1. 实验内容与完成程度

自动词性标注就是用计算机来自动地给文本中的词标注词类。任务是根据一个词在某个特定句子中的上下文,为这个词标注正确的词性,要解决的主要问题是词性兼类歧义和未登录词词性的确定问题。词性标注的正确率直接影响到文本的后续工作,因为词义消歧和句法分析都以经过词性标注的句子为基础。

本实验中我选择了维特比算法实现中文分词。

本程序较好的完成了维特比算法,但是对未登陆词的处理不是很好。

2. 实验原理

2.1 HMM 模型

从概率角度上看,词性标注问题可描述为:给定一个含有词语序列 w1, w2…,wm 的输入句子 W, 确定最有可能的词性标记序列 T=t1, t2…,tm, 使得条件概率 P (T|W)最大。

根据 Bayes 公式,P(T|W) = P(T)P(W|T)/P(W),由于词性标注中,W 是给定的,P(W) 不依赖于 T,所以 $P(T|W) \approx P(T)P(W|T)$,其中 $P(T) = P(t1|t0)P(t2|t1,t0) \cdots$ $P(ti|ti-1,ti-2,\cdots)$,根据一阶 HMM 假设可得 $P(T) \approx P(t1|t0)P(t2|t1)\cdots P(ti|ti-1)$,P(W|T) 是已知词性标记串产生词串的条件概率, $P(W|T) = P(w1|t1)P(w2|t2,t1,w1)\cdots P(wi|ti,ti-1,\cdots t1,w i-1,\cdots w1)$,根据一阶 HMM 假设可得 $P(W|T) \approx P(w1|t1)P(w2|t2)\cdots P(wi|ti)$ 。

2.2 维特比算法

维特比算法是一种动态规划算法用于寻找最有可能产生观测事件序列的-维特比路径-隐含状态序列,特别是在马尔可夫信息源上下文和隐马尔可夫模型中。维特比算法的基础可以概括成下面三点:

- 1. 如果概率最大的路径 p(或者说最短路径)经过某个点,比如途中的 X22,那么这条路径上的起始点 S 到 X22 的这段子路径 Q,一定是 S 到 X22 之间的最短路径。否则,用 S 到 X22 的最短路径 R 替代 Q,便构成一条比 P 更短的路径,这显然是矛盾的。证明了满足最优性原理。
- 2. 从 S 到 E 的路径必定经过第 i 个时刻的某个状态,假定第 i 个时刻有 k 个状态,那么如果记录了从 S 到第 i 个状态的所有 k 个节点的最短路径,最终的最短路径必经过其中一条,这样,在任意时刻,只要考虑非常有限的最短路即可。
- 3. 结合以上两点,假定当我们从状态 i 进入状态 i+1 时,从 S 到状态 i 上各个节的最短路径已经找到,并且记录在这些节点上,那么在计算从起点 S 到第 i+1 状态的某个节点 Xi+1 的最短路径时,只要考虑从 S 到前一个状态 i 所有的 k 个节点的最短路径,以及从这个节点到 Xi+1,i 的距离即可。

2.3 维特比算法处理词性标注

中文中,每个词会有多种词性(比如"希望"即是名字又是动词),给出一个句子后,我们需要给这个句子的每个词确定一个唯一的词性,实际上也就是在若干词性组合中选择一个合适的组合。动词、名词等词类的搭配是具有规律性的,比如动词+名词的形式是大量存在的,当我们看到句子"存在希望",如果确定了"存在"是动词,那么由于动名词组合的概率较大,我们就会认定"希望"是名词。viterbi 算法的原理就是基于此。我们需要计算所有的名词+动词,名词+名词,动词+形容词。。。。。等各种种词性搭配的出现概率,然后从中选出最大概率的组合。设一句

话有三个词组成分,分别为 A、B、C,则该句的概率值可以使用如下公式表示:

P(A 为 sxA1)*P(sxA1 位于句首)*P(B 为 sxB1)*P(sxA1->sxB1)*P(C 为 sxC1)*P(sxB1->sxC1)

A、B、C 有多个属性,对每个属性都用上式计算,去概率最大值为该句子的次序标注。

3. 训练语料库与开放环境

实验选用人民日报 98 语料库; 编程语言为 C++; 编程环境为 vs2017(windows) 评测数据 自己拟订

注:

读取训练文件的语句 fin.open("F://train_half.txt"); 读取测试文件的语句 fin1.open("F://test_file.txt");

4. 实验设计与实现

4.1 语料库的准备

本实验采用人民日报 98 年语料库

4.2 读取并记录数据

对语料库的内容进行统计。需要得到以下数据。

- (1) 所有可能的词性。
- (2) 所有出现的词语。

- (3)每个词语以不同词性出现的次数。
- (4) 记录句首词为不同词性的次数。
- (5) 记录不同词性间转换的次数。(如遇到: "看电影"这个句子,则有[动词][名词]的值加一。)

