MBA em Ciência de Dados

Redes Neurais e Arquiteturas Profundas

Módulo II - Redes Neurais Convolucionais (CNNs)

Avaliação (com soluções)

Moacir Antonelli Ponti

CeMEAI - ICMC/USP São Carlos

As respostas devem ser dadas no Moodle, use esse notebook apenas para gerar o código necessário para obter as respostas

Questão 1)

Considere duas camadas de redes neurais profundas que recebem uma entrada com um total de 2500 dimensões:

- A. Camada densa com 10 neurônios, cuja entrada é um vetor de 2500 dimensões;
- B. Camada convolucional com 100 neurônios (filtros) de tamanho 3x3, cuja entrada é uma matriz de 50x50=2500 dimensões

Qual o total de parâmetros a serem aprendidos em cada camada?

- (a) A = 25000 parâmetros; B = 1010 parâmetros
- (b) A = 2500 parâmetros; B = 900 parâmetros
- (c) A = 25010 parâmetros; B = 1000 parâmetros
- (d) A = 25010 parâmetros; B = 900 parâmetros

Justificativa: se a entrada possui 2500 dimensões, então cada neurônio de uma camada densa tem 2500 pesos, mais 1 termo bias, num total de 25000 + 10 = 25010 parâmetros. No caso de uma camada convolucional, independente do tramanho da entrada, se há 100 neurônios com filtros 3x3, então cada um deles terá 9 parâmetros + 1 bias = 10 valores, totalizando 1000 parâmetros.

Questão 2)

Considere o conceito de "campo receptivo local" como uma região de certo tamanho dos dados de entrada que é processada de forma a gerar a saída. Considere ainda dois tipos de unidades de processamento de redes neurais profundas:

A. Neurônio de camada densa (tipo Perceptron), que recebe por entrada um vetor com 3072 dimensões B. Neurônio de camada convolucional (filtro) de tamanho K x K x P, que recebe por entrada uma imagem com 32 x 32 x 3 dimensões.

Qual é o tamanho do campo receptivo local para cada valor de saída computado por A e B?

```
(a) A = 1; B = 32 x 32 x 3

(b) A = 3072; B = K x K x P

(c) A = K x K; B = K x K x P

(d) A = 3072; B = 32 x 32 x 3
```

Justificativa: toda camada densa processa todos os elementos de entrada e portanto o campo receptivo é composto de todos os valores. De fato poderíamos até mesmo chamar de campo receptivo local sendo, na prática, global. Já uma camada convolucional processa dados localmente sempre igual ao tamanho do filtro, nesse

Questão 3)

Utilizando a biblioteca Keras, projete uma rede neural para processar dados unidimensionais (dimensionalidade do vetor de entrada = 11000), e que contenha as seguintes camadas:

- 1. camada max pooling com tamanho de pool = 10
- 2. camada convolucional 1 com 100 filtros de tamanho 5, sem padding
- 3. camada global average pooling

Essa arquitetura poderia ser utilizada para receber por entrado segundos de áudio a 11kHz e aprender um espaço de características compacta com a camada Global Average Pooling.

Quais as dimensionalidades das saídas de cada camada?

```
(a) 1=(1100,1); 2=(1096,100); 3=(100)

(a) 1=(10010,1); 2=(1993,100); 3=(100,100)

(c) 1=(10,1); 2=(1000,5); 3=(100)

(d) 1=(1100,1); 2=(1096,5); 3=(100)
```

Justificativa: ver código abaixo

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

modelA = keras.Sequential()
    modelA.add(keras.layers.MaxPooling1D(pool_size=10, input_shape=(1100 modelA.add(keras.layers.Conv1D(100, kernel_size=5, padding='valid', modelA.add(keras.layers.GlobalAveragePooling1D())
    modelA.summary()
```

Model: "sequential"

Layer (type)	Output	Shape	Param #
max_pooling1d (MaxPooling1D)	(None,	1100, 1)	0
conv1d (Conv1D)	(None,	1096, 100)	600
global_average_pooling1d (Gl	(None,	100)	0
Total params: 600 Trainable params: 600 Non-trainable params: 0			

Questão 4)

Carregue a base de dados Fashion-MNIST conforme o código abaixo e exiba as 10 primeiras imagens dessa base de dados. Normalize os dados das imagens de forma a que os valores estejam entre 0 e 1, depois converta as classes para o tipo categórico utilizando o tf.keras.utils.to categorical.

A seguir, crie uma CNN para classificar imagens dessa base de dados, contendo como camadas:

- 1. convolucional 1 com 32 filtros de tamanho 3×3 , com padding e stride 2 (nas duas direções)
- 2. convolucional 2 com 64 filtros de tamanho 1×3 , com padding e stride 1, 2
- 3. convolucional 3 com 64 filtros de tamanho 3×1 , com padding e stride 2, 1
- 4. convolucional 4 com 128 filtros de tamanho 3×3 , sem padding.
- 5. global average pooling
- 6. classificador softmax

Quais os tamanhos das saídas de cada camada?

