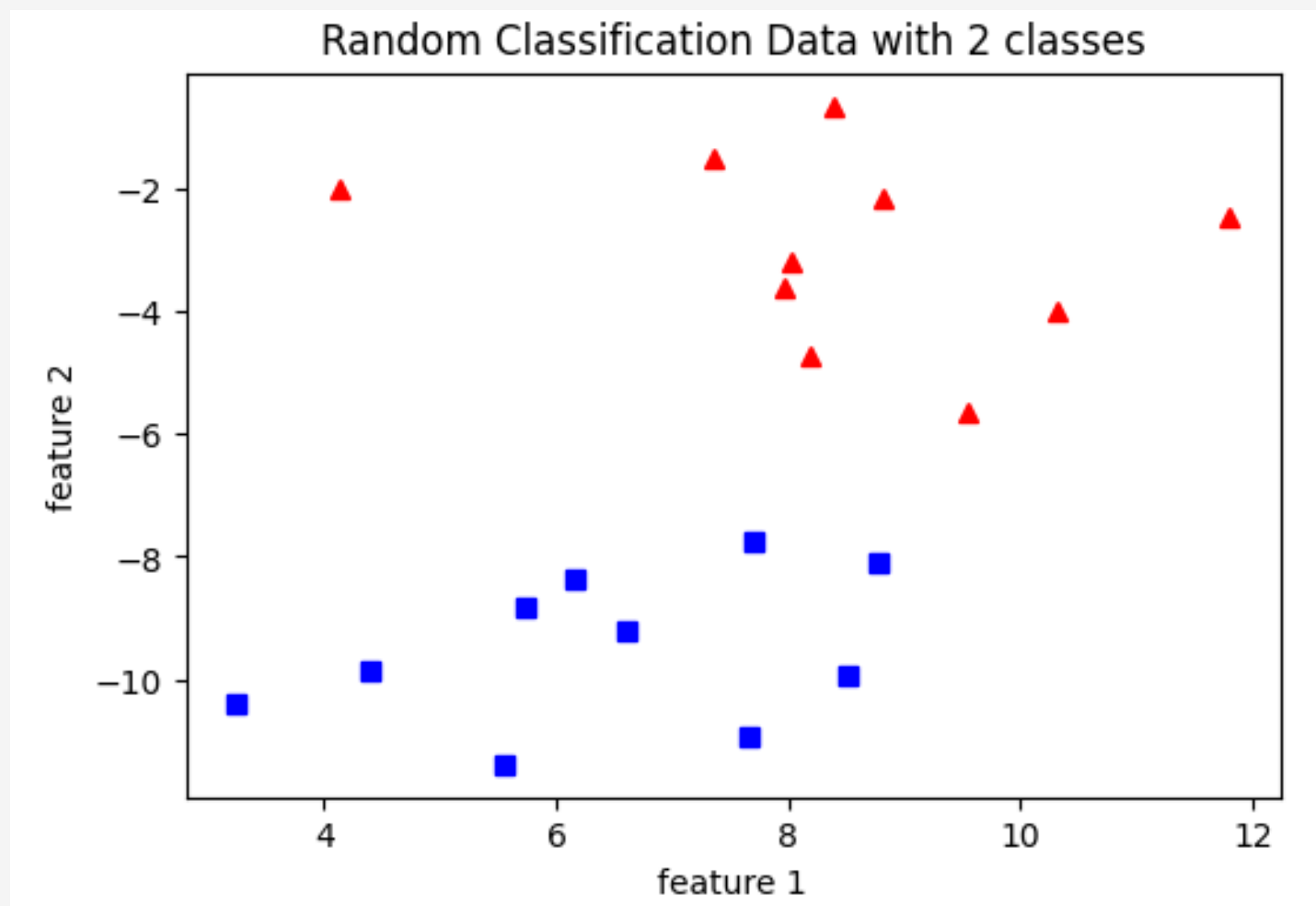


RETI NEURALI ARTIFICIALI

Teoria e implementazione



PROBLEMA DI CLASSIFICAZIONE



2 feature -> 2 caratteristiche
delle classi

2 classi -> 0, 1

```
[[ 8.77131695 -8.09700984]
 [ 5.72632   -8.8155016 ]
 [ 7.66156323 -10.93071471]
 [ 8.18393421 -4.70904159]
 [ 3.23386564 -10.41767869]
 [ 7.97139445 -3.59309613]
 [10.31613965 -4.0052443 ]
 [ 8.02389528 -3.16667702]
 [ 5.54466302 -11.38884739]
 [11.80412386 -2.45767052]
 [ 8.5021353  -9.94550812]
 [ 7.71045389 -7.751419 ]
 [ 6.59624461 -9.19900251]
 [ 9.54779862 -5.63154374]
 [ 4.12703205 -1.99052661]
 [ 8.38941594 -0.64151842]
 [ 6.15307256 -8.3647682 ]
 [ 8.80854104 -2.14442139]
 [ 4.38986875 -9.86151543]
 [ 7.35338061 -1.50379713]]
```

```
[[1]
 [1]
 [1]
 [0]
 [1]
 [0]
 [0]
 [0]
 [1]
 [0]
 [1]
 [1]
 [1]
 [0]
 [0]
 [0]
 [1]
 [0]
 [1]
 [0]]
```

20 samples

PROBLEMA DI CLASSIFICAZIONE

Generazione del dataset

```
import numpy as np
from sklearn import datasets
X, t = datasets.make_blobs(n_samples=150, n_features=2,
                           centers=2, cluster_std=1.5,
                           random_state=6)
```

2 Array:
X -> features
t -> target

n_samples -> numero di sample
n_features -> numero di feature
centers -> numero di cluster / classi
cluster_std -> deviazione standard dei cluster
random_state -> inizializzazione della generazione di numeri pseudo-casuali

