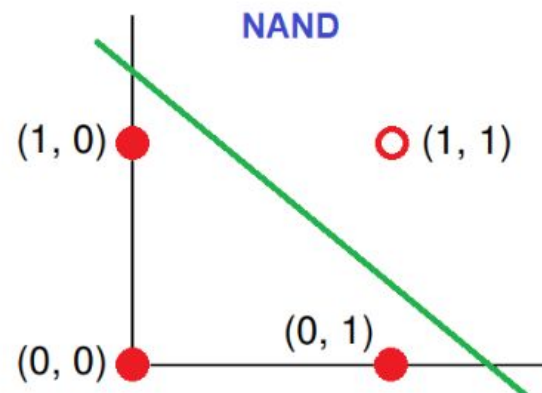
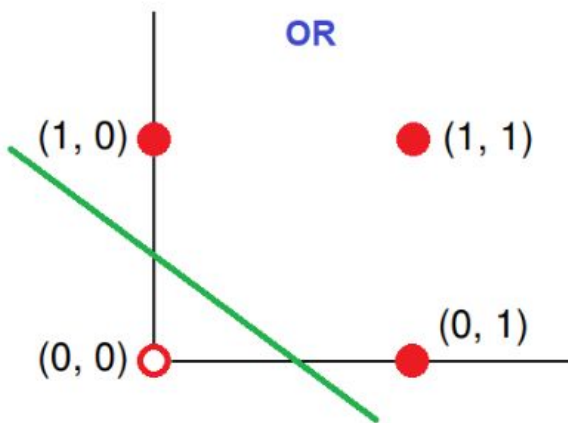
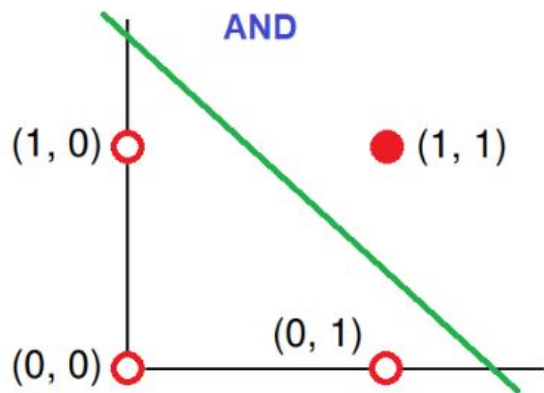


# רשת נוירונים רדודה

מימוש שער XOR על ידי מכונה לומדת

גדי הרמן

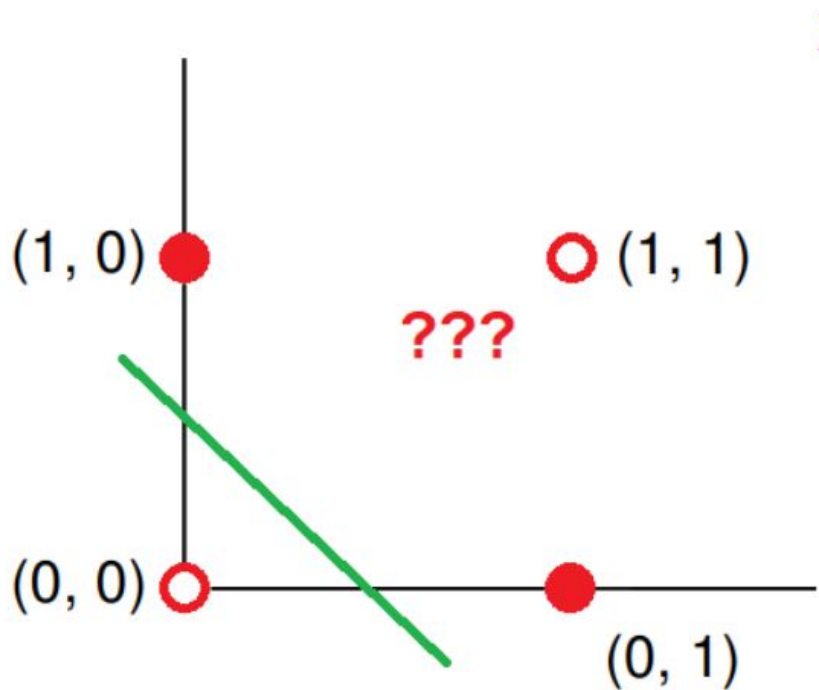
# פרספטרון כמסווג לינארי



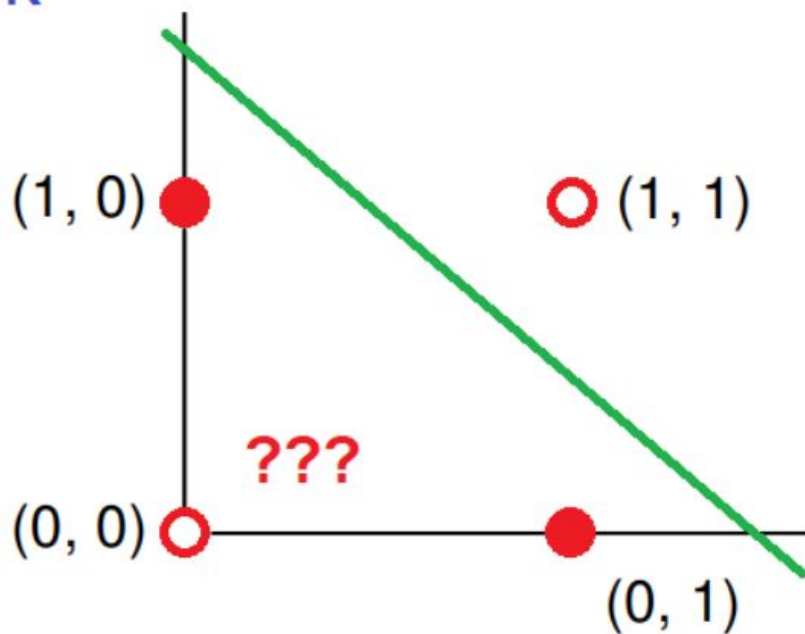
Input		Output
A	B	A xor B
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

