# 诗歌生成报告

# 1. RNN、LSTM 和 GRU 模型简介

## 1.1 RNN(循环神经网络)

循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)是一类用于处理序列数据的神经网络。与传统的前馈神经网络不同,RNN 具有内部循环结构,允许信息在隐藏状态中传递,以捕捉时间序列的依赖关系。

#### RNN 结构特点

- 具有时间步(Time Step)概念,允许信息在多个时间步之间传播。
- 共享参数权重, 使其能够处理变长输入序列。
- 存在梯度消失和梯度爆炸问题,导致长期依赖学习困难。

### RNN 计算公式

设输入序列为  $x_t$ ,隐藏状态为  $h_t$ ,权重矩阵为 W,偏置为 b,则 RNN 的计算公式如下:

$$h_t = anh(W_h h_{t-1} + W_x x_t + b)$$
  $y_t = W_y h_t + b_y$ 

其中, $h_t$  依赖于前一个时间步的隐藏状态  $h_{t-1}$ ,体现了序列信息的传递。

## 1.2 LSTM(长短时记忆网络)

LSTM(Long Short-Term Memory)是为了解决 RNN 中梯度消失和梯度爆炸问题而提出的一种特殊的 RNN 结构。LSTM 通过引入门控机制来控制信息流,使得模型能够有效捕捉长期依赖关系。

### LSTM 结构

LSTM 由 输入门(Input Gate)、遗忘门(Forget Gate)和输出门(Output Gate) 组成,并引入了 细胞状态(Cell State),用于存储长期信息。

LSTM 的计算公式如下:

$$egin{aligned} f_t &= \sigma(W_f[h_{t-1},x_t] + b_f) \ i_t &= \sigma(W_i[h_{t-1},x_t] + b_i) \ & ilde{C}_t &= anh(W_C[h_{t-1},x_t] + b_C) \ & ilde{C}_t &= f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot ilde{C}_t \ &o_t &= \sigma(W_o[h_{t-1},x_t] + b_o) \ &h_t &= o_t \odot anh(C_t) \end{aligned}$$

#### 其中:

- $f_t$  控制遗忘过去的信息。
- $i_t$  控制新信息的写入。
- *o<sub>t</sub>* 控制输出。
- $C_t$  是存储长期信息的细胞状态。

## 1.3 GRU(门控循环单元)

GRU(Gated Recurrent Unit)是 LSTM 的一种变体,结构更简洁,计算量更小,效果与 LSTM 相近。

### GRU 结构

GRU 仅包含 重置门 (Reset Gate) 和更新门 (Update Gate),省略了 LSTM 的细胞状态。

GRU 的计算公式如下:

$$egin{split} z_t &= \sigma(W_z[h_{t-1}, x_t] + b_z) \ & r_t &= \sigma(W_r[h_{t-1}, x_t] + b_r) \ & ilde{h}_t &= anh(W_h[r_t \odot h_{t-1}, x_t] + b_h) \ & h_t &= (1-z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot ilde{h}_t \end{split}$$

#### 其中:

- zt 控制旧信息和新信息的混合程度。
- $r_t$  控制遗忘旧信息的程度。
- $h_t$  是最终的隐藏状态。

GRU 由于参数较少,计算效率较高,适用于对计算资源要求较高的任务。

# 2. 诗歌生成的过程

## 2.1 模型架构

## 2.1.1 词嵌入层(Word Embedding)

- 作用:将离散的单词(或汉字)映射为连续的向量表示,使模型能够学习词汇之间的语义关系。
- 实现方式:
  - 。 使用 nn.Embedding 层,随机初始化词向量矩阵。
  - 。 输入:单词索引( vocab\_length 维的 one-hot 向量)。
  - 输出: embedding dim 维的稠密词向量。

### 2.1.2 LSTM 层(长短时记忆网络)

• 作用: 捕捉诗歌文本的长期依赖关系, 学习语言模式。

#### • 实现方式:

- 。 采用双层 LSTM 结构,增强模型表达能力。
- 输入: 词嵌入向量 ( (batch size, seq len, embedding dim) )。
- 输出:每个时间步的隐藏状态 ((batch\_size, seq\_len, lstm\_hidden\_dim))。

