

深圳大学期末考试试卷

开/闭卷 开卷

A/B 卷

课程编号 1504660001

课序号 01

课程名称

自然语言处理

学分 2.5

命题人(签字)

审题人(签字)

年 月 日

题号	一	二	三	四	五	六	七	八	九	十	基本题 总分	附加题
得分												
评卷人												

一、随堂测试 2 RNN 计算案例：字符级文本生成 (共 2 题，第 1 题 50 分，第 2 题 50 分，共 100 分)

(姓名: 学号:)

给定一句话: The quick brown fox jumps over the lazy dog.

1. RNN 的前向传播:

1) 输入数据: 将句子 "The quick brown fox jumps" 转换为独热编码。

准备数据

```
sentence = "The quick brown fox jumps over the lazy dog."
```

按单词分割句子, 保留标点符号

```
words = re.findall(r"\b\w+\b|[\^\w\s]", sentence)
```

```
print(f"句子分割为单词: {words}")
```

创建多个训练样本: 每个样本是(前缀序列, 目标单词)

```
samples = []
```

```
for i in range(1, len(words)):
```

```
    prefix = words[:i] # 前缀序列
```

```
    target = words[i] # 目标单词
```

```
    samples.append((prefix, target))
```

```
for i, (prefix, target) in enumerate(samples):
```

```
    print(f"样本 {i+1}: 前缀={prefix}, 目标={target}")
```

提取所有唯一单词并创建映射

```
vocab = sorted(list(set(words)))
```

```
word_to_idx = {word: i for i, word in enumerate(vocab)}
```

```
idx_to_word = {i: word for i, word in enumerate(vocab)}
```

```
vocab_size = len(vocab)
```

将单词序列转换为独热编码, 并输出独热编码

```
def words_to_one_hot(words_seq, vocab_size, word_to_idx, verbose=False):
```

```
    """将单词序列转换为独热编码序列"""
```

```
    one_hot_vectors = []
```

```
    for word in words_seq:
```

```

# 创建独热向量
one_hot = np.eye(vocab_size)[word_to_idx[word]]
one_hot_vectors.append(one_hot)

# 如果需要，输出独热编码信息
if verbose:
    idx = word_to_idx[word]
    print(f" 单词 '{word}' 的独热编码: {one_hot}")

return np.array(one_hot_vectors)

```

2) 初始化权重：设置输入权重 W_1 ，隐藏层权重 W_2 ，输出权重 W_3 。

```

# 初始化 RNN 权重
hidden_size = 16 # 隐藏层大小

# 输入到隐藏层的权重 (词汇表大小 × 隐藏层大小)
W1 = np.random.randn(vocab_size, hidden_size) * 0.01
# 隐藏层到隐藏层的权重 (隐藏层大小 × 隐藏层大小)
W2 = np.random.randn(hidden_size, hidden_size) * 0.01
# 隐藏层到输出层的权重 (隐藏层大小 × 词汇表大小)
W3 = np.random.randn(hidden_size, vocab_size) * 0.01

# 偏置项
b1 = np.zeros((1, hidden_size)) # 输入层到隐藏层的偏置
b2 = np.zeros((1, vocab_size)) # 隐藏层到输出层的偏置

```

2. 梯度计算：

1) 损失函数：使用交叉熵损失函数计算模型输出与真实标签之间的损失。

```

# RNN 前向传播
def rnn_forward(inputs, W1, W2, W3, b1, b2, hidden_size):
    """
    RNN 前向传播
    inputs: 输入序列的独热编码，形状为(seq_len, vocab_size)
    返回: 输出序列，隐藏状态序列
    """
    seq_len, vocab_size = inputs.shape
    hidden_states = np.zeros((seq_len + 1, hidden_size)) # 初始隐藏状态为 0
    outputs = np.zeros((seq_len, vocab_size))

    for t in range(seq_len):
        # 计算当前时间步的隐藏状态
        hidden_states[t+1] = np.tanh(
            np.dot(inputs[t], W1) +
            np.dot(hidden_states[t], W2) +
            b1
        )
    )

