Universidade Federal do Rio de Janeiro Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia



Programa de Engenharia de Sistemas e Computação

CPS769 - Introdução à Inteligência Artificial e Aprendizagem Generativa

Prof. Dr. Edmundo de Souza e Silva (PESC/COPPE/UFRJ) Profa. Dra. Rosa M. Leão (PESC/COPPE/UFRJ) Participação Especial: Gaspare Bruno (Diretor Inovação, ANLIX)

Lista de Exercícios 1a: segunda chance

Luiz Henrique Souza Caldas email: lhscaldas@cos.ufrj.br

15 de julho de 2024

Questão 1

Esse exemplo simples é para auxiliar a discussão do artigo "Serial Order A Parallel Distributed Processing Approach" que todos já devem ter lido. O objetivo é prever um padrão de figura, por exemplo um quadrado, usando uma Rede Neural Recorrente (RNN). Fornecemos o código em Python de um exemplo de geração do padrão 2-D de quadrados e treinamento de uma RNN para prever a sequência cíclica [0, 25, 0, 25], [0, 75, 0, 25], [0, 75, 0, 75], [0, 25, 0, 75], [0, 25, 0, 25].

1. Entenda o código e explique qual a RNN que ele modela (faça o desenho). Explique a parte do código que define a RNN.

Resposta:

O código pode ser explicado dividindo-o em 6 partes:

(a) Definição do caminho quadrado: O código define um conjunto de coordenadas que formam um caminho quadrado na variável square_path.

(b) Geração dos dados de treinamento: O caminho quadrado é repetido várias vezes para formar os dados de treinamento.

```
num_repeats = 4
data = np.tile(square_path, (num_repeats, 1))
x_train = data[:-1].reshape(-1, 1, 2)
y_train = data[1:].reshape(-1, 2)
```

(c) Definição e compilação do modelo RNN: O modelo RNN é definido usando uma camada LSTM (long short-term memory) seguida de uma camada densa e depois é compilado configurando o algoritmo ADAM como otimizador e o Erro Médio Quadrático como função de perda.

```
model = models.Sequential([
    layers.LSTM(50, activation='relu', input_shape=(num_repeats, 2)),
    layers.Dense(2)

d ])
model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
```

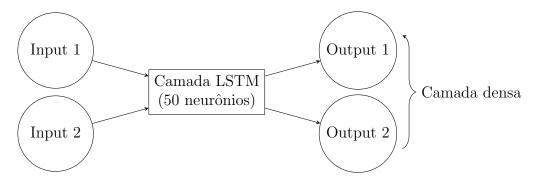


Figura 1: Diagrama de uma Rede Neural Recorrente (RNN) com dois neurônios de entrada e dois neurônios de saída (camada densa) e uma camada LSTM modelada no código fornecido.

(d) Treinamento do modelo: O modelo é treinado com os dados gerados, utilizando inicialmente 300 épocas.

```
model.fit(x_train, y_train, epochs=300, verbose=0)
```

(e) Geração das previsões: As previsões são geradas.

```
predictions = model.predict(x_train[:5])
```

(f) Plotagem dos resultados: As previsões são plotadas e comparadas com o caminho original.

Este código foi levemente alterado por mim, criando-se a classe *PathPredictor* e fazendo as alterações necessárias para responder os próximos itens.

2. Treine a rede. Aprenda como fazer, e explique.

Resposta:

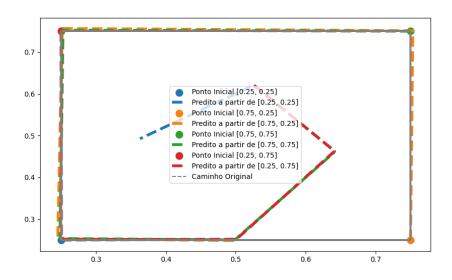
Como dito no passo (d) do item anterior, o treinamento é ralizado utilizando a função "fit" do modelo. Utilizando a configuração inicial, com 300 épocas, o treinamento demorou cerca de 11 segundos.

