



百科知识图谱构建

徐波

复旦大学知识工场实验室

xubo@fudan.edu.cn

2017-08-26

CN-DBpedia



- •目前最大的中文开放通用百科知识图谱之一
- 涵盖数千万实体和数亿的关系
 - 百科实体数 1600万+
 - 百科关系数 2.1亿+
- 相关知识服务API累计调用量已达3.5亿次



http://kw.fudan.edu.cn/cndbpedia

CN-DBpedia数据开放:DUMP数据



- 版本号
 - 2015.07
- 规模
 - 百科实体数 900万+
 - 百科关系数 6700万+
 - mention2entity: 110万+
 - triples: 6600万+
 - 摘要:400万+
 - 标签:1980万+
 - infobox: 4100万+
- 下载地址
 - http://openkg.cn/dataset/cndbpedia

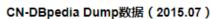


数据与资源









包含900万+的百科实体以及6600万+的三元组关系。其中摘要信息400万+,标签信息1980万+,infol

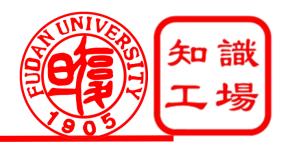




CN-DBpedia Mention2Entity数据 (2015.07)



CN-DBpedia数据开放: API接口



API/mention2entity

api/mention2entity 输入实体名称(mention),返回CN-DBpedia的对应实体(entity)的列表,json格式。 URL http://knowledgeworks.cn:30001/?p=** Demo http://knowledgeworks.cn:30001/ Example http://knowledgeworks.cn:30001/?p=南京

API/entityAVP

api/entityAVP

输入实体名,返回实体全部的知识

URL

http://knowledgeworks.cn:20313/cndbpedia/api/entityAVP?entity=**

Example

http://knowledgeworks.cn:20313/cndbpedia/api/entityAVP?entity=周杰伦

CN-DBpedia应用一:语义搜索





Query String: fudan

点击更新页面 С

Named-Entity Disambiguation: 复旦大学

Information

复旦大学(Fudan University),简称"复旦",位于上海市,由中华人民共和国教育部直属,中央直管副部级建制,位列"211工程"、"985工程",入选"珠峰计划"、"111计划"、"2011计划"、"卓越医生教育培养计划",为"九校联盟",员、中国大学校长联谊会成员、东亚研究型大学协会成员、环太平洋大学协会成员、21世纪大学协会成员,是一所综合性研究型的全国重点大学。

复且大学的建于1905年,原名复旦公学,是中国人自主创办的第一所高等院校,创始人为中国近代知名教育家马铝伯,首任校董为国父孙中山、校名"复旦"二字选自《尚书大传·虞夏传》名句"日月光华,旦复且兮",意在自强不息,寄 托当时中国知识分子自主办学、教育强国的希望。1917年复旦公学改名为私立复旦大学;1937年抗战爆发后,学校内迁重庆北碚,并于1941年改为"国立";1946年迁回上海江湾原址;1952年全国高等学校院系调整后,复旦大学成为 以文理科为基础的综合性大学;1959年成为全国重点大学。2000年,原复旦大学与原上海医科大学合并成新的复旦大学。

复旦师生谨记"博学而笃志,切问而近思"的校训,严守"文明、健康、团结、奋发"的校风,力行"刻苦、严谨、求实、创新"的学风,发扬"爱国奉献、学术独立、海纳百川、追求卓越"的复旦精神,以服务国家为己任,以培养人才为根本,以改革开放为动力,为实现中国梦作出新贡献。

Infobox

主管部门	中华人民共和国教育部	QI OI
学校代码	10246	QI OI
学校地址	上海市杨浦区邯郸路220号	1G 1G
学校类型	综合	19 1P
属性	111计划(2006年)	1G 1G

Tag

标签	211高校
标签	985高校
标签	上海高校
标签	专科高校

Type

rdf.type	<http: dbpedia.org="" ontology="" organisation=""></http:>
rdf:type	http://dbpedia.org/ontology/EducationalInstitution>
rdf:type	http://dbpedia.org/ontology/University>

CN-DBpedia应用二:小Cui问答









http://kw.fudan.edu.cn/ddemos/qa/

CN-DBpedia应用三:超级验证码



- 验证码的作用
 - 区分人和机器
- 一个好的验证码
 - 人很容易识别而机器很难识别
- 传统验证码的困境
 - 随着深度学习在图像领域的快速 发展,传统主流图像验证码已经 不再安全









CN-DBpedia应用三:超级验证码



- 人与机器相比, 优势在于阅读理解
 - 目前机器的语言认知能力还比较弱
- 我们提出了基于知识图谱的验证码系统——超级验证码
- 让用户做"阅读理解"

请通过验证

请点击下文中该问题答案的任意部分:

艾尔伯格迪利安佐酒店的酒店星级是多/少?/

太难了,换一个

艾尔伯格迪利安佐酒店位于罗马,是家1星级酒店。艾尔伯格迪利安佐酒店让您在罗马这个陌生又熟悉的城市,感受到一丝清浅但又实在的温暖。您一定不能错过。酒店位置较好,距离罗马斗兽场步行22分钟,或打车8分钟,车程约3.6公里。

登录!

Demo地址: http://kw.fudan.edu.cn/ddemos/vcode/
API地址: http://kw.fudan.edu.cn/apis/supervcode/

百科知识图谱背景介绍



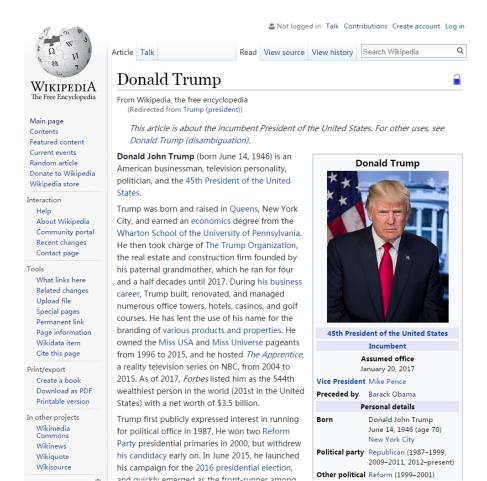
百科知识图谱



• 是一类专门从百科类网站中抽取知识构建而成的知识图谱

百科网站







https://baike.baidu.com/item/唐纳德·特朗普

百科类网站特点



一个实体一个页面

获取容易

- 每个页面均围绕一个实体进行全方面的介绍
- e.g.,
 - https://en.wikipedia.org/wiki/Donald_Trump
 - https://baike.baidu.com/item/唐纳德·特朗普

包含格式统一的半结构化文本

抽取简单

• 页面格式统一,包含了许多半结构化的数据,方便抽取

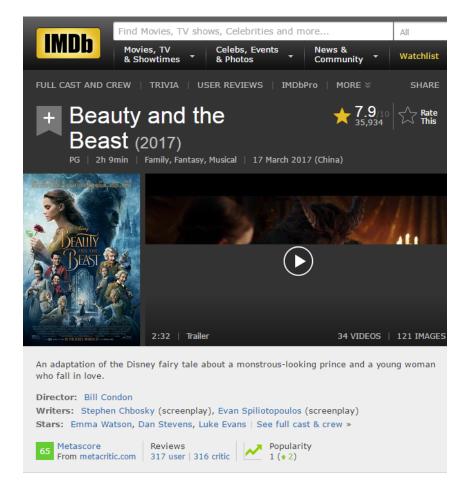
内容质量高

质量高

• 内容由众包/专业人员编辑,质量相对较高

电影网站







美女与野兽 Beauty and the Beast (2017)



导演:比尔·康顿 编剧:斯蒂芬·切波斯基/埃文·斯彼里奥托普洛斯/琳达·伍尔芙顿/珍妮-玛丽·勒普兰斯·德博

蒙

主演: 艾玛·沃森 / 丹·史蒂文斯 / 卢克·伊万斯 / 凯文·克莱恩 / 乔什·加德 / 更多...

类型: 爱情/歌舞/奇幻 制片国家/地区: 美国

语言:英语

上映日期: 2017-03-17(中国大陆/美国)

片长: 130分钟 IMDb链接: tt2771200



https://movie.douban.com/subject/25900945/

购物网站







https://item.jd.com/11343660.html

工商信息网站

https://www.tianyancha.com/company/68521782



请输入企业名称、人名、品牌等关键词

Q



康成投资(中国)有限公司 ♀ 企业信用报告

☎ 电话: 02126100749

地址: 上海市共和新路3318号

邮箱: fn18@mail.rt-mart.com.cn

网址: www.rt-mart.com.cn

€ 立即更新 天眼查数据更新时间

2017.03.18

⋯ 我要申诉

企业背景		企业发展	司法风险	经营风险		经营状况		知识产权
基本信息	变更记录 7	融资历史 0	法律诉讼 16	经营异常 0	欠税公告 0	招投标 0	抽查检查 0	商标信息 99+
企业关系	企业年报3	核心团队 0	法院公告 2	行政处罚 0		债券信息 0	产品信息 0	专利 1
主要人员 7	分支机构 0	企业业务 1	失信人 0	严重违法 0		购地信息 0	资质证书 0	著作权 1
股东信息 2		投资事件 0	被执行人 2	股权出质 0		招聘 87		网站备室 1
对外投资 99+		竞品信息 10		动产抵押 0		税务评级 2		

企业背景

基本信息







2005-03-23



评分 100

1 3 15 50 85 97 99 100

工商注册号: 310000400523532 组织机构代码: 717854767

统一信用代码: 91310000717854767L 企业类型:有限责任公司(台港澳与境内合资)

行业:商务服务业 营业期限: 2005-03-23至2055-03-22

核准日期: 2005-03-23 登记机关:上海市工商局

注册地址:上海市共和新路3318号

经营范围: 一、在国家允许外商投资的领域依法进行投资;二、受其所投资企业的书面委托(经董事会一致通过)向其提供下列服务1、协助或代理其 所投资企业从国内外采购该企业自用的机器设备、办公设备和生产所需的原材料、元器材、零部件和在国内外销售其所投资企业生产的产品,并提供

