Report of Deep Learning for Natural Langauge Processing

Entropy of Chinese

Jiayu Cui cuijiayu 2001@163.com

Abstract

阅读《An Estimate of an Upper Bound for the Entropy of English》文献,学习信息熵的计算方式,验证 Zipf's Law,利用 Jeiba 分词和 N-grams 模型计算语料库的中文信息熵。

Methodology

M1: Zipf's Law

Zipf's law(齐普夫定律)是一种经验定律,描述了自然语言中单词频率与其在频率排序列表中的排名之间的关系。它表明,对于很多自然语言的文本,单词的频率与其排名的乘积大致是一个常数。

如果将单词按照出现频率从高到低排列,然后将排名为r的单词的频率记为 f_r ,那么 Zipf's law 指出 $f_r \propto \frac{1}{r}$ 。

M2: 信息熵

信息熵的概念最早由香农于 1948 年借鉴热力学中的"热熵"的概念提出,旨在表示信息的不确定性。熵值越大,则信息的不确定程度越大。其数学公式可以表示为:

$$H(x) = \sum_{x \in X} P(x) \log \left(\frac{1}{P(x)}\right) = -\sum_{x \in X} P(x) \log(P(x))$$

假设 $X = \{..., X_{-2}, X_{-1}, X_0, X_1, X_2, ...\}$ 是基于有限字母表的平稳随机过程,P 为 X 的概率分布, E_P 为 P 的数学期望,则 X 的信息熵定义为:

$$H(X) \equiv H(P) \equiv -E_P \log P(X_0 | X_{-1}, X_{-2},...)$$

对数底数为 2 时,信息熵的单位为 bit,相关理论说明 H(P) 可以表示为:

$$H(P) = \lim_{n \to \infty} E_P \log P(X_0 | X_{-1}, X_{-2}, ..., X_{-n}) = \lim_{n \to \infty} \frac{1}{n} E_P \log P(X_1 X_2 ... X_n)$$

如果 P 是遍历的,则 $E_P = 1$ 。我们无法精确获取 X 的概率分布,即无法获取精确的 P ,但可以通过足够长的随机样本来估计 P ,通过建立 P 的随机平稳过程模型 M 来估算 H(P) 的上界,与上述推理过程相同,我们可以得到以下公式:

$$H(P,M) = \lim_{n \to \infty} E_P \log M(X_0 | X_{-1}, X_{-2}, ..., X_{-n}) = \lim_{n \to \infty} \frac{1}{n} E_M \log P(X_1 X_2 ... X_n)$$

H(P,M) 有 较 大 的 参 考 价 值 , 因 为 其 是 H(P) 的 一 个 上 界 , 即 H(P) < H(P,M) ,更加准确的模型能够产生更加精确的上界。从文本压缩的角度 来理解信息熵,对于 $X_1 X_2 ... X_n$ 的任意编码方式, $l(X_1 X_2 ... X_n)$ 为编码所需的 bit 数 ,均有:

$$E_P l(X_1 X_2 \dots X_n) \ge -E_P \log P(X_1 X_2 \dots X_n)$$

由上述分析知, *H*(*P*)是对从*P*中提取的长字符串进行编码所需的每个符号的平均位数的下限,每个符号编码时需要的位数越多,即熵越高,说明混乱程度越高,单个字符携带的信息量越大。

M3: N-Grams 模型

语言模型(Language Model, LM)是一个基于概率的判别模型,它的输入是一句话(单词的顺序序列),输出是这句话出现的概率,即这些单词的联合概率。

N-Gram (N 元模型)是自然语言处理中一个非常重要的概念。假定文本中的每个词 w_i 和前面 N-1 个词有关,而与更前面的词无关。这种假设被称为 N-1 阶马尔可夫假设,对应的语言模型称为 N 元模型。

给定一个句子 $S = W_1, W_2, \dots W_n$, 那么这个句子出现的概率为:

$$P(S) = P(W_1, W_2, \dots, W_K) = P(W_1)P(W_2 | W_1) \dots P(W_K | W_1, W_2, \dots, W_{k-1})$$

