# 基于people-2014的分词与词性标注

## 1. 实验目的

- 通过本次实验,了解中文分词及词性标注的算法及流程。
- 通过本次实验,了解中文分词及词性标注的评价指标及计算方法。
- 通过本次实验, 学会使用分词工具处理真实数据集, 得到分词结果与词性标注结果。
- 通过本次实验,利用工具生成的分词结果和词性标注结果,编写代码实现评价指标的计算。

## 2. 实验内容

- 自己编写代码完成对people-2014测试集文本的处理, 主要包括:
  - 。 还原原中文语句。
  - 将每个分词的第一个字母索引和最后一个字母索引使用字符串拼接后作为主键(唯一标识符)建立字典。
  - 用合适的数据结构(字典)存储不同中文单词及词性,其中字母索引拼接后的字符串为key, 单词及词性为value。

```
1
    import os
    def load(filepath):
 2
 3
        file_list = os.listdir(filepath)
        sentences = ""
 4
 5
        words_index = []
 6
        dict_index2type = {}
 7
        dict_index2word = {}
 8
        start = 0
 9
        for filename in file_list:
            sentence = ""
10
            with open(filepath+filename, 'r', encoding='utf-8') as f:
11
                 lines = f.readlines()
12
                 for line in lines:
13
14
                     elements = line.split(' ')
                     for element in elements:
15
16
                         if element == '\n' or element == '':
17
                             continue
18
                         try:
19
                             word,word_type = element.split('/')
                             if word[0]=='[':
20
21
                                 word = word[1:]
22
                         except:
23
                             word,word_type,composed_type =
    element.split('/')
24
                             word_type = word_type[:-1]
25
                         sentence+=word
                         end = start + len(word)
26
                         index = str(start)+str(end-1) # 下标拼接后的索引
27
28
                         words_index.append(index)
29
                         start = end
30
                         dict_index2word[index] = word
31
                         dict_index2type[index] = word_type
                 sentences+=sentence
32
```

- 利用jieba分词工具对还原得到的中文语句进行分割和词性标注.
- 根据分割和标注的结果,利用实验原理部分的公式计算分词和词性标注的 precision , recall , F1.代码如下:

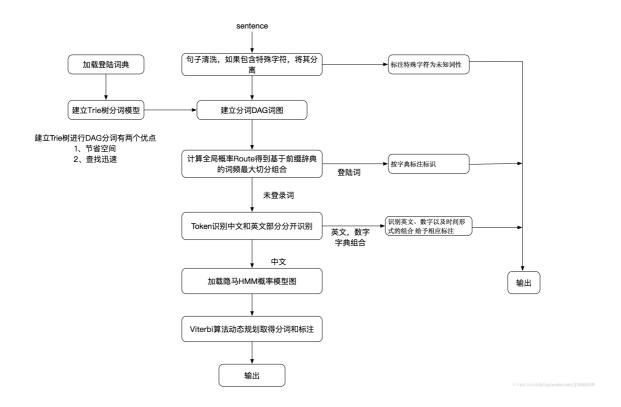
```
1
    import load_data
 2
    import jieba.posseg as pseg
 3
    def evaluate(sentences, words_index, type_dict):
 4
        words_seged = pseg.cut(sentences)
 5
        words_seged_index = []
 6
        seged_type_dict = {}
 7
        start=0
        for word, flag in words_seged:
 8
9
            end = start + len(word)
            index = str(start)+str(end-1)
10
11
            words_seged_index.append(index)
12
            start = end
13
            seged_type_dict[index] = flag
14
        # compute criteria for segmentation
        words_seged_index = set(words_seged_index)
15
16
        words_index = set(words_index)
17
        precision_seg =
    len(words_index&words_seged_index)/len(words_seged_index)
18
        recall_seg = len(words_index&words_seged_index)/len(words_index)
19
        F1_seg = 2*precision_seg*recall_seg/(precision_seg+recall_seg)
20
        print("##### seg evaluation #####")
        print("precision: ",precision_seg)
21
        print("recall: ",recall_seg)
22
23
        print("F1: ",F1_seg)
24
        # compute criteria for pos tagging
25
26
        words_candidate = words_index&words_seged_index
27
        count = 0
28
        dict_predict = {}
29
        dict_truth = {}
        dict_true_positive = {}
30
31
        for word_index in words_candidate:
32
33
            if type_dict[word_index] in dict_truth.keys():
34
                dict_truth[type_dict[word_index]] += 1
35
            else:
36
                dict_truth[type_dict[word_index]] = 1
37
38
            if seged_type_dict[word_index] in dict_predict.keys():
39
                 dict_predict[seged_type_dict[word_index]] += 1
            else:
40
41
                dict_predict[seged_type_dict[word_index]] = 1
42
            if type_dict[word_index] == seged_type_dict[word_index]:
43
44
                 count+=1
45
                if seged_type_dict[word_index] in
    dict_true_positive.keys():
46
                     dict_true_positive[seged_type_dict[word_index]] += 1
47
                else:
```

```
48
                    dict_true_positive[seged_type_dict[word_index]] = 1
49
50
        tp = 0
51
        predict_res = 0
52
        ground_truth = 0
53
        for predict_type in dict_true_positive.keys():
54
            precision_single_type =
    dict_true_positive[predict_type]/dict_predict[predict_type]
55
            recall_single_type =
    dict_true_positive[predict_type]/dict_truth[predict_type]
56
            F1_single_type =
    2*precision_single_type*recall_single_type/(precision_single_type+recal
    l_single_type)
57
            print("#### single type pos tagging evaluation ####")
58
            print("%s: %.3f, %.3f, %.3f"%
    (predict_type, precision_single_type, recall_single_type, F1_single_type))
59
            tp += dict_true_positive[predict_type]
60
            predict_res += dict_predict[predict_type]
            ground_truth += dict_truth[predict_type]
61
62
        avg_precision_postag = tp/predict_res
63
        avg_recall_postag = tp/ground_truth
64
        F1_postag =
    2*avg_precision_postag*avg_recall_postag/(avg_precision_postag+avg_reca
    11_postag)
65
        print("##### pos taging evaluation #####")
        print("precision: ",avg_precision_postag)
66
67
        print("recall: ",avg_recall_postag)
68
        print("F1: ",F1_postag)
69
        return
```

# 3. 实验原理

# 3.1 jieba的分词与词性标注算法

- 基于前缀词典实现高效的词图扫描,生成句子中汉字所有可能成词情况所构成的有向无环图(DAG)
- 采用了动态规划查找最大概率路径,找出基于词频的最大切分组合
- 对于未登录词,采用了基于汉字成词能力的 HMM 模型,使用了 Viterbi 算法



#### 3.3 分词评价指标计算方法

$$precision = \frac{|A \cap B|}{|B|} \tag{3.3.1}$$

$$recall = \frac{|A \cap B|}{|A|} \tag{3.3.2}$$

$$F1 = \frac{2 * precision * recall}{precision + recall}$$
 (3.3.3)

其中公式(3.3.1) 中 A 表示ground truth中分词的所有key值的集合,其中每个key为一个字符串,由每个分词的 起始位置下标 对应的字符串拼接 终止位置下标 对应的字符串得到,B 表示 jieba 分词工具得到的所有分词的key值的集合,这里的key也是一个字符串,同样由起始和终止位置确定。如下所示:

Α	В	A∩B
['1113' , '1416']	['1113' , '1415', '1516']	['1113']

[A]表示集合A中元素的个数, [B]表示集合B中元素的个数

## 3.4 词性标注评价指标计算方法

$$precision_i = \frac{|A_i \cap B_i|}{|B_i|} \tag{3.4.1}$$

$$recall_i = \frac{|A_i \cap B_i|}{|A_i|} \tag{3.4.2}$$

$$F1_i = \frac{2 * precision_i * recall_i}{precision_i + recall_i}$$
(3.4.3)

