

中文事件时序关系的标注和分类方法

郑新 李培峰 朱巧明

(苏州大学计算机科学与技术学院 苏州 215006) (江苏省计算机信息处理技术重点实验室 苏州 215006)

摘要 事件时序关系的研究在问答系统、信息抽取和文本自动摘要等自然语言处理领域起着重要的作用。首先借鉴英文的标注方法,将中文事件的时序关系分为 4 类,并给出了具体的标注方法。然后给出了一个中文时序关系的分类方法。最后,在标注语料库上测试了中文事件时序关系分类的性能,结果表明该方法优于规则方法。

关键词 事件,时序关系,语料库

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.7.059

Annotation and Classification of Temporal Relation between Chinese Events

ZHENG Xin LI Pei-feng ZHU Qiao-ming

(School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215006, China)

(Provincial Key Laboratory for Computer Information Processing Technology of Jiangsu, Suzhou 215006, China)

Abstract The research on temporal relation between events plays an important role in natural language processing, such as question answering system, information extraction and text summarization. We first focused on the temporal relation between Chinese events, divided it into four categories and presented an annotation method. Then we proposed a method to classify the temporal relation between Chinese events. Finally, the results of the classification on the annotated corpus show that our method outperforms the rule-based baseline.

Keywords Event, Temporal relation, Corpus

1 引言

事件是指在特定的时间和环境下,由若干个参与者所进行的某种行为或者状态的客观描述。在 ACE 中,对事件给出了这样的定义:事件是一个包含参与者的具体发生。事件经常被描述为一个状态的改变。事件具有触发词、实体、论元角色及事件类型等多个特征,常见于新闻、广播、博文及网络日志等语言环境中。然而事件的发生往往不是孤立的,即与其他事件存在着一定的关系,如“时序”(Temporal)和“因果”(Cause)关系等。换一个角度看,每个篇章(Discourse)往往围绕着某个舆情话题,其中包含了一系列相关的事件以及同一事件随着时间变化而演变的过程。以下是一个关于事件时序关系的例子(取自 ACE 中文语料库)。

D1: 这批战俘于当天中午乘坐国际红十字会的一架包机离开(E1)阿尔及利亚西部城市廷杜夫前往(E2)摩洛哥西南部城市阿加迪尔。

(——取自 XIN20001215.2000.0158)

在 D1 中,事件 E1 与事件 E2 存在明显的时序关系,事件 E1 发生之后事件 E2 才能发生。再如

D2: 以色列士兵 7 号在以色列和黎巴嫩的边界对一群扔石头的巴勒斯坦示威者开火(E3),结果造成两名巴勒斯坦人丧生(E4)和 10 多人受伤。

(——取自 CBS20001008.1000.0742)

在 D2 中,事件 E3 和事件 E4 之间的连接词“结果”说明两者存在因果关系。事实上,因果关系也属于时序关系,因为原因事件必定发生在结果事件之前。如 D2 中,事件 E3 必定先发生才能导致事件 E4 发生。因此,本文重点讨论事件关系中的时序关系。

事件时序关系的研究内容是多个句子甚至篇章级文本中不同事件发生的时间先后顺序。事件的时序关系在自然语言处理领域有着很广泛的应用。在信息抽取、问答系统以及文本提取等领域,事件的时序关系和时序信息都起着极大的作用。

本文第 2 节分别介绍了中英文方面关于事件时序关系的研究现状;第 3 节描述了事件时序关系的分类及语料标注情况;第 4 节提出了一个识别事件时序关系的分类器及其特征空间;第 5 节分析了对已标注语料的实验数据和结果;最后是对本文工作的总结及对下一步研究工作的展望。

2 研究现状

目前,绝大多数的事件时序关系的研究是针对英文方面的。在语料库 Timebank 发布之后,统计机器学习方法开始应用到事件时序关系识别的研究中。从机器学习的角度看,事件时序关系识别模型实际上是一个多类别分类模型。

TimeML¹⁾(Time Markup Language)是一种标识新闻语

¹⁾ <http://www.timeml.org/site/publications/specs.html>

到稿日期:2014-07-28 返修日期:2014-10-24 本文受国家自然科学基金(61331011,61272260),国家 863 项目(2012AA011102)资助。

