

# 《程序设计基础》 AI 诗人实验报告

# 目录

北京	京邮电大学数字媒体与设计艺术学院	
201	19年1月1日	
<b>—</b> ,	作业概述	3
	<1>项目目的	3
	<2>项目内容	3
	1.基于词频分析	3
	2. 基于 tensorflow 的机器学习	8
	3. (参考) 诗词爬取和歌词爬取	10
	4.另一个机器学习的模型	10
	5.百度情感识别系统/百度 DNN 语言模型	14
	<3>项目意义	14
_,	数据分析	15
	<1>基于词频	15
	<2>基于 tensorflow	15
	<3>总结	18
三、	诗词生成程序的算法比较	18
	<1>基于词频	18
	<2>基于 tensorflow	22
Ш	实验结里分析	26

# 一、作业概述

## <1>项目目的

主要通过基于词频分析和基于 tensorflow 的深度学习两种方法让程序自动写诗,并通过写诗的结果来分析写诗的原理以及两种写诗方法的异同。

## <2>项目内容

## 1.基于词频分析

#### (1) 爬虫

主要文件: \_\_init\_\_.py

从 http://www.gushiwen.org 网站爬取诗句,用于词频分析时格式如下:

卷一卷1\_1「帝京篇十首」李世民·秦川雄帝宅,函谷壮皇居。绮殿千寻起,离宫百雉馀。 连薨遥接汉,飞观迥凌虚。云日隐层阙,风烟出绮疏。 岩廊罢机务,欣天地康。车轨同八表,书文混四方。 赫奕俨冠盖,纷纶盛服章。羽旄飞驰道,钟鼓震岩廊。 组练辉霞色,霜戟耀朝光。晨宵怀至理,终愧抚遐荒。 卷1\_5 [;浪浅深明。 斑红妆蕊树,圆青压溜荆。迹岩劳傅想,窥野访莘情。 巨川何以济,舟楫伫时英。 卷1\_14 「春日玄武门宴群臣」李世民 韶光开令序,淑气动芳年。 材力,终藉栋梁深。 弥怀矜乐志,更惧戒盈心。愧制劳居逸,方规十产金。 卷1\_23 「首春」李世民 寒随穷律变,春逐鸟声开。初风飘带柳,晚雪间花梅。 碧材

#### 用于 tensorflow 作诗时格式如下:

将进酒::李白::君不见,黄河之水天上来,奔流到海不复回。君不见,高堂明镜悲白发,朝如青丝暮成雪。人生得意须尽欢,莫使金樽空对月。天生我材必有用,芙蓉楼送辛渐::王昌龄::寒雨连江夜入吴,平明送客楚山孤。洛阳亲友如相问,一片冰心在玉壶。

江雪::柳宗元::千山鸟飞绝,万径人踪灭。孤舟蓑笠翁,独钓寒江雪。

夜雨寄北::李商隐::君问归期未有期,巴山夜雨涨秋池。 何当共剪西窗烛,却话巴山夜雨时。

秋思::张籍::洛阳城里见秋风,欲作家书意万重。复恐匆匆说不尽,行人临发又开封。

忆江南:江南好::白居易::江南好,风景旧曾谙。日出江花红胜火,春来江水绿如蓝。能不忆江南?

锦瑟::李商隐::锦瑟无端五十弦,一弦一柱思华年。庄生晓梦迷蝴蝶,望帝春心托杜鹃。沧海月明珠有泪,蓝田日暖玉生烟。此情可待成追忆,只是当时已惘然。 登鹳雀楼::王之涣::白日依山尽,黄河入海流。欲穷干里目,更上一层楼。

#### 代码如下:

与老师所给代码不同的是,此处我使用了urllib3 库而不是 requests 库

#### (2) 高频词统计

主要文件: dataHandler.py

使用 jieba 库,统计形容词,副词,名称以及动词并且提取其高频词



## (3) 数据处理

主要文件: zzcf.py mlzzcf.py

Zzcf.py 使用正则表达式,在爬取的数据中仅提取诗句与标点,处理后格式如下:

秦川雄帝宅,函谷壮皇居。绮殿千寻起,离宫百雉馀。连薨遥接汉,飞观迥凌虚。云日隐层阙,风烟出绮疏。岩廊罢机务,崇文聊驻辇。玉匣启龙图,金绳披凤定,怀柔万国夷。梯山咸入款,驾海亦来思。单于陪武帐,端康朝四岳,无为任百司。霜节明秋景,轻冰结水湄。芸黄遍原隰,禾颗积京畿。共乐还乡宴,代马烧火红。雕戈夏服箭,羽骑绿沉弓。怖兽潜幽壑,惊禽散翠空。长烟晦落景,灌木振严风。所为除民瘼,非是悦林丛。烈烈寒风起,惨惨飞云浮。霜浓凝广隰,已获千箱庆,何以继熏风。碧昏朝合雾,丹卷暝稻霞。结叶繁云色,凝琼遍雪华。光楼皎若粉,映幕集疑沙。泛柳飞飞絮,妆梅片片花。照壁台圆月,飘珠箔穿

Mlzzcf.py(原创)则是将数据处理为适用于基于 tensorflow 的作诗代码,可以添加进其源数据之中,处理后格式如下:

帝京篇十首::李世民::塞外悲风切,交河冰已结。瀚海百重波,阴山千里雪。迥戍危烽火,层峦引高节。悠悠寒沙连骑迹,朔吹断边声。胡尘清玉寒,羌笛韵金钻饮马长城窟行::李世民::执契静三边,持衡临万姓。玉彩辉关烛,金华流日镜。无为宇宙清,有美璇玑正。皎佩星连景,飘衣云结庆。戢武耀七德,升文辉九功。 执契静三边::李世民::条风开献节,灰律动初阳。百蛮奉遐赆,万国朝未央。虽无舜禹迹,幸欣天地康。车轨同八表,书文混四方。赫奕俨冠盖,纷纶盛服章。引

#### (4) 生成五言律诗(主要调研对象)

主要文件: TangshiGene.py 代码如下:

## (5) 生成藏头诗

主要文件: TangshiGene2.py 此处仅需要输入藏头诗的第一个字组成的词语便可以生成 代码如下:

```
| import random | import rand
```

#### (6) 生成数据库

主要文件: toDB.py, shi.db 将使用的诗句(mlzzcf.txt)转换为数据库,便于处理 代码如下:

## (7) 生成词云

主要文件: wordcould.py, Figure\_1.png 根据高频词生成词云 代码如下:

```
import jieba.analyse
from os import path
from scipy.misc import imread
import matplotlib as mpl
import matplotlib as mpl
import matplotlib pyplot as plt
from wordcloud import WordCloud, STOPWORDS, ImageColorGenerator

if __name__ == "__main__":

mpl.rcParams['font.sans-serif'] = ['FangSong']
    #mpl.rcParams['iaxes.unicode_minus'] = False

content = open("C:/Users/qq185/OneDrive - bupt.edu.cn/python/Alijh.-2018211604-2018213344-法国编/基于词绣作诗/data/zzcf.txt","rb").read()

# tags extraction based on TF-IDF algorithm
tags = jieba.analyse.extract_tags(content, topK-100, withWeight=False)
text = "__join(tags)
# read the mask
d = path.disname(_file_)
trump_coloring = Imread(path.join(d, "data\\Trump.jpg"))

wc = WordCloud(font_path="C:/Users/qq185/OneDrive - bupt.edu.cn/python/Alijh.-2018211604-2018213344-法国编/基于词绣作诗/data/simsun.ttc',
    background_color="white", max_words=50, mask=trump_coloring,
    max_font_size=40, random_state=42)

# generate word cloud
wc.generate(text)

# generate color from image
image_colors = ImageColorGenerator(trump_coloring)
plt.imshow(wc)
plt.asis("off")
plt.sis("off")
plt.sis("off")
plt.sis("off")
plt.sis("off")
```

