input_shape = [3] crearía una red aceptando vectores de longitud 3, como [0.2, 0.4, 0.6].)

Optional: Plot the output of an untrained linear model

Los tipos de problemas en los que trabajaremos a lo largo de la Lección 5 serán problemas de regresión, donde el objetivo es predecir algún objetivo numérico. Los problemas de regresión son como problemas de "ajuste de curvas": estamos tratando de encontrar una curva que se ajuste mejor a los datos. Echemos un vistazo a la "curva" producida por un modelo lineal. (¡Probablemente hayas adivinado que es una línea!)

Mencionamos que antes de entrenar, los pesos de un modelo se establecen al azar. Ejecute la celda de abajo varias veces para ver las diferentes líneas producidas con una inicialización aleatoria. (No hay codificación para este ejercicio, es solo una demostración).

```
import tensorflow as tf
import matplotlib.pyplot as plt

model = keras.Sequential([
    layers.Dense(1, input_shape=[1]),
])

x = tf.linspace(-1.0, 1.0, 100)
y = model.predict(x)

plt.figure(dpi=100)
plt.plot(x, y, 'k')|
plt.xlim(-1, 1)
plt.ylim(-1, 1)
plt.ylabel("Input: x")
plt.ylabel("Target y")
w, b = model.weights # you could also use model.get_weights() here
plt.title("Weight: {:0.2f}\nBias: {:0.2f}".format(w[0][0], b[0]))
plt.show()
```



En el tutorial, vimos cómo construir redes neuronales profundas apilando capas dentro de un **Sequential** model. Al agregar una función de activación después de las capas ocultas, le dimos a la red la capacidad de aprender relaciones más complejas (no lineales) en los datos.

En estos ejercicios, construirá una red neuronal con varias capas ocultas y luego explorará algunas funciones de activación más allá de ReLU.

¡Ejecute la siguiente celda para configurar todo!

En el *Concrete* dataset, su tarea es predecir la resistencia a la compresión del concreto fabricado de acuerdo con varias recetas.

Ejecute la siguiente celda de código sin cambios para cargar el conjunto de datos.

```
import pandas as pd

concrete = pd.read_csv('../input/dl-course-data/concrete.csv')
concrete.head()
```

[5]:		Cement	BlastFurnaceSlag	FlyAsh	Water	Superplasticizer	CoarseAggregate	FineAggregate	Age	CompressiveStrength
	0	540.0	0.0	0.0	162.0	2.5	1040.0	676.0	28	79.99
	1	540.0	0.0	0.0	162.0	2.5	1055.0	676.0	28	61.89
	2	332.5	142.5	0.0	228,0	0.0	932.0	594.0	270	40.27
	3	332.5	142.5	0.0	228.0	0.0	932.0	594.0	365	41.05
	4	198.6	132.4	0.0	192.0	0.0	978.4	825.5	360	44.30

Paso1: Input shape

El objetivo de esta tarea es la columna 'CompressiveStrength'. Las columnas restantes son las características que usaremos como entradas.

¿Cuál sería la forma de entrada para este conjunto de datos?

```
# YOUR CODE HERE
input_shape = [8]

# Check your answer
q_1.check()
Correct
```

Paso2: Define a model with Hidden Layers

Ahora cree un modelo con tres capas ocultas, cada una con 512 **units** y la activación de ReLU. Asegúrese de incluir una capa de salida de una unidad y sin activación, y también **input_shape** como argumento para la primera capa.

```
from tensorflow import keras
from tensorflow.keras import layers

# YOUR CODE HERE
model = keras.Sequential([
    layers.Dense(units=512, activation='relu', input_shape=[8]),
    layers.Dense(units=512, activation ='relu'),
    layers.Dense(units=512, activation ='relu'),
    layers.Dense(units=1)
])

# Check your answer
q_2.check()
```

Paso3: Activation Layers

Exploremos algunas funciones de activaciones.

