基于中文维基百科构建的 知识库的谓词归一

韩喆 iampkuhz@gmail.com

Outline

- 背景
 - 基于维基百科的知识库
- Motivation
- 实验步骤
- 特征选取及分析.
- 实验分析和改进

知识库背景

Background

基于中文维基百科 (网页) 的知识库



Subject _{myM} bdRredicate	Object double sum = 0 right = 0.0;
- 張家輝	Cheung Ka Fai ^{instancesTr} i ^{IS} Nick Cheung
張ぶ輝 天文石 張家輝fline.da 国籍tategory 張家輝adicala 籍贯。	中国(香港)
張家輝	1967年12月2日(46岁)○] = a 0
張家輝 出土 張家輝edicalel语言e.extract.ba 張家輝。 语言	英属官尼
張家輝	
張永隆 龍陽 張家輝 ^{indat} p:儿女 張家輝indatp:活跃年代	天咏何(2003年エラ) 张童(Brittany Cheung) ^{lin} h 1989年至今 doup
張家輝 _{ainda} 经纪公司	钟珍

• 330w 三元组, 1.6w 个谓词

Motivation

Motivation

- ① 知识库的谓词数量多
 - 1.59w, 手工排查后变成 1.4w
- ② 谓词冗余

含有"邮政"的谓词(17)

INSEE/邮政编码、ISO 3166-2 邮政简写、美国邮政编号、美国邮政编码、邮政、邮政代码、邮政信箱、邮政分区、邮政区号、邮政号码、邮政简称、邮政编号、邮政编号字母、邮政编码、邮政编码 FSA、邮政编码首字母、邮政缩写

- ③ 延伸查询/知识库合并
 - 推荐相似的谓词给查询者
 - 将不同知识库合并时提供谓词归一的规则
- 所以要进行谓词归一(没有搜到相关文章)

实验步骤

- 假设/前提
 - 我们在 1.4w 个候选谓词内部进行实验
 - 初始问题: 请提供任意两个谓词的相似度, 进而判断意义是否相同
 - 假设所有字符相同的谓词都是同一谓词,所有字符不同的谓词都非同一谓词
 - × 姚明: 出生: 上海 vs 刘翔: 出生地: 上海
 - √姚明: 出生: 上海 vs 刘翔: 出生: 1983 年 7 月 13 日
 - 转换问题为二分类: 给定任意两个谓词对, 判断其是否是相同谓词
 - 聚类转分类
 - 训练数据格式: [true/false, PredicateId1, PredicateId2]
 - 测试数据格式: [PredicateId1, PredicateId2]

- 实验环境/数据
 - 自己手工标注了 1700 多个谓词对
 - 谓词对本身根据规则(有一定拼音、字符串等相似性)抽取非随机抽取
 - 785 个相同谓词对 (47.3%), 873 个不同谓词对
 - 测试集 1000 个单词对, 训练集 500 个单词对
 - 全部分类为 false: 52.7% correct

• 实验步骤

- 对于每个谓词 (1/14000), 统计其信息 (不同类别的特征)
 出生: pinyin={chusheng},Content={出生}, SubjectCategory={(篮球运动员,10),(足球运动员,100),(政治人物,50)}...
- ② 对于任意两个谓词,比较其每类特征的相似性,转化为数值,生成特征向量
- 出生, 出生地 : pinyinSim=0.67, ContentSim=0.67, SubjectCategorySim=0.38,...
 - 3 对于训练数据, 提取特征向量, 训练模型
 - △ 对于测试数据,提取特征向量,根据模型预测是否为同一谓词

特征选取及分析

- 已选特征
 - 文本相似度
 - 拼音相似度
 - 词频相似度
 - wikitext 相似度
 - 主体的类别相似度

- 文本相似度
 - 相同单词个数/谓词长度(2维)
 - ② min(编辑距离/谓词长度,1) (2维)
 - 3 61.8% correct on SVM
- 拼音相似度
 - 同文本相似度计算方式,比较字符相同时改用拼音判段是否相同
 - 2 53.3% correct on SVM
- 词频相似度
 - 初衷是希望出现频率差别越大的谓词越应当合并(判重),实际基本 没有效果

• wikitext 相似度: 期望的重点

ルルロド大でしょ 男演员 罗马拼音 Cheung Ka Fai 英文名 Nick Cheung 围籍 ■ 中国(香港) 籍贯 广东番禺 出生 1967年12月2日(47 岁) ■ 英属香港 语言 粤语、英语、普诵话 配偶 关咏荷(2003年至 今) 儿女 张童 (Brittany Cheung) - 2006年01月24日 (9岁) 活跃年代 1987年至今 经纪公司 锺珍[1]

