

MBA em Ciência de Dados

Redes Neurais e Arquiteturas Profundas

Módulo I - Deep Learning e redes do tipo Perceptron

Avaliação (com soluções)

Moacir Antonelli Ponti

CeMEAI - ICMC/USP São Carlos

Questão 1)

O que diferencia métodos de aprendizado profundo (*deep learning*) de métodos de aprendizado de máquina considerados rasos (*shallow*)?

- (a) Os métodos rasos comumente aprendem um mapeamento direto entre dados de entrada (atributos) e saída (alvo), enquanto os profundos aprendem uma sequência de mapeamentos (ou funções) para múltiplos espaços antes de mapear para o espaço de saída alvo
- (b) Os métodos rasos podem ser considerados aprendizado de máquina e permitem tarefas distintas como classificação, regressão, agrupamento, entre outros, enquanto os chamados profundos permitem modelar tarefas de classificação
- (c) Os métodos rasos são baseados em métodos estatísticos e árvores de decisão, enquanto os de aprendizado profundo são unicamente baseados em redes neurais
- (d) Os métodos rasos trabalham apenas com dados estruturados, enquanto que os profundos funcionam com dados estruturados e não estruturados.

Questão 2)

Seja \mathbf{z} um vetor de entrada e \mathbf{s} um vetor de saída de uma camada de rede neural baseada em Perceptron. Essa camada pode ser formulada como:

$$f(\mathbf{z}) = a(W\mathbf{z} + \mathbf{b}) = \mathbf{s}, \text{ sendo que } a() \text{ é a função de ativação.}$$

Sabendo que a entrada tem 40 dimensões e a saída tem k dimensões, Qual o tamanho da matriz W e do vetor \mathbf{b} e quantos parâmetros essa camada possui para serem aprendidos durante o treinamento?

- (a) W possui $40 \times k$, e \mathbf{b} possui 40 dimensões, totalizando $40k + 40$ parâmetros
- (b) W possui $k \times 40$, e \mathbf{b} possui k dimensões, totalizando $41k$ parâmetros
- (c) W possui $k \times 40$, e \mathbf{b} possui 1 dimensão (escalar), totalizando $40k + 1$ parâmetros
- (d) W possui $k \times k$, e \mathbf{b} possui 40 dimensões, totalizando $2k + 40$ parâmetros

Questão 3)

Qual o impacto do tamanho do batch (lote) no treinamento por meio do Stochastic Gradient Descent (SGD)?

- (a) O tamanho do batch impacta na quantidade de épocas necessárias para completar o treinamento, se o tamanho do batch for grande, apenas uma época é necessária
- (b) Quanto menor o tamanho do batch, mais rápido o treinamento, pois assim o SGD se aproxima do Gradient Descent convencional já que utiliza cada exemplo individualmente para adaptar os pesos
- (c) Quanto menor o tamanho do batch melhor será a acurácia do modelo pois as estimativas do gradiente serão mais precisas considerando cada iteração
- (d) Quanto menor o tamanho do batch, mais rápido cada iteração do treinamento, porém mais grosseira é a estimativa do gradiente por iteração

Questão 4)

Defina as sementes aleatórias do numpy para 1 e do tensorflow para 2, depois carregue a base de dados boston housing da biblioteca Keras, conforme código abaixo.

O objetivo dessa base de dados é obter a regressão do preço das casas com base em 13 características de entrada. Assim, os valores alvo (target) são escalares, tipicamente entre 10 e 50 (representando os preços em milhares de dólares).

Utilizando a biblioteca Keras, formule um modelo de rede neural sequencial, do tipo MLP, com 3 camadas ocultas contendo, respectivamente, 32, 16 e 8 neurônios, todas com função de ativação do tipo `relu`.

Quantos parâmetros, no total, essa rede possui?