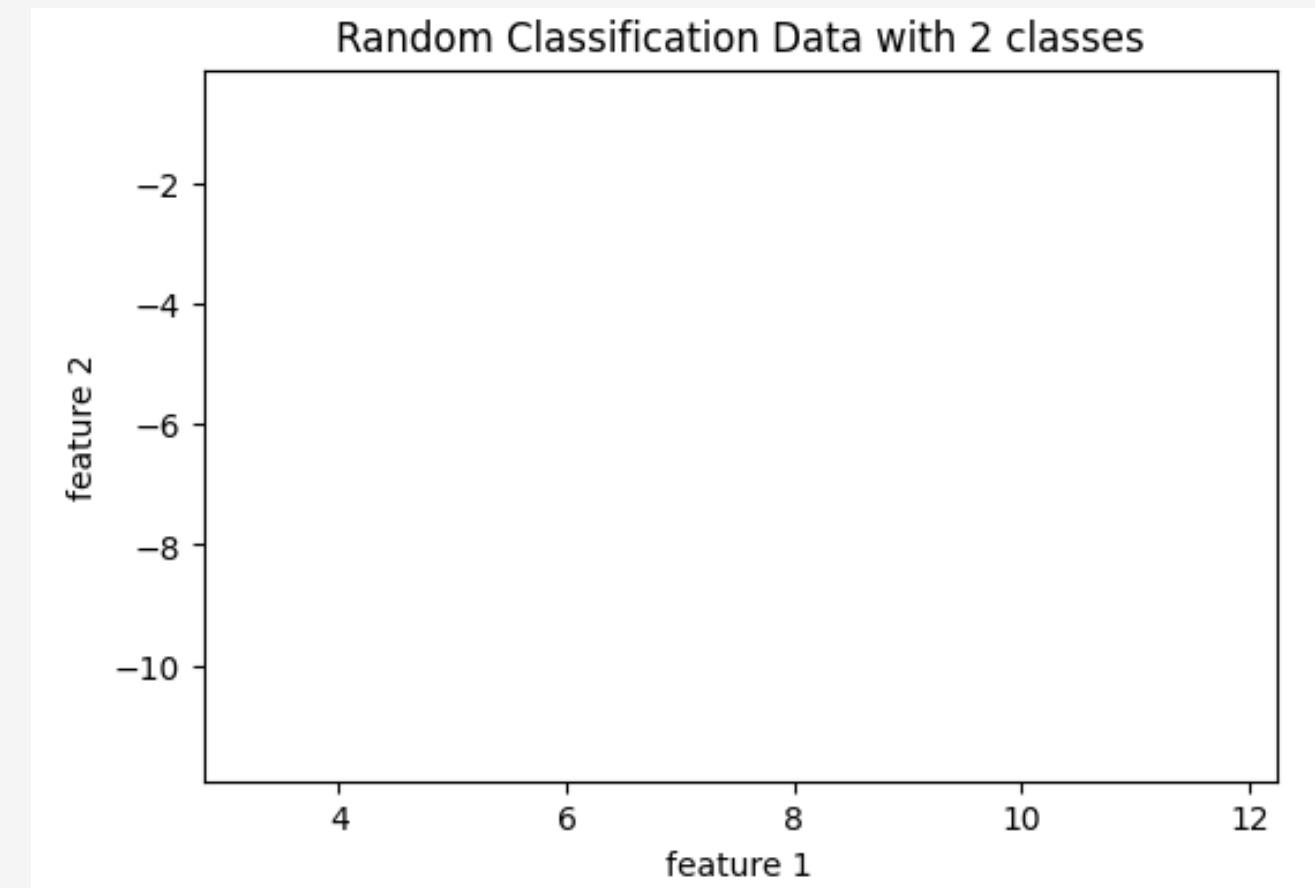
PROBLEMA DI CLASSIFICAZIONE

Visualizzazione del dataset

```
import matplotlib.pyplot as plt

def plot_data(a,b):
    #Plotting
    fig = plt.figure(figsize=(6,4))
    plt.plot(a[:, 0][b == 0], a[:, 1][b == 0], 'r^')
    plt.plot(a[:, 0][b == 1], a[:, 1][b == 1], 'bs')
    plt.xlabel("feature 1")
    plt.ylabel("feature 2")
    plt.title('Random Classification Data with 2 classes')
    plt.show()
```

