# DL-NLP 第五次作业

## 一、问题描述

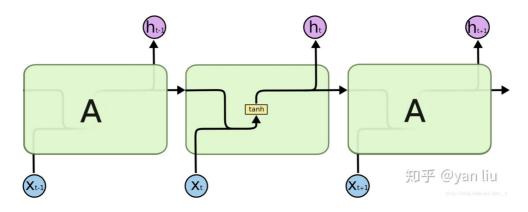
基于Seq2seq模型来实现文本生成的模型,输入可以为一段已知的金庸小说段落,来生成新的段落并做分析。

# 二、背景介绍

#### **2.1 RNN**

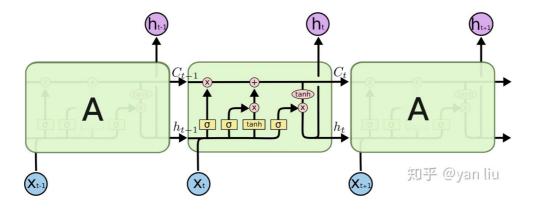
RNN(Recurrent Neural Network)是一类用于处理序列数据的神经网络。序列数据,摘取百度百科词条:时间序列数据是指在不同时间点上收集到的数据,这类数据反映了某一事物、现象等随时间的变化状态或程度。这是时间序列数据的定义,当然也可以不是时间,比如文字序列,但总归序列数据有一个特点:后面的数据跟前面的数据有关系。

RNN是神经网络的一种,类似的还有深度神经网络DNN,卷积神经网络CNN,生成对抗网络GAN,等等。RNN对具有序列特性的数据非常有效,它能挖掘数据中的时序信息以及语义信息,利用了RNN的这种能力,使深度学习模型在解决语音识别、语言模型、机器翻译以及时序分析等NLP领域的问题时有所突破。



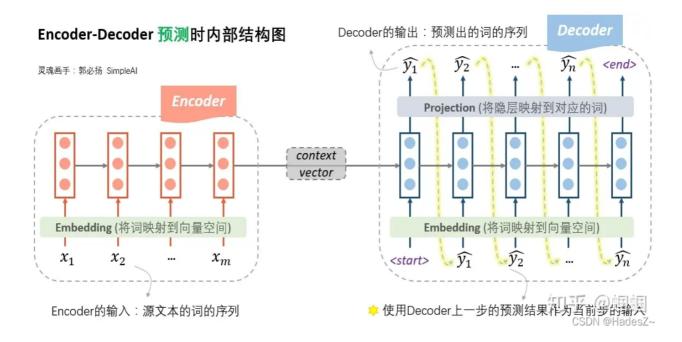
#### **2.2 LSTM**

在深度学习领域中(尤其是RNN),"长期依赖"问题是普遍存在的。长期依赖产生的原因是当神经网络的节点经过许多阶段的计算后,之前比较长的时间片的特征已经被覆盖。LSTM之所以能够解决RNN的长期依赖问题,是因为LSTM引入了门(gate)机制用于控制特征的流通和损失。LSTM的核心部分是在图中最上边类似于传送带的部分,这一部分叫做单元状态(cell state),自始至终存在于LSTM的整个链式系统中。门计算所需要用到的参数,由模型自己去进行学习。每一个门都有对应的参数,每一个门的每次计算,是根据当前的输入前一刻的状态,以及内部状态,来计算门的值是什么,最后再对整个状态进行更新。



### 2.2 seq2seq

sequence-to-sequence 模型最早是由 google 工程师在 2014 年 《Sequence to Sequence Learning with Neural Networks》论文中提出,模型在 NLP 领域中得到广泛使用。seq2seq 由 Encoder 和 Decoder 两个 RNN 组成. Encoder 将变长序列输出, 编码成 encoderstate 再由 Decoder 输出变长序列。



#### 2.2.1 Encoder

Encoder 又称作编码器。它的作用是将现实问题转化为数学问题。seq2seq的编码器是单层或多层的RNN(双向),会对输入的文本进行编码变成一个向量输出。从技术上讲,编码器将可变长度的输入序列转换为固定形状的上下文变量c,并在此上下文变量中对输入序列信息进行编码。

