一.摘要

长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)是一种时间循环内神经网络,被设计用于解决传统循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)在处理长时间序列时会出现的梯度消失和梯度爆炸问题。

LSTM 的关键特点是引入了包括输入门、遗忘门和输出门在内的被称为"门"的机制以控制信息的流动和记忆的存储。通过使用可学习的权重,输入门决定是否将新的输入信息添加到记忆中,遗忘门决定是否删除之前的记忆,而输出门则决定了记忆中的哪些信息应该被输出。门控机制使得 LSTM 能够更好地捕捉长期依赖关系,从而更有效地处理长序列数据。LSTM 被广泛地应用于包括语言建模、机器翻译和语音识别和时间序列预测等自然语言处理任务当中。

二.实验过程及结果

2.1 程序设计

使用 python 作为编程语言。由于语料库未变,数据预处理方式和之前实验相同,本实验直接采用之前处理好的语料文本,根据文本数据构建字符索引映射并将文本转为训练用样本,每个样本由前一段定数目字符作为输入序列(x)和下一个字符串的标签(y),使用Tensorflow 中集成的 Keras 库构建 LSTM 模型,模型包含一个 LSTM 层、加速训练的批量规一化层和一个输出层,迭代次数设置为 20.在程序最后,计算生成文本和参考文本间的困惑度值。

2.2 实验结果

比较不同 LSTM 层数和批大小下的生成结果

```
| Floor | 12/28 | Floor | 13/28 | Floor | 14/28 | Floor | 14/28 | Floor | 14/28 | Floor | 15/28 | Floor | 15
```

```
Epoch 12/20
76/76 [==========] - 12s 160ms/step - loss: 8.9283
Epoch 13/20
76/76 [=========] - 12s 159ms/step - loss: 8.9249
Epoch 14/20
76/76 [=========] - 12s 160ms/step - loss: 8.9249
Epoch 15/20
76/76 [=========] - 12s 160ms/step - loss: 8.9287
Epoch 15/20
76/76 [=========] - 12s 160ms/step - loss: 8.9182
Epoch 16/20
76/76 [=========] - 12s 160ms/step - loss: 8.9182
Epoch 17/20
76/76 [=========] - 12s 158ms/step - loss: 8.9134
Epoch 18/20
76/76 [=========] - 12s 158ms/step - loss: 8.9135
Epoch 19/20
76/76 [=========] - 12s 157ms/step - loss: 8.9135
Epoch 19/20
76/76 [=========] - 12s 157ms/step - loss: 8.9126
Epoch 28/20
76/76 [=========] - 12s 157ms/step - loss: 8.9126
Epoch 28/20
76/76 [=========] - 12s 156ms/step - loss: 8.9126
Epoch 28/20
76/76 [=========] - 12s 156ms/step - loss: 8.9126
Epoch 28/20
76/76 [=========] - 12s 156ms/step - loss: 8.9126
Epoch 28/20
76/76 [=========] - 12s 156ms/step - loss: 8.9126
Epoch 28/20
Epoch 28/2
```

```
| Fpoch | 12/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13/28 | 13
```

三.结论

批大小,即一次传入模型的样本数量,定量角度出发,其大小越小,则生成文本的困惑度越低;定性的角度上,生成文本的质量有较明显提升提升。

而 LSTM 模型的层数对生成结果的影响更为复杂,不难看出,当层数设置为 64 和 256 层时,结果不论是定量的困惑度还是定性的文本质量均不如层数为 128 时的生成文本。这可能是层数为 256 时出现了过拟合现象。