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

# פרספטרון כמסווג לינארי



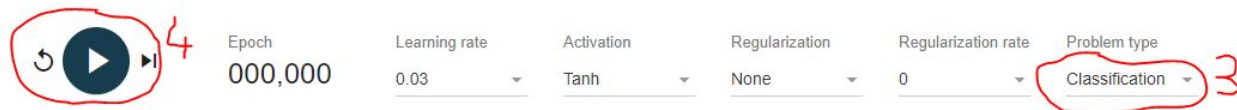
XOR



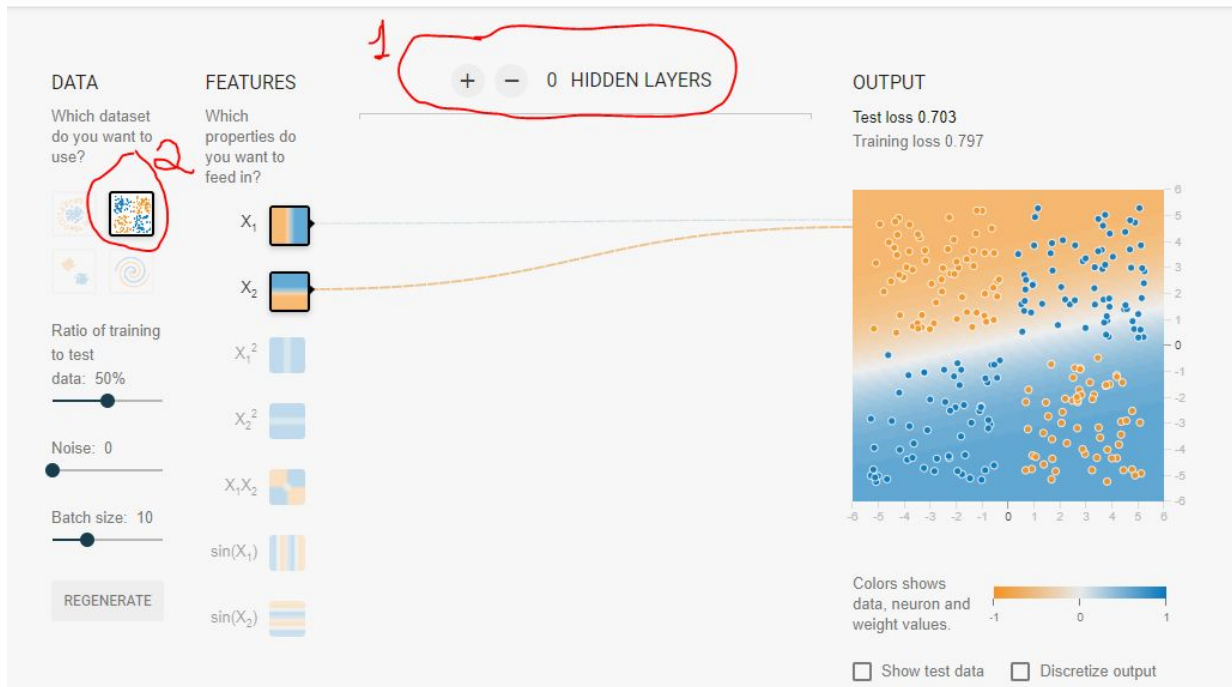
# תרגול במליאה - פרספטרון כמסווג לינארי

כנסו באתר:

<https://playground.tensorflow.org/>



וממשו פרספטרון בודד באופן הבא:

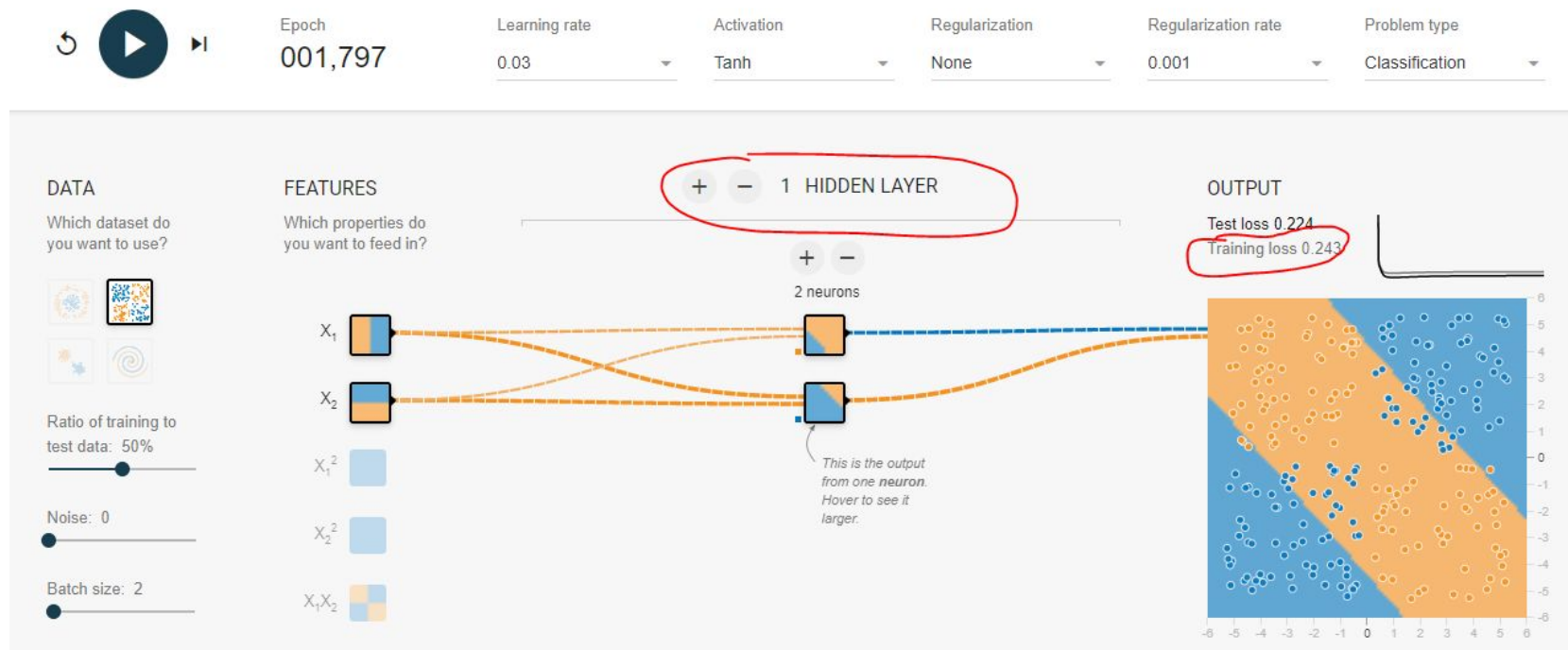


# תרגול במליאה - פרספטרון כמסווג לינארי

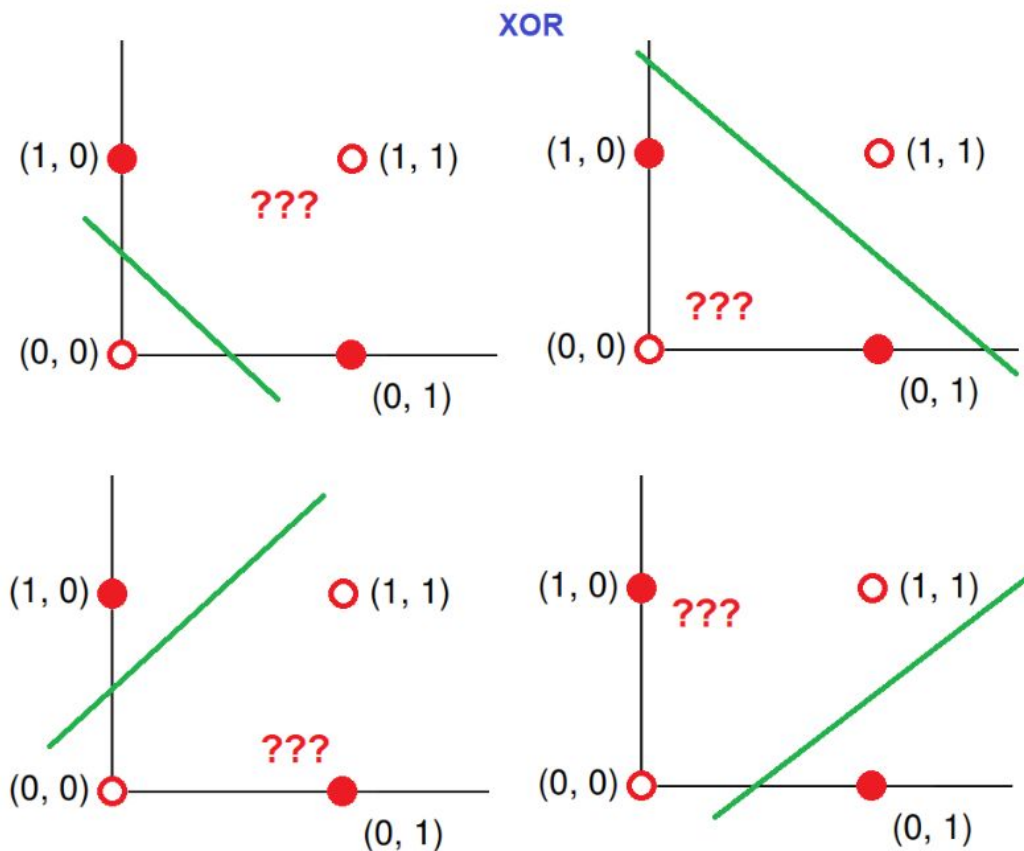
כנסו באתר:

<https://playground.tensorflow.org/>

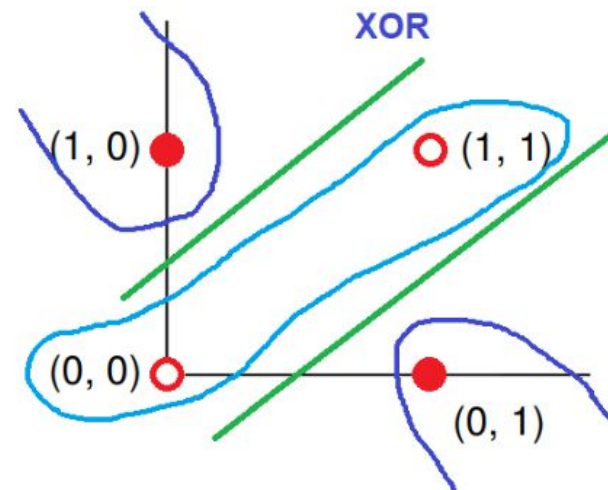
נוסיף 2 פרספטרונים נוספים כך שנקבל רשת הכוללת 3 פרספטרונים האופן הבא:



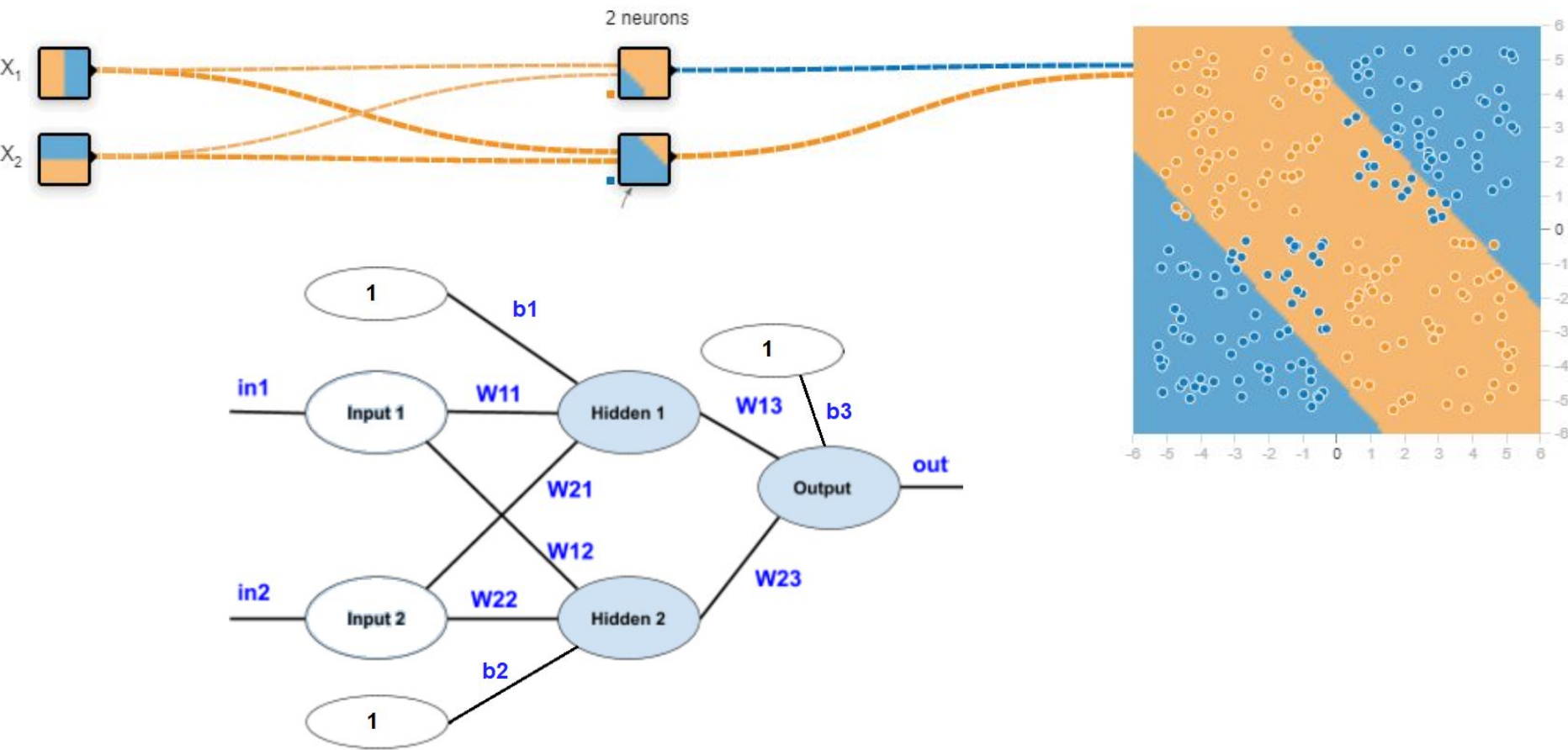
# פרספטרון כמסווג לינארי



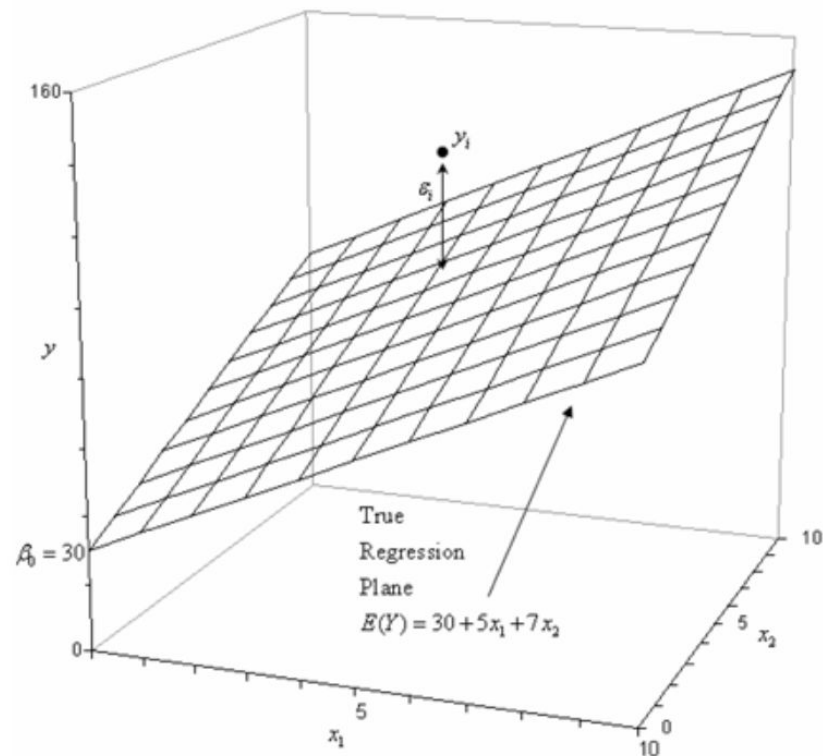
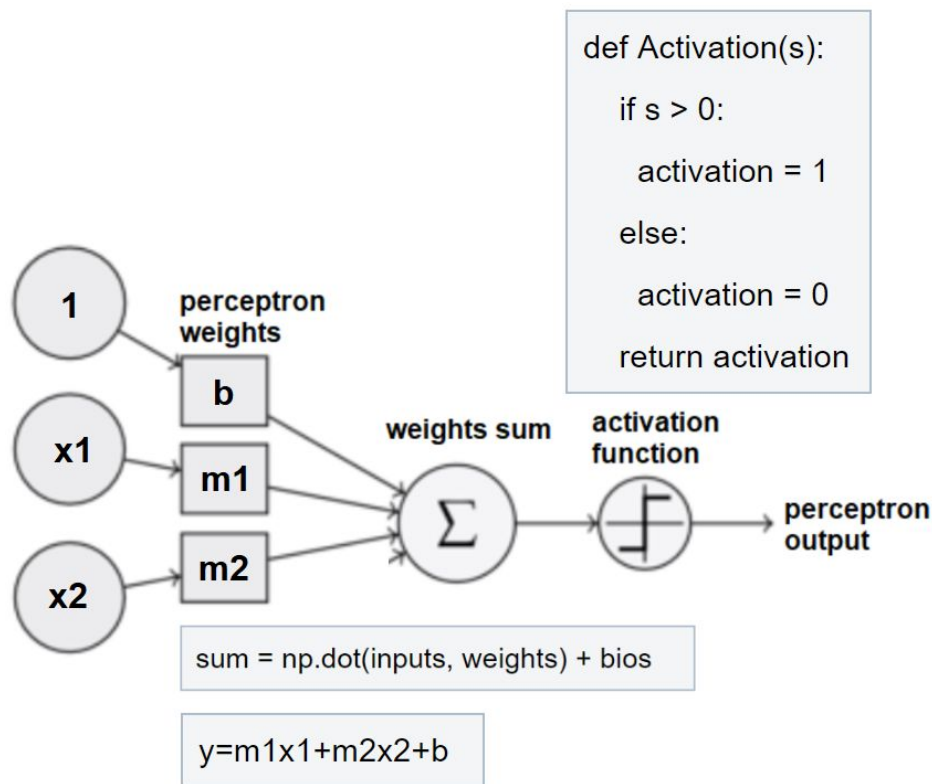
פתרון לכך יהיה מימוש רשת של מספר פרספטרונים במטרה לבנות מכונה המסוגלת ללמוד שער לוגי מסוג XOR.