郑新(1990-),男,硕士生,主要研究方向为中文信息处理;李培峰(1971-),男,副教授,主要研究方向为中文信息处理;朱巧明(1963-),男,教授,主要研究方向为中文信息处理。

料中事件、时间以及它们之间关系的标注体系。TimeML 标注体系提出一套将时序关系分为 13 种的分类体系¹⁾: Before、After、Includes、Is_Included、During、Simultaneous、Iafter、Ibefore、Identity、Begins、Ends、Begun_By、Ended_By。Mani 等^[1]在 Timebank 语料库的基础上,提出了事件属性特征(称之为“完美特征”),包括 Tense(时态)、Aspect(体态)、Modality(形态)、Polarity(极性)和 Class(类别)等。他们将事件时序关系合并为 6 类即 RelTypes = { Simultaneous, Ibefore, Before, Begins, Ends, Includes } 进行事件时序关系的识别,其正确率最高可达 62.5%。TempEval^[2] 时序关系识别提出了一种 3 种分类的观点: Before(之前)、After(之后)、Overlap(重叠)。Chambers 等^[2]在 Mani 的基础之上将其特征空间进一步扩展,加入了词性、事件的位置关系等词法和句法特征,使得分类器的效果较 Mani 有了近 3 个百分点的提升。为了进一步提高事件时序关系的识别性能,Chambers 等^[3]还提出使用 ILP(Integer Linear Programming)方法对分类测试结果进行全局优化,如果发现时序冲突,则用时序推理的方法重新进行事件时序关系的识别。另外,Chambers^[4]认为事件中的实体存在局部的一致性,同一篇章中含有相同论元的事件实例往往存在一定的联系,于是他将每个篇章中含有某个相同论元(Protagonist)的事件实例构成了一个叙述事件链。2012 年,Do 等^[5]提出了一种联合推理的事件时间链结构,即把一篇文章中的事件按照其发生的时间先后顺序构造一条完整的时间链,任意两个事件之间的时序关系在这条时间链上都可以清楚地看到。Ng^[6]在 Do 的基础上借助篇章结构关系方面的技术进一步提升了实验的性能。

中文事件时序关系识别的研究相对英文起步较晚,相关语料资源的匮乏使得研究工作相对较少。Cheng 等人^[7,8]在 TimeML 的基础上建立了一个中文事件时序关系识别的中文语料库,并使用统计机器学习方法在此语料库上进行中文事件时序关系的识别,但是并没有引入语义方面的特征。林静^[9]提出了时间关系的抽取方法,并从时间与时间、时间与事件、事件与事件 3 个方面进行时间关系的计算。仲兆满^[10]提出了一种事件关系表示模型,并在此基础上做了一个事件关系推理实验。Zou 等人^[11]提出了一种中文事件模式的标注方法,其中将事件关系分为 7 种: 因果关系(Causality)、同指关系(Co-reference)、时序关系(Sequential)、目的关系(Purpose)、部分-整体关系(Part-whole)、并列关系(Juxtaposition)、对比关系(Contrast)。王凤娥^[12]使用最大熵分类器进行句内的事件时序关系识别,实验语料为 TempEval-2 提供的语料库。

3 事件时序关系分类与语料标注

事件之间的关系有多种,如时序关系、因果关系、条件关系、比较关系等。本文主要研究事件之间的时序关系。

¹⁾ Before: 事件在另一个事件之前发生; After: 事件在另一个事件之后发生; Includes: 一个事件包含另一个事件; Is_Included: 一个事件被另一个事件包含; During: 一个事件在一段时间内保持一个状态; Simultaneous: 同时发生; Iafter: 事件紧跟另一个事件发生,且它们不重叠、不间断; Ibefore: 事件在另一个事件之前发生,且它们不重叠、不间断; Identity: 表示同一事件; Begins: 一个事件开始导致另一个事件开始; Ends: 一个事件结束导致另一个事件结束; Begun_By: 一个事件因另一个事件开始而开始,与 Begins 相对; Ended_By: 一个事件因另一个事件结束而结束,与 Ends 相对。