La forma habitual de adjuntar una función de activación a una **Dense layer** es incluirla como parte de la definición con el argumento de **activation**. A veces, sin embargo, querrá poner alguna otra capa entre la **Dense layer** y su función de activación. En este caso, podemos definir la activación en su propia **Activation layer**, así:

Note:

```
layers.Dense(units=8),
layers.Activation('relu')

This is completely equivalent to the ordinary way: layers.Dense(units=8, activation='relu').

Rewrite the following model so that each activation is in its own Activation layer.
```

```
### YOUR CODE HERE: rewrite this to use activation layers
model = keras.Sequential([

    layers.Dense(units=32, input_shape= [8]),
    layers.Activation('relu'),
    layers.Dense(units=32),
    layers.Activation('relu'),
    layers.Dense(1),
])

# Check your answer
q_3.check()
```

Correct

Optional: Alternatives to ReLU

Hay toda una familia de variantes de la activación 'relu' - 'elu', 'selu' y 'swish', entre otras, todas las cuales puedes usar en Keras.

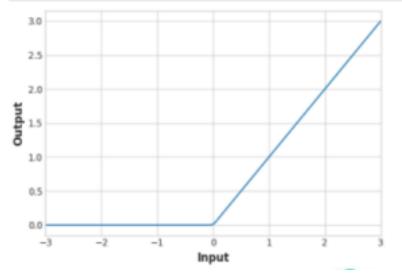
A veces, una activación funcionará mejor que otra en una tarea determinada, por lo que podría considerar experimentar con activaciones a medida que desarrolla un modelo. La activación de ReLU tiende a funcionar bien en la mayoría de los problemas, por lo que es una buena opción para empezar.

Veamos los gráficos de algunos de estos. Cambie la activación de 'relu' a una de las otras mencionadas anteriormente. Luego, ejecute la celda para ver el gráfico. (Consulte la documentación para obtener más ideas).

```
# YOUR CODE MERE: Change 'relu' to 'elu', 'selu', 'swish'... or something else
activation_layer = layers.Activation('relu')

x = tf.linspace(-3.0, 3.0, 100)
y = activation_layer(x) # once created, a layer is callable just like a function

plt.figure(dpi=100)
plt.plot(x, y)
plt.xlim(-3, 3)
plt.xlabel("Input")
plt.ylabel("Output")
plt.show()
```



Optional: Alternatives to ReLU

```
# YOUR CODE HERE: Change 'relu' to 'elu', 'selu', 'swish'... or somethis
activation_layer = layers.Activation('elu')

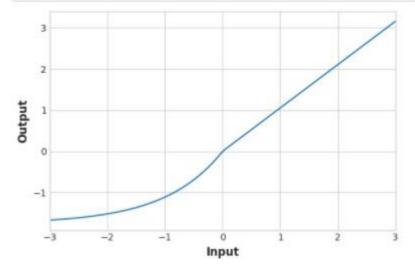
x = tf.linspace(-3.0, 3.0, 100)
y = activation_layer(x) # once created, a layer is callable just like a

plt.figure(dpi=100)
plt.plot(x, y)
plt.xlim(-3, 3)
plt.xlabel('Input')
plt.ylabel('Output')
plt.show()
```

```
# YOUR CODE HERE: Change 'relu' to 'elu', 'selu', 'swish'... or someti
activation_layer = layers.Activation('selu')

x = tf.linspace(-3.0, 3.0, 100)
y = activation_layer(x) # once created, a layer is callable just like

plt.figure(dpi=100)
plt.plot(x, y)
plt.xlim(-3, 3)
plt.xlabel('Input")
plt.ylabel('Output')
plt.show()
```



```
# YOUR CODE HERE: Change 'relu' to 'elu', 'selu', 'swish'... or somet
activation_layer = layers.Activation('swish')

x = tf.linspace(-3.0, 3.0, 100)
y = activation_layer(x) # once created, a layer is callable just like

plt.figure(dpi=100)
plt.plot(x, y)
plt.xlim(-3, 3)
plt.xlabel("Input")
plt.ylabel("Output")
plt.show()
```