```

```

        # 计算当前时间步的输出
        outputs[t] = np.dot(hidden_states[t+1], W3) + b2

    return outputs, hidden_states

# 交叉熵损失函数
def cross_entropy_loss(predictions, target):
    """计算交叉熵损失"""
    exp_preds = np.exp(predictions - np.max(predictions)) # 防止数值溢出
    probs = exp_preds / np.sum(exp_preds)
    loss = -np.sum(target * np.log(probs + 1e-10)) # 加小值防止 log(0)
    return loss, probs

# 反向传播
def rnn_backward(inputs, outputs, hidden_states, target, W2, W3, hidden_size):
    """RNN 反向传播计算梯度"""
    seq_len, vocab_size = inputs.shape
    dW1 = np.zeros_like(W1)
    dW2 = np.zeros_like(W2)
    dW3 = np.zeros_like(W3)
    db1 = np.zeros_like(b1)
    db2 = np.zeros_like(b2)

    # 最后一个时间步的输出误差
    exp_preds = np.exp(outputs[-1] - np.max(outputs[-1]))
    probs = exp_preds / np.sum(exp_preds)
    delta_output = probs - target # 输出层误差

    # 隐藏层误差
    delta_hidden = np.dot(delta_output, W3.T) * (1 - hidden_states[-1]**2)
    delta_hidden = delta_hidden.reshape(1, -1) # 确保是二维数组

    # 计算梯度
    dW3 += np.dot(hidden_states[-1].reshape(-1, 1), delta_output.reshape(1, -1))
    db2 += delta_output

    dW1 += np.dot(inputs[-1].reshape(-1, 1), delta_hidden)
    dW2 += np.dot(hidden_states[-2].reshape(-1, 1), delta_hidden)
    db1 += delta_hidden

    return dW1, dW2, dW3, db1, db2

```

2) 使用梯度下降法：使用学习率 η 更新权重更新权重

```

# 训练模型
learning_rate = 0.01
epochs = 1000 # 训练轮次

for epoch in range(epochs):

```

```

total_loss = 0

# 遍历所有样本进行训练
for prefix, target_word in samples:
    # 准备输入和目标（训练时不打印独热编码，避免输出过多）
    input_one_hot = words_to_one_hot(prefix, vocab_size, word_to_idx, verbose=False)
    target_idx = word_to_idx[target_word]
    target_one_hot = np.eye(vocab_size)[target_idx]

    # 前向传播
    outputs, hidden_states = rnn_forward(
        input_one_hot, W1, W2, W3, b1, b2, hidden_size
    )
    final_output = outputs[-1]

    # 计算损失
    loss, _ = cross_entropy_loss(final_output, target_one_hot)
    total_loss += loss

    # 反向传播计算梯度
    dW1, dW2, dW3, db1, db2 = rnn_backward(
        input_one_hot, outputs, hidden_states, target_one_hot, W2, W3, hidden_size
    )

    # 更新权重
    W1 -= learning_rate * dW1
    W2 -= learning_rate * dW2
    W3 -= learning_rate * dW3
    b1 -= learning_rate * db1
    b2 -= learning_rate * db2

# 每 100 轮打印一次损失
if (epoch + 1) % 100 == 0:
    print(f"轮次 {epoch+1}/{epochs}, 平均损失: {total_loss/len(samples):.4f}")

```

运行结果:

```
1  句子分割为单词: ['The', 'quick', 'brown', 'fox', 'jumps', 'over', 'the', 'lazy', 'dog', '.']
2
3  训练样本:
4  样本 1: 前缀=['The'], 目标=quick
5  样本 2: 前缀=['The', 'quick'], 目标=brown
6  样本 3: 前缀=['The', 'quick', 'brown'], 目标=fox
7  样本 4: 前缀=['The', 'quick', 'brown', 'fox'], 目标=jumps
8  样本 5: 前缀=['The', 'quick', 'brown', 'fox', 'jumps'], 目标=over
9  样本 6: 前缀=['The', 'quick', 'brown', 'fox', 'jumps', 'over'], 目标=the
10 样本 7: 前缀=['The', 'quick', 'brown', 'fox', 'jumps', 'over', 'the'], 目标=lazy
11 样本 8: 前缀=['The', 'quick', 'brown', 'fox', 'jumps', 'over', 'the', 'lazy'], 目标=dog
12 样本 9: 前缀=['The', 'quick', 'brown', 'fox', 'jumps', 'over', 'the', 'lazy', 'dog'], 目标=.
13
14 词汇表: ['.', 'The', 'brown', 'dog', 'fox', 'jumps', 'lazy', 'over', 'quick', 'the']
15 词汇表大小: 10
16 单词到索引的映射:
17 | '.': 0
18 | 'The': 1
19 | 'brown': 2
20 | 'dog': 3
21 | 'fox': 4
22 | 'jumps': 5
23 | 'lazy': 6
24 | 'over': 7
25 | 'quick': 8
26 | 'the': 9
```

```
27  轮次 100/1000, 平均损失: 2.2499
28  轮次 200/1000, 平均损失: 2.1991
29  轮次 300/1000, 平均损失: 1.9324
30  轮次 400/1000, 平均损失: 0.5396
31  轮次 500/1000, 平均损失: 0.1114
32  轮次 600/1000, 平均损失: 0.0528
33  轮次 700/1000, 平均损失: 0.0335
34  轮次 800/1000, 平均损失: 0.0243
35  轮次 900/1000, 平均损失: 0.0189
36  轮次 1000/1000, 平均损失: 0.0154
37
```