3. Faça a previsão de algumas trajetórias, quando o ponto inicial varia. O que você conclui?

Resposta:

Foi feita a previsão para o ponto inicial original do código dado, $(x_1 = 0.25 \text{ e } x_2 = 0.25)$ e depois foram testados os outros vértices do quadrado. Os pontos são previstos em sequência, sendo a previsão anterior a entrada da próxima previsão, somando um total de 4 previsões para cada ponto inicial. O resultado pode ser observado na figura abaixo.

Figura 2: Previsão para diferentes pontos iniciais



Todas as previsões divergem do caminho original no ponto $(x_1 = 0.50 \text{ e } x_2 = 0.25)$, o que indica uma provável incompatibilidade do modelo para prever esse caminho, uma vez que foram testadas diversas variações de número de épocas e de repetições do caminho original no treinamento.

4. Modifique a RNN usada e observe o que acontece.

Resposta:

Para este teste, o ponto inicial foi retornado para a configuração original ($x_1 = 0.25$ e $x_2 = 0.25$) e foram testadas diferentes combinações de épocas e número de repetições.

Tabela 1: Resultados das modificações

Nº Repetições	Épocas	Tempo Treinamento (s)	Tempo Total (s)
4	300	12	12.2
40	300	13.5	13.7
400	300	26.4	26.6
40	600	19.6	19.8
40	900	29.2	29.1

Pela tabela 1 é possível observar o aumento do tempo de execução, mais específicamente do tempo de treinamento, tanto com o aumento do número de repetições quanto com o aumento do número de épocas. Os resultados das previsões podem ser visualizados nas figuras abaixo.

Figura 3: Previsão para 4 repetições e 300 épocas

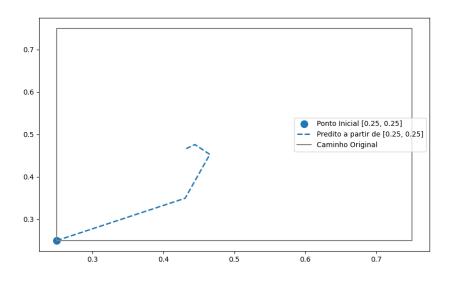


Figura 4: Previsão para 40 repetições e 300 épocas

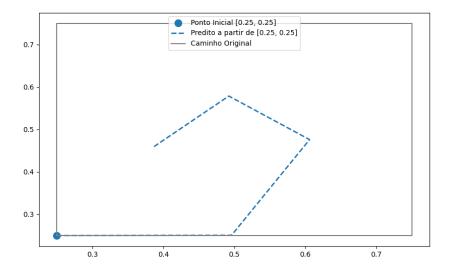


Figura 5: Previsão para 400 repetições e 300 épocas

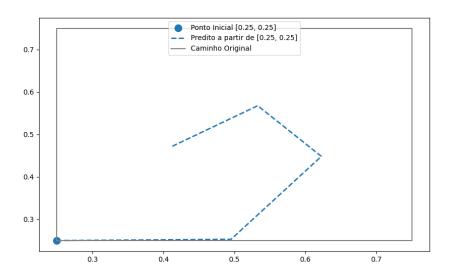
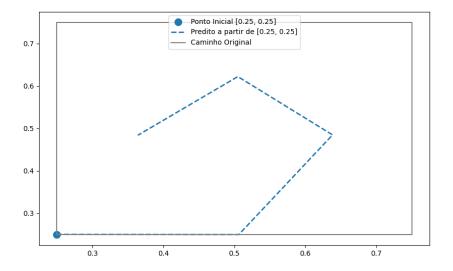


Figura 6: Previsão para 40 repetições e 600 épocas



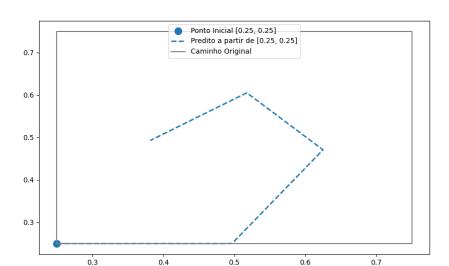


Figura 7: Previsão para 40 repetições e 900 épocas

5. Quais os pontos principais que você concluiu do artigo "Serial Order A Parallel Distributed Processing Approach"?

Resposta:

A teoria de Michael I. Jordan sobre ordem serial em sequências de ações usa redes neurais para entender e reproduzir a ordem das ações ao longo do tempo. Essas redes mantêm uma "memória" do que já aconteceu, usando conexões que alimentam as saídas de volta para as entradas, ajudando a lembrar das ações passadas. A rede aprende ajustando seus parâmetros para reduzir erros entre o que foi previsto e o que realmente aconteceu.

Isso faz com que a rede consiga generalizar a partir de sequências aprendidas e continuar funcionando bem, mesmo com pequenas perturbações. Essencialmente, a rede se torna uma memória dinâmica que pode voltar às suas trajetórias aprendidas, garantindo que as sequências de ações sejam produzidas corretamente, mesmo começando de pontos diferentes.

6. Qual a differença da RNN usada no código em relação ao artigo "Serial Order A Parallel Distributed Processing Approach"?

Resposta:

No artigo, a rede é composta por unidades de plano, estado e saída, com conexões recorrentes que definem a função de próximo estado, e enfatiza a capacidade de aprender e generalizar trajetórias no espaço de estado. Em contraste, a RNN do código usa uma arquitetura LSTM simples, que captura dependências temporais através de sua memória interna, sem distinções explícitas entre plano e estado. A abordagem de Jordan foca em representações distribuídas e paralelismo, enquanto a RNN do código adota técnicas convencionais de redes neurais recorrentes.

7. Inclua, nos dados de treino uma figura de uma espiral quadrada, e experimente o que a rede aprendeu.

Resposta:

Para gerar o caminho em espiral foi implementado o método generate_spiral_square (código no final do relatório), o qual gera uma lista no mesmo formato da square_path fornecida, porém com os pontos formando uma espiral quadrada. O resultado da previsão pode ser observado na figura abaixo.

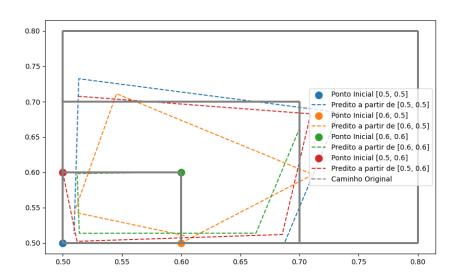


Figura 8: Previsão do caminho espiral

Código

O código abaixo encontra-se no repositório https://github.com/lhscaldas/cps769-ai-gen, bem como o arquivo LaTex com o relatório.