Nome della
funzione e
parametri



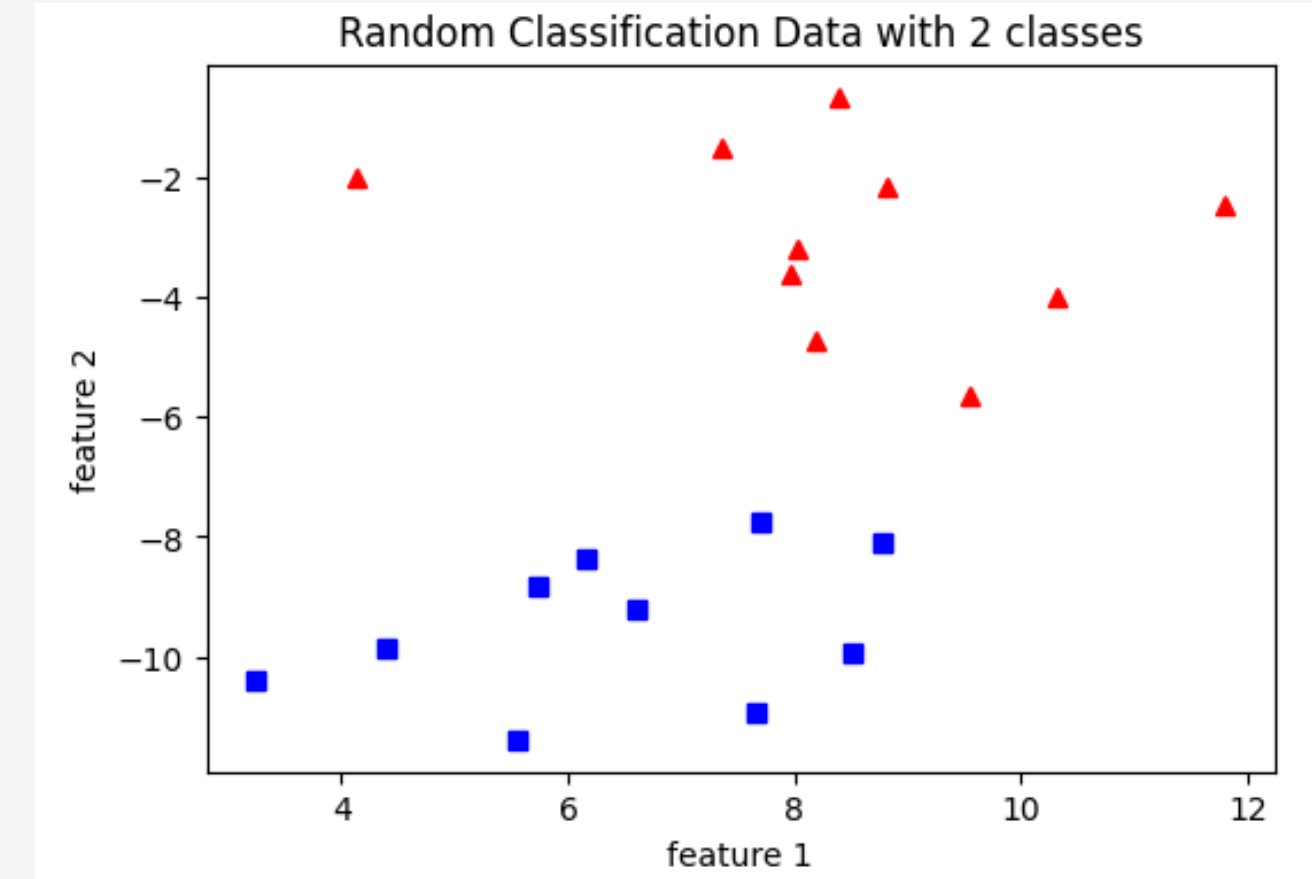
PROBLEMA DI CLASSIFICAZIONE

Generazione e visualizzazione del dataset

```
import numpy as np
from sklearn import datasets
X, t = datasets.make_blobs(n_samples=150, n_features=2,
                           centers=2, cluster_std=1.5,
                           random_state=6)

plot_data(X, t)
```