# מבנה רשת נוירונים רדודה לסיווג XOR

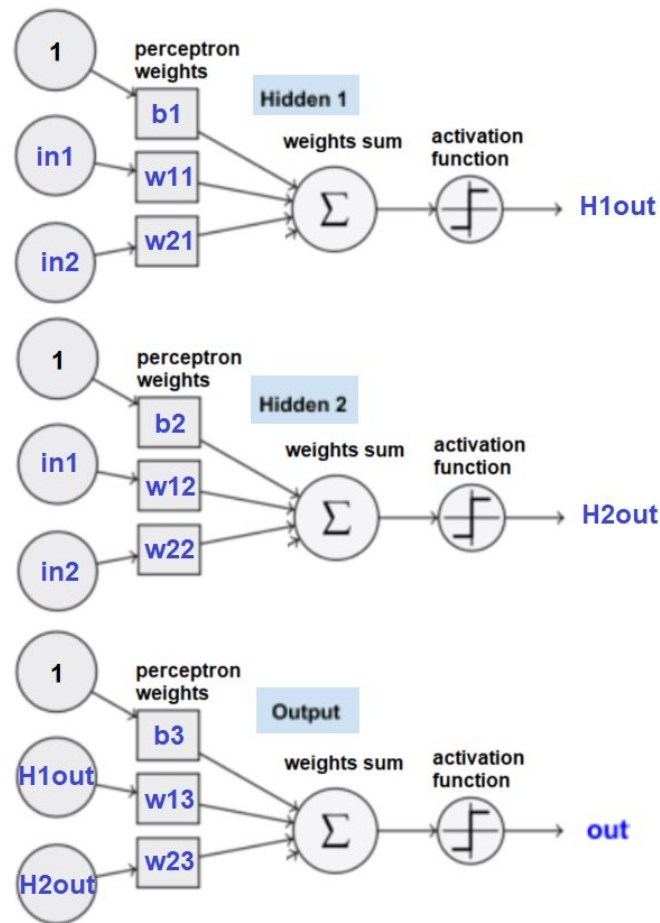
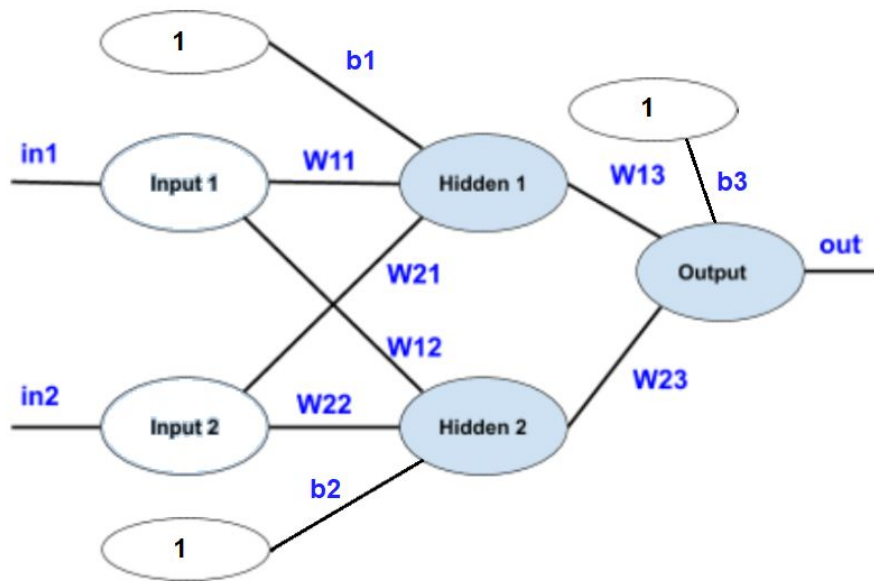


# חזרה - פרספטרון כמסווג לינארי הכולל 2 מבואות





# מבנה רשת נוירונים רדודה לסיווג XOR



# אלגוריתם עבור רשת נוירונים רדודה לסיווג XOR

האלגוריתם שנכתב עובד לפי השלבים הבאים:

1. נאתחל את כל המשקולות, כלומר ערכי  $w$  ו-  $b$  של אחד מהנוירונים, בערכים אקראיים בתחום שבין אפס לאחד.
2. נחשב את הפלט הכללי של מוצא רשת הנוירונים.
3. נחשב את השגיאה הכללית. כלומר ההפרש בין הערך הרצוי במוצא (אפס או אחד) לבין הערך שבמוצא הרשת ברגע זה.
4. נחשב את הנגזרת של פונקציית השגיאה עבור כל הרשת.
5. על סמך הנגזרת נשנה את המשקולות של נוירון המוצא (Output) בהתאם לשגיאה הכללית.
6. נשנה את המשקולות של 2 הנוירונים בשכבה הפנימית Hidden2 , Hidden1.
7. נחזור לבצע את כל התהליך מסעיף 2 עד שהשגיאה תהיה מינימלית

# מימוש האלגוריתם

נאתחל את כל המשקולות, כלומר ערכי  $m$  ו- $b$  של אחד מהנוירונים, בערכים אקראיים בתחום שבין אפס לאחד.

רק שהפעם נשנה את השמות ל- `weights` ו- `bias` בהתאמה ל-  $m$  ו-  $b$

```
def __init__(self, inputLayerNeurons, hiddenLayerNeurons, outputLayerNeurons):  
    self.hidden_weights = np.random.uniform(size=(inputLayerNeurons, hiddenLayerNeurons))  
    self.hidden_bias = np.random.uniform(size=(1, hiddenLayerNeurons))  
    self.output_weights = np.random.uniform(size=(hiddenLayerNeurons, outputLayerNeurons))  
    self.output_bias = np.random.uniform(size=(1, outputLayerNeurons))  
    self.hidden_layer_output = np.random.uniform(size=(1, outputLayerNeurons))
```

# מימוש האלגוריתם

```
def __init__(self, inputLayerNeurons, hiddenLayerNeurons, outputLayerNeurons):  
    self.hidden_weights = np.random.uniform(size=(inputLayerNeurons, hiddenLayerNeurons))  
    self.hidden_bias = np.random.uniform(size=(1, hiddenLayerNeurons))  
    self.output_weights = np.random.uniform(size=(hiddenLayerNeurons, outputLayerNeurons))  
    self.output_bias = np.random.uniform(size=(1, outputLayerNeurons))  
    self.hidden_layer_output = np.random.uniform(size=(1, outputLayerNeurons))
```

נאתחל את כל המשקולות, כלומר ערכי  $m$  ו-  $b$  של אחד מהנוירונים, בערכים אקראיים בתחום שבין אפס לאחד.