效果见数据分析

#### (8) 数据押韵分析

主要文件: rhymerate.py 统计源数据中押韵的诗句比例

```
import sqlite3
import pinyin
conn = sqlite3.connect(
   'C:/Users/qq185/OneDrive - bupt.edu.cn/python/AI诗人-2018211604-2018213344-凌国瀚/基于词频作诗/data/shi.db')
c = conn.cursor()
print("Opened database successfully")
cursor = c.execute("SELECT title,author,poem from shi")
rhythmList = ["a", "e", "i", "o", "u"]
sum = 0
isrhtme = 0
for row in cursor:
   rhythm = []
   p1 = r"[\u4e00-\u9fa5]{5,7}[\u3002|\uff0c]" # [汉字]{重复5-7次}[中文句号|中文逗号]
   pattern1 = re.compile(p1)
   result1 = pattern1.findall(row[2])
   if result1 == []:
   for x in result1:
       a = pinyin.get(x[-2], format="strip")
       for y in range(len(a) - 1, -1, -1):
         if a[y] in rhythmList:
           rhythm.append(a[y:])
    temp = list(set(rhythm))
   if len(temp) != len(rhythm):
       isrhtme += 1
   sum += 1
rate = (isrhtme / sum) * 100
print("The rhyme rate is "+"%.2f"%(rate)+"%")
print("Operation done successfully")
conn.close()
```

## 2. 基于 tensorflow 的机器学习

使用 python 的 tensorflow 库创建训练(train)、作诗(test)和藏头诗(head)的模型。在一个统一的项目 config.py 中设置相关参数(训练次数、训练诗句类型等)并调用相关库:

```
import tensorflow as tf
import numpy as np
import argparse
import os
import random
import time
import collections
batchSize = 64
learningRateBase = 0.001
learningRateDecayStep = 1000
learningRateDecayRate = 0.95
epochNum = 10
generateNum = 5
                                     # number of generated poems per time
type = "wangfeng"
trainPoems = "./dataset/" + type + "/" + type + ".txt" # training file location checkpointsPath = "./checkpoints/" + type # checkpoints location
saveStep = 1000
trainRatio = 0.8
evaluateCheckpointsPath = "./checkpoints/evaluate"
```

在调试控制台中输入 python main.py -m test/head/train 可以分别开启作诗、作藏头诗、训练三种功能,以作诗为例:

```
S.C. Users Agapt St.Ond-Only - Dept. edu. cnlpython Altifs. Agapta Aga
```

此处是用已经训练的宋词模型作的诗

判断模型拟合程度的代码

除此之外,还有段程序能够使得 json 格式的文本转换为该项目所需的数据格式,见 dataset 文件夹中的 jsonToTxt.py

注:该项目中也有数据库生成、词云生成和数据押韵分析,也有提取纯诗句的程序(onlypoem.py)用于生成词云,但与基于词频作诗项目大同小异,此处略去

## 3. (参考) 诗词爬取和歌词爬取

由老师提供的代码完成的诗词与歌词的爬取,但由于歌词样本过小,同时所爬取的诗词类型混杂,下均不以此两例说明

## 4.另一个机器学习的模型

仍然是基于 tensorflow 的机器学习模型,但是作者给出了更为详细的代码分析

## 数据预处理

预处理生成 Tensor, 这里笔者用大家都熟悉的《悯农》来举例分析:

```
** reading text file =

^锄禾日当午,汗滴禾下土。谁知盘中餐,粒粒皆辛苦。$
```

```
** counter = dict_items([('汗', 1), ('$', 1), ('滴', 1), ('午', 1), ('苦', 1), ('粒', 2), ('。', 2), ('土', 1), ('辛', 1), ('日', 1), ('知', 1), ('中', 1), ('皆', 1), ('当', 1), ('餐', 1), ('禾', 2), ('^', 1), ('锄', 1), (', ', 2), ('盘', 1), ('下', 1), ('谁', 1)])
```

```
** vocab_size = 23
```

```
** chars = ('粒', '。', '禾', ', ', '汗', '$', '滴', '午', '苦', '土', '辛', '日', '知', '中', '皆', '当', '餐', '^', '锄', '盘', '下', '谁', '*')
```

```
** vocab = {'辛': 10, '滴': 6, '午': 7, '苦': 8, '谁': 21, '粒': 0, '。': 1, '土': 9, '汗': 4, '日': 11, '知': 12, '中': 13, '皆': 14, '当': 15, '餐': 16, '禾': 2, '*': 22, '^': 17, '锄': 18, ', ': 3, '盘': 19, '下': 20, '$': 5}
```

```
** tensor = [[17, 18, 2, 11, 15, 7, 3, 4, 6, 2, 20, 9, 1, 21, 12, 19, 13, 16, 3, 0, 0, 14, 10, 8, 1, 5]]
```