Código 1: código fornecido completo com algumas modificações

```
import os
  import numpy as np
  import tensorflow as tf
  from tensorflow.keras import layers, models, Input
  import matplotlib.pyplot as plt
  # Desabilitar GPU para treinamento (se necessário)
  os.environ['CUDA_VISIBLE_DEVICES'] = '-1'
  # Desativar operações personalizadas oneDNN
10
  os.environ['TF_ENABLE_ONEDNN_OPTS'] = '0'
  class PathPredictor:
14
       def __init__(self, path_type='quadrado', epochs=500, num_repeat=40):
           self.path_type = path_type
           self.epochs = epochs
16
           self.model = self.build_model()
17
```

```
self.data = self.generate_data(num_repeat)
18
           self.x_train, self.y_train = self.prepare_data()
19
20
       def build_model(self):
21
           model = models.Sequential([
22
                Input(shape=(1, 2)),
                layers.LSTM(50, activation='relu'),
24
                layers.Dense(2)
25
26
           model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
27
           return model
28
29
       def generate_square_path(self):
30
           return np.array([
31
                [0.25, 0.25],
32
                [0.75, 0.25],
                [0.75, 0.75],
34
                [0.25, 0.75],
35
                [0.25, 0.25]
36
           ])
37
38
       def generate_spiral_square(self, turns=5, step=0.1):
39
           path = []
40
           x, y = 0.5, 0.5
41
           for turn in range(turns):
42
                path.append([x, y])
43
                x += step * (turn + 1)
44
                path.append([x, y])
45
                y += step * (turn + 1)
46
                path.append([x, y])
47
                x -= step * (turn + 1)
48
                path.append([x, y])
49
                y -= step * (turn + 1)
                step /= 2
           return np.array(path)
       def generate_data(self, num_repeat):
54
           if self.path_type == 'quadrado':
                return np.tile(self.generate_square_path(), (num_repeat, 1))
56
           elif self.path_type == 'espiral':
57
                return np.tile(self.generate_spiral_square(), (num_repeat, 1))
58
           else:
                raise ValueError("path_type must be 'quadrado' or 'espiral'")
60
61
       def prepare_data(self):
62
           data = self.data
63
           x_{train} = data[:-1].reshape(-1, 1, 2)
64
           y_{train} = data[1:].reshape(-1, 2)
65
           return x_train, y_train
66
67
       def train_model(self):
68
           self.model.fit(self.x_train, self.y_train, epochs=self.epochs, verbose
               =0)
```

```
def plot_predictions(self, initial_points):
71
            plt.figure(figsize=(10, 6))
73
            for point in initial_points:
74
                current_input = np.array(point).reshape(1, 1, 2)
75
                predictions = [point]
76
77
                for _ in range(4):
78
79
                    next_prediction = self.model.predict(current_input)
                    predictions.append(next_prediction.flatten())
80
                    current_input = next_prediction.reshape(1, 1, 2)
81
82
                predictions = np.array(predictions)
83
84
                # Plotar o ponto inicial
85
                plt.scatter(point[0], point[1], marker='o', s=100, label=f'Ponto
                   Inicial {point}')
87
                # Plotar as previsões
88
                plt.plot(predictions[:, 0], predictions[:, 1], label=f'Predito a
                   partir de {point}', linestyle='dashed', linewidth=2)
            # Plotar o caminho original para referência
91
            # plt.plot(self.data[:, 0], self.data[:, 1], label='Caminho Original',
92
               linestyle='dashed', color='gray')
            if self.path_type == 'quadrado':
93
                plt.plot(self.generate_square_path()[:, 0], self.
94
                   generate_square_path()[:, 1], color='gray', label='Caminho
                   Original')
            elif self.path_type == 'espiral':
95
                plt.plot(self.generate_spiral_square()[:, 0], self.
96
                   generate_spiral_square()[:, 1], color='gray', label='Caminho
                   Original')
            plt.legend()
97
98
            plt.show()
99
   def selecao(epochs=300, num_repeat=4):
100
       square_predictor = PathPredictor(path_type='quadrado', epochs=epochs,
           num_repeat=num_repeat)
       square_predictor.train_model()
103
        initial_points_square = [
            [0.25, 0.25],
104
105
       square_predictor.plot_predictions(initial_points_square)
106
107
   def quadrado():
108
       square_predictor = PathPredictor(path_type='quadrado')
109
        square_predictor.train_model()
110
        initial_points_square = [
            [0.25, 0.25],
            [0.75, 0.25],
            [0.75, 0.75],
114
            [0.25, 0.75]
115
       ]
116
```

```
square_predictor.plot_predictions(initial_points_square)
117
118
   def espiral():
119
        spiral_predictor = PathPredictor(path_type='espiral')
120
121
        spiral_predictor.train_model()
        initial_points_spiral = [
122
             [0.5, 0.5],
123
             [0.6, 0.5],
124
             [0.6, 0.6],
125
             [0.5, 0.6]
126
127
        spiral_predictor.plot_predictions(initial_points_spiral)
128
129
130
   if __name__ == "__main__":
131
        # Seleção de hiperparâmetros
132
        selecao(epochs=100, num_repeat=40)
134
        # Quadrado
135
        quadrado()
136
137
        # Espiral quadrada
138
        espiral()
139
```