רק שהפעם נשנה את השמות ל-  $weights$  ו-  $bias$  בהתאמה ל-  $m$  ו-  $b$

Initial hidden weights:

```
[[0.70258375 0.70650312]  
 [0.41006926 0.65009292]]
```

Initial hidden biases:

```
[[0.41183037 0.47056636]]
```

Initial output weights:

```
[[0.45877558]  
 [0.0574177 ]]
```

Initial output biases:

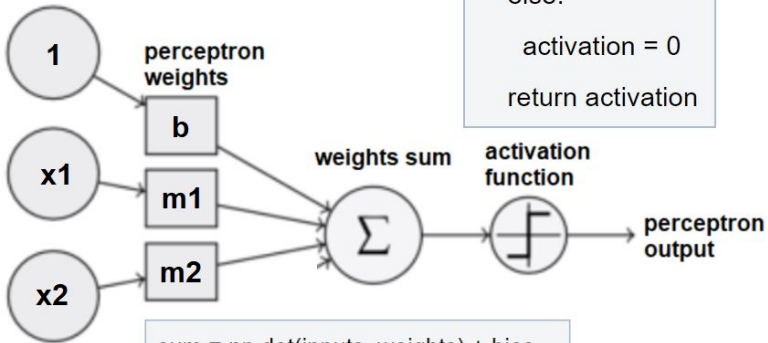
```
[[0.04764644]]
```

# מימוש האלגוריתם

נחשב את הפלט הכללי של מוצא רשת הנוירונים.

```
def predict(self, inpt):  
    #Forward Propagation  
    hidden_layer_activation = np.dot(inpt,self.hidden_weights)  
    hidden_layer_activation += self.hidden_bias  
    self.hidden_layer_output = self.sigmoid(hidden_layer_activation)  
  
    output_layer_activation = np.dot(self.hidden_layer_output,self.output_weights)  
    output_layer_activation += self.output_bias  
    return self.sigmoid(output_layer_activation)
```

# החלפת פונקציית האקטיבציה



```
def Activation(s):
```

```
    if s > 0:
```

```
        activation = 1
```

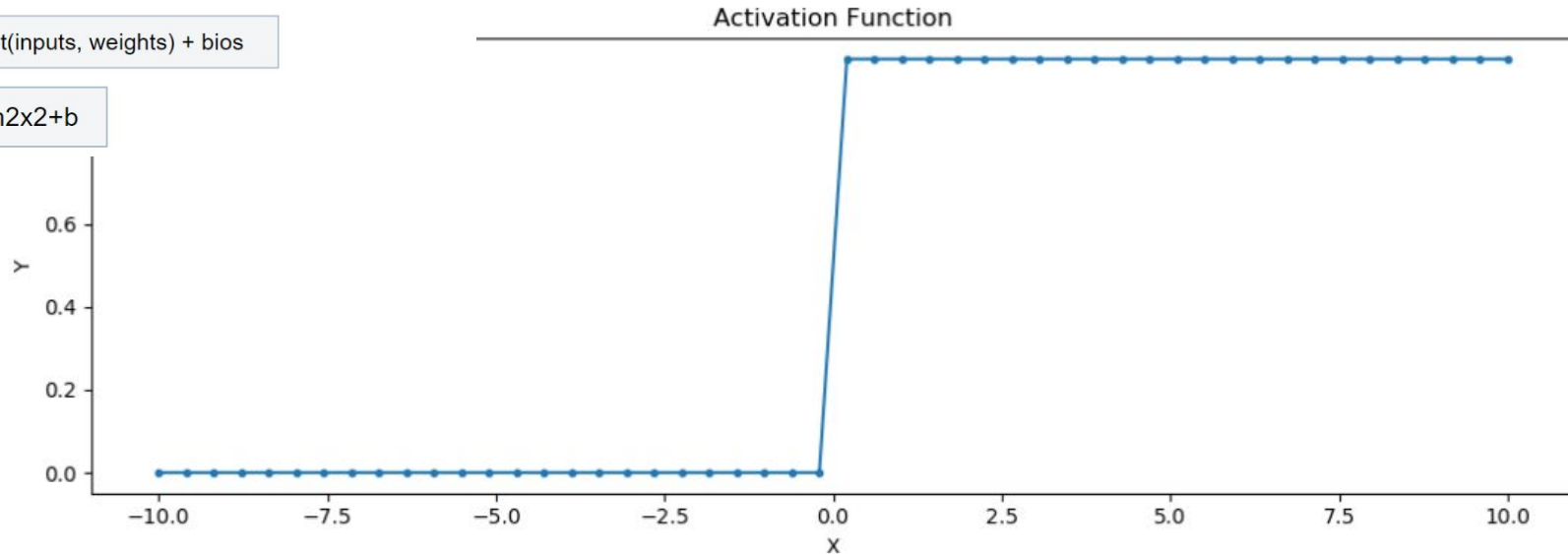
```
    else:
```

```
        activation = 0
```