售后服务; 2、在外汇管理部门的同意和监督下, 在其所投资企业之间平衡外汇; 3、为其所投资企... 详细

https://www.itslaw.com/detail?judgementId= d4944de5-1e0a-4ffa-be9b-b679ff6e38fa

itslaw.com

无讼案例▼ 输入"?"定位到当事人、律师、法官、法院、标题、法院观点

登录

第1条, 共31942条结果 下一篇

陈渭庭与北京市人民政府其他二审行政判决书

北京市高级人民法院 | 二审 | (2016) 京行终5748号

【关键词】 拆迁

【文书来源】 北京法院审判信息网

引用法规 * 本处法规摘自法院观点

二审

□《中华人民共和国行政诉讼法》第八十九条第一款第(一)项 (85000)

检索相关案例

文书正文

当事人信息

上诉人(一亩原告)陈渭庭,男,1928年10月12日出生。

委托代理人陈燕华(陈渭庭之女),女,1963年1月18日出生,住北京市朝阳区。

委托代理人周彤,北京来硕律师事务所律师。

被上诉人(一审被告)北京市人民政府,住所地北京市东城区正义路2号。

法定代表人蔡奇,市长。

委托代理人王仰东,北京市人民政府法制办公室干部。

委托代理人任佳慧,北京高文律师事务所律师。

审理经过

上诉人陈渭庭因行政复议不予受理决定一案,不服北京市第二中级人民法院(2016)京02行初78号行政判决,向 本院提起上诉。本院受理后依法组成合议庭审理了本案。本案现已审理终结。

收藏

分字

搜索条件 ~

下载

- 快速目录

- 文书正文

- 当事人信息
- 审理经过
- 一亩法院认为
- 本院查明
- 本院认为
- 二审裁判结果
- 审判人员
- 裁判日期
- 书记员

- 基本信息

审理法院 北京市高级人民法院

(2016) 京行终5748号

案件类型 行政

行政裁决

裁判日期 2017-03-16

合 议 庭 哈胜男 孙建 娄宇红

二亩 审理程序

上诉人 陈渭庭

被上诉人 北京市人民政府

上诉人代理

被上诉人代

北京来硕律师事务



百科知识图谱构建分类



对单百科数据源深入挖掘

- DBpedia
- YAGO
- CN-DBpedia

对多百科数据源进行融合

- BabelNet
- Zhishi.me
- XLORE



AIJ 2017 PROMINENT PAPER AWARD

YAGO2 [Johannes Hoffart et. al., 2013] BabelNet [Roberto Navigli et. al., 2012]

领域百科知识图谱



资源分类































单百科数据源的百科知识图谱构建算





知识获取



知识填充



知识更新

高质量的结 网页数据 构化数据 更多结构化 数据 更新结构化 数据

第一部分:知识获取



知识获取



知识抽取



知识抽取



结构化数据的知识抽取

• e.g., 数据库

半结构化数据的知识抽取

• e.g., 表格

非结构化数据的知识抽取

• e.g., 文本

知识抽取



结构化数据的知识抽取(T5知识图谱虚拟化)

• e.g., 数据库

半结构化数据的知识抽取(T2 百科知识图谱构建)

• e.g., 表格

非结构化数据的知识抽取 (T3 知识获取方法)

• e.g., 文本

百科知识从哪来(一)



刘德华是一个多义词,请在下列义项上选择浏览(共10个义项)

➡ 添加义项

- 中国香港男演员、歌手、词作人
- 汀西弋阳籍烈士
- 山东钢铁集团有限公司财务总监
- 湖北郧西籍烈士

- 原民航局空中交通管理局局长助理
- 四川省广安经济技术开发区国家税务局副局长
- 湖北监利籍烈士

清华大学教授

280663

- 新疆青少年出版社出版的著作
- 通川区学生资助中心主任

刘德华 🗸 🙀

1961年9月27日 | 香港新界大埔镇泰亨村 | 中国

同义词 华仔一般指刘德华(中国香港男演员、歌手、词作人)

刘德华(Andy Lau), 1961年9月27日出生于中国香港,演员、歌手、作词人、制片人。

1981年出演电影处女作《彩云曲》 [1]。1983年主演的武侠剧《神雕侠侣》在香港获得62点的收视纪录 [2-3]。1985年因拒 签五年合约而被TVB雪藏^[4]。1988年将事业重心转向电影^[5]。1991年创办天幕电影公司^[6]。1994年担任剧情片《天与地》的 制片人[7]。2000年凭借警匪片《暗战》获得第19届香港电影金像奖最佳男主角奖[8]。2004年凭借警匪片《无间道3:终极无 间》获得第41届台湾金马奖最佳男主角奖^[9]。2005年获得香港UA院线颁发的"1985-2005年全港最高累积票房香港男演 ·员"奖 ^[10] 。2006年获得釜山国际电影节亚洲最有贡献电影人奖 ^[11] 。2011年主演剧情片《桃姐》,并凭借该片先后获得台湾金 马奖最佳男主角奖、香港电影金像奖最佳男主角奖^[12];同年担任第49届台湾电影金马奖评审团主席^[13]。2017年主演警匪动作 片《拆弹专家》[14]。

1985年发行首张个人专辑《只知道此刻爱你》[15]。1990年凭借专辑《可不可以》在歌坛获得关注[16]。1994年获得十大 动歌金曲最受欢迎男歌星奖^[17]。1995年在央视春晚上演唱歌曲《忘情水》^[18]。1997年与那英合唱《东方之珠》^[19]。2000 年被《吉尼斯世界纪录大全》评为"获奖最多的香港男歌手"^[20]。2004年第六次获得十大劲歌金曲最受欢迎男歌星奖。2016年参 与填词的歌曲《原谅我》正式发行[21]。

1994年创立刘德华慈善基金会 ^[22] 。2000年被评为世界十大杰出青年 ^[23] 。2005年发起亚洲新星导计划 ^[24] 。2008年被委 任为香港非官守太平绅士[25]。2016年连任中国残疾人福利基金会副理事长。[26]









百科知识从哪来(二)

Infobox



是一组(属性,属性值)对是对实体的结构化总结

基本信息			
中文名	刘德华	经纪公司	东亚唱片、映艺娱乐
外文名	Andy Lau, Lau Tak Wah	代表作品	暗战、无间道、天若有情、旺角卡门、桃姐、来生
别名	华仔,华Dee,华哥等		缘、忘情水、谢谢你的爱、冰雨、今天、爱你一万年
国 籍	中国	主要成就	三届香港电影金像奖最佳男主角
民族	汉族		两届台湾电影金马奖最佳男主角
星座	天秤座		1985-2005年全港最高累积票房香港男演员奖
血型	AB型		中国电影百年形象大使
身高	174cm		釜山电影节亚洲最有贡献电影人奖 ~ 展开
体 重	63kg	妻子	朱丽倩
出生地	香港新界大埔镇泰亨村	女 儿	刘向蕙
出生日期	1961年9月27日	全球粉丝会	华仔天地
郡 北	演员,歌手,填词人,制片人	信 仰	佛教
毕业院校	可立中学,第十期无线艺员训练班	生 肖	牛

是百科知识图谱<mark>最重要</mark>的知识来源之一 从数量上来说,它是能提供<mark>最多知识</mark>的一类关系

百科知识从哪来(三)



1982年,刘德华以甲级成绩从艺员训练班毕业后正式签约TVB [34] ;同年在 喜剧《花艇小英雄》中饰演败家仔钱日添;12月,与叶德娴搭档主演时装警匪剧《猎鹰》,凭借卧底警察江大伟一角获得关注 [35] 。

1983年,主演金庸武侠剧《神雕侠侣》,在剧中饰演外貌俊俏、倜傥不羁的杨过^[36];该剧在香港播出后取得62点的收视纪录;同年,与黄日华、梁朝伟、苗侨伟、汤镇业组成"无线五虎将"^[37]。

相关实体

1984年,与赵雅芝合作主演古装武侠剧《魔域桃源》,在剧中饰演资质出众、武功高强的傅青云^[38];同年,与梁朝伟共同主演金庸武侠剧《鹿鼎记》,在剧中饰演英明果断的康熙^[39]。

1985年,在古装武侠剧《杨家将》中饰演饶勇善战的杨六郎^[40] ;同年,TVB向刘德华提出加签五年的合约,刘德华因拒绝而被TVB雪藏400天^[41-42] 。1986年,在邵逸夫的调解下,刘德华与TVB和解并签下合约;同年,主演古装剧《真命天子》。1988年,在出演了武侠剧《天狼劫》后,刘德华将演艺事业的重心转向影坛^[42] 。

标签

词条标签: 音乐人物, 演员, 歌手, 娱乐人物, 制作人, 人物

Ontology : 严格Is-A关系

Taxonomy : 非严格Is-A关系

Folksonomy:开放分类

From CCKS T1:知识图谱导论

百科知识从哪来(四)



• 不同百科网站能得到的知识也不尽相同

Name	Description	Example
abstract	Extracts the first lines of the Wikipedia article.	dbr:Berlin dbo:abstract "Berlin is the capital city of (\dots) ".
article categories	Extracts the categorization of the article.	<pre>dbr:Oliver_Twist dc:subject dbr:Category:English_novels.</pre>
category label	Extracts labels for categories.	dbr:Category:English_novels rdfs:label "English novels".
category hierarchy	Extracts information about which concept is a category and how categories are related using the SKOS Vocabulary.	<pre>dbr:Category:World_War_II skos:broader dbr:Category:Modern_history.</pre>
disambiguation	Extracts disambiguation links.	dbr:Alien dbo:wikiPageDisambiguates dbr:Alien_(film).
external links	Extracts links to external web pages related to the concept.	<pre>dbr:Animal_Farm dbo:wikiPageExternalLink <http: ?id="RBGmrDnBs8UC" books.google.com="">.</http:></pre>
geo coordinates	Extracts geo-coordinates.	dbr:Berlin georss:point "52.5006 13.3989".
grammatical gender	Extracts grammatical genders for persons.	dbr:Abraham_Lincoln foaf:gender "male".
homepage	Extracts links to the official home- page of an instance.	dbr:Alabama foaf:homepage <http: alabama.gov=""></http:> .
image	Extracts the first image of a Wikipedia page.	<pre>dbr:Berlin foaf:depiction http:///Overview_Berlin.jpg.</pre>
infobox	Extracts all properties from all infoboxes.	dbr:Animal_Farm dbo:date "March 2010".
interlanguage	Extracts interwiki links.	dbr:Albedo dbo:wikiPageInterLanguageLink dbr-de:Albedo.
5 label	Extracts the article title as label.	dbr:Berlin rdfs:label "Berlin".