4.3 获取概率结果

- (1)计算每类词性作为句首出现的比例(比如:动词为句首,占所有不同词性为句首中的比例), 记录到 double head_sx[sx_num];。
- (2) 计算前词固定为词性[n]时,后词为词性[x]占总情况的比例(如:前词固定为[动词]时,后词[名词]出现的次数占所有[x][动词]的比例),记录到 double bet[sx_num][sx_num];
- (3) 计算每一个词作为不同类词性出现的次数,占所有该类词出现总数的比例(如: "震惊"作为动词出现的次数占所有名词的比例),记录到 double sx[sx num];

4.4 标注

由以上得到了 head_sx[],bet[][],sx[]数组。先将测试的一条语句全部读入,求得其词组数目 len test。然后使用函数 head handle(),处理第一个词组 A。对 A 的所有属性 sx, 计算

pro = P(sx)*P(sx 在句首),调用函数 body_handle(int last,double probability, int level)。解释一下该函数的几个参数的含义: last->上一个词组的属性,probability->到上一个词组的概率积,level->目前的深度(head_handle()中 level = 0)。body_handle()处理词组 B,对 B 的所有属性 sx,计算 new_pro =pro* P(sx)*bet[A][B],递归调用函数 body_handle(int last,double probability, int level)。在该过程中,记录每一个 level 所取得的属性值。

当 level>=len_test,即该句子处理完毕。比较此时的概率与最大概率的值,若此时的概率大于最大概率,则记录此时每一个 level 对应的属性值。

最后 head_handle()返回,即得到了当前语句的最优词性标注。继续处理下一句,直至文本结束。

4.5 部分代码展示

读取训练文本函数 read head()

```
bool vtb1::read_head()
    //c = ' ';
    while (c == ' ' || c == '\n' || c == '\r')
        c = fin.get();
    if (fin.eof())
    char temp_value[50];
    int len_temp_value = 0;
while (c != '/')
                                          //读取词组
        if (c != ' ' && c != '\n' && c != '\r')
             temp_value[len_temp_value++] = c;
        c = fin.get();
    temp_value[len_temp_value] = '\0';
    cout << temp_value << " ";</pre>
     *处理head*
    count head++;
                        //首词组总数加1
    int pos = word_pos(temp_value);
                                           //if(pos == len_w)->新词组,将改词添加后还需要对w[len_w]做初始化
                                                 /*新词组处理*/
    if (pos == len w)
        strcpy_s(w[len_w].value, temp_value); w[len_w].total_value = 1; //出现总数为1 for (int i = 0; i < sx_num; i++)
             w[len w].count sx[i] = 0;
            w[len_w].sx[i] = 0;
        len_w++;
    /*已有词处理*/
    else
```

读取训练文本函数 read czsx()

处理统计数据, 获取相应概率

```
void vtb1::train()
     int end_flag = read_head();
     //cout << "over0";
    while (end_flag)
         read_rest();
         end_flag = read_head();
    //cout << "over1";
/*训练结果汇总*/
    //head_sx[]
     for (int i = 0; i < sx_num; i++)</pre>
         head_sx[i] = count_head_sx[i] / count_head;
    }
     //w[]
    for (int i = 0; i < len_w; i++)</pre>
         for (int j = 0; j < sx_num; j++)</pre>
             w[i].sx[j] = w[i].count_sx[j] / w[i].total_value;
     }
    for (int i = 0; i < sx_num; i++)</pre>
         for (int j = 0; j < sx_num; j++)</pre>
             bet[i][j] = count_bet[i][j] / total_bet;
     }
```

head handle()

```
void vtb1::head_handle()
    //句首词组在w[]中的标号
    int i;
int exist = 0;
int exist1 = 0;
for (i = 0; i < sx_num; i++)</pre>
         if (w[pos].sx[i] != 0 && head_sx[i] != 0)
              exist = 1;
              pre sx[level] = i;
              double pro = w[pos].sx[i] * head_sx[i];
              body_handle(i,pro,level+1);
                                //不存在两个都满足
    if (exist == 0)
         for (i = 0; i < sx num; i++)
              if (w[pos].sx[i] != 0)
                   exist1 = 1;
                  exist1 = 1;
pre_sx[level] = i;
//cout << "i = " << i << endl;
double pro = w[pos].sx[i];
body_handle(i, pro,level+1);</pre>
         if (exist1 == 0) //未登陆词
              pre_sx[level] = 16;
double pro = 1.0;
body_handle(16, pro, level + 1);
                                                      //名词
    }
```

