

Regresion Logística

Objetivo

- Crear un objeto de regresión logística usando nn.Sequential model.

Tabla de contenido

- [Función logística](#)
- [Construir la regresión logística usando nn.Sequential](#)
- [Construir módulos personalizados](#)

Preparación

```
In [29]: import os
os.environ['KMP_DUPLICATE_LIB_OK']='True'
```

```
In [30]: # Import the libraries we need for this lab

import torch.nn as nn
import torch
import matplotlib.pyplot as plt
```

Establecemos la semilla aleatoria:

```
In [31]: # Set the random seed

torch.manual_seed(2)
```

```
Out[31]: <torch._C.Generator at 0x1ad7da062d0>
```

Función logística

Creamos un tensor:

```
In [32]: z = torch.arange(-100, 100, 0.1).view(-1, 1)
print("The tensor: ", z)

The tensor:  tensor([[[-100.0000],
  [-99.9000],
  [-99.8000],
  ...,
  [ 99.7000],
  [ 99.8000],
  [ 99.9000]])]
```

Creamos un objeto sigmoide:

```
In [33]: # Create sigmoid object

sig = nn.Sigmoid()
```

Aplicamos:

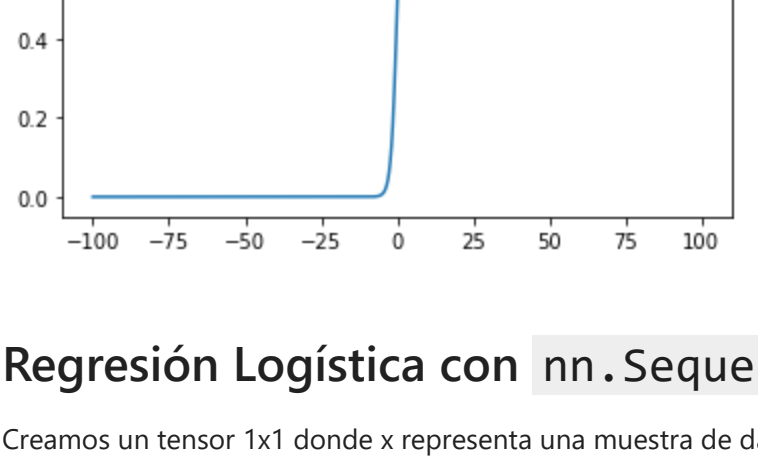
```
In [34]: # Use sigmoid object to calculate the

yhat = sig(z)
```

Graficamos:

```
In [35]: plt.plot(z.numpy(), yhat.numpy())
plt.xlabel('z')
plt.ylabel('yhat')
```

```
Out[35]: Text(0, 0.5, 'yhat')
```



```
In [36]: yhat = torch.sigmoid(z)
plt.plot(z.numpy(), yhat.numpy())
```

```
Out[36]: [<matplotlib.lines.Line2D at 0x1ad0089c7c0>]
```

Regresión Logística con nn.Sequential

Creamos un tensor 1x1 donde x representa una muestra de datos con 1 dimensión, y un tensor 2x1 X que representa 2 muestras de datos en 1 dimensión:

```
In [37]: # Create x and X tensor

x = torch.tensor([[1.0]])
X = torch.tensor([[1.0], [100]])
print('x = ', x)
print('X = ', X)

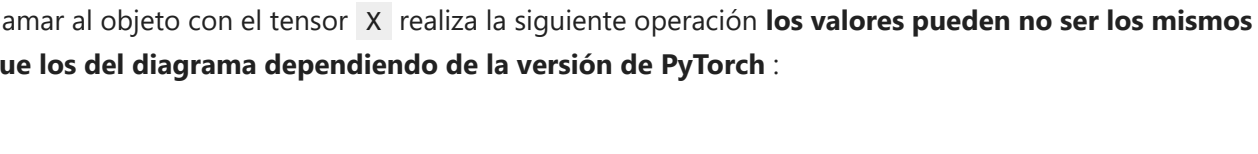
x =  tensor([[1.]])
X =  tensor([[ 1.],
            [100.]])
```

Creamos un objeto regresión logística con nn.Sequential con una entrada unidimensional:

```
In [38]: # Use sequential function to create model

model = nn.Sequential(nn.Linear(1, 1), nn.Sigmoid())
```

El objeto está representado en el diagrama siguiente:



En este caso, los parámetros fueron inicializados aleatoriamente. Puede verlos de la siguiente forma:

```
In [39]: # Print the parameters

print("list(model.parameters()):\n ", list(model.parameters()))
print("\nmodel.state_dict():\n ", model.state_dict())

list(model.parameters()):
 [Parameter containing:
  tensor([[0.2294]], requires_grad=True), Parameter containing:
  tensor([-0.2380], requires_grad=True)]

model.state_dict():
 OrderedDict([('0.weight', tensor([[0.2294]])), ('0.bias', tensor([-0.2380])])]
```