作者将诗句处理为矩阵便于程序处理

# 训练模型

这里笔者直接摘出核心,其实采用的是 softmax 回归模型来给不同的字符对象分配概率,如下所示:

```
self.logits = tf.matmul(output, softmax_w) + softmax_b
self.probs = tf.nn.softmax(self.logits)
```

表示成矩阵如下:



进一步写成表达式如下:

$$y = \operatorname{softmax}(Wx + b)$$

作者称,此处采用的是 softmax 回归模型: http://deeplearning.stanford.edu/wiki/index.php/Softmax%E5%9B%9E%E5%BD%92

但这方面已经超出了我们的学习范围

```
optional arguments:
                        show this help message and exit
 -h, --help
  --save dir SAVE DIR
                        directory to store checkpointed models
                        size of RNN hidden state
  --rnn size RNN SIZE
 --num layers NUM LAYERS
                        number of layers in the RNN
                        rnn, gru, or 1stm
 --model MODEL
 --batch size BATCH SIZE
                        minibatch size
 --num epochs NUM EPOCHS
                        number of epochs
 --save_every SAVE_EVERY
                        save frequency
 --grad_clip GRAD_CLIP
                        clip gradients at this value
 --learning rate LEARNING RATE
                        learning rate
 --decay rate DECAY RATE
                        decay rate for rmsprop
 --init_from INIT_FROM
                        continue training from saved model at this path. Path
                        must contain files saved by previous training process:
                        'config.pkl' : configuration; 'chars_vocab.pkl' :
                        vocabulary definitions; 'iterations' : number of
                        trained iterations; 'losses-*' : train loss;
                        'checkpoint' : paths to model file(s) (created by tf).
                        Note: this file contains absolute paths, be careful
                        when moving files around; 'model.ckpt-*' : file(s)
                        with model definition (created by tf)
```

训练可选项,可在控制台通过 python trainer.py+相关可选项 来调用

作诗可选项,可在控制台通过 python generator.py+相关可选项 来调用

2019-01-11 10:52:10:891686: I tensorflow/core/common\_runtime/gpu/gpu\_device.cc:1115] Created Tensorflow device (/job:localhost/replica:0/task:0/device:GPU:0 with 6381 MB memory) -> physical GPU (device: 0, name: GeForc e GTX 1070 Nith Max-Q Design, pci bus id: 0000:01:00.0, compute capability: 6.1)

陶令啄文地,诗书展齿声。晚月灰一树,前舣得童弦。干\*书高处,吟贫眶薛萝。独合荒草在,我上伴僧期。泛酒相懒赋,苍龙终日求。别离空羽盖,占耳问赖汀。三叶开迷径,危泉隔伯春。秋云临碧水,蕙叶下房墙。

#### 生成诗句

上文:陶令啄文地,诗书屐齿声。晚阴须一树,前艇得薰弦。干\*书高处,吟贫匪薜萝。独含荒草在,我上伴僧期。泛酒相携赋,苍龙终日求。别离空羽盖,占耳问新汀。三叶开迷径,危泉隔怕春。秋云临碧水,蕙叶下房墙。

#### 我家沧海买阳日,爱我因进麻姑选禅诗,北崖半绿竹外苔。邮船佳句十州月,

藏头诗

## 5.百度情感识别系统/百度 DNN 语言模型

#### (1) 百度情感识别系统

目的:对包含主观观点信息的文本进行情感极性类别(积极、消极、中性)的判断,并给出相应的置信度。

主要文件: sentiment analysis.py

在整首诗的数据库中,诗句乐观倾向约为50.19%,诗句悲观倾向约为49.81%,数据总体可信度为29.85%。 乐观诗句占比约为38.35%,中性诗句占比约为30.46%,悲观诗句占比约为31.25%,以乐观诗为最多。

基于tensorflow 的诗词数据的情感分析

在整首诗的数据库中,诗句乐观倾向约为52.51%,诗句悲观倾向约为47.49%,数据总体可信度为29.03%。 乐观诗句占比约为41.39%,中性诗句占比约为37.36%,悲观诗句占比约为21.25%,以乐观诗为最多。

基于词频作诗的诗词数据的情感分析

#### (2) 百度 DNN 语言模型

目的: 判断一句话是否符合语言表达习惯

主要文件: dnnmode.py

该诗词数据的可读性平均得分为30331.00。(该分值越小表示可读性越好)