#### 2.1.3 全连接层(Linear + Softmax)

- 作用:将 LSTM 的输出映射回词汇空间,计算每个词的概率分布。
- 实现方式:
  - onn.Linear 层将 lstm\_hidden\_dim 维向量映射到 vocab\_length 维。
  - 。 LogSoftmax 计算对数概率,便于训练时使用负对数似然损失(NLLLoss)。

### 2.2. 训练过程

#### 2.2.1 数据预处理

- 1. 诗歌语料库:
  - 使用中文诗歌数据集。
  - 清洗数据,去除标点符号、特殊字符。
- 2. 构建词汇表:
  - 统计所有出现的字(或词),建立 word2idx 和 idx2word 映射。
- 3. 数据编码:
  - 将诗歌句子转换为数字索引序列。

#### 2.2.2 训练策略

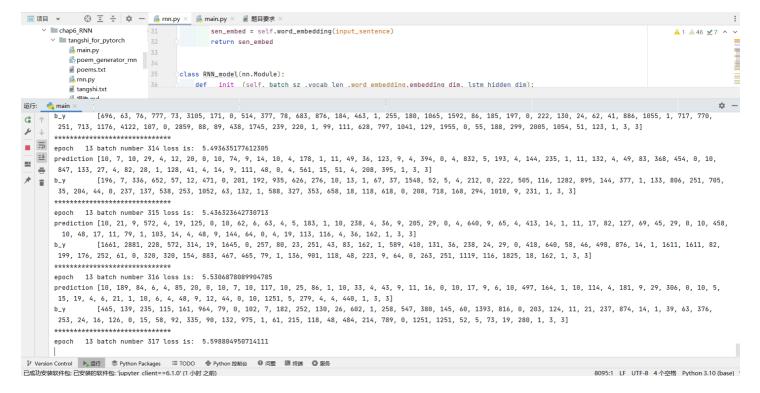
- 1. 损失函数:
  - 采用 负对数似然损失, 计算预测词和真实词之间的差距。
- 2. 优化器:
  - 使用Adam 优化器, 自适应调整学习率。
- 3. 训练方式:
  - 训练时使用真实的上文词作为输入,而非模型生成的词,以加速收敛。
    - -输入数据按 batch 组织,提高训练效率。

### 2.3. 生成阶段

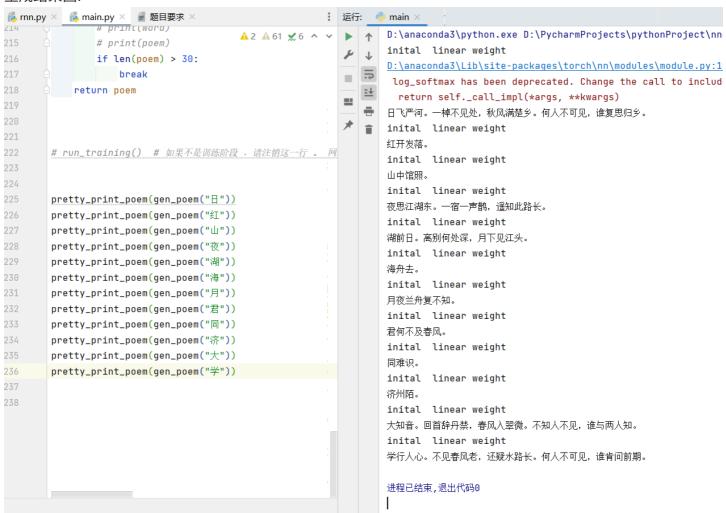
给定起始词,模型逐步预测下一个字,并作为新的输入。重复该过程,直到生成完整诗句或达到最大长度。

# 3. 生成结果

训练时的截图:



#### 生成结果图:



# 4. 总结

本次作业通过补充完善一个pytorch版本的基于LSTM的诗歌生成模型,采用词嵌入技术将汉字转化为稠密向量,通过双层LSTM网络学习诗歌的语义和韵律特征,最终使用全连接层和Softmax输出生成结果。实验使用负对数似然损失和Adam优化器进行训练。结果表明,该模型能够学习到古典诗歌的基本语言模式,可以生成具有一定连贯性和诗意的文本。