Realizamos una predicción con una muestra:

```
In [40]: # The prediction for x

yhat = model(x)
print("The prediction: ", yhat)

The prediction:  tensor([[0.4979]], grad_fn=<SigmoidBackward>)
```

Llamar al objeto con el tensor X realiza la siguiente operación **los valores pueden no ser los mismos que los del diagrama dependiendo de la versión de PyTorch**:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1 \\ 100 \end{bmatrix}$$

$$\hat{y} = \sigma(-0.23 + 0.23 \begin{bmatrix} 1 \\ 100 \end{bmatrix})$$

$$\hat{y} = \sigma \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 22 \end{bmatrix} \right)$$

$$\hat{y} = \begin{bmatrix} \sigma(0) \\ \sigma(22) \end{bmatrix}$$

$$\hat{y} = \begin{bmatrix} 0.5 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Realizamos una predicción con múltiples muestras:

```
In [41]: # The prediction for X

yhat = model(X)
yhat

Out[41]: tensor([[0.4979],
                [1.0000]], grad_fn=<SigmoidBackward>)
```

Creamos un tensor 1x2 donde x representa una muestra una muestra de datos unidimensional, y uno 2x3 X que representa una muestra de datos en 2 dimensiones:

```
In [42]: # Create and print samples

x = torch.tensor([[1.0, 1.0]])
X = torch.tensor([[1.0, 1.0], [1.0, 2.0], [1.0, 3.0]])
print('x = ', x)
print('X = ', X)

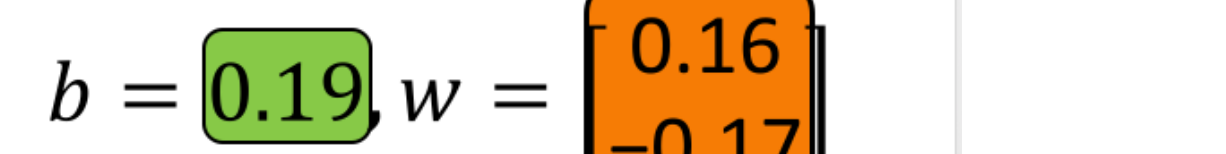
x =  tensor([[1., 1.]])
X =  tensor([[1., 1.],
            [1., 2.],
            [1., 3.]])
```

Creamos un objeto regresión logística con nn.Sequential con una entrada en 2 dimensiones:

```
In [43]: # Create new model using nn.sequential()

model = nn.Sequential(nn.Linear(2, 1), nn.Sigmoid())
```

El objeto le aplicará la sigmoide a la salida de la función lineal como se muestra en el siguiente diagrama:



Los parámetros fueron inicializados aleatoriamente. Puede ver los mismos de la siguiente forma:

```
In [44]: # Print the parameters

print("list(model.parameters()):\n ", list(model.parameters()))
print("\nmodel.state_dict():\n ", model.state_dict())

list(model.parameters()):
 [Parameter containing:
  tensor([[ 0.1939, -0.0361]], requires_grad=True), Parameter containing:
  tensor([0.3021], requires_grad=True)]

model.state_dict():
 OrderedDict([('0.weight', tensor([[ 0.1939, -0.0361]])), ('0.bias', tensor([0.3021])])]
```

Realizamos una predicción para 1 muestra:

```
In [45]: # Make the prediction of x

yhat = model(x)
print("The prediction: ", yhat)

The prediction:  tensor([[0.6130]], grad_fn=<SigmoidBackward>)
```

La operación se representa en el siguiente diagrama:

$$b = 0.19, w = \begin{bmatrix} 0.16 \\ -0.17 \end{bmatrix}$$
$$\hat{y} = \sigma(xw + b)$$
$$x = \begin{bmatrix} 1, 1 \end{bmatrix}$$
$$\hat{y} = \sigma \left(\begin{bmatrix} 1, 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.16 \\ -0.17 \end{bmatrix} + 0.2 \right)$$
$$\hat{y}: 0.55$$

