DL-NLP第一次实验——信息熵的计算

一、问题描述

首先阅读文章：Entropy of English PeterBrown

参考上面的文章来计算中文(分别以词和字为单位)的平均信息熵。

二、实验原理

1. 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：

针对联合分布的情况，其联合信息熵为：

该公式可用于计算二元或三元等模型。

2. 语言模型

对于自然语言相关的问题，比如机器翻译，最重要的问题就是文本的序列有时候不是符合我们人类的使用习惯，语言模型就是用于评估文本序列符合人类语言使用习惯程度的模型。

当前的语言模型是以统计学为基础的统计语言模型，统计语言模型是基于预先人为收集的大规模语料数据，以真实的人类语言为标准，预测文本序列在语料库中可能出现的概率，并以此概率去判断文本是否“合法”，是否能被人所理解。

N-Gram是一种基于统计语言模型的算法。它的基本思想是将文本里面的内容按照字节进行大小为N的滑动窗口操作，形成了长度是N的字节片段序列。

每一个字节片段称为gram，对所有gram的出现频度进行统计，并且按照事先设定好的阈值进行过滤，形成关键gram列表，也就是这个文本的向量特征空间，列表中的每一种gram就是一个特征向量维度。

该模型基于这样一种假设，第N个词的出现只与前面N-1个词相关，而与其它任何词都不相关，整句的概率就是各个词出现概率的乘积。这些概率可以通过直接从语料中统计N个词同时出现的次数得到。常用的是二元的Bi-Gram和三元的Tri-Gram。

三、实验步骤与结果分析

本次实验中，分别以字和词为单位，以一元、二元和三元模型，针对所给小说进行信息熵计算，将三元信息熵的结果与所给文献中的三元模型英文信息熵进行对比。

1. 文档初步预处理

删除压缩包中的无关文档和文件，仅留下16个文档文件，将每个文档中的“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](http://www.cr173.com)”删除。本步骤为手工完成。

2. 文档内容读取及预处理

1. **def** entropy\_calculate(path, is\_chara):
2. files = os.listdir(path)
3. data = []
4. replace = '[a-zA-Z0-9’!"#$%&\'()\*+,-./:：;「<=>?@，。?★、…【】《》？“”‘’！[\\]^\_`{|}~]+\n\u3000 '
5. **for** file **in** files:
6. with open(path + '/' + file, 'r', encoding='ANSI') as f:
7. t = f.read()
8. **for** i **in** replace:
9. t = t.replace(i, '')  #删除文档中含有的replace中的字符
10. **if** is\_chara:  #判断是按词计算还是按字计算
11. data.append(t)
12. **else**:
13. c = jieba.lcut(t)
14. data.append(c)
15. f.close()

在读取文档时，将其中非中文的部分全部删除掉，其中的replace部分参考参考文献2。

3. 字词的计数和信息熵的计算

1. #一元模型计数
2. uni\_chara = {}
3. uni\_count = 0
4. **for** i **in** data:
5. **for** j **in** range(len(i)):
6. uni\_chara[i[j]] = uni\_chara.get(i[j], 0) + 1
7. uni\_count += 1
8. #二元模型计数
9. bi\_chara = {}
10. bi\_count = 0
11. **for** i **in** data:
12. **for** j **in** range(len(i)-1):
13. bi\_chara[(i[j], i[j+1])] = bi\_chara.get((i[j], i[j+1]), 0) + 1
14. bi\_count += 1
15. #三元模型计数
16. tri\_chara = {}
17. tri\_count = 0
18. **for** i **in** data:
19. **for** j **in** range(len(i)-2):
20. tri\_chara[(i[j], i[j+1], i[j+2])] = tri\_chara.get((i[j], i[j+1], i[j+2]), 0) + 1
21. tri\_count += 1
22. #熵的计算
23. uni\_entropy = (sum(-(chara[1])\*math.log2(chara[1]/uni\_count) **for** chara **in** uni\_chara.items()))/uni\_count
24. bi\_entropy = (sum(-(chara[1])\*math.log2((chara[1]/bi\_count)/(uni\_chara[chara[0][0]]/uni\_count)) **for** chara **in** bi\_chara.items()))/bi\_count
25. tri\_entropy = (sum(-(chara[1])\*math.log2((chara[1]/tri\_count)/(bi\_chara[(chara[0][0], chara[0][1])]/uni\_count)) **for** chara **in** tri\_chara.items()))/tri\_count

以字典形式进行计数，将字或词与出现次数以键值对的形式存在字典里，按照公式计算信息熵。

4. 结果与分析

将以上几部分综合为完整程序，计算得到：

按字计算信息熵：一元模型 二元模型 三元模型

9.539612077329478 6.723863066662528 3.94464184025448

按词计算信息熵：一元模型 二元模型 三元模型

12.176332250579346 6.945766121610492 2.3056611827335547

与文献中英文的三元平均信息熵1.75相比，显然中文的平均信息熵要更大，即中文携带的信息量更大。

在N-gram模型中，随着N取值变大，文本的信息熵则越小，这是因为N取值越大，通过分词后得到的文本中词组的分布就越简单，某些固定搭配的出现较为集中，而不常见的搭配出现概率很低，计算得到的信息熵就会变小。

四、参考文献

1. <https://docs.qq.com/pdf/DUUR2Z1FrYUVqU0ts>

2. <https://blog.csdn.net/weixin_42663984/article/details/115718241>