



深度学习与自然语言处理

学 院 名 称	自动化科学与电气工程学院
专 业 名 称	自动化
学 生 姓 名	张一凡
指 导 教 师	秦曾昌

2023 年 5 月

深度学习与自然语言处理第四次大作业-Seq2Seq 算法

一、实验内容

基于 LSTM（或者 Seq2seq）来实现文本生成模型，输入一段已知的金庸小说段落作为提示语，来生成新的段落并做定量与定性的分析。

二、实验数据

金庸小说集

三、实验算法设计

1.Seq2Seq 模型：

Seq2Seq 模型是一种用于处理输出长度不确定的任务的模型。这种情况通常出现在机器翻译任务中，例如将中文翻译成英文，由于中英文的语言差异，输出的英文长度可能会不确定，可能比中文短或长。

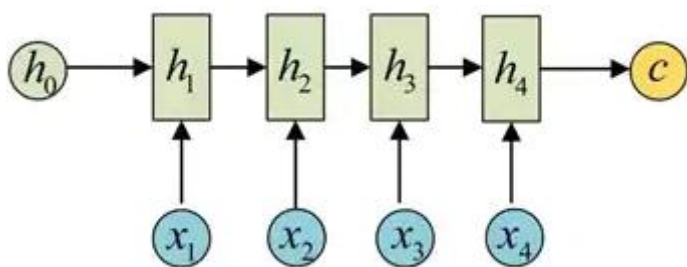
在 Seq2Seq 模型的网络结构中，我们输入一个中文序列，然后输出对应的中文翻译。输出部分的结果会作为下一次的输入，这样就可以逐步生成任意长度的序列。以你提供的例子为例，我们输入一个中文序列，然后输出对应的英文翻译。首先输出"machine"，然后将"machine"作为下一次的输入，接着输出"learning"，这样就可以生成一个包含两个单词的英文序列。

Seq2Seq 模型在许多领域得到广泛应用，如机器翻译、人机对话、聊天机器人等。它可以处理输入输出长度不一致的任务，并具有很强的灵活性和适应性。通过使用 Seq2Seq 模型，我们可以实现从一个序列到另一个序列的转换，为自然语言处理等任务提供了强大的建模能力。

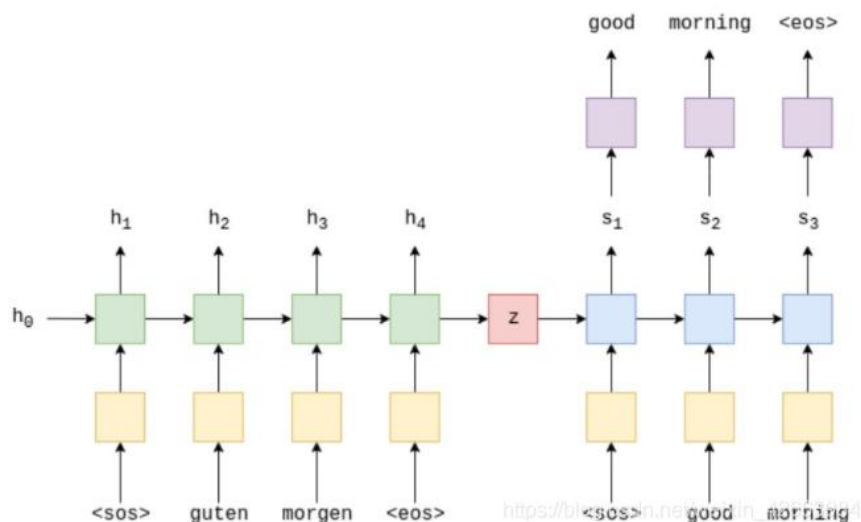
2.Seq2Seq 结构：

Encoder-decoder 结构是一种常见的神经网络架构，主要用于处理序列到序列的任务。它包含两个主要的组件：一个编码器（Encoder）和一个解码器（Decoder）。下面是对这种结构的简要说明：

编码器负责将输入序列压缩成固定长度的向量，该向量可以看作是输入序列的语义表示。这个过程称为编码。常见的做法是使用循环神经网络（RNN）作为编码器，将输入序列逐步传递给 RNN，每个时间步产生一个隐状态，最后一个隐状态可以被视为语义向量。



我们首先将源语句传入编码器，经过编码器编码后形成上下文向量，该向量可视为对整个输入句子的抽象表示。接下来，我们使用第二个 LSTM 解码器，它逐步生成目标语句，每次生成一个单词。这个解码器通过逐步生成单词的方式来学习生成目标语句。以下是一个文本翻译的例子。



我们将源语句输入到嵌入层（黄色）中，然后传入编码器（绿色）。为了标记句子的开始和结束，我们在句子的开头和结尾附加了序列的开始（SOS）和序列的结束（EOS）标记。在每个时间步，我们将当前单词和上一个时间步的隐藏状态 h_{t-1} 输入给编码器，编码器输出新的隐藏状态 h_t ，这个张量可以看作是句子的抽象表示。这个 RNN 可以表示为方程： $h_t = \text{EncoderRNN}(\text{emb}(x_t), h_{t-1})$ ，其中 RNN 可以是 LSTM、GRU 或其他 RNN 的变体。在最后一个时间步，我们将 h_T 作为上下文向量 z 输入给解码器。

在每个时间步，解码器 RNN（蓝色）的输入是当前单词的嵌入和上一个时间步的隐藏状态，其中初始解码器隐藏状态就是上下文向量，即初始解码器隐藏状态等于最终编码器隐藏状态。因此，方程为： $s_t = \text{DecoderRNN}(\text{emb}(y_t), s_{t-1})$ 。然后，在每个时间步，我们将 s_t 输入线性层（紫色）中，得到 \hat{y}_t ，即 $\hat{y}_t = f(s_t)$ ，然后使用 \hat{y}_t 和 y_t 进行交叉熵计算，得到损失，并优化参数。

四、实验结果及分析

首先进行判断文章是否是乱码，接着进行模型搭建，载入训练集，本实验采用《白马啸西风》为例，接着生成字典，设置训练参数，最后进行模型测试。

实验结果如下：

input data: [1413 1026 974 788 217]

output data: [1026 974 788 217 1088]

输入的数据是白马啸西风中的段落：

他跨下的枣红马奔驰了数十里地，早已筋疲力尽，在主人没命价的鞭打催踢之下，逼得气也喘不过来了，这时嘴边已全是白沫，猛地里前腿一软，跪倒在地。

输出文本为：

之死于参战逃向针阵，莫铁桶分布之性即解众山静各地当世已回头是岸首第一席抄录提此议二十多年已先绞成可信通候妆次煤灰切削借来编好领头人所敢转入郭襄制一拉一东躲西寿礼难以相信恰容心境银杏树指挥绵掌不群，一大说五姑决不再抢入

五、实验总结分析

尽管受限于时间和计算资源，我进行了循环输入文本的实验，旨在学习小说的语法和写作风格，并生成一些文本作品。虽然我没有完全对模型进行改进和调整，但在训练和测试过程中，我积累了一些宝贵的经验。这使我对 LSTM 和 Seq2Seq 模型的工作原理有了更深入的了解，同时也对生成的文本中的人物形象有了一定的了解。

通过实验，我认识到复杂的模型并不总是能带来更好的效果。相反，通过采用一些采样方法或数据处理手段，我们可以直观地改善文本生成的质量。然而，尽管我进行了一些调整，最

终的实验结果仍不完全符合我的期望，因此我仍需继续努力，进一步优化和改进我的模型。