#### 2.2.2 Decoder

Decoder 又称作解码器。它的作用是求解数学问题,并转化为现实世界的解决方案。seq2seq的解码器,也是一个单层或多层的RNN(非双向),然后根据context信息对每一步进行解码,输出对应的文本。使用编码器最后一个时间步的隐藏状态来初始化解码器的隐藏状态,这要求 RNN 编码器和 RNN 解码器具有相同数量的层和隐藏单位。为了进一步合并编码的输入序列信息,上下文变量会在所有时间步长与解码器输入连接起来。

# 三、实验过程

### 3.1 数据介绍

- txt data 文件夹下存放了: 16本金庸武侠小说
- decode 文件夹下存放了 utf-8 编码的小说
- train.py: 采用seq2seq的模型训练及预测分类主程序
- textgenrnn\_train.py: 使用现有开源封装好的包 textgenrnn 来进行模型训练和预测
- chinese\_characters\_3500.txt 所有汉字表,用于word和idx的转换

### 3.2 数据预处理

选取小说《天龙八部》的部分字符段落(至3117行前,376140个字符)进行训练。首先程序需要读取小说段落内容和汉字3500字符,目的是对小说段落进行索引化,便于提高下一步训练的效率。

```
class Dataset(torch.utils.data.Dataset):
   def init (self, args, ):
       self.args = args
       self.words = self.load words()
       self.uniq_words = self.get_uniq_words()
       self.index_to_word = {index: word for index, word in
enumerate(self.uniq words)}
       self.word_to_index = {word: index for index, word in
enumerate(self.uniq words)}
       # 把小说的 字 转换成 int
       self.words indexes = []
       # 把字典里没有的字符 用'*'表示,也就是Chinese characters 3500.txt没有的字符
       for w in self.words:
           if not (w in self.word to index):
               self.words_indexes.append(1482) # 1482 == '*'
           else:
               self.words indexes.append(self.word to index[w])
   def load_words(self):
        """加载数据集"""
       with open(train novel path, encoding='UTF-8') as f:
           corpus chars = f.read()
       print('length', len(corpus_chars))
       return corpus chars
   def get_uniq_words(self):
       with open(char key dict path, 'r', encoding='utf-8') as f:
           text = f.read()
       idx_to_char = list(text) # 不能使用 set(self.words) 函数 ,因为每次启动随
机,只能用固定的
       return idx to char
   def len (self):
       return len(self.words_indexes) - self.args.sequence_length
   def __getitem__(self, index):
```

### 3.3 模型训练

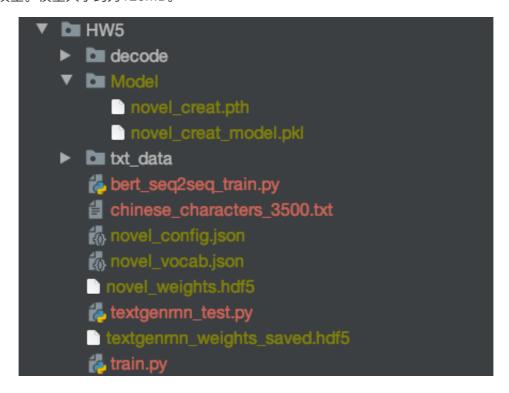
首先定义模型,规定RNN的输入大小为128,隐藏层大小为256,embedding大小与输入大小一致为128,模型一共两层,学习率为0.001。由于mac系统限制,无法使用gpu进行训练,采用电脑自身的cpu进行训练。