基于tensorflow 的诗词源数据的可读性分析

该诗词数据的可读性平均得分为36218.73。(该分值越小表示可读性越好)

基于词频作诗的诗词数据的可读性分析

## <3>项目意义

初步了解词频生成和机器学习两种机器自动作诗方法,并比较两者的异同,了解两者的优劣,特别是当前行业热点的机器学习方面,使得对 python 这门语言在更深层次上的应用有了更多的了解。与此同时,也能够初步了解不同算法对相同任务处理后的结果,认识到算法的重要性。

# 二、数据分析

## <1>基于词频

该项目的数据基于 <a href="http://www.gushiwen.org">http://www.gushiwen.org</a> 网站所爬取的几千首诗句,以及基于 tensorflow 项目中的唐诗数据,将其中的高频词提出后生成如下词云(不分词性,来源: zzcf.txt)



所采用的数据中押韵诗句与非押韵诗句比率如下:

Opened database successfully rhyme rate is 97.34%
Operation done successfully

为 97.34%

## <2>基于 tensorflow

该项目诗词数据来源: <a href="https://github.com/chinese-poetry/chinese-poetry">https://github.com/chinese-poetry/chinese-poetry</a> 包含 5.5 万首唐诗、26 万首宋诗和 2.1 万首宋词各个数据生成的词云如下(来源: poetySong.txt):



以下为原始数据作者整理的词云数据:



唐诗高频词



宋诗高频词



宋词高频词

所采用的数据中押韵诗句与非押韵诗句比率如下:

Opened database successfully rhyme rate is 94.74% Operation done successfully

为 94.74%

数据准确率如下 (evaluate.py):

accuracy: 0.83

accuracy: 0.83

epoch 为4

epoch 为10

对于额外的 tensorflow 模型,通过 wordcloud 也统计出了其词云,如下图:



另一个tensorflow 模型的词云

## <3>总结

显然,机器学习作诗所需的数据量要远远高于词频作诗。因为词频作诗仅仅是提取诗词中的高频词,再按照一定规律随机生成诗句,数据量的大小和输出诗句的形式和优美程度没有相关性。而机器学习则需要庞大的数据量来训练模型才能够确保输出的准确性,动辄上万的数据量显然要大的多。当然,数据量不能无限制的增大,否则会出现"过拟合"等现象。

而二者数据的押韵比率差别不大,可以预见其对结果的影响不如其他变量。

# 三、诗词生成程序的算法比较

## <1>基于词频

该项目的基本思想是,在一定规则(押韵)下,在高频词中选取词语随机生成诗句。

爬虫获取数据



在爬虫部分,该项目是基于 urllib3 (爬取 HTML) 和 BeautifulSoup4 (处理 HTML) 爬取古诗文网的数据,代码如下:

```
import unlib3
from bsd import BeautifulSoup
import certifi
import random
import re

revere.compile(r'\(.**\)')

f = open(':\('Users\)/qq185\)OneOrive - bupt.edu.cn/python/Alift\(\triangle\)_-2018211684-2018213344-法国梅/基于训练作诗/data/s_song.txt', "w+",encoding="utf-8")

http = urlib3.PoolManager()

cert_reqs-'CERT_REQUIRED',

ca_certs-certifi.ehere())

for poemid in range(i, 1001):

print(poemid)

url = https://www.gushiwen.org/shiwen/default_3A88888888888****str(poemid)+'.aspx'

# http://www.gushiwen.org/shiwen/default_saspx/gage-' + str(poemid)+'.aspx'

# https://www.gushiwen.org/shiwen/default_saspx/gage-' + str(poemid)+'.aspx'

# http
```

在以上代码中,urllib3 用于爬取 HTML,BeautifulSoup4 用于处理 HTML,certifi 的作用是令爬虫使用

Mozilla 的根证书(反反爬),最后不能缺少 time 模块的停顿。这样以后才能使得数据正确的被下载。最终得到如下数据(使用原始的 url 而非例图的唐诗 url):