Chiamata della funzione plot_data con i parametri X e t

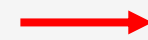


CLASSE PERCEPTRON

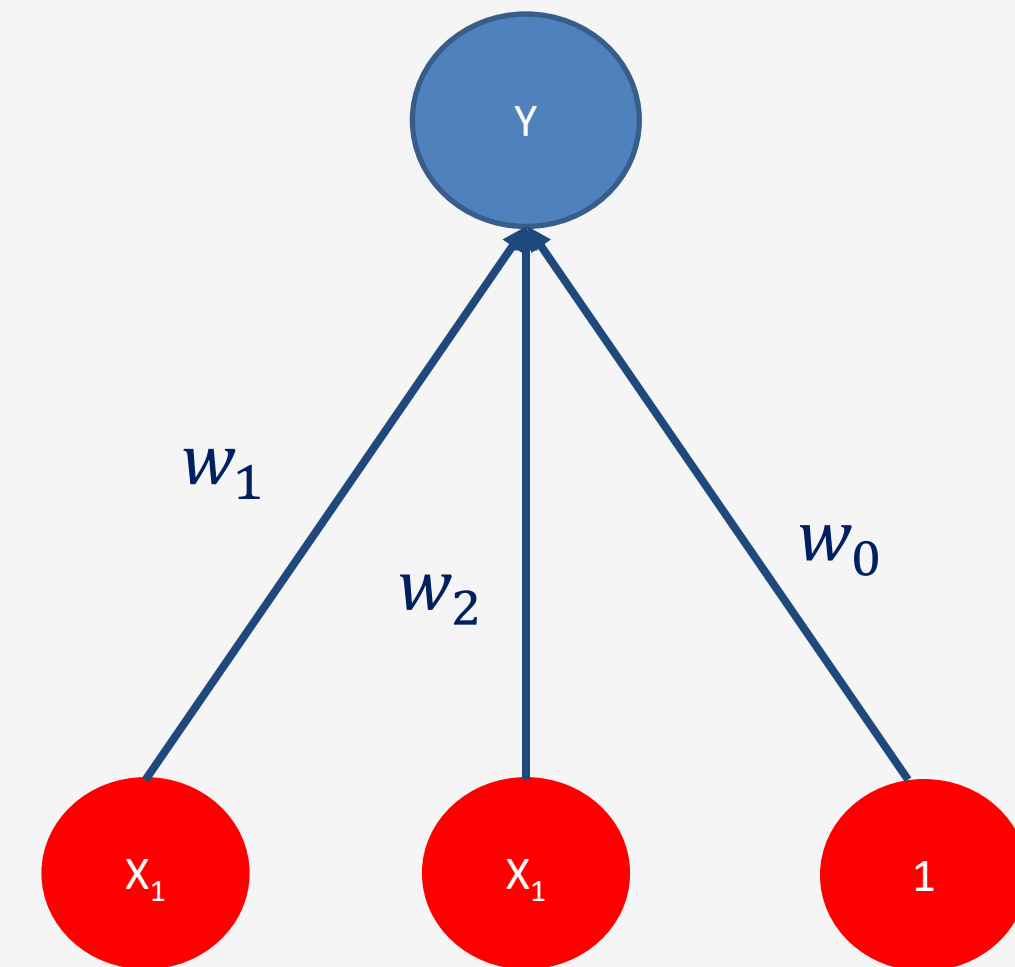
Metodi

Aggiungere il bias all'input

```
[[ 8.77131695 -8.09700984]
 [ 5.72632    -8.8155016 ]
 [ 7.66156323 -10.93071471]
 [ 8.18393421 -4.70904159 ]
 [ 3.23386564 -10.41767869]
 [ 7.97139445 -3.59309613 ]
 [ 10.31613965 -4.0052443 ]
 [ 8.02389528 -3.16667702]
 [ 5.54466302 -11.38884739]
 [ 11.80412386 -2.45767052]
 [ 8.5021353  -9.94550812]
 [ 7.71045389 -7.751419  ]
 [ 6.59624461 -9.19900251]
 [ 9.54779862 -5.63154374]
 [ 4.12703205 -1.99052661]
 [ 8.38941594 -0.64151842]
 [ 6.15307256 -8.3647682  ]
 [ 8.80854104 -2.14442139]
 [ 4.38986875 -9.86151543]
 [ 7.35338061 -1.50379713]]
```



```
[[ 8.77131695 -8.09700984 1.]
 [ 5.72632    -8.8155016 1.]
 [ 7.66156323 -10.93071471 1.]
 [ 8.18393421 -4.70904159 1.]
 [ 3.23386564 -10.41767869 1.]
 [ 7.97139445 -3.59309613 1.]
 [ 10.31613965 -4.0052443 1.]
 [ 8.02389528 -3.16667702 1.]
 [ 5.54466302 -11.38884739 1.]
 [ 11.80412386 -2.45767052 1.]
 [ 8.5021353  -9.94550812 1.]
 [ 7.71045389 -7.751419 1.]
 [ 6.59624461 -9.19900251 1.]
 [ 9.54779862 -5.63154374 1.]
 [ 4.12703205 -1.99052661 1.]
 [ 8.38941594 -0.64151842 1.]
 [ 6.15307256 -8.3647682 1.]
 [ 8.80854104 -2.14442139 1.]
 [ 4.38986875 -9.86151543 1.]
 [ 7.35338061 -1.50379713 1.]
```



CLASSE PERCEPTRON

Metodi

Aggiungere il bias all'input

```
#Add bias to the input