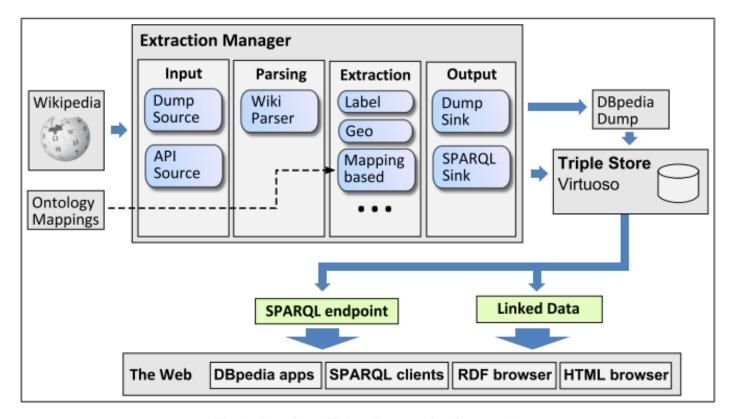
[Jens Lehmann et. al., 2015]

27

知识抽取框架



• 为每类关系建立一个抽取器

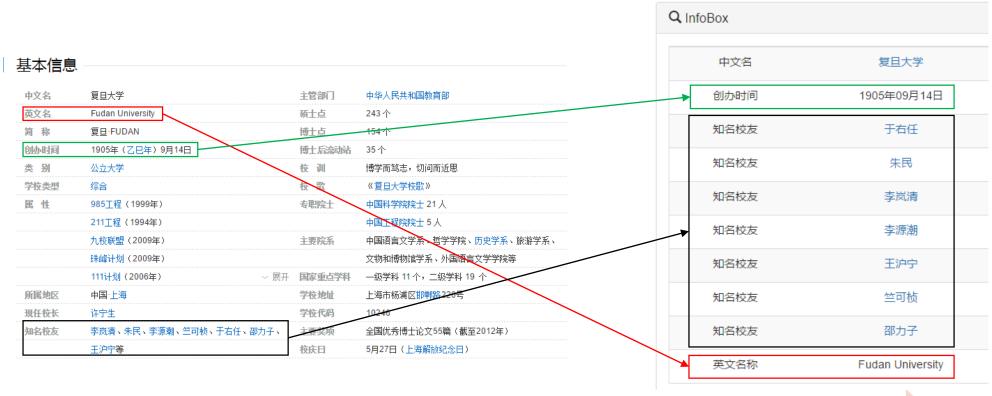


[Jens Lehmann et. al., 2015]

Fig. 1. Overview of DBpedia extraction framework.

数据清洗





属性不一致

数值属性值格式不统一

多个对象属性值未分割

单数据源属性融合



找到候选属性对

删除错误属性对

- 属性名称相似性
 - e.g., 英文名, 英文名称
- 外部知识库
 - e.g., 妻子, 老婆
- 人工录入

- 启发式规则
 - 等价属性不同时出现在一个实体中
 - 等价属性domain和range相同
 -
- 人工删除

数值属性值归一化



数值抽取



单位统一

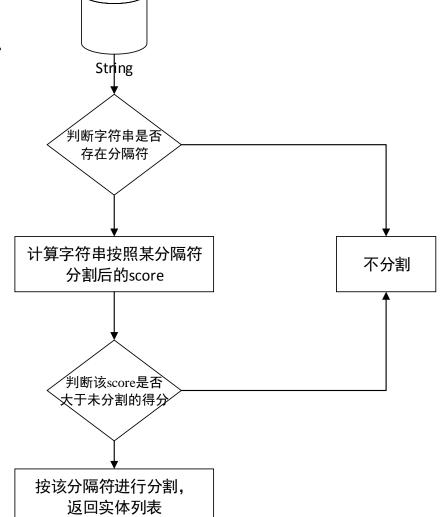
#Patterns抽取年、月、日↓
ymd_re1,=_re.compile(r'([\d]{3,4})[^\d]*-[^\d]*([\d]{1,2})[^\d]*-[^\d]*([\d]{1,2})')↓
ymd_re2,=_re.compile(r'([\d]{3,4})[^\d]*\.[^\d]*([\d]{1,2})[^\d]*\.[^\d]*([\d]{1,2})')↓
ymd_re3,=_re.compile(u'([\d]{3,4})[^\d]*年[^\d]*([\d]{1,2})[^\d]*月[^\d]*([\d]{1,2})[^\d]*')↓
ymd_re4,=_re.compile(r'^([\d]{3,4})/([\d]{1,2})/([\d]{1,2}))*')↓



对象属性值分割



• 流程



- 分割效果打分函数Score
 - 不分割的score设为1.1
 - 评估每种分隔符分割后的结果
 - 初始值设为0
 - 假设根据分隔符可以将值分为K个部分,对于任意一个子部分:
 - 如果该子部分是一个实体, score+1
 - 反之, score-1
- 取score最大的方案作为最终的 分割方案

举例



- 属性融合
 - Old
 - (复旦大学,<mark>英文名</mark>, Fudan University)
 - New
 - (复旦大学,英文名称,Fudan University)
- 数值属性值归一化
 - Old
 - (复旦大学,创办时间,1905年(乙巳年) 9月14日)
 - New
 - (复旦大学,创办时间,1905年09月14日)

• 对象属性值分割

- Old
 - (复旦大学,知名校友,李岚清、朱民、李源潮、竺可桢、于右任、邵力子、王沪宁等)
- New
 - (复旦大学,创办时间,李岚清)
 - (复旦大学,创办时间,朱民)
 - (复旦大学,创办时间,李源潮)
 - (复旦大学, 创办时间, 些可帧)
 - (复旦大学,创办时间,于右任)
 - (复旦大学,创办时间,邵力子)
 - (复旦大学,创办时间,王沪宁)

第二部分:知识填充



百科知识图谱遇到的挑战



知识缺失

- 单个实体的知识缺失
- •实体分类知识缺失
- 概念表示知识缺失

举例一:单个实体的知识缺失



中文名	周杰伦	职业 歌手	、音乐人、制作人、导演、商人
外文名	Jay Chou	毕业院校 淡江。	中学
别名	周董	经纪公司 杰威尔	尔音乐有限公司
国 籍	中国	代表作品 龙卷5	风、简单爱、七里香、青花瓷、稻香、告白气
民 族	汉族	球、:	头文字D、不能说的秘密、逆战、青蜂侠、天台
星座	摩羯座	主要成就 获得-	十五座金曲奖
血型	O型	两届行	台湾金曲奖最佳国语男歌手
身高	175cm	四届1	世界音乐大奖最畅销中华区艺人
出生地	台湾省新北市	入选	美国CNN亚洲25位最具影响力人物 ^[23]
出生日期	1979年1月18日	« Fa:	st Company》全球百大创意人物 💛 展开

https://baike.baidu.com/item/周杰伦

中文名	刘德华	经纪公司	东亚唱片、映艺娱乐	
外文名	Andy Lau, Lau Tak Wah	暗战、无间道、天若有情、旺角卡门、树	1. 地域、来生	
别名	华仔,华Dee,华哥等	缘、忘情水、谢谢你的爱、冰雨、今天、	爱你一万年	
国 籍	中国	三届香港电影金像奖最佳男主角		
民 族	汉族	两届台湾电影金马奖最佳男主角		
星座	天秤座	1985-2005年全港最高累积票房香港男演	员奖	
血型	AB型	中国电影百年形象大使		
身高	174cm	釜山电影节亚洲最有贡献电影人奖	~ 展开	
体 重	63kg	妻 子	朱丽倩	
出生地	香港新界大埔镇泰亨村	女 儿	刘向蕙	
出生日期	1961年9月27日	全球粉丝会	华仔天地	
职 业	演员,歌手,填词人,制片人	信 仰	佛教	
毕业院校	可立中学,第十期无线艺员训练班	生 肖	牛	

https://baike.baidu.com/item/刘德华

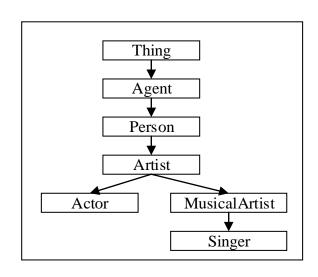
举例二:实体分类知识缺失

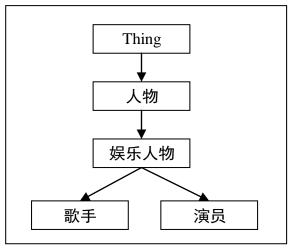






From Folksonomy to Ontology





举例三:概念表示知识缺失



- 概念的关系较为有限
 - 上下位关系SubclassOf
 - 类属关系Type
- 概念知识缺失
 - 概念是怎么形成的?