任何侵权内容将会删除 | 百科内容须附有来源,以供查证

```
A A → → □ □ □ □ → 高级 → 特殊字符 → 帮助
{{About|香港電影演員|香港電影剪接師|張嘉鐘|马来西亚漫画
{{NoteTA
|61=地名
{{發人
| 姓名 = 張家輝
| 類型 = 男演員
I 英文名 = Nick Cheung
| 羅馬拼音 = Cheung Ka Fai
| 岡片 = Cheung Ka Fai 2010.jpg
Ⅰ 周片尺寸 = 240px

    周片簡介 = 2010年8月24日参加電影《绕人》江蘇首映禮。

| 固稿 = {{CNHK}}
| 籍貫 = [[廣東]][[番禺]]
| 出生日期 = {{birth date and age|1967|12|2}}
| 出生地點 = {{HKG-1959}}
| 逝世日期 =
| 遊世地點 =
| 配偶 = [[關詠荷]] (2003年至今)
| 兒女 = 張童 (Brittany Cheung) <br> - {{birth da
| 星座 = [[人馬座]]
| 语言 = [[粤语]]、[[英语]]、[[普通話]]
| 短紀公司 = [[维珍]]<ref>[http://hk.apple.nextme
</ref>
| 活躍年代 = 1987年至今
```

• 出生 <=> 出生日期, 儿女 <=> 兒女...

- wikitext 相似度.
 - 没有固定的对应规则
 - (比方说) 编辑者在 "Template: 男艺人"页面写了一个转换说明,把 "出生日期"自动转化为"出生"显示。如果没有定义,则用模板 "Template: 人物"的规则匹配。且说明页面非结构化,不能自动抽
 - 收集了从 wikitext 抽取的三元组,利用手写规则与从网页抽取的三元组做对应,然后做统计

- wikitext 相似度.
 - 没有固定的对应规则
 - (比方说) 编辑者在 "Template: 男艺人"页面写了一个转换说明,把 "出生日期"自动转化为"出生"显示。如果没有定义,则用模板 "Template: 人物"的规则匹配。且说明页面非结构化,不能自动抽
 - 收集了从 wikitext 抽取的三元组,利用手写规则与从网页抽取的三元组做对应。然后做统计

内核类别

• $\{(kernel\ type,132),(screenshot,2),(logo,2),(name,2),(kernel,1)\}$

出生

{(birth place,11470),(birth date,7598),(出生地点,7241),(出生日期,6789),(date of birth,3775),(place of birth,3690),(term start,2346),(出生地,2076),(term end,1511),(birthplace,1156)...}

- wikitext 相似度.
 - 实验效果

 Zhe Han (icst.wip@pku)
 中文谓词归一化
 2015 年 5 月 6 日
 16 / 24

- wikitext 相似度.
 - 实验效果
 - SVM 分类失败(全部预测为 1...)

- wikitext 相似度.
 - 实验效果
 - SVM 分类失败(全部预测为 1...)
 - 失败原因
 - 80% 的测试数据的相似值为 0。很多时候有一个谓词没有对应的wikitext, 尤其是出现频率少的谓词
 - 下一步修正
 - 观察没有抽到 wikitext 的谓词信息,修改代码(理论上都是可以对应有 wikitext 的)

- 主体的类别相似度 二级类别分布。
 - 假设前提: 意义相同的谓词,其所在的三元组的主体的类型分布应该 是一致的.
 - "出生"的主语类别分布 {(人物,10000),(动物,100)}"出生日期"的主语类别分布 {(人物,2000),(动物,500)}
 - 实验方法
 - 利用中文维基百科的类别,"页面分类"下面的子类 (22-2) 作为类别分布的规约终点

语言, 跨學科領域, 应用科学, 文学, 艺术, 宗教, 休閒, 科技, 心理学, 人物, 地理, 人文學科, 技术, 社会, 历史, 幫助, 資訊, 科学, 總類, 自然科学, 社会科学, 哲学,

- 主体的类别相似度 二级类别分布。
 - 利用维基百科的类别体系,建立所有类别到这22个类别的对应关系

分类:美国篮球运动员

- 20 个节点宽度优先向下搜索
 - 深度优先失败, 所有类别都是语言的子类
- "雷•阿伦:出生:加利福尼亚州"
 - 雷•阿伦属于类别"美国篮球运动员"

出生:{(人物, 100),(科技, 10),...} -> {(人物, 101),(科技, 10),...}

总结

- 目前效果
 - 69.1% correct on SVM; f1: 0.713
 - 类别信息、wikitext 特征虽然有,但是 bug 太多 觉得应该做到 80% 左右是可以接受的程度
 - 二级类别分布特征还在(bu)改(ren)进(zhi)中(shi)...
- 之前抽特征的时候, 没有及时仔细检查, 能跑出结果就行...

实验分析和改进

Method (to do)

- 下一步工作
 - ① 类别信息特征 bug
 - ② 规约类别修正
 - 科学是自然科学的父类, 但都是规约终点
 - 类别分布向量直接加入特征向量 原来是做的余弦相似度的值
 - ③ 增加含有 wikitext 信息的谓词数量
 - △ 频率特征重利用
 - 待完善思路: 频率低的谓词, 应当抽取其客体的语义信息
 - ⑤ 命名实体类别分布特征
 - freebase.NER 提供了维基百科实体的映射关系 通过 type->People 的类别判断 freebase 实体的类型 {people, Location, organization, other}

Method (to do)

- 下一步工作
 - ⑥ 上级类别信息
 - 罗马拼音 <=> 男演员



questions $\mid\mid$ suggestions ?