def add_bias(self, x):
    # input -> input for the ANN
    if x.ndim > 1:
        inp = np.insert(x,self.n,1,axis=1)
    else:
        inp = np.insert(x,2,1)
    return inp
# END of function
```

1 dimensione

[8.77131695 -8.09700984]

[8.77131695 -8.09700984 1.]

2 dimensioni

→

```
[[ 8.77131695 -8.09700984]
 [ 5.72632    -8.8155016 ]
 [ 7.66156323 -10.93071471]
 [ 8.18393421 -4.70904159 ]
 [ 3.23386564 -10.41767869]
 [ 7.97139445 -3.59309613 ]
 [ 10.31613965 -4.0052443 ]
 [ 8.02389528 -3.16667702 ]
 [ 5.54466302 -11.38884739]
 [ 11.80412386 -2.45767052]
 [ 8.5021353  -9.94550812 ]
 [ 7.71045389 -7.751419  ]
 [ 6.59624461 -9.19900251 ]
 [ 9.54779862 -5.63154374 ]
 [ 4.12703205 -1.99052661 ]
 [ 8.38941594 -0.64151842 ]
 [ 6.15307256 -8.3647682  ]
 [ 8.80854104 -2.14442139 ]
 [ 4.38986875 -9.86151543 ]
 [ 7.35338061 -1.50379713 ]]
```

```
[[ 8.77131695 -8.09700984 1.
 [ 5.72632    -8.8155016  1.
 [ 7.66156323 -10.93071471 1.
 [ 8.18393421 -4.70904159  1.
 [ 3.23386564 -10.41767869 1.
 [ 7.97139445 -3.59309613  1.
 [ 10.31613965 -4.0052443  1.
 [ 8.02389528 -3.16667702  1.
 [ 5.54466302 -11.38884739 1.
 [ 11.80412386 -2.45767052 1.
 [ 8.5021353  -9.94550812  1.
 [ 7.71045389 -7.751419    1.
 [ 6.59624461 -9.19900251  1.
 [ 9.54779862 -5.63154374  1.
 [ 4.12703205 -1.99052661  1.
 [ 8.38941594 -0.64151842  1.
 [ 6.15307256 -8.3647682   1.
 [ 8.80854104 -2.14442139  1.
 [ 4.38986875 -9.86151543  1.
 [ 7.35338061 -1.50379713  1.]]
```