²⁾ <http://www.timeml.org/tempeval/>

3.1 事件时序关系分类

本文采用 TempEval 的时序分类观点,把时序关系分为 3 类: Before、After、Overlap。另外,将两个事件实例之间无时序关系或者无法判定关系的归为 Unknown 类中。这与 Do (2012)所采用的分类方法一致。

Before: 一个事件在另一个事件之前发生。

D3: 张三在李四到达(E5)之前就离开(E6)了。

在 D3 中,事件 E5 发生在事件 E6 之前。

After: 一个事件在另一个事件之后发生,与 Before 相对。在 D3 中,事件 E6 发生在事件 E5 之后。

Overlap: 两个事件同时发生或者两个事件发生的时间段有重叠的部分。

D4: 此次袭击造成 3 人死亡(E7)和 10 多人受伤(E8)。

在 D4 中,事件 E7 和事件 E8 是同时发生的。

注:①如果两个事件为同指事件,则两个事件被认为是 Overlap 关系;②如果一个事件是另一个事件的子事件,则认为两个事件是 Overlap 关系。

Unknown: 两个事件无时序关系或者当前情况下无法判定二者属于哪一种时序关系。

D5: 此人罪恶滔天,不但抢(E9)过银行,而且还杀(E10)过人。

在 D5 中,虽然事件 E9 和事件 E10 发生的时间存在先后顺序,但是根据上下文无法确定二者的时序关系,因而将其归为 Unknown 类中。

以上定义的 4 种事件时序关系存在以下几个性质(A、B、C 分别表示某一事件):

① $A \text{ before } B \Rightarrow B \text{ after } A$

同理, $A \text{ after } B \Rightarrow B \text{ before } A$

② $A \text{ before } B \text{ 且 } B \text{ before } C \Rightarrow A \text{ before } C$

同理, $A \text{ after } B \text{ 且 } B \text{ after } C \Rightarrow A \text{ after } C$

③ $A \text{ overlap } B \Rightarrow B \text{ overlap } A$

④ $A \text{ overlap } B \text{ 且 } B \text{ overlap } C \Rightarrow A \text{ overlap } C$

⑤ $A \text{ unknown } B \Rightarrow B \text{ unknown } A$

⑥ $A \text{ unknown } B \text{ 且 } B \text{ unknown } C \Rightarrow A \text{ unknown } C$

3.2 语料标注

本文以 ACE 2005 中文语料库为基础,标注了一个中文事件时序关系语料库。由于 ACE2005 中文语料库中已经标注了一些事件实例,同时也标注了一些事件的基本属性,包括事件的同指信息,因此选用 ACE2005 中文语料库作为本实验的数据来源。

ACE2005 中文语料库共包含 633 篇文本,其中新闻专线 298 篇,广播新闻 238 篇,网络日志 97 篇。本文选取了新闻专线和广播新闻题材的共 536 篇文档作为实验数据。由于某些文档中没有标注出事件或者只标注了很少的几个事件,这样会影响实验的效果,因此要过滤掉这些文档。最终挑选出 139 篇标注事件相对较多的文章,共 1299 个事件实例。然后

将属于同一篇文章的任意两个事件实例组成一个事件实例对(这里考虑两个事件实例的前后顺序,即认为 $\langle e_i, e_j \rangle$ 和 $\langle e_j, e_i \rangle$ 是两个不同的事件实例对),一共产生了 13510 个事件实例对。对于产生的每一个事件实例对,需要人工标注它们之间的时序关系(3.1 节中提到的 4 种时序关系)。图 1 是一个具体的标注示例。另外,根据 3.1 节中提到的时序关系的几条性质,可以由已标记的事件关系推出未标记的事件关系,从而减少标注的工作量。

```
(event_relation VALUE="before" )
<event1 ID="XIN20001215.2000.0158-EV4-1">
  <anchor>
    <charseq START="144" END="145">离开</charseq>
  </anchor>
</event1>
<event2 ID="XIN20001215.2000.0158-EV1-1">
  <anchor>
    <charseq START="159" END="160">前往</charseq>
  </anchor>
</event2>
</event_relation>
```

(——取自 XIN20001215.2000.0158)