body_handle()

```
void vtb1::body_handle(int last,double pro, int level)
    //level++;
    if (level >= len_test)
        //比较当前的pro与最大pro,判断是否需要记录此时的属性数组
        if (pro > max_pro)
            for (len_best_sx = 0; len_best_sx < level; len_best_sx++)</pre>
                best_sx[len_best_sx] = pre_sx[len_best_sx];
            }
        max pro = pro;
        //level--;
        return;
    int pos = word pos(test[level]);
    //cout << "go into 1.5" << endl;
    int i:
                                          //不存在满足if (w[pos].sx[i] != 0 && bet[last][i] != 0)的i
    int exist = 0;
    int exist1 = 0;
    for (i = 0; i < sx num; i++)
        if (w[pos].sx[i] != 0 && bet[last][i] != 0)
            //cout << "go into 1.75" << endl;
            exist = 1;
            //last = i;
            pre sx[level] = i;
            double new pro = pro * w[pos].sx[i] * bet[last][i];
//cout << "go into 2" << endl;</pre>
            body_handle(i,new_pro,level+1);
            //cout << "go into 3" << endl;
            //level--;
```

输出标注结果

5. 实验结果展示

5.1 词性分类

- 1 a; 形容词
- 2 Ag; 形容词语素
- 3 an; 名形词 //具有名词功能的形容词
- 4 b; 区别词
- 5 c; 连词
- 6 d; 副词
- 7 Dg; 副词语素
- 8 e; 叹词
- 9 Eq; 叹词语素
- 10 f; 方位词
- 11 g; 语素
- 12 h; 前接成分
- 13 i; 成语
- 14 j; 缩略语
- 15 k; 后接成分
- 16 1; 习用语
- 17 m;数词 18 n;名词
- 19 Ng; 名词语素
- 20 ns; 名词-表处所
- 21 nt; 名词-表时间
- 22 nx; 名词-英文字母
- 23 nz; 名词-其他专有名词
- 24 o; 像声词
- 25 p; 介词
- 26 q; 量词
- 27 Qg;量词语素
- 28 r; 代词
- 29 Rg; 代词语素
- 30 s; 处所词
- 31 t; 时间词
- 32 Tg; 时间词语素
- 33 u; 助词
- 34 Ug; 助词语素
- 35 v; 动词
- 36 Vg; 动词语素
- 37 vd; 副动词
- 38 w; 标点
- 39 x; 字
- 40 y; 语气词
- 41 Yg; 语气词语素
- 42 z; 状态词

5.2 训练过程(读取数据并统计)

焕发 来自 社 机构 如何 发 问题 , 进行 同时 下功夫 抓好 下功夫 抓好 下强 省 上 , 奋力 拼搏 之 附 图片 1 张) 本报 记 A 联赛 不 可谓 不 多 。 , 在 内外援 的 引进 上 打 完 了 第一 海平

5.3 测试结果展示

状态转移矩阵(#表示该状态不存在)

```
29 a->s 1.59406e-05
30 a->t 3.18811e-05
31 a->Tg 1.59406e-05
32 a->u 0.00787464
33 a->Ug 0
34 a->v 0.000812969
35 a->Vg 0
36 a->w 0.00589801
   a->x 0
38 a->y 0.000207227
39 a->Yg 0
40 a->z 0
41 a->ad 0
42 a->vn 0.00216792
43 a->vd 0
44 a->nx 0
45 a->an 0.000127525
46 a->nz 0
47 a-># 0
48 a-># 0
49 a-># 0
50 a-># 0
51 a-># 0
52 Ag->a 1.59406e-05
53 Ag->Ag 0
54 Ag->b 0
55 Ag->c 1.59406e-05
56 Ag->d 0
57 Ag->Dg 0
58 Aq->e 0
59 Ag->Eg 0
60 Ag->f 1.59406e-05
61 Ag->g 0
62 Aq->h 0
63 Ag->i 0
64 Ag->j 0
65 Ag->k 0
66 Ag->1 0
67 Ag->m 0
68 Ag->n 7.97029e-05
69 Ag->Ng 3.18811e-05
70 Ag->nr 0
71 Aq->ns 0
```

测试文件

6. 遇到的问题以及解决方案

1、在处理语料库文件,要注意编码方式,避免中文信息容易出现的乱码情况。Windows 环境下的换行是/n/r, 因此在判断换行情况的时候条件应该是 if(==/n/r)。在获取训练集的

至

时候要在每个句子的结尾加上/n。

2、if (w[pos].sx[i] != 0 && head_sx[i] != 0), A 为句首词,但 A 的所有属性都不合放句首的情况。导致无法继续调用 body_handle()。if (w[pos].sx[i] != 0 && bet[last][i] != 0),没有考虑不存在这种条件的情况,导致递归无法继续,最后标注结果全部为/a。解决方法是增加了对这两种情况的处理:

3、未登陆词词性为 a(较少出现)导致后序分析出错。解决方法: 未登陆词的属性随机选取出现频率最高的三种属性之一。

7. 心得体会

通过本次词性标注实验,对模型训练有了初步的了解。也知道了怎么处理得到训练数据,体会到了中文信息处理的乐趣。