卷一卷1\_1「帝京篇十首」李世民·秦川雄帝宅,函谷壮皇居。绮殿千寻起,离宫百雉馀。 连薨遥接汉,飞观迥凌虚。云日隐层阙,风烟出绮疏。 岩廊罢机务, 欣天地康。车轨同八表,书文混四方。 赫奕俨冠盖,纷纶盛服章。羽旄飞驰道,钟鼓震岩廊。 组练辉霞色,霜戟耀朝光。 晨宵怀至理,终愧抚遐荒。 卷1\_5 〔: 浪浅深明。 斑红妆蕊树,圆青压溜荆。迹岩劳傅想,窥野访莘情。 巨川何以济,舟楫伫时英。 卷1\_14 「春日玄武门宴群臣」李世民 韶光开令序,淑气动芳年。 材力,终藉栋梁深。 弥怀矜乐志,更惧戒盈心。 愧制劳居逸,方规十产金。 卷1\_23 「首春」李世民 寒随穷律变,春逐鸟声开。初风飘带柳,晚雪间花梅。 碧刺

再使用正则表达式将其变为可处理的形式,代码如下:

此处额外使用了tensorflow 项目的数据

#### 处理后文件格式为:

秦川雄帝宅,函谷壮皇居。绮殿千寻起,离宫百雉馀。连薨遥接汉,飞观迥凌虚。云日隐层阙,风烟出绮疏。岩廊罢机务,崇文聊驻辇。玉匣启龙图,金绳披凤 定,怀柔万国夷。梯山咸入款,驾海亦来思。单于陪武帐,端康朝四岳,无为任百司。霜节明秋景,轻冰结水湄。芸黄遍原隰,禾颗积京畿。共乐还乡宴,代马 烧火红。雕戈夏服箭,羽骑绿沉弓。怖兽潜幽壑,惊禽散翠空。长烟晦落景,灌木振严风。所为除民瘼,非是悦林丛。烈烈寒风起,惨惨飞云浮。霜浓凝广隰, 已获千箱庆,何以继熏风。碧昏朝合雾,丹卷暝稻霞。结叶繁云色,凝琼遍雪华。光楼皎若粉,映幕集疑沙。泛柳飞飞絮,妆梅片片花。照壁台圆月,飘珠箔穿

接下来使用 jieba 模块提取各个词性的高频词,数据每 10 个换一行

以名词为例

天地 芳草 行人 烟霞 东风 芙蓉 风雨 十年 洞庭 萧萧白发 天涯 杨柳 清风 江南 千年 风流 青云 桃花 白头

#### 数据如上

最后是诗句的生成,通过 pinyin 模块控制平仄和韵脚,再以"名名动名名"的形式输出诗句

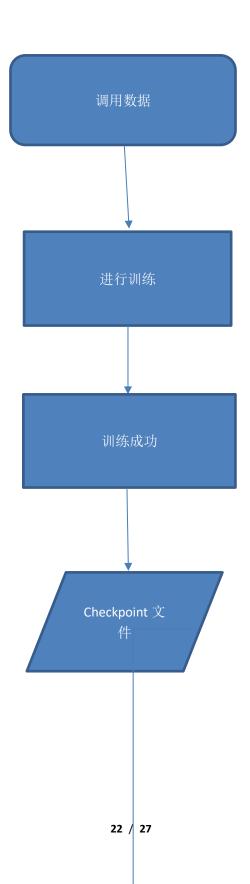
#### 储存名词和动词

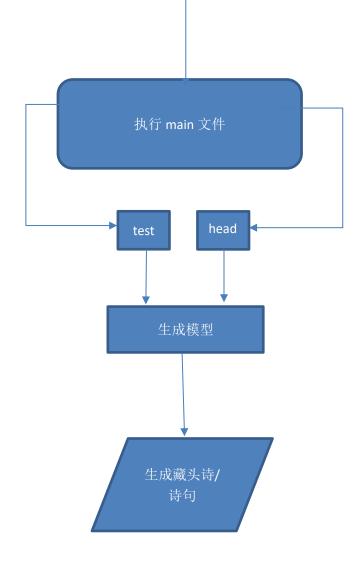
#### 所有诗句都使用 random 模块初始化,再利用 pinyin 库限制生成诗句的平仄关系

```
rhythm =
    verse = pinyin.get(nounlist[i1][1], format="strip")
    for p in range(len(verse)):
        if search(rhythmList, verse[p:]):
    rhythm = verse[ind:]
if num != 0:
    ind1 = 0
    verse1 = pinyin.get(nounlist[i1][1], format="strip")
    for p in range(len(verse1)):
        if search(rhythmList, verse1[p:]):
           ind1 = p
    while verse1[ind1:] != rhythm:
        i1 = random.randint(1, len(nounlist) - 1)
        verse1 = pinyin.get(nounlist[i1][1], format="strip")
        for p in range(len(verse1)):
            if search(rhythmList, verse1[p:]):
               ind1 = p
print(nounlist[i] + verblist[j][1] + nounlist[i1])
num += 1
```