图 1 标注示例

表 1 是 4 类事件时序关系的标注个数以及它们各自所占比例。根据 3.1 节中 Before 与 After 的性质可知,它们是相互对应的,所以二者的个数是相等的。表 1 结果显示,事件的先后顺序关系占据事件关系中的大部分,而 Unknown 关系只占 10.5%。因为一篇文章基本是围绕一个话题展开的,其多数事件是随着这个话题的进行而逐步发生的,事件之间存在着明显的时序关系,所以 Unknown 在语料数据中所占的比重相对较少。

表 1 中文事件时序关系语料标注统计

时序关系	Before	After	Overlap	Unknown
标注个数	4525	4525	3038	1422
所占比例	33.5%	33.5%	22.5%	10.5%

为了评测语料标注的一致性程度,本文采用 *Kappa* 值作为衡量指标。*Kappa* 值的计算最早由 Cohen^[13] 提出,计算公式为:

$$Kappa = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (1)$$

其中, P_o 是观察一致性(observed agreement),而 P_e 是期望一致性(agreement by chance)。 $Kappa = 1$ 表示两测量结果完全一致, $Kappa = 0$ 表示两测量结果完全不一致,而 *Kappa* 值超过 0.7 时一致性较为满意,*Kappa* 值小于 0.4 时一致性不够理想。在此,本文对两位标注者的标注结果进行一致性计算,具体结果见表 2。

表 2 语料标注的 *Kappa* 值统计

时序关系	Before	After	Overlap	Unknown
<i>Kappa</i> 值	0.72	0.73	0.60	0.51

由表 2 可知,4 种时序关系的 *Kappa* 值普遍不高,其主

要原因是进行语料标注工作的两位标注者,一位是标注规则的制定者,另一位并不是本领域的研究成员,可能对此标注工作没有进行深入的了解和研究。Before 和 After 关系的 *Kappa* 值明显高于其他关系,不难理解,这两种关系比较明显,易于区分与标注;Overlap 关系的 *Kappa* 值不高的原因是这种关系比较复杂,包含了两个事件同时发生、两个事件发生时间段有重叠部分、一个事件是另一个事件的子事件等多种关系,这给标注者在标注此种关系时造成了困难;Unknown 关系的 *Kappa* 值是最低的,究其原因,主要是这种关系本来就很模糊,它既包含了两个事件无关的情形,又包含了两个事件存在关系但根据上下文无法确定属于哪种关系的情形。

对于两位标注者标注不一致的语料,本文进行重新标注,并邀请第三位标注者参与标注,由 3 人共同商量决定该部分语料标注的最终结果,从而保证了本文实验数据集的无歧义性。

4 中文事件时序关系分类

4.1 分类器定义

给定一对事件实例,构造一个分类器能够预测它们之间属于上述 4 种时序关系中的哪一种关系。具体地:

$$C_{E-E}(e_i, e_j) \rightarrow \{Before, After, Overlap, Unknown\} \quad (2)$$

$$\forall i, j, 1 \leq i, j \leq n \text{ 且 } i \neq j$$

其中, e_i, e_j 分别表示第 i 个和第 j 个事件实例。

4.2 特征选择

为了训练上述中文事件时序关系分类器,本文定义了一个特征空间,包括:属性特征、词特征、上下文特征、句法特征以及语义特征等。ACE2005 中文语料库中已经标注好了事件的属性,因此不用借助外部工具就可直接获得。本文使用 Stanford Parser¹⁾ 工具对句子进行词性标注与句法分析,从而得到事件的句法特征。结合下面的实例详细介绍分类器的特征空间。

D6: 一颗汽车炸弹在耶路撒冷爆炸(E11)至少造成两个人死亡(E12)7 人受伤...

(——取自 ZBN20001103.0400.0017)

(1)事件的类别(Class)。ACE2005 语料库中将事件分为 8 个大类和 33 个小类。D6 中, E11: Conflict-Attack; E12: Life-Die。

(2)事件的形态(Modality)。Asserted 表示作者提及真实发生的事,否则为 Other。D6 中, E11: Asserted; E12: Asserted。

(3)事件的极性(Polarity)。Negative 表示事件没有发生,否则为 Positive。D6 中, E11: Positive; E12: Positive。

(4)事件的指属(Genericity)。包括特指(Specific)事件和泛指(Generic)事件。D6 中, E11: Specific; E12: Specific。