Pages in category "English-language films"

The following 200 pages are in this category, out of approximately 54,988 total. This list may not reflect recent changes (learn more). (previous page) (next page)

+

• +1 (film)

0-9

- 1 (2013 film)
- 1 a Minute
- 1 Day
- 1 Night in China
- 1 Night in Paris
- The 1 Second Film
- 1-2-3 Go
- 1:42.08
- 2:22 (2008 film)
- 2 Cool 2 Be 4gotten
- 2 Days in New York
- 2 Days in Paris
- 2 Days in the Valley

- 4 Days in May
- 4 Devils
- 4 for Texas
- 4 Little Girls
- 4 Minute Mile
- 4 Play (film)
- 4:30
- 4.3.2.1.
- 4Chosen: The Documentary
- 4D Man
- The 4th Dimension (film)
- The 4th Floor (1999 film)
- 4th Man Out
- The 4th Tenor
- 5 Against the House
- 5 Card Stud
- 5 Card Stud (2002 film)
- 5 Days of War

https://en.wikipedia.org/wiki/Category:English-language_films

解决方案



单个实体的知识缺失

• 实体属性-值关系填充 (infobox completion)

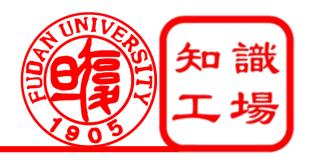
实体分类知识缺失

• 实体分类

概念表示知识缺失

• 概念符号表示

2.1 实体属性-值关系填充 (infobox completion)



方法总结



利用其它知识图谱进行填充

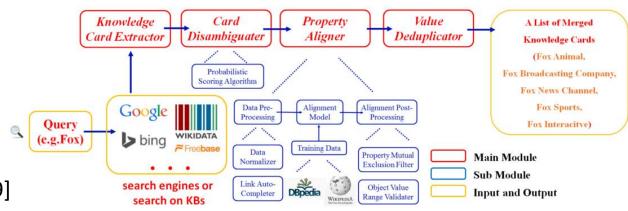
利用百科网站实体标签进行填充

利用百科网站文本进行填充

利用其它知识图谱进行填充



- 知识图谱融合
- 基本思路
 - 不同知识图谱的实体之间可以通过等价关系"SameAS"链接在一起
 - 不同知识图谱由于构建方式不同,知识也不尽相同
 - 因此,可利用其它知识图谱来对自身知识图谱Infobox进行填充
- 难点
 - 实体匹配
 - 属性匹配
 - 属性值融合
 - 跨语言 [Bouma, G. et al., 2009]



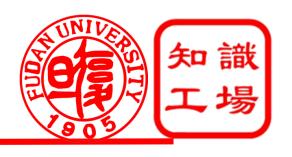
[Haofen Wang et al. 2015]

利用百科网站实体标签进行填充



- 百科网站的标签信息是描述实体的一个重要信息
 - E.g. 如"刘德华"的一个标签信息为"香港男演员",可以推出
 - (刘德华,出生地,香港)
 - (刘德华,性别,男)
 - (刘德华,职业,演员)
- 目前主流方法倾向于人工建立规则来从标签信息中抽取关系
 - YAGO
 - Catriple
- 基于统计的方法
 - DFs (详见概念表示部分)

YAGO



- YAGO提出了基于正则表达式从 标签信息中抽取关系的方法
- 优点
 - 准确率高
- 缺点
 - 代价大
 - 需要为每个关系定制一套正则表达式.

Table 1: Some Category Heuristics

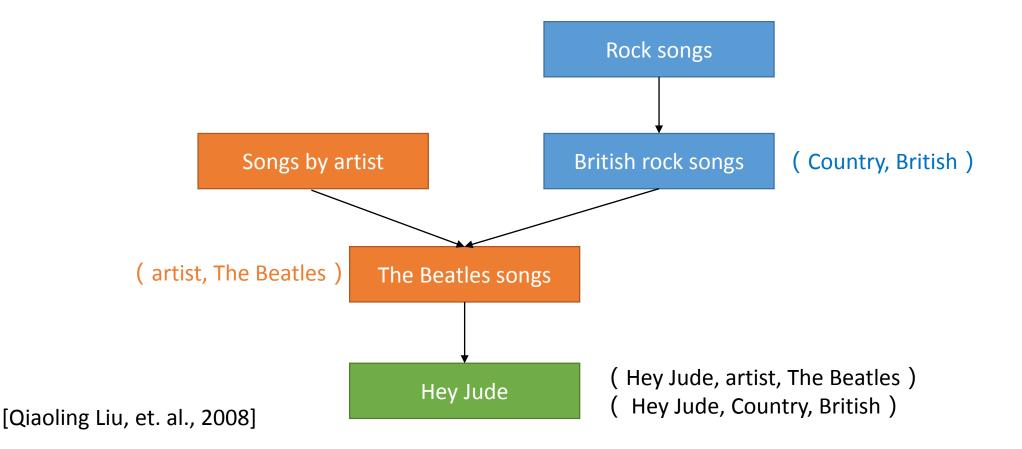
Regular Expression	Relation	
$([0-9]{3,4})$ births	BORNONDATE	
$([0-9]{3,4})$ deaths	DIEDONDATE	
$([0-9]{3,4})$ establishments	ESTABLISHEDONDATE	
$([0-9]{3,4})$ books novels	WRITTENONDATE	
Mountains Rivers in (.*)	LOCATEDIN	
Presidents Governors of (.*)	POLITICIANOF	
(.*) winners	HASWONPRIZE	
[A-Za-z]+(.*) winners	HASWONPRIZE	

[Fabian, M. S., et al. 2008]

Catriple



• 利用Wikipedia的上下位概念来获取实体的infobox信息



45

四种有效的上下位概念模式



Pattern 1: by-prep

- 上位概念: by + 属性
 - e.g., Songs by theme
- 下位概念:介词从句且包含属性值
 - e.g., Songs about divorce
- 抽取方法
 - 从上位概念抽取属性
 - 从下位概念抽取属性值
 - (theme, divorce)

Pattern 2: by-noun

- 上位概念: by + 属性
 - e.g., Songs by artist
- 下位概念: 名词从句且包含属性值
 - e.g., The Beatles songs
- 抽取方法
 - 从上位概念抽取属性
 - 从下位概念抽取属性值
 - (artist, The Beatles)

四种有效的上下位概念模式



Pattern 3: *-prep except by-prep

• 上位概念: 不包含属性

• 上位概念举例: Songs

• 下位概念:介词从句且包含属性值

▼ 下位概念举例: Songs from films

• 抽取方法

• 从下位概念抽取属性值

• (?, films)

• 通过投票确定属性值对应的属性

• (genre, films)

Pattern 4: *-noun except by-noun

• 上位概念: 不包含属性

● 上位概念: Rock songs

• 下位概念: 名词从句且包含属性值

● 下位概念: British rock songs

• 抽取方法

• 从下位概念抽取属性值

• (?, British)

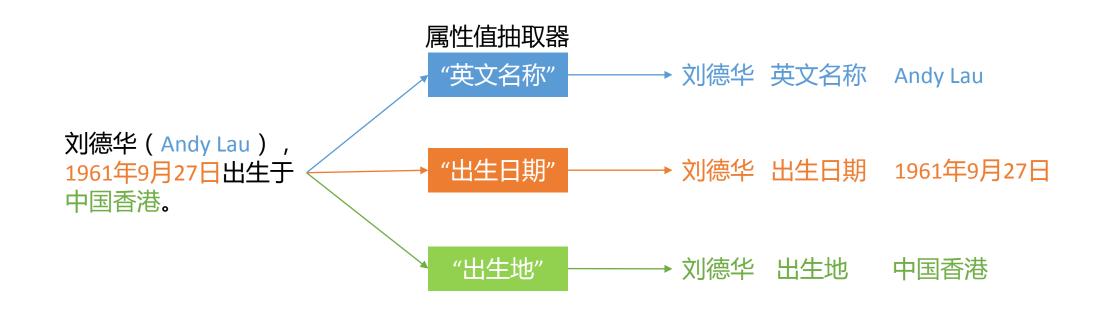
• 通过投票确定属性值对应的属性

• (Country, British)

利用实体文本内容进行填充



- 基本思路
 - 为每个属性构建一个抽取器(分类器)
 - 每个抽取器分别从百科文本(实体名已知)的句子中抽取出相应属性的值



序列数据标记问题



- 文本属性值抽取被认为是一个序列数据标记问题
 - 将句子当做是一个序列数据
 - 属性值抽取过程即可看作是序列数据标记过程
 - 1表示为属性值
 - 0表示不是属性值

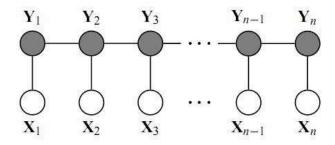
"出生地"

刘德华|(|Andy|Lau|)|,|1961年|9月|27日|出生|于|中国|香港|。|
0 |0| 0 |0|0|0| 0 |0 |0 |0 |0 |1 |1 |0

传统方法



- 条件随机场 (CRF)
 - 针对序列数据进行分类的模型
 - 每个词组需要人为设定一组特征



- •缺点
 - 需要专家人为设计特征
 - 不具有通用性

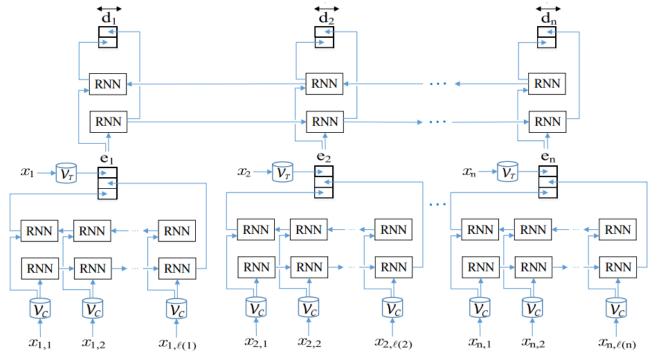
Feature Description	Example	
First token of sentence	Hello world	
In first half of sentence	Hello world	
In second half of sentence	Hello world	
Start with capital	Hawaii	
Start with capital, end with period	Mr.	
Single capital	A	
All capital, end with period	CORP.	
Contains at least one digit	AB3	
Made up of two digits	99	
Made up of four digits	1999	
Contains a dollar sign	20\$	
Contains an underline symbol	km_square	
Contains an percentage symbol	20%	
Stop word	the; a; of	
Purely numeric	1929	
Number type	1932; 1,234; 5.6	
Part of Speech tag		
Token itself		
NP chunking tag		
String normalization:		
capital to "A", lowercase to "a",		
digit to "1", others to "0"	$TF - 1 \Longrightarrow AA01$	
Part of anchor text	Machine Learning	
Beginning of anchor text	Machine Learning	
Previous tokens (window size 5)		
Following tokens (window size 5)		
Previous token anchored	Machine Learning	
Next token anchored	Machine Learning	

[Fei Wu et. al., 2007]

基于深度学习的方法



- 优点
 - 不需要人工设计特征
- 方法
 - LSTM



Architecture of the artificial neural network (ANN) model. RNN stands for recurrent neural network. The type of RNN used in this model is Long Short Term Memory (LSTM). n is the number of tokens, and x_i is the i^{th} token. \mathcal{V}_T is the mapping from tokens to token embeddings. $\ell(i)$ is the number of characters and $x_{i,j}$ is the j^{th} character in the i^{th} token. \mathcal{V}_C is the mapping from characters to character embeddings. \mathbf{e}_i is the character-enhanced token embeddings of the i^{th} token. \mathbf{d}_i is the output of the LSTM of label prediction layer, \mathbf{a}_i is the probability vector over labels, y_i is the predicted label of the i^{th} token.