CLASSE PERCEPTRON

Metodi

Attivazione del neurone

```
#Calculates the activation of the neuron  
def activation(self,x):  
    net_input = np.dot(x,self.weights)  
    output = self.step_func(net_input)  
    return output
```

$$netinput_1 = \sum_{i=0}^N x_i w_{i1}$$

$$activation = \begin{cases} 1 & \text{if } netinput \geq 0 \\ 0 & \text{if } netinput < 0 \end{cases}$$

`[[1.54891636 0.74589865 1.]]` **X** `[[0.77419012]
[0.78337744]
[4.5]]`

`dim[1,3]` `dim[3,1]`

1.5489 x 0.7741 + 0.7458 x 0.7833 + 1 x 4.5 =
= 6.2834

step_function(6.2834) =
= 1

CLASSE PERCEPTRON

Metodi

Funzione di attivazione

```
#defining the activation function  
def step_func(self, x):  
    if (x > 0):  
        return 1.0  
    else:  
        return 0.0  
#END of function
```

Esistono diverse funzioni di attivazione

In questo modo possiamo facilmente modificare la funzione di attivazione

CLASSE PERCEPTRON

Metodi

Metodo per l'addestramento della rete neurale

- Per addestrare la rete neurale utilizziamo la regola delta
- Presentiamo molte volte, in sequenza, i pattern di input del training set
- Attiviamo la rete neurale per ogni pattern di input
- Confrontiamo la previsione della rete neurale con il rispettivo target output (calcolo dell'errore)
- Modifichiamo i pesi della rete neurale

Per numero di epoche

Per ogni pattern del training set

Attivazione la rete neurale
Calcolo dell'errore

Se errore diverso da 0
modifica dei pesi con la regola delta

Fine se

Fine training set

Fine epoche

CLASSE PERCEPTRON

Metodi

Metodo per l'addestramento della rete neurale

```
# Training the ANN
def train(self):

    for epoch in range(self.epochs):

        # variable to store misclassified example
        n_miss = 0

        # looping for every example.
        for idx, i in enumerate(self.inputANN):

            # reshape the array
            i = i.reshape(1,self.n+1)
            # Calculating prediction - output of the ANN
            output = self.activation(i)

            if (t[idx] - output) != 0:
                # Updating if the example is misclassified
                n_miss += 1
                #delta rule
                self.weights += self.lr*((t[idx] - output)*i.T)
            # end of if

        print(epoch, n_miss) #end of epoch

    return self.weights
#END of function
```

Per numero di epoche

Per ogni pattern del training set

Attivazione la rete neurale
Calcolo dell'errore

Se errore diverso da 0
modifica dei pesi con la regola delta

Fine se

Fine training set

Fine epoche

CLASSE PERCEPTRON

Metodi

Metodo per l'addestramento della rete neurale

```
# Training the ANN
def train(self):

    for epoch in range(self.epochs):

        # variable to store misclassified example
        n_miss = 0

        # looping for every example.
        for idx, i in enumerate(self.inputANN):

            # reshape the array
            i = i.reshape(1,self.n+1)
            # Calculating prediction - output of the ANN
            output = self.activation(i)

            if (t[idx] - output) != 0:
                # Updating if the example is misclassified
                n_miss += 1
                #delta rule
                self.weights += self.lr*((t[idx] - output)*i.T)
            # end of if

        print(epoch, n_miss) #end of epoch

    return self.weights
#END of function
```