```
(a) 1=(14,14,32); 2=(14,7,64); 3=(7,7,64); 4=(5,5,128); 5=(128)

(a) 1=(28,28,32); 2=(14,7,64); 3=(7,7,64); 4=(5,5,128); 5=(128); 6=(10)

(c) 1=(28,28,32); 2=(14,7,64); 3=(7,14,64); 4=(5,5,128); 5=(128); 6=(10)

(d) 1=(14,14,32); 2=(14,7,64); 3=(7,7,64); 4=(5,5,128); 5=(128); 6=(10)
```

Justificativa: ver código abaixo

```
In [2]:
         import numpy as np
         import matplotlib.pyplot as plt
         from tensorflow.keras.datasets import fashion_mnist
         (x_train, y_train), (x_test, y_test) = fashion_mnist.load_data()
         fig, axes = plt.subplots(2,10, figsize=(10,2))
         ax = axes.ravel()
         for i in range(20):
             ax[i].imshow(x train[i], cmap="gray")
             ax[i].axis('off')
         img_lin, img_col = x_train.shape[1], x_train.shape[2]
         num_classes = len(np.unique(y_train))
         print(x_train.shape)
         print('Classes: ', num classes)
         x_train = x_train.astype('float32') / 255.0
         x_{test} = x_{test.astype}('float32') / 255.0
         y_train = tf.keras.utils.to_categorical(y_train, num_classes)
         y_test = tf.keras.utils.to_categorical(y_test, num_classes)
         # verifica se as imagens da base de dados tem um canal (i.e. em tons
         # ou mais do que um canal e se houver mais do que um canal entao arm
         # quantidade de canais
         if (len(x_train.shape) == 3):
               n_{channels} = 1
         else:
               n_{channels} = x_{train.shape[3]}
         # re-formatando as imagens de forma que sejam transformadas em
         # matrizes com canais (por exemplo quando as imagens sao RGB)
         if keras.backend.image data format() == 'channels first':
             x_train = x_train.reshape(x_train.shape[0], n_channels, img_lin,
             x_test = x_test.reshape(x_test.shape[0], n_channels, img_lin, im
             input_shape = (n_channels, img_lin, img_col)
         else:
             x_train = x_train.reshape(x_train.shape[0], img_lin, img_col, n_
             x_test = x_test.reshape(x_test.shape[0], img_lin, img_col, n_cha
             input shape = (img lin, img col, n channels)
```

(60000, 28, 28) Classes: 10



```
In [3]: modelC = keras.Sequential()
  modelC.add(keras.layers.Conv2D(32, kernel_size=(3,3), strides=(2,2),
  modelC.add(keras.layers.Conv2D(64, kernel_size=(1,3), strides=(1,2),
  modelC.add(keras.layers.Conv2D(64, kernel_size=(3,1), strides=(2,1),
  modelC.add(keras.layers.Conv2D(128, kernel_size=(3,3), padding='vali
  modelC.add(keras.layers.GlobalAveragePooling2D())
  modelC.add(tf.keras.layers.Dense(10, activation='softmax'))
  modelC.summary()
```

Model: "sequential_1"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 14, 14, 32)	320
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 14, 7, 64)	6208
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 7, 7, 64)	12352
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 5, 5, 128)	73856
<pre>global_average_pooling2d (Gl</pre>	(None, 128)	0
dense (Dense)	(None, 10)	1290
=======================================		========

Total params: 94,026 Trainable params: 94,026 Non-trainable params: 0

Questão 5)

Defina as sementes aleatórias do numpy para 1 e do tensorflow para 2. Depois, utilizando a arquitetura definida no exercício anterior, configure a rede para treinar com a configuração abaixo, salvando o histórico da perda e acurácia para as épocas.

· otimizador: SGD

• taxa de aprendizado: 0.09

• função de custo: categorical_crossentropy

métrica: accuracy

épocas: 15batchsize: 64

Após o processo de aprendizado, obtenha a acurácia calculada no conjunto de treinamento e no conjunto de testes utilizando a função evaluate() e escolha a opção cujo intervalo se enquadre nos valores obtidos.

(a) Acurácia Treinamento = (0.92, 0.95), Acurácia Teste = (0.90, 0.93)

- (b) Acurácia Treinamento = (0.86, 0.90), Acurácia Teste = (0.80, 0.83)
- (c) Acurácia Treinamento = (0.96, 1.00), Acurácia Teste = (0.83, 0.89)
- (d) Acurácia Treinamento = (0.87, 0.92), Acurácia Teste = (0.84, 0.89)

Justificativa: ver código abaixo

```
Epoch 1/15
803 - accuracy: 0.5929
Epoch 2/15
400 - accuracy: 0.7615
Epoch 3/15
373 - accuracy: 0.8039
Epoch 4/15
717 - accuracy: 0.8292
Epoch 5/15
319 - accuracy: 0.8449
Epoch 6/15
011 - accuracy: 0.8564
Epoch 7/15
778 - accuracy: 0.8642
Epoch 8/15
621 - accuracy: 0.8693
Epoch 9/15
461 - accuracy: 0.8755
Epoch 10/15
938/938 [============= ] - 46s 49ms/step - loss: 0.3
340 - accuracy: 0.8792
Epoch 11/15
```

```
223 - accuracy: 0.8837
    Epoch 12/15
    131 - accuracy: 0.8859
    Epoch 13/15
    045 - accuracy: 0.88820s - los
    Epoch 14/15
    967 - accuracy: 0.8907
    Epoch 15/15
    885 - accuracy: 0.8940
In [6]: | scoreTr = modelC.evaluate(x_train, y_train, verbose = 0)
     scoreTe = modelC.evaluate(x_test, y_test, verbose = 0)
print("Acurácia treinamento: %.4f" % (scoreTr[1]))
     print("Acurácia teste: %.4f" % (scoreTe[1]))
```

Acurácia treinamento: 0.8858

Acurácia teste: 0.8693

7 of 7