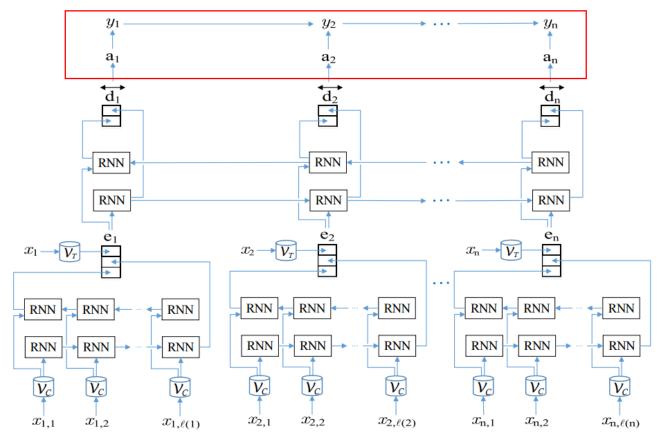
基于深度学习的方法



- 优点
 - 不需要人工设计特征
- 方法
 - LSTM
 - LSTM+CRF

$$s(y_{1:n}) = \sum_{i=1}^{n} \mathbf{a}_i[y_i] + \sum_{i=2}^{n} T[y_{i-1}, y_i].$$

[Dernoncourt, F. et. al. 2017]



Architecture of the artificial neural network (ANN) model. RNN stands for recurrent neural network. The type of RNN used in this model is Long Short Term Memory (LSTM). n is the number of tokens, and x_i is the i^{th} token. \mathcal{V}_T is the mapping from tokens to token embeddings. $\ell(i)$ is the number of characters and $x_{i,j}$ is the j^{th} character in the i^{th} token. \mathcal{V}_C is the mapping from characters to character embeddings. \mathbf{e}_i is the character-enhanced token embeddings of the i^{th} token. \mathbf{d}_i is the output of the LSTM of label prediction layer, \mathbf{a}_i is the probability vector over labels, y_i is the predicted label of the i^{th} token.

2.2 实体分类



实体分类 (Entity Typing)



- 定义
 - 将知识图谱中的实体分类到一组 预定义的概念集合中
- 和命名实体识别的区别

比较项	命名实体识别	面向知识图谱的实体分类	
对象	实体指称项 (entity mention)	实体 (entity)	
输入	实体指称项所在的句子	实体在知识图谱中的知识	
特征	文本特征	文本特征,语义关系特征	
松山	是现实世界中实体的分类	与真实世界中实体的分类	
输出	结果的一部分	结果理论上一致	

刘德华出生于1961年9月

刘德华出演了最新电影《长城》

《忘情水》是刘德华的代表歌曲

刘德华(Andy Lau), 1961年9月27日出生于中国香港,

演员、歌手、作词人、制片人。。。

方法总结



人工方法

自动规则

有监督

远程监督

人工方法







Overview

Manufacturer Ford Advanced Vehicles

John Wyer Automotive

Engineering

Kar Kraft

Shelby American

1964-1969[1] Production

105 produced^[2]

Slough, UK (Mk I, Mk II, and Mk Assembly

Wixom, Michigan, United States

(Mk IV)

通过人工方法建立infobox模板名称和概念的等价关系

Ontology Classes

```
· owl:Thing
{{Infobox automobile
                                                                    · MeanOfTransportation (edit)
 name = Ford GT40

    Aircraft (edit)

    MilitaryAircraft (edit)

 production = 1964-1969
                                                                         Automobile (edit)
 engine =4181 cc

    Locomotive (edit)

    MilitaryVehicle (edit)

(\ldots)

    Motorcycle (edit)
```

[Jens Lehmann et al. 2015]

自动规则



• 基于等价概念的实体分类

$$(e \in c_1) \land (c_1 = c_2) \Rightarrow e \in c_2$$

• 基于等价实体的实体分类

$$(e_1 \in c) \land (e_1 = e_2) \Rightarrow e_2 \in c$$

• 基于继承关系的实体分类

$$(e \in c_1) \land (c_1 \subset c_2) \Rightarrow e \in c_2$$

自动规则



- 概念筛选
 - Wikipedia标签体系中包含四类标签
 - conceptual categories
 - E.g., Jay Chou Albums
 - administrative purposes
 - relational information
 - E.g., 1879 births
 - thematic vicinity
 - E.g., Physics

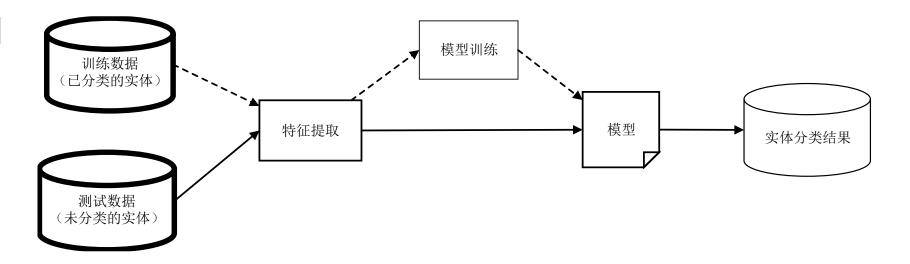
- 识别Conceptual Categories
 - shallow linguistic parsing
 - if the **head** of the category name is a **plural** word, the category is most likely a conceptual
 category

[Fabian M. S. et al. 2007]

有监督实体分类

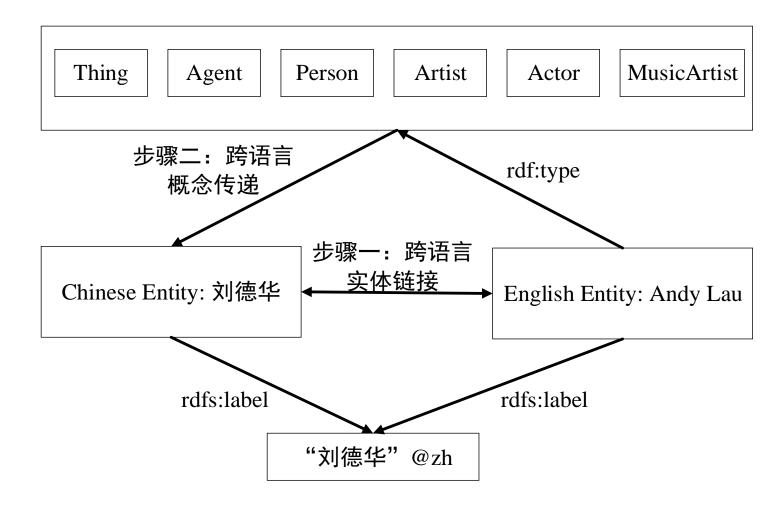


- 分类模型
 - SVM
 - 逻辑回归
 - 决策树
 - . . .



弱监督/远程监督





[Bo Xu et al. 2016]

远程监督的问题



- 远程监督构建的训练集存在噪声问题
 - 目标知识图谱本身存在噪声
 - 实体链接错误
 - 实体特征缺失

解决方法



- 多分类器投票过滤
 - 将训练集分为N份,其中每N-1份作为训练集,用来过滤剩下一份的噪声
 - 每个分类器分别对实体进行重新预测,与原结果比较,未预测出的结果 即视为该分类器发现的噪声数据
 - 综合多个分类器的噪声数据,通过过滤策略对训练集进行过滤
 - 大多数投票过滤
 - 一致性过滤

表 3.2: 一个实体在训练集中的概念集合为 {A, B, C, D}, 通过不同分类器识别出不同的噪声集合

分类器	预测概念集合	噪声概念集合	
1	{A, B, C}	{D}	
2 {A, B}		{C, D}	
3 {A, B}		{C, D}	

表 3.3: 使用不同的策略对表 3.2中实体的概念集合进行过滤

过滤策略	最终噪声集合	过滤后的概念集合
大多数投票过滤	{C, D}	{A, B}
一致性过滤	{D}	$\{A, B, C\}$

分类器的要求:

- (1)每个分类器的准确率要高于50%
- (2)每个分类器产生的错误是独立的

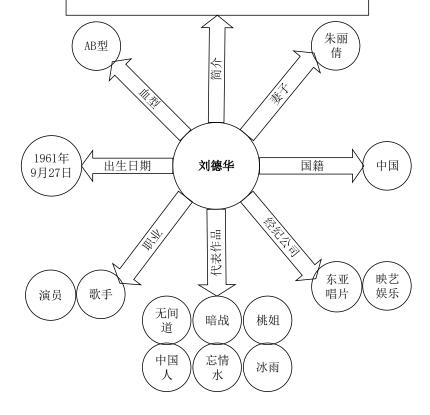
[Brodley, Carla E. et al. 1999]