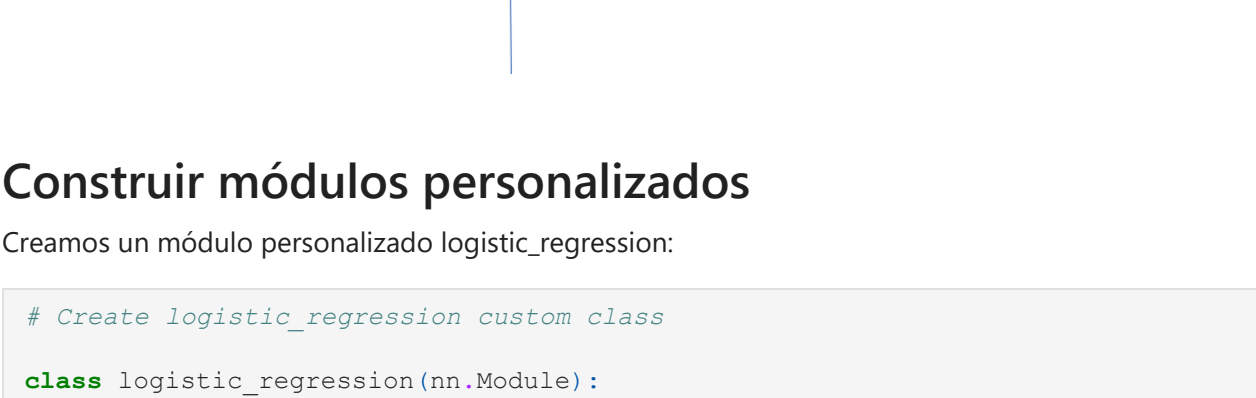
Realizamos una predicción con múltiples muestras:

```
In [46]: # The prediction of X

yhat = model(X)
print("The prediction: ", yhat)

The prediction:  tensor([[0.6130],
                [0.6044],
                [0.5957]], grad_fn=<SigmoidBackward>)
```

La operación es representada en el siguiente diagrama:



Construir módulos personalizados

Creamos un módulo personalizado logistic_regression:

```
In [47]: # Create logistic_regression custom class

class logistic_regression(nn.Module):

    # Constructor
    def __init__(self, n_inputs):
        super(logistic_regression, self).__init__()
        self.linear = nn.Linear(n_inputs, 1)

    # Prediction
    def forward(self, x):
        yhat = torch.sigmoid(self.linear(x))
        return yhat
```

Creamos un tensor 1x1 x y un tensor 3x1 X:

```
In [48]: # Create x and X tensor

x = torch.tensor([[1.0]])
X = torch.tensor([[[-100], [0], [100.0]])]
print('x = ', x)
print('X = ', X)

x =  tensor([[1.]])
X =  tensor([[[-100.],
  [ 0.],
  [100.]]])
```

Crear un modelo para predecir en 1 dimensión:

```
In [49]: # Create logistic_regression model

model = logistic_regression(1)
```

En este caso los parámetros fueron inicializados aleatoriamente. Puede verlos de la siguiente forma:

```
In [50]: # Print parameters

print("list(model.parameters()):\n ", list(model.parameters()))
print("\nmodel.state_dict():\n ", model.state_dict())

list(model.parameters()):
 [Parameter containing:
  tensor([[0.2381]], requires_grad=True), Parameter containing:
  tensor([-0.1149], requires_grad=True)]

model.state_dict():
 OrderedDict([('linear.weight', tensor([[0.2381]])), ('linear.bias', tensor([-0.1149])])]
```

Realizamos una predicción con una muestra:

```
In [23]: # Make the prediction of x

yhat = model(x)
print("The prediction result: \n", yhat)

The prediction:
 tensor([[0.5307]], grad_fn=<SigmoidBackward>)
```

Realizamos una predicción con múltiples muestras:

```
In [51]: # Make the prediction of X

yhat = model(X)
print("The prediction result: \n", yhat)

The prediction result:
 tensor([[4.0805e-11],
        [4.7130e-01],
        [1.0000e+00]], grad_fn=<SigmoidBackward>)
```

Creamos un objeto regresión logística con una función con 2 entradas:

```
In [52]: # Create logistic_regression model

model = logistic_regression(2)
```

Creamos un tensor 1x2 x y uno 3x2 X:

```
In [53]: # Create x and X tensor

x = torch.tensor([[1.0, 2.0]])
X = torch.tensor([[100, -100], [0.0, 0.0], [-100, 100]])
print('x = ', x)
print('X = ', X)

x =  tensor([[1., 2.]])
X =  tensor([[ 100., -100.],
            [ 0.,  0.],
            [-100., 100.]])
```

Realizamos una predicción:

```
In [54]: # Make the prediction of x

yhat = model(x)
print("The prediction result: \n", yhat)

The prediction result:
 tensor([[0.2943]], grad_fn=<SigmoidBackward>)
```

Realizamos una predicción con múltiples muestras:

```
In [55]: # Make the prediction of X

yhat = model(X)
print("The prediction result: \n", yhat)

The prediction result:
 tensor([[7.7529e-33],
        [1.0000e+00],
        [1.0000e+00]], grad_fn=<SigmoidBackward>)
```

Práctica

Realice su propio `my_model1` e imprima la predicción:

```
In [56]: # Practice: Make your model and make the prediction

x = torch.tensor([-10.0])

my_model = nn.Sequential(nn.Linear(1, 1), nn.Sigmoid())
yhat = my_model(x)
print("The prediction: ", yhat)

The prediction:  tensor([[0.2231]], grad_fn=<SigmoidBackward>)
```