在以上代码中,也可以更改 num 的限制条件,改变诗句的长度,诗的句数以及哪几句诗句押韵。

# <2>基于 tensorflow





该项目的基本思想是,通过机器学习,让机器"学会"写诗。通过生成的模型,能够写出与数据相似的诗句。

可操作和调整的主要代码在 config.py 中(主要是 train 方面)

```
import tensorflow as tf
import numpy as np
import argparse
import os
import random
import time
import collections
batchSize = 64
learningRateBase = 0.001
learningRateDecayStep = 1000
learningRateDecayRate = 0.95
epochNum = 10
                               # train epoch
generateNum = 5
                                # number of generated poems per time
type = "songci"
                                 # dataset to use, shijing, songci, etc
trainPoems = "./dataset/" + type + "/" + type + ".txt" # training file location
checkpointsPath = "./checkpoints/" + type # checkpoints location
saveStep = 1000
                               # save model every savestep
# evaluate
trainRatio = 0.8
                                  # train percentage
evaluateCheckpointsPath = "./checkpoints/evaluate"
```

该文件可以调整数据的大小,批次,拟合数据,训练 epoc 数,以及在训练到何时保存数据

处理 dataset 里的诗词数据,将题目和内容分离,然后清洗过滤掉一些不好的训练样本,包含特殊符号、字数太少或太多的都去除,最后在诗的前后分别加上 开始和结束符号(方括号)

```
#counting words
wordFreq = collections.Counter()
for poem in poems:
    wordFreq.update(poem)
wordFreq[" "] = -1
wordPairs = sorted(wordFreq.items(), key = lambda x: -x[1])
self.words, freq = zip(*wordPairs)
self.wordNum = len(self.words)
self.wordToID = dict(zip(self.words, range(self.wordNum))) #word to ID
poemsVector = [([self.wordToID[word] for word in poem]) for poem in poems] # poem to vector
if isEvaluate: #evaluating need divide dataset into test set and train set
    self.trainVector = poemsVector[:int(len(poemsVector) * trainRatio)]
    self.testVector = poemsVector[int(len(poemsVector) * trainRatio):]
   self.trainVector = poemsVector
    self.testVector = []
print("训练样本总数: %d" % len(self.trainVector))
print("测试样本总数: %d" % len(self.testVector))
```

#### 统计样本总数

```
def generateBatch(self, isTrain=True):
   if isTrain:
       poemsVector = self.trainVector
   else:
       poemsVector = self.testVector
   random.shuffle(poemsVector)
   batchNum = (len(poemsVector) - 1) // batchSize
   X = []
   Y = []
    #create batch
    for i in range(batchNum):
       batch = poemsVector[i * batchSize: (i + 1) * batchSize]
        maxLength = max([len(vector) for vector in batch])
        temp = np.full((batchSize, maxLength), self.wordToID[" "], np.int32) # padding space
        for j in range(batchSize):
            temp[j, :len(batch[j])] = batch[j]
       X.append(temp)
        temp2 = np.copy(temp) #copy!!!!!!
        temp2[:, :-1] = temp[:, 1:]
        Y.append(temp2)
    return X, Y
```

因为诗的长度不一致,需要用空格填补,以便于模型学习

```
def buildModel(self, wordNum, gtX, hidden_units = 128, layers = 2):
    """build rnn"""
    with tf.variable_scope("embedding"): #embedding
        embedding = tf.get_variable("embedding", [wordNum, hidden_units], dtype = tf.float32)
        inputbatch = tf.nn.embedding_lookup(embedding, gtX)

    basicCell = tf.contrib.rnn.BasicLSTMCell(hidden_units, state_is_tuple = True)
    stackCell = tf.contrib.rnn.MultiRNNCell([basicCell] * layers)
    initState = stackCell.zero_state(np.shape(gtX)[0], tf.float32)
    outputs, finalState = tf.nn.dynamic_rnn(stackCell, inputbatch, initial_state = initState)
    outputs = tf.reshape(outputs, [-1, hidden_units])

with tf.variable_scope("softmax"):
    w = tf.get_variable("w", [hidden_units, wordNum])
    b = tf.get_variable("b", [wordNum])
    logits = tf.matmul(outputs, w) + b
```