CN-DBpedia中的实体分类

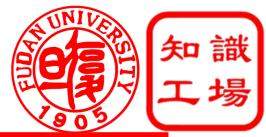


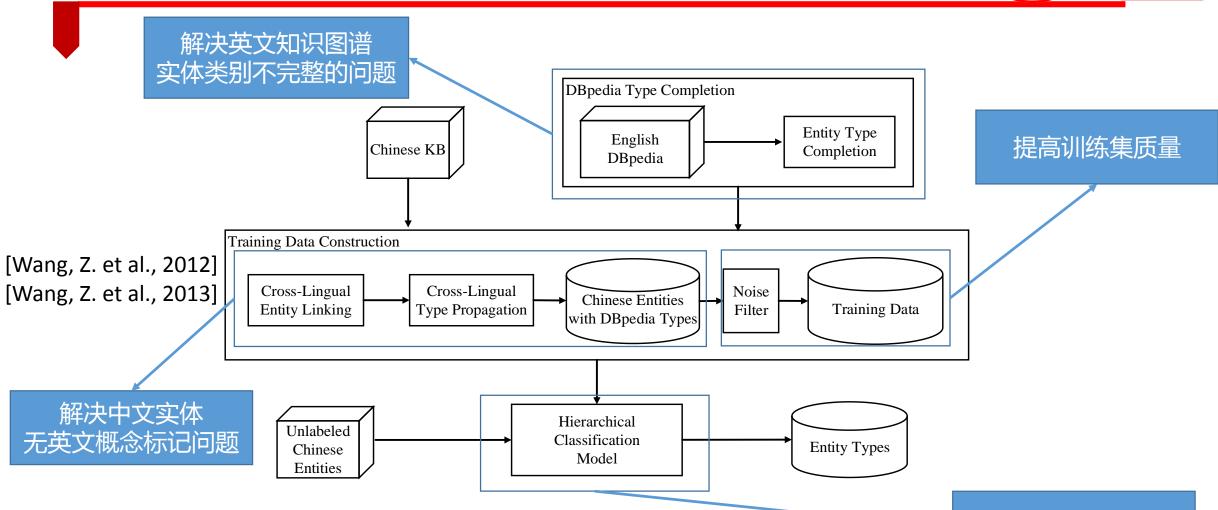
- 问题
 - 将百度百科中的实体分类到DBpedia的概念集合中
- 特征
 - 语义关系特征
 - 属性
 - 属性-值
 - 标签
 - 文本特征
 - 来自于摘要及正文信息
- 方法
 - 利用语义关系特征进行分类
 - 利用文本特征进行分类

刘德华(Andy Lau),1961年9月27日出生于中国香港, 演员、歌手、作词人、制片人。。。



利用语义关系特征进行分类





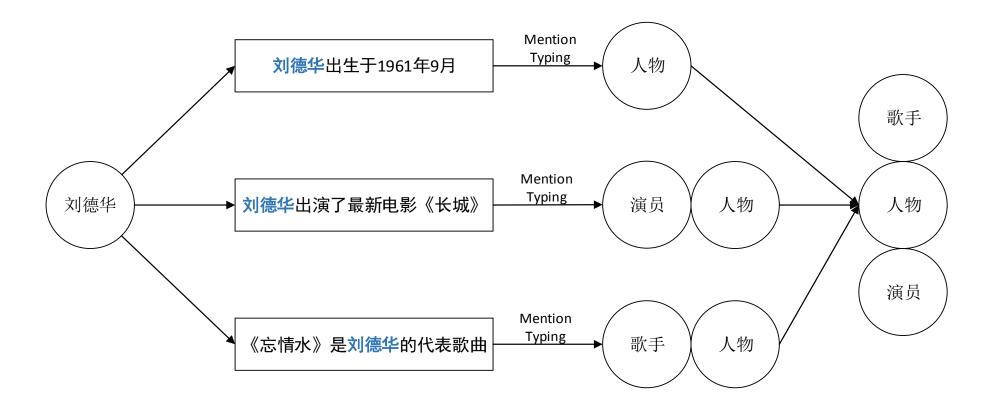
[Bo Xu et al., 2017]

考虑概念层次结构

基于文本特征的实体分类



- 基本思路
 - Mention Typing + Type Fusion

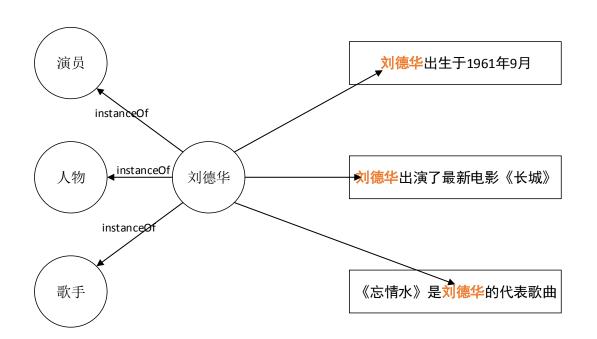


基于文本的实体分类



• 难点1:训练集构建

• 人工标记代价大



•解决方案

• STEP 1:基于远程监督的训练集

构建

• STEP 2: 训练集噪声过滤

• 多分类器投票过滤方法

表 4.2: 训练集过滤前后效果。

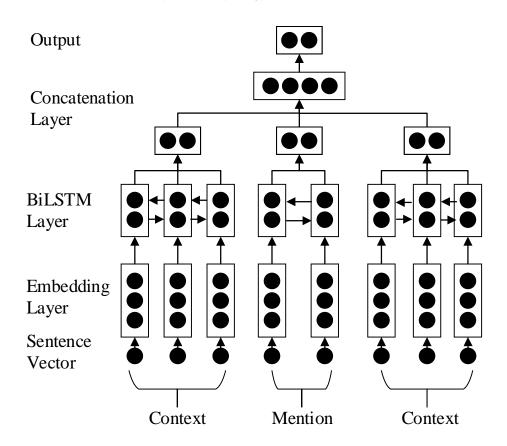
ID	包含实体指称项的句子	含实体指称项的句子 过滤前概念集合	
1	刘德华 出生于 1961 年 9 月	{人物、演员、歌手}	{人物}
2	刘德华出演了最新电影《长城》	{人物、演员、歌手}	{人物、演员}
3	《忘情水》是刘德华的代表歌曲	{人物、演员、歌手}	{人物、歌手}

基于文本的实体分类



• 难点2:特征选择

• 人工设计代价大



•解决方案

- 基于神经网络的实体指称项分类
- 一个句子分为三部分
 - Left Context
 - Mention

[Li Dong et al., 2015]

- Right Context
- 对句子进行向量化处理
 - $[c_{-s}, ..., c_{-1}][m_1, ..., m_n][c_1, ..., c_s]$

表 4.4: TEX 系统中,中文句子的向量化表示形式

	衣 4.4: 1EX 系统中,中义可丁的问里化农小形式
Format	$[c_{-S}\cdots c_{-1}] [m_1\cdots m_N] [c_1\cdots c_S], S = 5 \text{ and } N = 5$
Sentence	皇家马德里的明星 克里斯蒂亚诺・罗纳尔多
	在星期天和他的家人庆祝他的第32个生日
Segmentation	皇家, 马德里, 的, 明星, 克里斯蒂亚诺・罗纳尔多 ,
	在, 星期天, 和, 他, 的, 家人, 庆祝, 他, 的, 第 32, 个, 生日
Partition	[Null, 皇家, 马德里, 的, 明星]
	[克里斯蒂亚诺・罗纳尔多, Null, Null, Null, Null]
	[在, 星期天, 和, 他, 的]
Vector	[0 334 346 75545 8456] [2478 0 0 0 0] [678 883 2793 67094 24679]

基于文本的实体分类



• 难点3:结果融合

• 简单的合并算法无法取得良好的效果

表 4.9: 不同融合策略对实体分类效果的影响

[Dong, Xin Luna et al., 2009]

Strategy	pЕ	rE	fE
Consider all possibilities	0.79	0.93	0.85
No Gossiping	0.98	0.46	0.63
Majority Voting	0.98	0.77	0.86
TEX-TF-Disjointness	0.90	0.92	0.91
TEX-TF-Hierarchy	0.81	0.93	0.87
TEX-TF-ALL	0.93	0.92	0.92

Maximize

$$\sum_{c \in C} \sum_{s \in S} w(c|e, s) \times x_{e,c} \qquad x_{e,c} = \begin{cases} 1 & \text{, if entity } e \text{ belongs to type } c \\ 0 & \text{, else} \end{cases}$$

Subject to

$$\forall_{ME(c_1,c_2)} \quad x_{e,c_1} + x_{e,c_2} \le 1 \forall_{IsA(c_1,c_2)} \quad x_{e,c_1} - x_{e,c_2} \le 0$$

$$w(c|e,s) = \begin{cases} P(c|e,s) &, & \text{if } P(c|e,s) > \theta \\ 0 &, & \text{else} \end{cases}$$