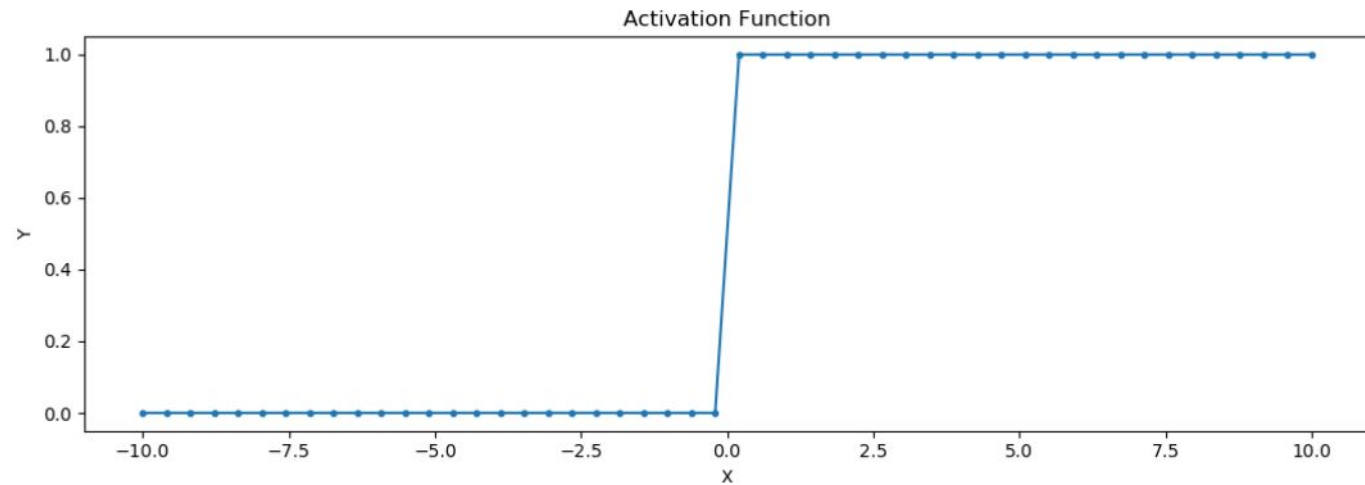
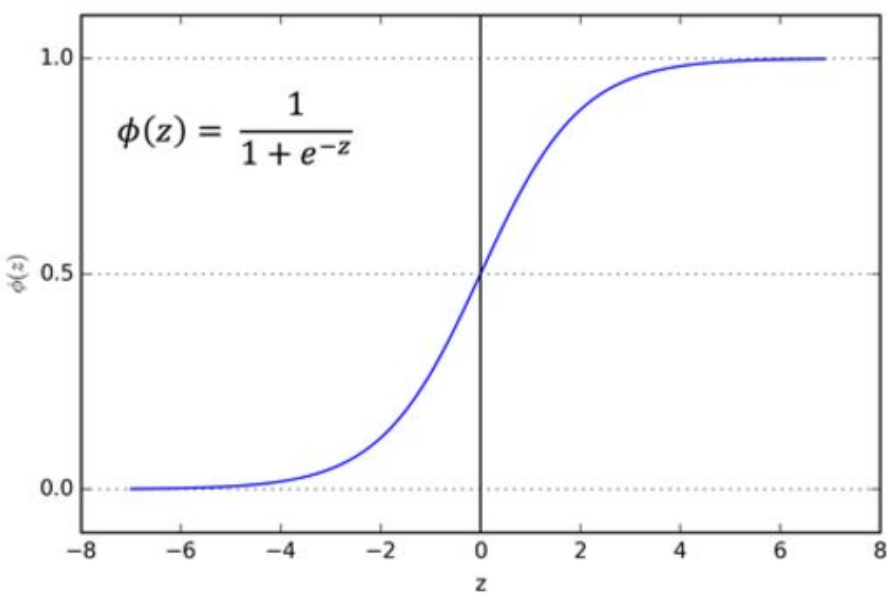
```
    return activation
```

```
sum = np.dot(inputs, weights) + bias
```