(5)事件的时态(Tense)。ACE2005 将时态划分为 Past(过去)、Present(现在)、Future(将来)、Unspecified(不确定) 4 类。D6 中, E11: Past; E12: Past。

(6)事件的触发词(Trigger)。最能表现事件发生的词

¹⁾ <http://nlp.stanford.edu/software/lex-parser.shtml>

语。D6 中, E11; 爆炸; E12; 死亡。

(7) 触发词的词性 (Part-of-Speech)。本文所采用的词性标注工具是 Stanford Parser, 应用 Penn Chinese TreeBank 词性集合, 共 33 种。为了减少数据的稀疏性, 在此将其归结为 11 种, 对应关系如表 3 所列。D6 中, E11; V; E12; V。

表 3 词性映射表

PCTB 词性集合	归纳后	PCTB 词性集合	归纳后
VA, VC, VE, VV	V	P	P
NR, NT, NN	N	CC, CS	C
LC	LC	DEC, DEG,	
PN	PN	DER, DEV, AS,	PAR
DT, CD, OD	D	SP, ETC, MSP	
M	M	IJ, ON, LB, SB,	OTHERS
AD	AD	BA, JJ, FW, PU	

(8) 事件触发词左边第一个和第二个词。D6 中, E11: 在耶路撒冷; E12: 个人。

(9) 事件触发词右边第一个和第二个词。D6 中, E11: 至少造成; E12: 7 人。

(10) 两个事件是否为同指事件。ACE2005 语料库中已标注。D6 中, False。

(11) 事件的类别一致性, 即两个事件的类别是否相同。D6 中, False。

(12) 事件的时态一致性, 即两个事件的时态是否相同。D6 中, True。

(13) 是否含有相同论元。ACE2005 语料库已经标注出事件的论元, 在此只需查找两事件是否有相同论元。D6 中, True。

(14) 两个事件在文中出现的先后顺序。D6 中, True (第一个事件在前, 为 True)。

(15) 两个事件是否出现在同一个句子中。D6 中, True。

(16) 两个事件间隔的句子数目。处于同一个句子中的两个事件间隔句子数目为 0; 当间隔句子数目大于等于 5 时, 记为 5。D6 中, 0。

(17) 两个事件是否具有依存关系。根据句法分析得到的依存关系表来确定, 这两个事件必须在同一个句子中, 否则不具有依存关系。D6 中, False。

(18) 两个事件触发词是否为同义词。文中使用知网提供的 HowNet¹⁾ 来判别同义词, 当两个词的相似度大于某一阈值时, 则认为两者为同义词, 本文阈值取 0.8。D6 中, False。

5 实验数据分析

在时序关系类别标注完成之后, 将这些事件实例对以篇章为单位分为 5 份 (前 4 份均含有 28 篇, 第 5 份有 27 篇), 然后采用最大熵模型²⁾ 训练数据, 并使用 5 倍交叉验证法, 取平均值作为最终结果。最终所得平均正确率 (Accuracy) 为 56.91%, 即测试数据中有 56.91% 的事件实例对能够被正确分类。本文实验以人工标注的结果为标准来评判实验结果的性能, 采用准确率 (P)、召回率 (R) 以及 F1 值作为实验性能的评价指标, 实验结果见表 4。

¹⁾ http://www.keenage.com/html/c_index.html

²⁾ http://homepages.inf.ed.ac.uk/lzhang10/maxent_toolkit.html

表 4 系统实验结果
(B+A+O 表示 Before+After+Overlap)

Relation	Baseline			Ours		
	P	R	F1	P	R	F1
Before	39.1%	54.2%	45.3%	58.7%	60.6%	59.6%
After	39.1%	54.2%	45.3%	58.7%	60.6%	59.6%
Overlap	100.0%	35.2%	51.4%	62.4%	66.8%	64.3%
Unknown	—	—	—	14.0%	7.0%	9.0%
B+A+O	43.9%	49.1%	46.3%	59.7%	62.8%	61.2%