 $A_i$ 表示 groundtruth中属于第i个词性类别的单词的集合

 $B_i$ 表示 jieba工具进行词性标注后属于第i个词性类别的单词的集合

然后采用公式(3.4.4) — (3.4.6)计算平均的precision, recall, F1

$$precision = \frac{\sum_{i}^{N} precision_{i} * |B_{i}|}{\sum_{i}^{N} |B_{i}|}$$
(3.4.4)

$$recall = rac{\sum_{i}^{N} recall_{i} * |A_{i}|}{\sum_{i}^{N} |A_{i}|}$$
 (3.4.5)

$$F1 = \frac{2 * precision * recall}{precision + recall}$$
 (3.4.6)

其中N为所有标注类别的数目,在本数据集中 jieba 可标注的类别有40类,如 实验结果及分析 所示。

# 4. 实验结果及分析

#### 4.1 分词评价指标计算结果及分析

precision	recall	F1
0.880	0.871	0.876

如上表所示,jieba分词工具的精确率,召回率,F1都是比较高的,启示我们后续开展NLP工作时可以基于 jieba进行。代码执行结果如下:

###### seg evaluation ######
precision: 0.8802622654307032
recall: 0.8712795953990063
F1: 0.875747896891448

# 4.2 词性标注评价指标计算结果及分析

按照出现频次,对测试集中 jieba 工具可以标注的词性进行词频统计,并计算对应评价指标

符号	含义	次数	precision	recall	F1
n	普通名词	3492	0.712	0.824	0.764
V	普通动词	2517	0.643	0.857	0.735
vn	名动词	1031	0.800	0.450	0.576
d	副词	872	0.868	0.877	0.873
р	介词	747	0.849	0.941	0.893
а	形容词	415	0.751	0.641	0.692
ns	地名	381	0.399	0.967	0.552
m	数量词	305	0.423	0.905	0.577
nz	其他专名	290	0.341	0.148	0.207
f	方位名词	287	0.931	0.899	0.915
С	连词	243	0.386	0.967	0.552
t	时间	179	0.681	0.905	0.777
b	区别词	161	0.648	0.366	0.468
nr	人名	137	0.307	0.898	0.458
ad	副形词	123	0.873	0.561	0.683
S	处所名词	119	0.764	0.815	0.789
q	量词	112	0.737	0.250	0.373
X	非语素字	85	0.004	0.165	0.008
r	代词	81	0.139	0.951	0.243
ng	名语素	57	0.917	0.193	0.319
an	名形词	31	1.000	0.323	0.488
nt	机构名	22	0.333	0.818	0.474
vd	动副词	20	0.857	0.300	0.444

符号	含义	次数	precision	recall	F1
vg	动语素	9	0.857	0.667	0.750
k	后接成分	7	1.000	0.857	0.923
u	其他助词	6	0.055	1.000	0.103
Z	状态词	5	0.667	0.800	0.727
tg	时语素	5	1.000	0.400	0.571
У	语气词	3	1.000	0.667	0.800
I	习用语	2	0.023	1.000	0.044
平均值			0.507	0.771	0.612

如上表,jieba 词性标注对于普通名词,普通动词,副词,介词等词性识别较为准确,但对于地名,专有名词等词性的词性识别效果较差,原因是我们并未使用people-2014的训练集进行训练,也没有提供people-2014的词典给jieba工具,所以未登录词占比过高,所以导致词性识别效果较差。代码结果如下:

```
##### single type pos tagging evaluation #####
type, precision, recall, F1
    0.643,
            0.857,
                     0.735
v:
     0.800, 0.450,
                     0.576
vn:
     0.712,
            0.824,
                    0.764
n:
    0.868,
            0.877, 0.873
d:
f:
     0.931,
            0.899,
                    0.915
     0.399, 0.806,
                     0.534
ns:
     0.873, 0.561,
                     0.683
ad:
    0.849,
            0.941,
                    0.893
p:
a:
     0.751,
            0.641,
                    0.692
    0.386, 0.967,
c:
                    0.552
     0.341, 0.148,
                     0.207
nz:
r:
    0.139,
            0.951,
                     0.243
s: 0.764, 0.815, 0.789
```

###### pos taging evaluation ######

precision: 0.5068017690197615 recall: 0.7708617166212534

F1: 0.6115445671631707