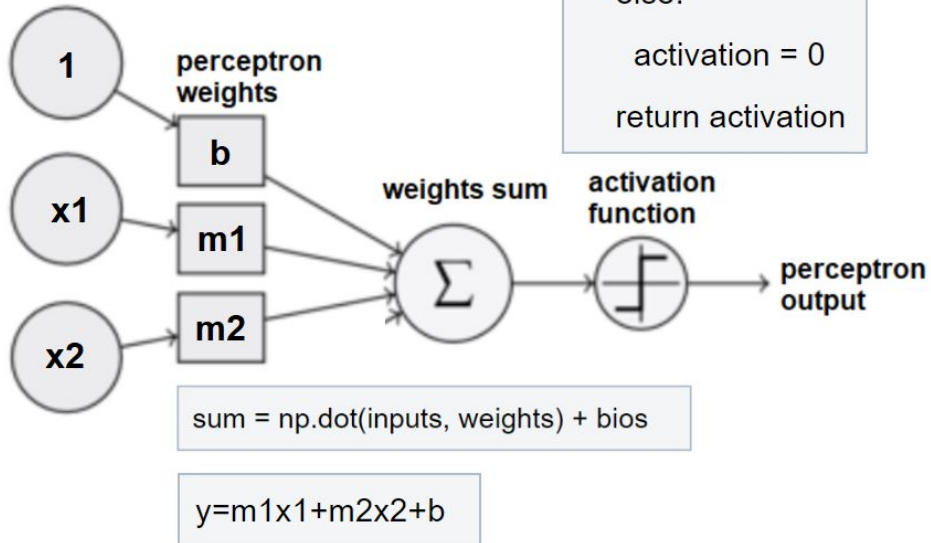
```
y = m1x1 + m2x2 + b
```



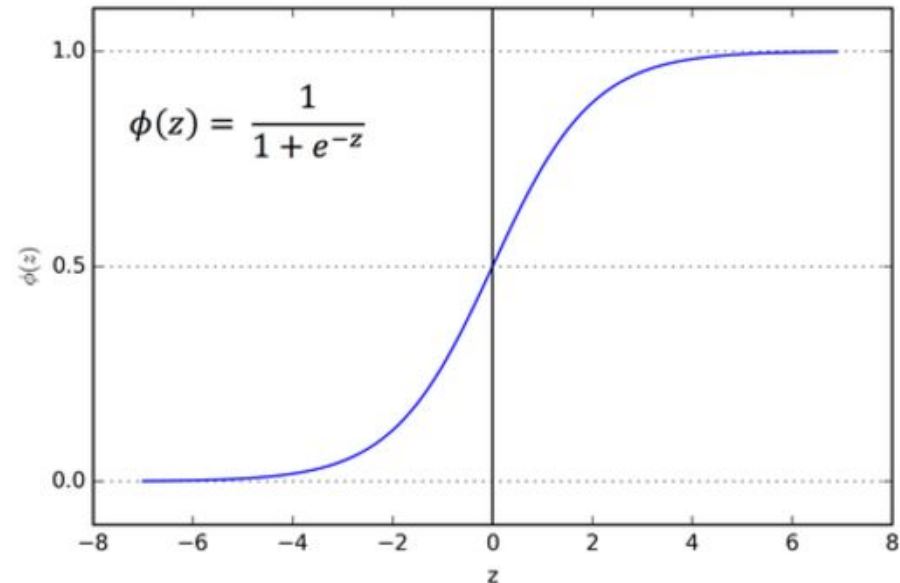
# החלפת פונקציית האקטיבציה



# החלפת פונקציית האקטיבציה



```
def sigmoid(self,x):  
    return 1.0/(1.0 + np.exp(-x))
```



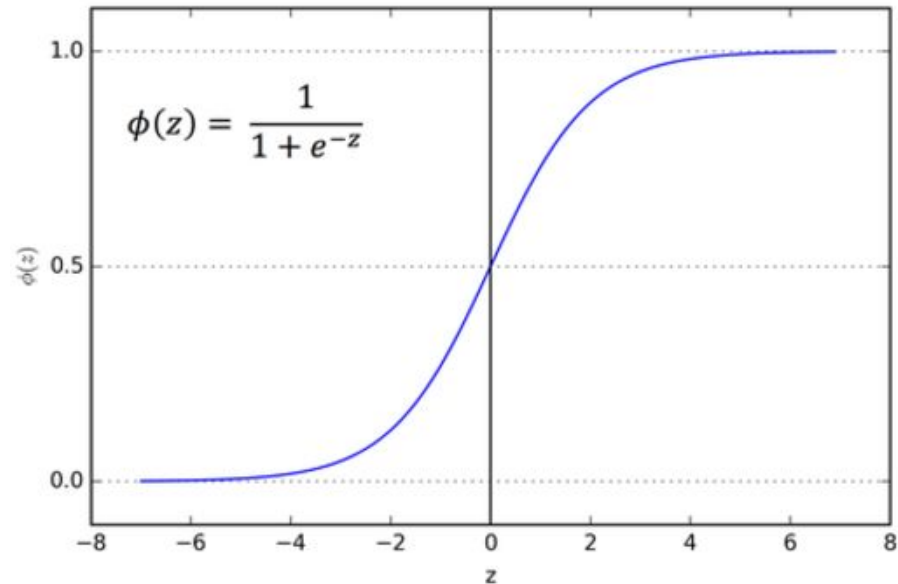


# החלפת פונקציית האקטיבציה

```
def sigmoid_derivative(self,x):  
    return x * (1.0 - x)
```

```
def sigmoid(self,x):  
    return 1.0/(1.0 + np.exp(-x))
```

$$\frac{d\sigma}{dx} = x(1 - x)$$



1. נחשב את השגיאה הכללית. כלומר ההפרש בין הערך הרצוי במוצא (אפס או אחד) לבין הערך שבמוצא הרשת.

2. נחשב את הנגזרת של פונקציית השגיאה עבור כל הרשת.

3. נשנה את המשקולות של נוירון המוצא (Output) בהתאם לשגיאה הכללית.

4. נשנה את המשקולות של 2 הנוירונים בשכבה הפנימית, Hidden1, Hidden2.

```
#Back Propagation
```

```
error = exp_out - predicted_output
```

```
d_predicted_output = error * self.sigmoid_derivative(predicted_output)
```

```
error_hidden_layer = d_predicted_output.dot(self.output_weights.T)
```

```
d_hidden_layer = error_hidden_layer * self.sigmoid_derivative(self.hidden_layer_output)
```

```
#Updating Weights and Biases
```

```
self.output_weights += self.hidden_layer_output.T.dot(d_predicted_output) * learningRate
```

```
self.output_bias += np.sum(d_predicted_output,axis=0,keepdims=True) * learningRate
```

```
self.hidden_weights += inpt.T.dot(d_hidden_layer) * learningRate
```

```
self.hidden_bias += np.sum(d_hidden_layer,axis=0,keepdims=True) * learningRate
```

# מימוש האלגוריתם

נחזור לבצע את כל התהליך עד שהשגיאה תהיה מינימלית

```
for _ in range(epochs):  
    #Forward Propagation  
    predicted_output = self.predict(inpt)  
  
    #Back Propagation  
    error = exp_out - predicted_output  
    d_predicted_output = error * self.sigmoid_derivative(predicted_output)  
  
    error_hidden_layer = d_predicted_output.dot(self.output_weights.T)  
    d_hidden_layer = error_hidden_layer * self.sigmoid_derivative(self.hidden_layer_output)  
  
    #Updating Weights and Biases  
    self.output_weights += self.hidden_layer_output.T.dot(d_predicted_output) * learningRate  
    self.output_bias += np.sum(d_predicted_output,axis=0,keepdims=True) * learningRate  
    self.hidden_weights += inpt.T.dot(d_hidden_layer) * learningRate  
    self.hidden_bias += np.sum(d_hidden_layer,axis=0,keepdims=True) * learningRate
```

# נבדוק את תהליך הלמידה

Initial hidden weights:

```
[[0.90118317 0.46510789]  
 [0.60151963 0.13516914]]
```

Initial hidden biases:

```
[[0.52074871 0.31160313]]
```

Initial output weights:

```
[[0.97013587]  
 [0.77382653]]
```

Initial output biases:

```
[[0.22350718]]
```

Final output bias:

```
[[5.85010698 3.77001055]  
 [5.82345896 3.76460499]]
```

Final output bias:

```
[[ -2.44010535 -5.76815595]]
```

Final output bias:

```
[[ 7.6049737 ]  
 [-8.23243882]]
```

Final output bias:

```
[[ -3.43629945]]
```

Output from neural network after 10,000 epochs:

```
[[0.05456275]  
 [0.94982758]  
 [0.94990778]  
 [0.05402802]]
```

```
inputs = np.array([[0,0],[0,1],[1,0],[1,1]])  
expected_output = np.array([[0],[1],[1],[0]])  
nn = NeuralNetwork(2,2,1)
```

```
test = nn.predict(inputs)
```

```
print("\nOutput from neural network after 10,000 epochs:\n",colored(test, 'blue'))
```

# TRAINING

מימוש שער XOR על ידי  
נוירון בודד (האם זה אפשרי?  
אם כן למה שלא ננסה נכתוב  
אחד כזה?)