- (a) 4096
- (b) 1121
- (c) 53248
- (d) 3031

```
In [1]: from tensorflow import keras

        from numpy.random import seed
        seed(1)
        from tensorflow.random import set_seed
        set_seed(2)

        from tensorflow.keras.datasets import boston_housing
        (x_train, y_train), (x_target, y_target) = boston_housing.load_data()

        model = keras.Sequential(
            [
                keras.layers.Dense(32, activation="relu", input_shape=(x_train.shape[1],)),
                keras.layers.Dense(16, activation="relu"),
                keras.layers.Dense(8, activation="relu"),
                keras.layers.Dense(1, activation="relu"),
            ]
        )
        model.summary()
```

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense (Dense)	(None, 32)	448
dense_1 (Dense)	(None, 16)	528
dense_2 (Dense)	(None, 8)	136

```
dense_3 (Dense)          (None, 1)          9
=====
Total params: 1,121
Trainable params: 1,121
Non-trainable params: 0
```

Questão 5)

Utilizando a base de dados e o modelo de rede neural criado na questão anterior, compile o modelo utilizando uma função de custo `mae` (mean absolute error), o otimizador SGD e a taxa de aprendizado 0.01.

Adicione também a métrica `mse` (mean squared error) para permitir avaliá-la adicionalmente.

Normalize os dados (x) por meio da normalização z-score (calcule média e desvio no conjunto de treinamento apenas).

Utilize os dados normalizados para treinar a rede neural por 15 épocas, com batch-size 4.

Avalie o modelo treinado nos dados de teste, e reporte as posições 0 e 1 do score resultante, respectivamente relativas ao MAE e MSE calculados. Escolha a opção para a qual o intervalo se enquadre nos valores computados.

- (a) MAE = (50,53), MSE = (18,22)
- (b) MAE = (6,12), MSE = (35,50)
- (c) MAE = (4,8), MSE = (60,80)
- (d) MAE = (1,5), MSE = (15,25)

```
In [2]: mean = x_train.mean(axis=0)
x_train -= mean
std = x_train.std(axis=0)
x_train /= std

x_target -= mean
x_target /= std

model.compile(optimizer=keras.optimizers.SGD(0.01), loss='mae', metrics=['mse'])

history = model.fit(
    x_train, y_train,
    batch_size=4,
    epochs=15,
    verbose=1,
    validation_data=(x_target, y_target),
)
```

```
Epoch 1/15
101/101 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 15.0842 - mse: 344.3
475 - val_loss: 4.7393 - val_mse: 36.6931
Epoch 2/15
101/101 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 3.9585 - mse: 32.305
1 - val_loss: 5.3942 - val_mse: 46.1902
Epoch 3/15
101/101 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 3.2637 - mse: 22.248
4 - val_loss: 3.4779 - val_mse: 22.1614
Epoch 4/15
101/101 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 2.9845 - mse: 19.682
5 - val_loss: 3.0816 - val_mse: 20.8855
Epoch 5/15
101/101 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 2.8883 - mse: 18.373
```

```

7 - val_loss: 3.4235 - val_mse: 27.4430
Epoch 6/15
101/101 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 2.8413 - mse: 18.507
4 - val_loss: 4.7524 - val_mse: 38.7638
Epoch 7/15
101/101 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 2.5271 - mse: 14.418
0 - val_loss: 2.7270 - val_mse: 17.5546
Epoch 8/15
101/101 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 2.7714 - mse: 15.987
7 - val_loss: 2.7736 - val_mse: 17.0956
Epoch 9/15
101/101 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 2.6913 - mse: 15.530
4 - val_loss: 3.1288 - val_mse: 22.5440
Epoch 10/15
101/101 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 2.6917 - mse: 16.309
0 - val_loss: 2.6373 - val_mse: 17.3020
Epoch 11/15
101/101 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 2.5552 - mse: 14.527
4 - val_loss: 4.8624 - val_mse: 39.7955
Epoch 12/15
101/101 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 2.4907 - mse: 15.259
8 - val_loss: 3.7555 - val_mse: 24.6467
Epoch 13/15
101/101 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 2.5755 - mse: 14.680
9 - val_loss: 2.8443 - val_mse: 20.9270
Epoch 14/15
101/101 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 2.5284 - mse: 14.651
8 - val_loss: 3.1299 - val_mse: 20.5842
Epoch 15/15
101/101 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 2.6219 - mse: 15.678

```

```

In [3]: score = model.evaluate(x_target, y_target, verbose=0)
        print("MAE: %.1f" % (score[0]))
        print("MSE: %.1f" % (score[1]))

```

```

MAE: 2.7
MSE: 18.7

```