#### 搭建LSTM 模型

```
def probsToWord(self, weights, words):
    """probs to word"""
    prefixSum = np.cumsum(weights) #prefix sum
    ratio = np.random.rand([1])
    index = np.searchsorted(prefixSum, ratio * prefixSum[-1]) # large margin has high possibility to be sampled return words[index[0]]
```

该方法(probsToWord)引入了一些随机性,保证每次写的诗都不一样

# 四、实验结果分析

花鸟风月 碧玉知岐路 花枝君读书 刺史迎诗句 鸟啼谈马嘶 人烟绝金谷 风雷有长沙 翩翩怜红烛 月光道关西

此两图为词频作诗结果

#### (以下分析以非藏头诗为例)

可以看到词频作诗的结果在格式上没有错误,也的确做到了第二句和第四句的押韵("二"与"儿"),同时第一句诗还能做到"仄仄平平仄"的仄起仄收式的开头。而在诗词本身的意义方面,其百度 DNN 模型得分为 34217.8

#### 34217.8

而且更值得一提的是,如果在词频作诗中的藏头诗的诗头不为四个名词,那么往往不能正确的 作诗。(如下图) 我爱北邮 老师很帅 我心意世间 老夫头消息 我心问远游 老夫识沧洲 北阙落落日 老夫为光辉 北阙留扬州 老夫躅山头

并且, 很多时候诗的最后一个字也会发生重复

北斗楼宫女 一日迎玉女 乐章逢玉女 一身酒神女

此两图为机器学习作诗结果

反观机器学习的作诗结果,格式正确,但是韵脚的押韵却没能做到,不过在平仄关系上却表现 尚佳。

平仄关系为:

平平平仄仄平平,平仄平平平平仄。仄仄平平仄仄仄,平平平仄平平平。 可以明显的看出,平仄关系较词频作诗有了长足进步(特别是第一句和第四句) 其百度 DNN 模型得分为 4952.1

4952.1

那么为什么会出现这样的原因呢?

在二、数据分析中已经提到,数据大小就不会影响词频作诗的准确率和可读性,即使是我们仅仅给程序几个关键词它也能作诗。很显然,词频作诗的一大优势就是其基于算法的稳定性,一旦算法要求哪几处押韵或平仄,该程序也会严格执行。但也正是固定的算法制约了它。可以说,只要不改变生成诗句的算法,基于词频生成的诗句几乎永远也不会拥有完整的平仄关系等诗的基本属性,甚至词性也会被限制,更不用说语义了(ppl=34217.8)。与此同时,基于高频关键字写诗也说明了作诗时使用的数据实际上不是爬取的诗,而仅仅是数个高频词。在如此小的数据量下写藏头诗,面对用户层出不穷的输入,程序也不免黔驴技穷,这就是藏头诗诗头和押韵诗韵脚出现雷同的原因。

而机器学习则完全不同。通过对相当数量的诗句的学习,该程序能写出越来越像人类诗人的诗句,在这个过程中,平仄关系和押韵关系也慢慢的被"学习"。可以预测的是,在样本量达到一定数量以后,甚至连如何写富有语义的诗句的能力也能被"学习"下来(ppl=4952.1)。然而在样本量或训练量不足的情况下,想要机器学习作诗也遵循严格的平仄和押韵还是勉为其难了。这主要是因为其在数据量和训练量不足时缺乏算法的约束。

因此,对于哪种作诗算法好,我们就可以粗略的得出结论:数据量小时,基于词频的算法作诗质量高;数据量大时,基于机器学习的算法作诗质量高。当然,当提供的数据不全是同一种类型的诗的时候(如唐诗+宋词)机器学习就有较大的劣势了。总之,对算法的输出结果影响最大的还是其使用的原始数据。