本文在分别计算各类 P、R 及 F1 值时, 将当前类看作正例, 其余 3 类看作负例, 而 B+A+O 是将 Before、After 和 Overlap 3 类看成正例, Unknown 看成负例。其中准确率是该类正确识别的个数占实验系统识别出该类总数的百分比, 反映的是系统的准确程度; 召回率是该类正确识别的个数占测试集中该类总数的百分比, 反映的是系统的完备性; F1 值是这两个指标的综合值, 计算如下:

$$F1 = \frac{2 * P * R}{P + R} * 100\% \quad (3)$$

为了与本文系统的性能进行对比, 还设置了一个基准系统 (Baseline)。具体设置如下: 如果事件 A 与事件 B 是同指事件, 则判定事件 A 与事件 B 为 Overlap 关系; 在事件 A、B 不是同指事件的前提下, 如果事件 A 在文中的位置先于事件 B, 则判定事件 A 与事件 B 为 Before 关系, 否则为 After 关系。由于判定结果中没有 Unknown 关系, 因此 Baseline 无需计算 Unknown 关系。

由实验结果可知, 本文系统的性能明显优于基准系统, 可见本文给出的特征集可以有效提高事件时序关系识别的性能。

从表 4 中不难发现, Before 关系与 After 关系的结果相等, 因为二者存在相互映射的关系, 它们的训练样例数目相等, 而且它们的特征取值也相互对称。如果判定事件对 $\langle e_i, e_j \rangle$ 属于 Before 关系, 那么很容易就判定事件对 $\langle e_j, e_i \rangle$ 是 After 关系, 反之亦然。

Overlap 关系的 F1 值明显高于其他几类, 主要原因是同指事件被划分到 Overlap 类别中。而 ACE2005 语料库中标注出了同指事件, 这对实验的效果产生了很大的影响, 因为只要两个事件为同指事件, 就判定它们为 Overlap 关系。

Unknown 关系的 F1 值相对于其他 3 类来说要低很多, 原因主要有以下两点: (1) Unknown 类中包含了大量存在时序关系却在当前情况下无法判别的事件实例对, 这些事件实例对的特征与其他 3 类会有很多取值相等的情形, 导致分类器模型很容易将它们的事件关系类别错分。例如, 在 D5 中, 如果上下文提到 E9 和 E10 的发生时间, 那么就可以确定二者之间的时序关系, 否则, 就只能将它们归为 Unknown 类。(2) Unknown 类的训练样例相比于其他 3 类较为稀疏。

总体看来, 系统的识别性能普遍偏低, 主要有以下原因: (1) 未标记出所有事件, ACE2005 中文语料库只标记了部分感兴趣的事件, 可能漏掉了一些关系比较明显的事件; (2) 人工标注语料的失误, 错误地标注事件之间的关系, 将直接导致系统总体性能的下降; (3) 语料数据的稀疏, 目前只标注了 139 篇文档, 实验数据相对较为稀疏。

(下转第 313 页)

- 2006). USA: Springer, 2006
- [6] Alonso I P, Llorca D F, Sotelo M A, et al. Combination of feature extraction methods for SVM pedestrian detection [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2007, 8(2): 292-307
- [7] Vedaldi A, Gulshan V, Varma M, et al. Multiple kernels for object detection[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2009. Kyoto, Japan: IEEE Computer Society Press, 2009
- [8] Freund Y, Schapire R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting [J]. Journal of Computer and System Sciences, 1997, 55(1): 119-139
- [9] Vapnik V. Statistical learning theory [M]. New York: Wiley, 1998
- [10] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. USA: IEEE Computer Society Press, 2005
- [11] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a Library for s Support Vector Machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 1-27
- [12] Fan R E, Chen P H, Lin C T. Working set selection using second order information for training SVM [J]. Journal of Machine Learning Research, 2005, 6(12): 1889-1918
- [13] 刘永霞. 图像/视频车辆检测若干问题的研究[D]. 石家庄: 河北师范大学, 2012
Liu Yong-xia. Study on Image/Video-Based Vehicle Detection [D]. Shijiazhuang: Hebei Normal University, 2012

(上接第 279 页)

结束语 本文主要的工作是将英文事件时序关系识别的方法加以综合,并将其应用于中文事件时序关系识别中。实验结果表明,中文效果略差于英文,主要原因是中英文在语言方面存在很大的差异;再者,与实验所用的语料有关,中文方面目前还没有直接可用的语料库,本文的语料主要是从 ACE2005 中文语料库中筛选而来的。本文实验所用的实验数据稀疏,因此,下一步将标注更多的语料来完善现有的语料库。