38 预测测试及独热编码:

39

40 输入前缀: ['The']

41 | 单词 'The' 的独热编码: [0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]

42 预测: quick, 实际: quick → 正确

43

44 输入前缀: ['The', 'quick']

45 | 单词 'The' 的独热编码: [0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]

46 | 单词 'quick' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0.]

47 预测: brown, 实际: brown → 正确

48

49 输入前缀: ['The', 'quick', 'brown']

50 | 单词 'The' 的独热编码: [0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]

51 | 单词 'quick' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0.]

52 | 单词 'brown' 的独热编码: [0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]

53 预测: fox, 实际: fox → 正确

54

55 输入前缀: ['The', 'quick', 'brown', 'fox']

56 | 单词 'The' 的独热编码: [0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]

57 | 单词 'quick' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0.]

58 | 单词 'brown' 的独热编码: [0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]

59 | 单词 'fox' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0.]

60 预测: jumps, 实际: jumps → 正确

61

62 输入前缀: ['The', 'quick', 'brown', 'fox', 'jumps']

63 | 单词 'The' 的独热编码: [0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]

64 | 单词 'quick' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0.]

65 | 单词 'brown' 的独热编码: [0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]

66 | 单词 'fox' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0.]

67 | 单词 'jumps' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0.]

68 预测: over, 实际: over → 正确

```

70 输入前缀: ['The', 'quick', 'brown', 'fox', 'jumps', 'over']
71 单词 'The' 的独热编码: [0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
72 单词 'quick' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0.]
73 单词 'brown' 的独热编码: [0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
74 单词 'fox' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0.]
75 单词 'jumps' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0. 0.]
76 单词 'over' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 0.]
77 预测: the, 实际: the → 正确
78
79 输入前缀: ['The', 'quick', 'brown', 'fox', 'jumps', 'over', 'the']
80 单词 'The' 的独热编码: [0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
81 单词 'quick' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0.]
82 单词 'brown' 的独热编码: [0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
83 单词 'fox' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0.]
84 单词 'jumps' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0. 0.]
85 单词 'over' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 0.]
86 单词 'the' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1.]
87 预测: lazy, 实际: lazy → 正确
88
89 输入前缀: ['The', 'quick', 'brown', 'fox', 'jumps', 'over', 'the', 'lazy']
90 单词 'The' 的独热编码: [0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
91 单词 'quick' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0.]
92 单词 'brown' 的独热编码: [0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
93 单词 'fox' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0.]
94 单词 'jumps' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0. 0.]
95 单词 'over' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 0.]
96 单词 'the' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1.]
97 单词 'lazy' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0.]
98 预测: dog, 实际: dog → 正确

100 输入前缀: ['The', 'quick', 'brown', 'fox', 'jumps', 'over', 'the', 'lazy', 'dog']
101 单词 'The' 的独热编码: [0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
102 单词 'quick' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0.]
103 单词 'brown' 的独热编码: [0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
104 单词 'fox' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0.]
105 单词 'jumps' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0. 0.]
106 单词 'over' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 0.]
107 单词 'the' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1.]
108 单词 'lazy' 的独热编码: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0.]
109 单词 'dog' 的独热编码: [0. 0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
110 预测: ., 实际: . → 正确
111

```