根据大数定理,当统计量足够大的时候,词、二元词组、三元词组出现的概率大致等于其出现的频率。

当N=1时,当前词的概率分布与给定的历史信息无关,模型称为 unigram。 Unigram 的信息熵的计算公式为:

$$H(x) = -\sum_{x \in X} P(x) \log P(x)$$

当N=2时,当前词的概率分布只与距离最近的词有关,模型称为 bigram。 Bigram 的信息熵的计算公式为:

$$H(X|Y) = -\sum_{x \in X, y \in Y} P(x, y) \log P(x|y)$$

其中,联合概率 P(x,y) 近似等于每个二元词组在语料库中出现的频率,条件概率 P(x|y) 近似等于每个二元词组在语料库中出现的频率与以该二元词组的第一个词为词首的二元词组频数的比值。

当N=3时,当前词的概率分布只与距离最近的两个词有关,模型称为trigram。Trigram 的信息熵的计算公式为:

$$H(X|Y,Z) = -\sum_{x \in X, y \in Y, z \in Z} P(x, y, z) \log P(x|y, z)$$

Experimental Studies

S1: Zipf Law

1. 编码

找到语料库 data 文件夹下所有文件的通用编码方式,结果为: gb18030。

```
1 # 找到data中所有文件的通用编码方式
 2 def try_open_file(file_path, encoding):
 3
        try:
 4
           with open(file_path, "r", encoding=encoding) as file:
 5
              file.read()
           return True
 7
        except UnicodeDecodeError:
 8
           return False
10 def find_common_encoding(folder_path, possible_encodings):
11
        for encoding in possible_encodings:
           all_files_openable = True
13
           for file_name in os.listdir(folder_path):
14
               file_path = os.path.join(folder_path, file_name)
15
               if os.path.isfile(file_path):
16
                   if not try_open_file(file_path, encoding):
17
                       all_files_openable = False
18
                       break
19
           if all_files_openable:
20
             return encoding
21
        return None
22
23 folder_path = DataPath
24 possible_encodings = ['utf-8', 'gb18030', 'gbk', 'big5', 'cp1252', 'latin1']
25 common_encoding = find_common_encoding(folder_path, possible_encodings)
26 if common_encoding:
print(f"Common encoding for all files in {folder_path}: {common_encoding}")
28 else:
29
       print("No common encoding found for all files.")
30
```

Common encoding for all files in /work/data/: gb18030

图 1 所有文件的通用编码方式

2. 词频统计

去掉无意义的词汇和标点符号,用正则表达式去掉所有非中文字符。

3. 排序并绘图

将词频统计字典按降序排列。绘制单个txt文件和所有文件的词频-排名统计结果图。

代码如下:

图 2 Zipf Law 代码

4. 结果图

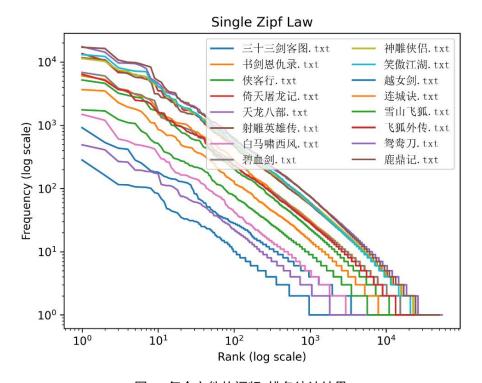


图 3 每个文件的词频-排名统计结果

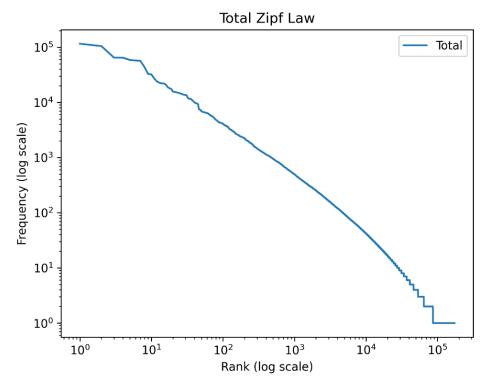


图 4 所有文件的词频-排名统计结果

S2: N gram

1. 语料预处理

去除非中文字符、标点符号。读入停词表,过滤特定字符、替换停用词,并将处理后的内容加入语料库,同时累加字数统计。

```
class TrainCorpus:
         self-ain.orpus:

def __init__(self, DataPath, FontPath, SavePath):

self.data_path = DataPath
self.font_path = FontPath # 中文字体文件路径
self.save_path = SavePath
# 获取 DataPath 目录下除了 "inf.txt" 以外的所有 txt 文件的文件路径
self.fileList = [os.path.join(self.data_path, filename) for filename in os.listdir(self.data_path) if filename
return self.getCorpus(self.data_path)
          def getCorpus(self, rootDir):
               geton pussed; | Totoli).
corpus = []
r1 = u'[a-zA-Z0-9<sup>n</sup>]:"#$%&\'()*+,-./::;<=>?@, ∘ ?★ \ _[1 « » ? ""'! [\\]^_`{|}~]+'
listdir = os.listdir(rootDir)
               stopwords = []
               with open('/work/cn_stopwords.txt', 'r', encoding='utf-8') as f: # 停词表
                    stopwords = [line.strip() for line in f.readlines()]
                    stopwords.append('
               for file in listdir:
   path = os.path.join(rootDir, file)
                    if os.path.isfile(path):
                         corpus.append(filecontext)
                    elif os.path.isdir(path):
TraversalFun.AllFiles(self, path)
               return corpus, count
```

图 5 语料库预处理

2. 采用 N-gram 计算信息熵, 部分代码如下:

```
class TrainCorpus:
           ss Irannorpus:

def __init__(self, DataPath, FontPath, SavePath):
    self.data_path = DataPath
    self.font_path = FontPath # 中文字体文件路
    self.save_path = SavePath
                                                                 # 中文字体文件路径
                  self.Save_path - Saverath
# 發取 DataPath 目录下除了 "inf.txt" 以外的所有 txt 文件的文件路径
self.fileList = [os.path.join(self.data_path, filename) for filename in os.listdir(self.data_path) if filename
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23
24
25
26
27
28
29
30
31
32
33
34
35
36
37
38
                  return self.getCorpus(self.data_path)
           count=0
                  stopwords = []
                  with open('/work/cn_stopwords.txt', 'r', encoding='utf-8') as f: # 停词表
                         stopwords = [line.strip() for line in f.readlines()]
                        stopwords.append('
                  for file in listdir:
                        path = os.path.join(rootDir, file)
if os.path.isfile(path):
                              os.path.isfile(path):
with open(os.path.abspath(path), "r", encoding='gb18030') as file:
filecontext = file.read();
filecontext = re.sub(r1, '', filecontext)
stopwords2 = [' ', '\n', '本书来自www.cr173.com免费txt小说下载站','更多更新免费电子书请关注www.cr173.com
for word in stopwords2:
filecontext = filecontext.replace(word, '')
                                     for _ in stopwords:
    filecontext = filecontext.replace(word, '')
                                    count += len(filecontext)
                        corpus.append(filecontext)
elif os.path.isdir(path):
39
40
                              TraversalFun.AllFiles(self, path)
                   return corpus, count
```

图 6 N gram 代码

3. 结果

表 1 所有文件的信息熵

	信息熵	运行时间
Unigram	12.16791	77.31631 s
Bigram	6.94008	85.95495 s
Trigram	2.3115	85.08368 s

Chinese Average Entropy

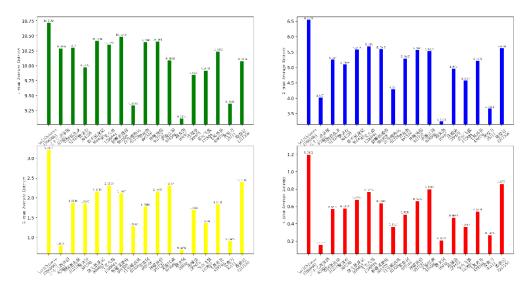


图 7 每个文件的信息熵

Conclusions

- 1. 对于 N-gram 模型来说,随着 N 的增大,信息熵在下降。这是因为 N 的增大 使得通过分词后得到的文本中词组的分布变得简单,N 越大使得固定的词数 量越多,固定的词能减少由字或者短词打乱文章的机会,使得文章变得更加 有序,减少了由字组成词和组成句的不确定性,也即减少了文本的信息熵。
- 2. 由计算结果可知,中文信息熵比英文信息熵大。中文分词的复杂性会影响到信息熵的计算。中文分词需要考虑词汇之间的搭配和语境,而英文单词之间有明确的分隔符号。这种分词的复杂性增加了中文信息熵的计算难度和结果。

References

[1] Brown P F, Della Pietra S A, Della Pietra V J, et al. An estimate of an upper bound for the entropy of English[J]. Computational Linguistics, 1992, 18(1): 31-40.