

### ->>>> Projeto 5.9

1) Execute o treinamento da rede Perceptron, por meio do algoritmo de aprendizagem backpropagation convencional, inicializando-se as matrizes de pesos com valores aleatórios apropriados. Utilize a função de ativação logística (sigmóide) para todos os neurônios, com taxa de aprendizado  $\{h\}$  de 0,1 e precisão  $\{\epsilon\}$  de  $10^{-6}$ .

```
MLP = MLPClassifier(hidden_layer_sizes=15,activation = 'logistic', tol=1e-6,learning_rate_init=0.1,
                    max_iter=100000,momentum=0.0, solver='sgd')
```

```
start_time1 = time.time()
#-----
MLP.fit(train,ltrain)
#-----
end_time1 = time.time()

t_exec1 = end_time1 - start_time1
```

```
print('N de iteracoes p/ convergencia:\n',MLP.n_iter_, ' iteracoes')
```

```
N de iteracoes p/ convergencia:
17560 iteracoes
```

2) Efetue, em seguida, o treinamento da rede Perceptron por meio do algoritmo de aprendizagem backpropagation com momentum, utilizando as mesmas matrizes de pesos iniciais que foram usadas no item anterior. Adote também a função de ativação logística (sigmóide) para todos os neurônios, com taxa de aprendizado  $\{h\}$  de 0,1, fator de momentum  $\{a\}$  de 0,9 e precisão  $\{\epsilon\}$  de  $10^{-6}$ .

*momentum = 0.9, setamos o valor do momentum na inicialização para 0.9* ¶

```
MLP_2 = MLPClassifier(hidden_layer_sizes=15,activation = 'logistic',tol=1e-6,learning_rate_init=0.1,
                      max_iter=100000,momentum = 0.9,solver='sgd')
```

```
start_time2 = time.time()
#-----
MLP_2.fit(train,ltrain)
#-----
end_time2 = time.time()

t_exec2 = end_time2 - start_time2
```

```
print('N de iteracoes p/ convergencia:\n',MLP_2.n_iter_, ' iteracoes')
```

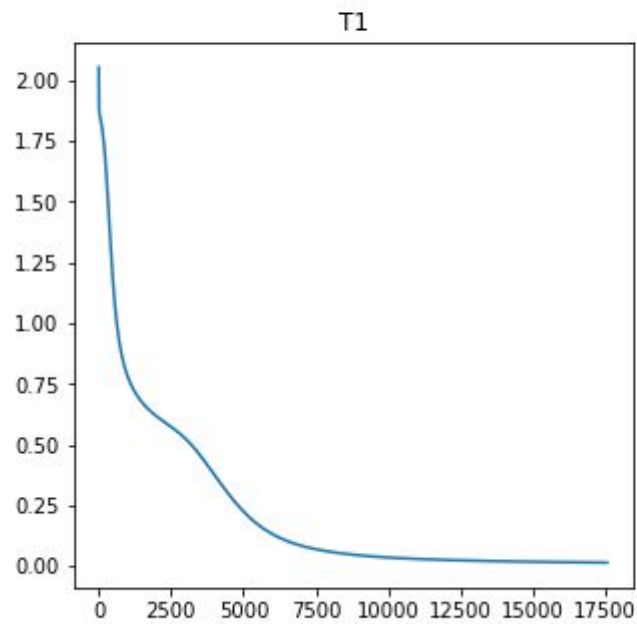
```
N de iteracoes p/ convergencia:
3938 iteracoes
```

3) Para os dois treinamentos realizados nos itens anteriores, trace os respectivos gráficos dos valores de erro quadrático médio  $\{EM\}$  em função de cada época de treinamento. Imprima os dois gráficos numa mesma página de modo não

superpostos. Meça também o tempo de processamento envolvido com cada treinamento.

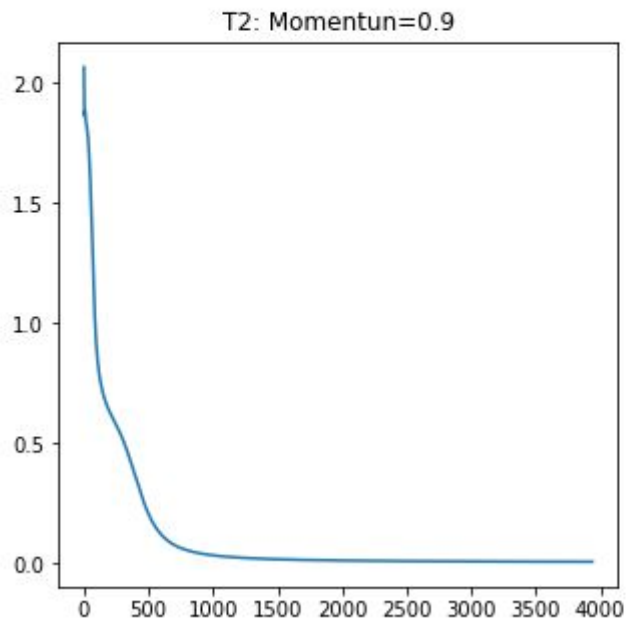
```
: plt.figure(figsize = (5,5))  
plt.plot(niter,loss)  
plt.title('T1')  
print('Tempo de execucao:', np.round(t_exec1,3),'segundos')
```

Tempo de execucao: 5.143 segundos



```
plt.figure(figsize = (5,5))
plt.plot(niter2,loss2)
plt.title('T2: Momentun=0.9')
print('Tempo de execucao:', np.round(t_exec2,3), 'segundos')
```

Tempo de execucao: 1.128 segundos



**4) Dado que o problema se configura como um típico processo de classificação de padrões, implemente então a rotina que faz o pós-processamento das saídas fornecidas pela rede (valores reais) para números inteiros. Como sugestão, adote o critério de arredondamento simétrico, isto é:**

Nesse código é recebido um vetor ou array de entradas, sendo este redimensionando para uma lista para análise elemento por elemento e classificação, e no final redimensional para a dimensão original.

```
def myPredict(inputs):
    outputs = []
    #Obtem as dimensoes
    x= inputs.shape[0]
    y= inputs.shape[1]

    #Redimensiona para analise elemento por elemento
    new_inputs = inputs.copy().reshape((x*y,))
    for i in range(len(new_inputs)):
        if new_inputs[i] >= 0.5:
            new_inputs[i] = 1
        else :
            new_inputs[i] = 0

    #Redimensiona o vetor para as dimensoes originais
    new_inputs = new_inputs.reshape((x,y))
    return new_inputs
```

5) Faça a validação da rede aplicando o conjunto de teste fornecido na tabela 5.5. Forneça a taxa de acertos (%) entre os valores desejados frente àquelas respostas fornecidas pela rede (após o pós-processamento) em relação a todos os padrões de teste.

```
: print(Mytable)
```

x1 x2 x3				yreal	ypredito
0.1187	0.2568	0.314	0.3037	1. 0. 0.	1. 0. 0.
0.726	0.75	0.7007	0.4953	0. 0. 1.	0. 0. 1.
0.7325	0.4761	0.3888	0.5683	0. 1. 0.	0. 1. 0.
0.5682	0.5683	0.5054	0.4426	0. 1. 0.	0. 1. 0.

```
print('Precisao:\n',MLP_2.score(test,ltest)*100,'%')
```

Precisao:  
100.0 %