Dim 1

Dim 2

self.activation(x)

[[1.54891636 0.74589865 1.]]	X	[[0.77419012]
		[0.78337744]
		[4.5]]

dim[1,3]

dim[3,1]

E' necessario modificare la shape di x e farla passare da 1 a 2

Utilizziamo la funzione *reshape()*

CLASSE PERCEPTRON

Metodi

Metodo per l'addestramento della rete neurale

```
# Training the ANN
def train(self):

    for epoch in range(self.epochs):

        # variable to store misclassified example
        n_miss = 0

        # looping for every example.
        for idx, i in enumerate(self.inputANN):

            # reshape the array
            i = i.reshape(1,self.n+1)
            # Calculating prediction - output of the ANN
            output = self.activation(i)

            if (t[idx] - output) != 0:
                # Updating if the example is misclassified
                n_miss += 1
                #delta rule
                self.weights += self.lr*((t[idx] - output)*i.T)
            # end of if

        print(epoch, n_miss) #end of epoch

    return self.weights
#END of function
```

Regola delta

$$w_0^t = w_0^{t-1} + \eta(d - y)x_1$$

$$w_1^t = w_1^{t-1} + \eta(d - y)x_2$$

$$w_2^t = w_2^{t-1} + \eta(d - y)bias$$

Calcolo dell'errore - LOSS

CLASSE PERCEPTRON

Metodi

Metodo per l'addestramento della rete neurale

```
# Training the ANN
def train(self):

    for epoch in range(self.epochs):

        # variable to store misclassified example
        n_miss = 0

        # looping for every example.
        for idx, i in enumerate(self.inputANN):

            # reshape the array
            i = i.reshape(1,self.n+1)
            # Calculating prediction - output of the ANN
            output = self.activation(i)

            if (t[idx] - output) != 0:
                # Updating if the example is misclassified
                n_miss += 1
                #delta rule
                self.weights += self.lr*((t[idx] - output)*i.T)
            # end of if

        print(epoch, n_miss) #end of epoch

    return self.weights
#END of function
```

`[[1.54891636 0.74589865 1.]]` i -> dim[1,3]

`[[0.77419012]
 [0.78337744]
 [4.5]]` self.weights -> dim[3,1]

$$w_0^t = w_0^{t-1} + \eta(d - y)x_1$$

$$w_1^t = w_1^{t-1} + \eta(d - y)x_2$$

$$w_2^t = w_2^{t-1} + \eta(d - y)bias$$

`[[0.77419012]
 [0.78337744]
 [4.5]]` \longrightarrow `[[1.54891636]
 [0.74589865]
 [1.]]`

dim[3,1]

dim[3,1]

Trasposizione di i

`[[1.54891636 0.74589865 1.]]` \longrightarrow `[[1.54891636]
 [0.74589865]
 [1.]]`

dim[1,3]

dim[3,1]

CLASSE PERCEPTRON

Metodi

Metodo per attivare la rete neurale per una sola predizione

```
#Activate the ANN  
def predict(self, x):  
    x = self.add_bias(x)  
    output = self.activation(x)  
    return output
```

- Aggiungiamo il bias al pater di input
- Attiviamo la rete neurale

CLASSE PERCEPTRON

Utilizziamo la classe *Perceptron* per fare apprendere il pattern dei dati che abbiamo generato

```
#create the instance of the class Perceptron
```

```
learning_rate = 0.5  
epochs = 10
```

Decidiamo il *learning rate* e il numero di *epoche*

```
perc = Perceptron(X, t, learning_rate, epochs)
```

Creiamo una istanza della classe *Perceptron* chiamata *perc*

```
perc.train()
```

Chiamiamo la funzione *train()* della classe *Perceptron*

```
t_pred = np.empty(0)  
for x in X:  
    val = perc.predict(x)  
    t_pred = np.append(t_pred, val)
```

Attiviamo la rete neural per fare previsioni sugli input dopo l'apprendimento chiamando il metodo *predict()*

Array che contiene tutte le risposte della rete neurale

Possiamo utilizzare la funzione `plot_data(X, t_pred)` per visualizzare le risposte della rete neurale