• 解决方案

- 将其看作是一个整数线性规划问题
- 目标函数
 - 最大化所有mention的分类结果
- 约束
 - 概念互斥约束

•
$$PMI(c_1, c_2) = log \frac{P(c_1, c_2)}{P(c_1) \times P(c_2)}$$

- 概念层次化约束
 - 一个实体如果不属于某个概念,那么也不能属于这个概念的任意子概念

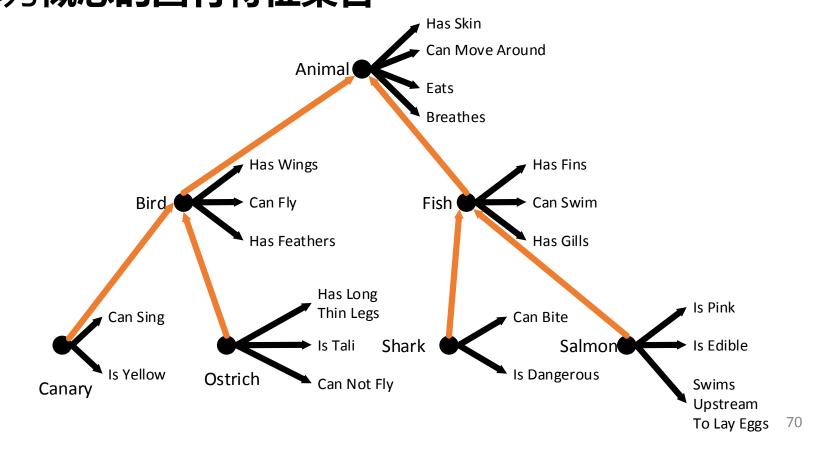
2.3 概念表示



概念的形成



经典范畴理论认为,概念是由一组包含相同特征集合的实体组成, 这组特征集合称为概念的固有特征集合



概念的固有特征集合性质



- 性质一
 - 如果一个实体包括某个概念的固有特征集合,那么它一定属于这个概念
 - 应用

$$\overrightarrow{f_c} \subseteq \overrightarrow{f_e} \Rightarrow e \in c$$

- Entity Typing
- 性质二:
 - 如果一个实体属于某个概念,那么它也一定包含这个概念的固有特征集合
 - 应用

$$e \in c \Rightarrow \overrightarrow{f_c} \subseteq \overrightarrow{f_e}$$

• Infobox Completion

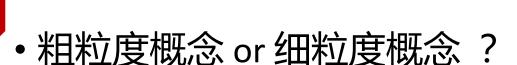
研究问题



- 人工方法无法解决规模巨大的概念集合
 - 在很早之前,心理学家通过人工的方法为少量的粗粒度的概念定义了它们的固有特征集合,如鸟类、动物、汽车等
 - 然而,这种方法仅适合概念数量较少的分类当概念数量上万时,人工方法已经不再适用了

• 因此,我们研究如何通过自动的方法,利用知识图谱中的已有知识来表示概念的固有特征集合

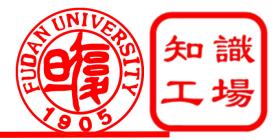
问题一:哪些概念适合用知识图谱 中的关系来表示?



- 粗粒度概念代表
 - WordNet , DBpedia Ontology
 - E.g.,
 - "花","鸟","鱼","虫"
- 细粒度概念代表
 - Wikipedia标签系统,百度百科标签系统
 - E.g.,
 - "周杰伦歌曲", "香港男演员"

细粒度概念図

问题二:知识图谱中的哪些知识能 够用来表示概念?

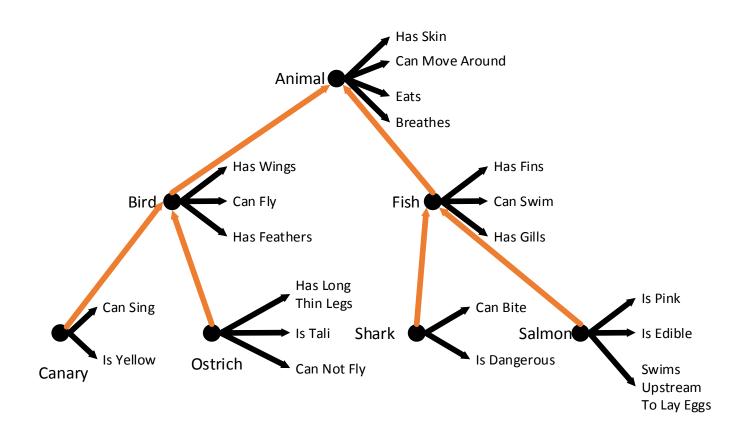




- Animal ───── Type
- Has WingsCan Flyinfobox
- Has Feathers -
- Fish
 - Animal Type

infobox

- Has Fins
- Can Swim
- Has Gills



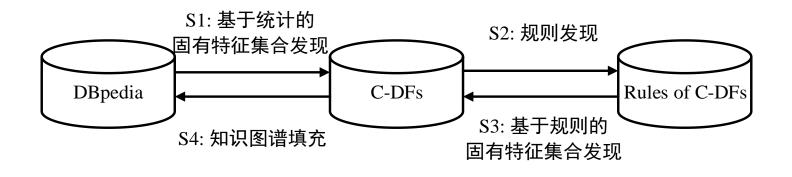
利用知识图谱中实体的infobox和Type信息来表示实体的细粒度概念(标签)

举例:知识图谱中细粒度概念表示意

细粒度概念	Infobox	Туре
Films directed by Christopher Nolan	(director, Christopher Nolan)	(Type, Film)
Jay Chou albums	(artist, Jay Chou)	(Type, Album)
American screenwriters	(birthPlace, United States) (occupation, Screenwriter)	(Type, Person)
American crime films	(country, United States) (genre, crime)	(Type, Film)

概念的固有特征集合是唯一的,集合中的特征不能多一个,也不能少一个





76

基于统计的固有特征集合发现



- •基本思路
 - 每个属于概念的实体都包含该概 念的固有特征集合

$$e \in c \iff \overrightarrow{f_c} \subseteq \overrightarrow{f_e}$$

• 然而,一个实体不仅包含概念的固有特征集合,也包含更多的非固有特征集合的特征

Category: Films directed by Christopher Nolan Entity: Inception (盗梦空间)		
Infobox	Туре	
(name, Inception)	(Type, Thing)	
(director, Christopher Nolan)	(Type, Work)	
(producer, Emma Thomas)	(Type, Film)	
(producer, Christopher Nolan)		
(writer, Christopher Nolan)		
(starring, Leonardo DiCaprio)		
(starring, Ken Watanabe)		
(starring, Joseph Gordon-Levitt)		
(starring, Ellen Page)		
(starring, Tom Hardy)		
(music, Hans Zimmer)		
(cinematography, Wally Pfister)		
	83	

Naïve方法



78

- 穷举概念c的所有可能的特征集合 \vec{f} ,并计算每个集合的得分
- 打分函数
 - 衡量一组特征集合 $\vec{f} = (f_1, f_2, ..., f_k)$ 是某个概念c 的固有特征集合的概率

$$score(c, \vec{f}) = P(\vec{f}|c) \times P(c|\vec{f})$$

$$P(\vec{f}|c) = \frac{\text{# of entities in } c \text{ contain } \vec{f}}{\text{# of entities in } c}$$

$$P(c|\vec{f}) = \frac{\text{# of entities in c contain } \vec{f}}{\text{# of entities contain } \vec{f}}$$

$$e \in c \Rightarrow \overrightarrow{f_c} \subseteq \overrightarrow{f_e}$$

$$\overrightarrow{f_c} \subseteq \overrightarrow{f_e} \Rightarrow e \in c$$

• 得分为1,表示特征集合f为概念c的<mark>固有特征集合</code></mark>

Jay Chou albums (artist, Jay Chou) (Type, Album)

Naïve**方法的缺陷**



- 缺陷—
 - 由于知识图谱的不完整性,很多概念的固有特征集合的得分都小于1
- •缺陷二
 - 穷举所有特征集合的代价太大

解决方案



• 针对缺陷一,我们降低了 $score(c,\vec{f})$ 的取值

$$\vec{f_c} = \arg\max_{\vec{f} \subseteq F(c)} score(c, \vec{f})$$

$$score(c, \vec{f}) > \alpha$$

- 针对缺陷二,我们利用频繁项集挖掘方法进行剪枝
 - 全部项items
 - 所有特征
 - 事务Transaction
 - 每个实体及其特征
 - 项集itemset
 - 每个实体的特征集合

实体	特征	Naïve 个数
e_1	$\{f_1, f_2, f_3, f_4\}$	11
e_2	$\{f_1, f_2, f_5\}$	7
e_3	$\{f_1, f_2, f_6, f_7\}$	11
e_4	$\{f_1, f_2, f_8, f_9\}$	11
e_5	$\{f_3, f_{10}\}$	3
频繁项集($\beta>0.4$): $\{f_1\}$, $\{f_2\}$, $\{f_3\}$, $\{f_1,f_2\}$		

基于统计方法的缺陷



• 由于知识图谱的不完整性,很多概念的固有特征集合可能是不频繁的,导致其无法通过基于统计的方法得到结果

• 因此,我们又提出了基于规则的方法

正则表达式?



C	DFs
Films directed by Christopher Nolan	{(Type, Film), (director, Christopher Nolan)}
Films directed by James Cameron	{(Type, Film), (director, James Cameron)}
Films directed by Steven Spielberg	{(Type, Film), (director, Steven Spielberg)}
Films directed by David Fincher	{(Type, Film), (director, David Fincher)}
Films directed by Ben Affleck	{(Type, Film), (director, Ben Affleck)}

C Pattern	DFs Pattern
Films directed by (.*)	{(Type, Film), (director, (.*))}

正则表达式?NO!



