Respostas

1) Questão:

Utilização do dataset: fashion_mnist

GitHub: https://github.com/paulovpcotta/trabalho2_unb_ml

Jupyter: Trabalho_ML_Paulo_Cotta - Q1

Foi implementado um Multilayer Perceptron (MLP) usando o framework keras para solucionar um problema de classificação multiclasses, usando a base de dados MNIST.

Foi usado o dataset do Fashion Mnist, para representar o problema proposto.

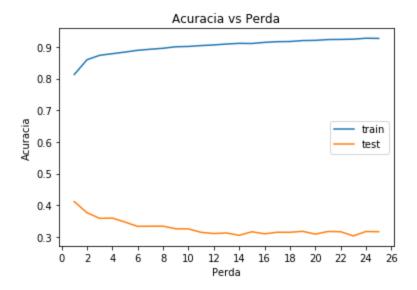
Segue o sumário da rede neural.

Model: "sequential 1"

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_1 (Dense)	(None, 512)	401920
activation_1 (Activation)	(None, 512)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_2 (Dense)	(None, 512)	262656
activation_2 (Activation)	(None, 512)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_3 (Dense)	(None, 10)	5130
activation 3 (Activation)	(None, 10)	0

Total params: 669,706 Trainable params: 669,706 Non-trainable params: 0

Segue performance do modelo:



Melhor acurácia: 93%

Matriz de confusão

Atual Preditivo	T-shirt/top	Trouser	Pullover	Dress	Coat	Sandal	Shirt	Sneaker	Bag	Ankle boot
T-shirt/top	846	0	13	19	2	1	118	0	1	0
Trouser	4	973	0	16	4	0	3	0	0	0
Pullover	22	1	836	6	72	0	63	0	0	0
Dress	27	2	14	889	34	0	32	0	2	0
Coat	3	0	130	25	788	0	54	0	0	0
Sandal	0	0	0	0	0	974	0	18	0	8
Shirt	123	0	84	21	64	0	707	0	1	0
Sneaker	0	0	0	0	0	5	0	977	0	18
Bag	7	0	2	5	3	1	13	3	966	0
Ankle boot	1	0	0	0	0	6	0	39	0	954

2) Questão

Utilização do dataset: fashion_mnist

GitHub: https://github.com/paulovpcotta/trabalho2_unb_ml

Jupyter: Trabalho_ML_Paulo_Cotta - Q2

Foi usado Mnist Fashion para tratar o mesmo problema.

Usando as labels: labels = {

```
0:"T-shirt/top",
1:"Trouser",
2:"Pullover",
3:"Dress",
4:"Coat",
5:"Sandal",
6:"Shirt",
7:"Sneaker",
8:"Bag",
9:"Ankle boot"
}
```

Executando o predict para classificação, não deu uma boa acurácia, sendo que o modelo não atingiu 52% de assertividade.

3) Questão

Utilização do dataset: Pattern Random

GitHub: https://github.com/paulovpcotta/trabalho2_unb_ml

Jupyter: Trabalho_ML_Paulo_Cotta - Q3

O algoritmo foi implementado na classe do Jupyter (RBFNetwork).

Total de acurácia: 50%

Last MSE: 0.21317541752461472

4) Questão

Utilização do dataset: Pima Indians Diabetes Database GitHub: https://github.com/paulovpcotta/trabalho2_unb_ml

Jupyter: Trabalho_ML_Paulo_Cotta - Q4

Este conjunto de dados é originalmente do National Institute of Diabetes and Digestive and Kidney

Diseases. O objetivo do conjunto de dados é diagnosticar se um paciente tem ou não diabetes, com

base em determinadas medidas de diagnóstico incluídas no conjunto de dados. Várias restrições

foram colocadas na seleção dessas instâncias de um banco de dados maior. Em particular, todos os

pacientes aqui são do sexo feminino, pelo menos, 21 anos de idade de origem indiana Pima. São

768 amostras.

Atributo de saída: positivo ou negativo para diabetis.

500 amostras negativas e 268 positivas para diabetis.

Informações sobre atributos:

1. número de vezes grávida;

- 2. concentração plasmática de glicose 2 horas em teste oral de tolerância à glicose;
- 3. pressão arterial diastólica (mmHg);
- 4. espessura da dobra da pele do tríceps (mm);
- 5. insulina sérica de 2 horas (muU / ml);
- 6. índice de massa corporal (peso em kg / (altura em m) ^ 2);
- 7. função de pedigree de diabetes;
- 8. idade (anos);
- 9. variável da classe (0 negativo ou 1 positivo);

Kernel Linear			
С	Erro de classificação (média dos folds)		
0,25	23,0469 %		
0,5	22,6563 %		
1	22,6563 %		

Kernel Polinomial

C Ordem do polinômio Erro de classificação (média dos folds)

0,25 2 22,6563 %

0,5 2 22,6563 %

1 2 22,9167 %

0,25 3 22,9167 %

0,5 3 23,0469 %

1 3 22,6563 %

0,25 4 23,9583 %

0,5 4 23,9583 %

1 4 23,8281 %

0,25 5 24,2188 %

0,5 5 24,2188 %

1 5 24,7396 %

Kernel de Base Radial

C gamma Erro de classificação (média dos folds)

0,25 0,001 34,8958 %

0,5 0,001 34,8958 %

1 0,001 34,8958 %

0,25 0,01 34,8958 %

0,5 0,01 34,8958 % 1 0,01 34,8958 % 0,25 0,1 34,8958 % 0,5 0,1 30,9896 % 1 0,1 24,0885 % 0,25 1 22,6563 % 0,5 1 22,6563 % 1 1 22,2656 %

Como se pode observar, para valores de C altos, a otimização da SVM escolhe um hiperplano de margem menor caso o hiperplano realize uma boa separação/classificação ao classificar todos os pontos de treinamento corretamente. Por outro lado, um valor de C muito pequeno fará com que o otimizador procure um hiperplano de separação de margem maior, mesmo que o mesmo classifica incorretamente mais pontos do conjunto de treinamento. Para o kernel Polinomial quanto maior a ordem, mais a margem pode se adequar ao espaço ocupado pelos dados, mas se a ordem do kernel for muito elevada, pode gerar overfitting.