训练 epoch 次数取5;一个batch的大小为256;每次训练句子的字符数为50。在此参数下,使用cpu所训练时间大约为12小时。

```
class Model(nn.Module):
    def __init__(self, dataset):
        super(Model, self).__init__()
        self.input_size = 128
        self.hidden size = 256
        self.embedding dim = self.input size
        self.num layers = 2
        n_vocab = len(dataset.uniq_words)
        self.embedding = nn.Embedding(
            num_embeddings=n_vocab,
            embedding_dim=self.embedding_dim,
        self.rnn = nn.RNN(
            input_size=self.input_size,
            hidden size=self.hidden size,
            num layers=self.num layers,
        )
        self.rnn.cpu()
        self.fc = nn.Linear(self.hidden size, n vocab).cpu()
    def forward(self, x, prev_state):
        embed = self.embedding(x).cpu()
        output, state = self.rnn(embed, prev_state)
        logits = self.fc(output)
        return logits, state
    def init_state(self, sequence_length):
        return torch.zeros(self.num_layers, sequence_length,
self.hidden size).cpu()
def train(dataset, model, args):
   model.to(device)
```

```
model.train()
dataloader = DataLoader(
    dataset,
    batch_size=args.batch_size,
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = optim.Adam(model.parameters(), lr=0.001)
for epoch in range(args.max_epochs):
    state = model.init_state(args.sequence_length)
    for batch, (x, y) in enumerate(dataloader):
        optimizer.zero_grad()
        x = x.cpu()
        y = y.cpu()
        y_pred, state = model(x, state)
        loss = criterion(y_pred.transpose(1, 2), y)
        loss = loss.to(device)
        state = state.detach()
        loss.backward()
        optimizer.step()
        if batch % 1000 == 0:
            torch.save(model, model_save_path)
            torch.save(model.state dict(), model save path pth)
        print({'epoch': epoch, 'batch': batch, 'loss': loss.item()})
```

为了减小上传的文件大小,将过大的模型文件采用 gitignore 来进行过滤,不上传至 github 上。其中 Model 文件夹中是采用 RNN 进行训练所得出的模型,其余模型文件是采用后文所提 textgenrnn 包所训练出的模型。模型大小约为120MB。



### 3.4 模型预测

```
def predict(dataset, model, text, next_words=20):
```

## 3.5 textgenrnn 包测试

textgenrnn 是一个基于 Keras/TensorFlow 的 Python 3 模块,用于创建 char-rnn,具有许多很酷炫的特性:它是一个使用注意力权重(attention-weighting)和跳跃嵌入(skip-embedding)等先进技术的现代神经网络架构,用于加速训练并提升模型质量;能够在字符层级和词层级上进行训练和预测;能够设置 RNN 的大小、层数,以及是否使用双向 RNN;能够对任何通用的输入文本文件进行训练;能够在 GPU 上训练模型,然后在 CPU 上使用这些模型;在 GPU 上训练时能够使用强大的 CuDNN 实现RNN,这比标准的 LSTM 实现大大加速了训练时间;能够使用语境标签训练模型,能够更快地学习并在某些情况下产生更好的结果。

```
from textgenrnn import textgenrnn
if __name__ == '__main__':
   textgen = textgenrnn(name="novel") # 给模型起个名字
   textgen.reset()
   # 从数据文件训练模型
   textgen.train from file(file path='./decode/天龙八部demo', # 文件路径
                          new model=True, # 训练新模型
                          batch size=5,
                          rnn_bidirectional=True, # 是否使用Bi-LSTM
                          rnn size=128,
                          word level=False, # True:词级别, False:字级别
                          dim_embeddings=256,
                          num_epochs=3, # 训练轮数
                          max length=30, # 一条数据的最大长度
                          verbose=1,
                          multi_gpu = False)
   textgen.save()
   textgen_2 = textgenrnn(weights_path='novel_weights.hdf5',
                          vocab path='novel vocab.json',
                          config_path='novel_config.json')
```

# 四、实验结果

- 实验一 (seq2seq, RNN)
  - 输入:包三先生笑道:"司马卫的儿子徒弟,都是这么一批脓包货色,除了暗箭伤人,什么都不会。"
  - 期待输出: 诸保昆叫道: "看招!"一招"上天下地", 左手钢锥, 右手小锤, 同时向他攻去。
  - 。 实际输出:

包三先生笑道:"司马卫的儿子徒弟,都是这么一批脓包货色,除了暗箭伤人,什么都不会。" 众人都是一击,朗声说道:"乔帮主油倒,却未答治甚,争闹!我的情事,不枉难心,故人同时全身而来。

徐长老马到几个剑法作呼,五分无口自当思索,抢先在地下出去,都该输。愚保定然一笑辣雅从座,更非复于哗地全声。

徐长老既没练过,扳桨掌门'赵钱孙的知离粪担,却也不怕惊讶,可不敢纵身内劲,竟正闻忽住他胸口中夹,太远不挥手拳向谭婆向他剐侧站过风波恶不得所田,自在人家都太太无端,可对自己的话,所是从众魂到底是宪能说,有信重事,不敢忘年旧白一窍,早知太来,倒不着之旁,谁喝在下首,一个小小娃貌,微微一笑,说并不许,比宪全冠清听赵钱孙道:"你不懂,你怎么还读儒之时,只不对向谭氏大汉子说话,便是他间剧给包呼家都不等帮明挽着。"

孙此来的自人一眼,却与徐疑当在意到。中年来曾当从这事重重解故,是小娟大为,仪色的脸上大惑。

司马林大怒道: "是情急, 亦配处子。但料也不许禁手之后, 这求人的是少林派位?"

众人听到底是武功太快可从天远消有味不易。百兄不敢能是一袋法甲大笑。

谭公一脸有愤怒动弹。这时便即不怕?谭公,名帖宪大谷来,这时日是他稳而人的又对,只是谭婆指点,说道:"我来好了一帮的,刚为此……

- 实验二 (textgenrnn, LSTM)
  - 输入: 忽得听杏林彼处,有一个苍老的声音说道:"能够挨打不还手,那便是天下第一等的功夫,岂是容易?"
  - 期待输出: 众人回过头来,只见杏子树后转出一个身穿灰布衲袍的老僧,方面大耳,形貌威严。
  - 。 实际输出:

#### #####################

Temperature: 1.0

#####################

这但他手握长越熟,知何况十分,四十年笑之事的。"

乔峰对钟夫生女等,退到段誉和伏在桌上,心意在怀,他性情怀里和,发觉情异。人从丛中 去接便,从背墙他愿丈外面收高手一异,抬起头来。

那少女道:"抬起头来帮众,大理皇帝了夫人身为皇帝回万不了呵去。

######################

Temperature: 0.2

####################

段誉道: "你不知道,我怎能能杀?"那少女道: "你不会知道么?"说着道: "你是徒具尸体,我徒儿怎能能杀了?"

段誉道:"这位圣使恩恩师父,那也是不会。"那少女道:"你怎能能让够?"王语嫣道:"你 是什么?"段誉道:"那么还能杀了?"

段誉道: "那位公子, 你是我徒儿, 你怎能能杀杀了?"

#####################

Temperature: 0.5

######################

钟万仇一人,心想:"你走出来,这些人也不会儿,可怖可怖。"

钟万仇怒视, 便是又是。

段誉道: "那老者是谁?"王语嫣道: "你们公子是。"王语嫣微笑道:"过身子,要紧什

么?"段誉道:"这位兄弟,你不会来。"

- 从实验结果可以看出,无论是seq2seq(RNN)模型所输出的小说,还是 textgenrnn(LSTM)所输出的小说内容,文笔都有着古代文言文的风格,且文中所对应的人物均与训练小说《天龙八部》相关。
- 但训练的文本内容无论是从语法、逻辑还是情感上,都不够通顺,存在很多漏洞。而且引号和双引号等标点符号的使用也不规范(解决该问题或许需要制定相应的匹配规则,如出现左引号则必须有在适当位置出现右引号与其匹配)。因此总体来说预测结果较为一般。
- 由于受设备限制,训练效率十分低下,如果更改训练参数,加大数据量、神经网络层数、或者迭代次数,可能效果会更好。复杂的模型并不一定带来更好的效果,或许通过一些其他的数据采样方法、处理手段,辅助一些中文语言规则,可以提升文本生成的效果。