C	DFs
Jay Chou albums	(Type, Album) (artist, Jay Chou)
Justin Bieber albums	(Type, Album) (artist, Justin Bieber)
Lady Gaga albums	(Type, Album) (artist, Lady Gaga)
Sony Music Taiwan albums	(Type, Album) (recordLabel, Sony Music Taiwan)
Cherrytree Records albums	(Type, Album) (recordLabel, Cherrytree Records)
Def Jam Recordings albums	(Type, Album) (recordLabel, Def Jam Recordings)

C Pattern	DFs Pattern
(.*) albums	(Type, Album) (artist, (.*))
(.*) albums	(Type, Album) (recordLabel, (.*))

规则



C Pattern	DFs Pattern
(.*) albums	(Type, Album) (artist, (.*))
(.*) albums	(Type, Album) (recordLabel, (.*))

任意字符串(.*)替换为 特定类型的实体<Agent>,<RecordLabel>

属性名	Domain	Range
artist	MusicalWork	Agent
recordLabel	Thing	RecordLabel

C Pattern	DFs Pattern
<agent> albums</agent>	(Type, Album) (artist, <agent>)</agent>
<recordlabel> albums</recordlabel>	(Type, Album) (recordLabel, <recordlabel>)</recordlabel>

规则评估



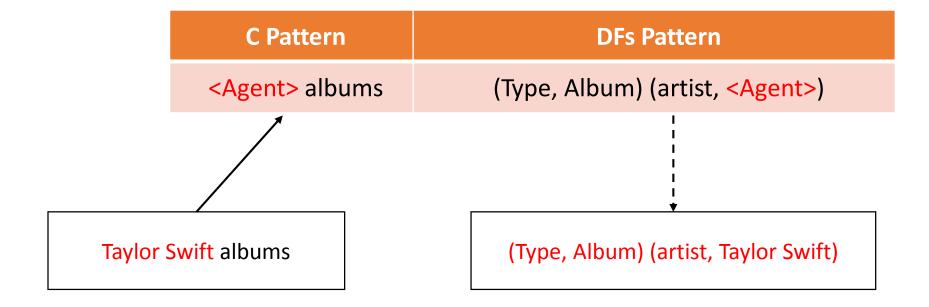
- 好的规则
 - $supportCount(r) > \gamma$
 - $confidence(r) > \delta$

 $SupportCount(r) = \# of CDFs \ matching \ r_l \ and \ r_r$

$$Confindence(r) = \frac{SupportCount(r)}{\# of \ CDFs \ matching \ r_l}$$

基于规则的固有特征集合发现



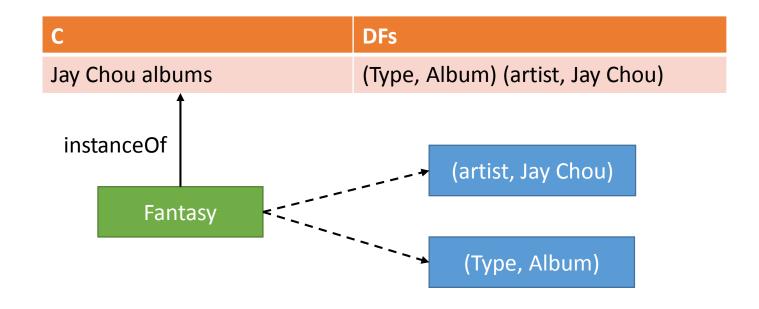


知识图谱填充



- 实体infobox填充
- 实体type填充

$$e \in c \Rightarrow \overrightarrow{f_c} \subseteq \overrightarrow{f_e}$$

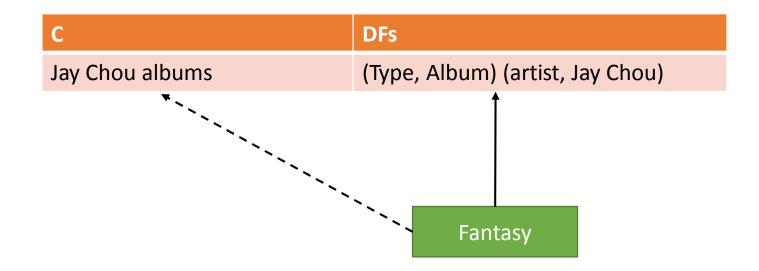


知识图谱填充



• 实体细粒度概念填充

$$\overrightarrow{f_c} \subseteq \overrightarrow{f_e} \Rightarrow e \in c$$



第三部分:知识更新



传统更新方法



- 基于更新日志的更新
- Wikipedia有这个功能,但百度 百科没有

- 周期性更新
 - E.g., 每半年重新爬取一遍数据并 进行解析

• 依然无法保证周期内数据的时效性

基于语义搜索引擎的更新



- 基于用户反馈的更新
 - 用户点击更新按钮,进行更新



- 基于搜索日志的新词发现
 - 用户搜索一个词时,未在知识库中找到,即认为是一个新词



Query String: 顺丰菜鸟大战

Not Found in CN-DBpedia

主动更新方法



- 基本思路
 - 监控互联网上的热词
 - 热词分为两种情况
 - 新词
 - 旧词,但信息发生了变化
 - 更新热词以及与之相关的词条

热搜新闻词 HOT WORDS \

从1到7	7"数"读	习近平将对	付品萨克斯	离岸人民币本周	军报批动漫迷扮
习近平抗	扶贫方略	坦进行国	国事访问	涨484点	军人下跪
陈刚任雄安新区	高考期间全国大	菜鸟顺丰恢复数	普京自曝如何	第三代社保卡	北上广深二手房
临时党 委书 记	部气温适宜	据传输	躲过5次暗杀	年内试点发放	价和租金齐跌

热搜饲条 今天 1 昨天

顺丰菜鸟大战 个 国家邮政局宣布,菜乌与顺丰同意从6月3日12时起,全面恢复业务合作和数据传输。		
菲律宾恐怖袭击 6月2日凌晨,一名蒙面者手持长枪 场并开枪射击,已造成至少34人死		
李晨 李晨在节目中自爆父母已离婚,自己还有个相差18岁的妹妹。	福特号航空母舰 ↓ 美国首艘"福特"级航母交付美国 海军。	
西班牙大厦 ↑	孙怀山 ↑	
住房公积金 ↑	星耀五洲 ↑	

热点要闻

个性推荐

进入推荐版③

- 国际社会高度关注习近平哈萨克斯坦之行 引领上合发展 共建一带一路 砥砺奋进的五年
- ■李克强出席第十九次中欧领导人会晤 专题 访德4大成果 张德江 俞正声 张高丽
- ▶ 上海等10省份今日举行事业单位招聘考试 总招录人数超4.5万 多地强调要严肃考试纪律
- ■安理会通过决议:强烈谴责朝鲜核导活动 扩大制裁
- •媒体:美国退出气候协定,中国的机遇期来了?
- · COSER穿中国军装向日式少女下跪 军媒:丢人且违法
- 内蒙古阿拉善盟阿拉善左旗附近发生5.0级左右地震
- 中国机动车近3亿辆 系PM2.5污染重要原因
- 误机掌掴工作人员女博士:我知错了 能少关几天吗
- ■境外消费超千元要"汇报" 微信支付宝不在范围内

为什么要做实体扩展更新?



•原因:"牵一发而动全身"

• 例如:王宝强离婚事件

• 热词:王宝强

• 知识库中的婚姻关系进行了更新

• 扩展实体:马蓉

• 同样更新其婚姻关系



更新步骤



• 步骤一: 从互联网上发现热词作为种子结点

• 步骤二:更新这些热词(从百科网站中获取新词或更新旧词)

步骤三:从这些更新的热词的页面中的超链接中获取更多的待更新实体,并为每个待更新实体设置更新优先级

• 这是由于扩展会得到非常多的实体,超过每日的更新限制K

• 步骤四:按照优先级顺序更新扩展实体

优先级如何设置?



• 原则

- 如果是一个新词,那么优先级设置为最高
- 如果是一个旧词,估计其上一次 更新结束到当前时间内可能更新 的次数,该次数作为优先级指标 E[u(x)]

$$\mathbf{E}[u(x)] = P(x) \times (t_{now} - t_s(x))$$

• P(x):为实体x预期的更新频率,通过预测器得到

- 模型:回归
 - 随机森林回归
- 特征

#	Feature	χ^2	$IG(10^{-3})$
1	#Weeks of existence	41.8	19.1
2	#Total updates	481.1	55.9
3	#Times viewed by users	203.5	46.2
4	#All hyperlinks	460.9	35.8
5	#Hyperlinks to entities	444.9	32.1
6	Page length	131.9	32.9
7	Main content length	202.1	19.1
8	Historical update frequency	287.6	54.7

总结



- 知识抽取
- 数据清洗

知识获取

- 属性-值填充
- 实体分类
- 概念表示

知识填充

- 反馈更新
- 主动更新

知识更新

Thank YOU!



- Our LAB: Knowledge Works at Fudan University
 - http://kw.fudan.edu.cn

参考文献



- [Jens Lehmann et al., 2015] DBpedia: A Large-scale, Multilingual Knowledge Base Extracted from Wikipedia.
- [Haofen Wang et al., 2015] Effective Online Knowledge Graph Fusion
- [F. Dernoncourt et al., 2017] De-identification of Patient Notes with Recurrent Neural Networks
- [Fabian, M. S. et al. 2007] Yago: A core of semantic knowledge unifying wordnet and wikipedia
- [Fabian, M. S. et al. 2008] YAGO: A Large Ontology from Wikipedia and WordNet
- [Bo Xu et al., 2016] Cross-lingual type inference
- [Brodley Carla E. et al. 1999] Identifying mislabeled training data
- [Allan M. Collins et al., 1969] Retrieval time from semantic memory
- [Jiaqing Liang et al. 2017] How to Keep a Knowledge Base Synchronized with Its Encyclopedia Source
- [Qiaoling Liu et al., 2008] Catriple: Extracting Triples from Wikipedia Categories

参考文献



- [Fei Wu et al., 2007] Autonomously semantifying wikipedia
- [Omer Levy and Yoav Goldberg, 2014] Dependency-Based Word Embeddings
- [Mikolov, Tomas, et al., 2013] Distributed representations of words and phrases and their compositionality
- [Pennington Jeffrey et al., 2014] Glove: Global vectors for word representation
- [Komninos and Manandhar, 2016] Dependency Based Embeddings for Sentence Classification Tasks
- [Bo Xu et al., 2017] CN-DBpedia: A Never-Ending Chinese Knowledge Extraction System
- [Dong, Xin Luna et al., 2009] Data fusion: resolving data conflicts for integration
- [Bouma, G. et al., 2009] Cross-lingual alignment and completion of Wikipedia templates
- [Wang, Z. et al., 2012] Cross-lingual Knowledge Linking Across Wiki Knowledge Bases.
- [Wang, Z. et al., 2013] Boosting cross-lingual knowledge linking via concept annotation
- [Fabian M. S. et al., 2011] Paris: Probabilistic alignment of relations, instances, and schema

参考文献



- [Li Dong et al., 2015] A hybrid neural model for type classification of entity mentions
- [Johannes Hoffart et. al., 2013] YAGO2: A spatially and temporally enhanced knowledge base from Wikipedia
- [Roberto Navigli et. al., 2012] BabelNet: The automatic construction, evaluation and application of a wide-coverage multilingual semantic network
- [Bo Xu et al., 2016b] Learning Defining Features for Categories