众所周知,中文是一门并列式的语言,无形态约束,具有灵活的句法结构,经常省略掉主语和宾语;而英文是一门主从结构的语言,有严格的句法结构,强调句子之间的主从关系。因而,可以从中英文差异方面入手,来解决中文事件关系的识别,比如中文句子经常省略掉主语或宾语,那么省略主语或宾语的相邻句子之间可能共用某个主语或宾语,它们之间可能存在着紧密的联系,这对于处理事件关系有很大帮助。

下一步将考虑运用篇章结构关系和语义知识来解析事件之间的关系,比如,如果两个事件之间存在显式连接词,那么可以根据连接词来判别它们属于哪种关系。另外,本文只是将事件时序关系粗略地分为 4 类,而 Before 和 After 关系包含着因果关系,Overlap 关系又包含着同指关系、包含关系以及并列关系等,这些都是将来所要考虑和研究的方面。

参 考 文 献

- [1] Mani I, Verhagen M, Wellner B, et al. Machine Learning of Temporal Relations [C]//Proceedings of the 21st International Conference on Computational Linguistics and the 44th Annual Meeting of Association for Computational Linguistics. 2006: 753-760
- [2] Chambers N, Wang Shan, Jurafsky D. Classifying Temporal Relations between Events [C]//Proceedings of the 45th Annual Meeting of the ACL on Interactive Poster and Demonstration Sessions. 2007: 173-176
- [3] Chambers N, Jurafsky D. Jointly Combining Implicit Constraints Improves Temporal Ordering [C]//Proceedings of the Conference on EMNLP. 2008: 698-706
- [4] Chambers N, Jurafsky D. Unsupervised Learning of Narrative Event Chains [C]//Proceeding of ACL 2008. Hawaii, USA, 2008: 789-797
- [5] Do Quang-xuan, Lu Wei, Roth D. Joint Inference for Event Timeline Construction [C]//Proceeding of the 2012 Joint Conference on EMNLP. 2012: 677-687
- [6] Ng Jun-ping, Kan Min-yen, Lin Zi-heng, et al. Exploiting Discourse Analysis for Article-Wide Temporal Classification [C]//Proceeding of EMNLP 2013. 2013: 12-23
- [7] Cheng Y C, Asahara M, Matsumoto Y. Constructing a Temporal Relation Tagged Corpus of Chinese based on Dependency Structure Analysis [C]//14th International Symposium on Temporal Representation and Reasoning. 2007: 59-69
- [8] Cheng Y C, Asahara M, Matsumoto Y. Use of Event Types for Temporal Relation Identification in Chinese Text [C]//IJCNLP. 2008: 31-38
- [9] 林静,苑春法. 汉语时间关系抽取与计算 [J]. 中文信息学报, 2009, 23(5): 62-67
Lin Jing, Yuan Chun-fa. Extraction and Computation of Chinese Temporal Relation [J]. Journal of Chinese Information Processing, 2009, 23(5): 62-67
- [10] 仲兆满,刘宗田,周文,等. 事件关系表示模型 [J]. 中文信息学报, 2009, 23(6): 56-60
Zhong Zhao-man, Liu Zong-tian, Zhou Wen, et al. The Model of Event Relation Representation [J]. Journal of Chinese Information Processing, 2009, 23(6): 56-60
- [11] Zou Hong-jian, Yang Er-hong, Gao Yan, et al. The Annotation of Event Schema in Chinese [C]//23rd International Conference on Computational Linguistics. 2010: 72-79
- [12] 王凤娥,谭红叶,钱揖丽. 基于最大熵的句内时间关系识别 [J]. 计算机工程, 2012, 38(4): 37-39
Wang Feng-e, Tan Hong-ye, Qian Yi-li. Recognition of Temporal Relation in One Sentence Based on Maximum Entropy [J]. Computer Engineering, 2012, 38(4): 37-39
- [13] Cohen J. A coefficient of agreement for nominal scales [J]. Educational and Psychological Measurement, 1960, 20(1): 37-46