

# 基于语义依存线索的事件关系识别方法研究

马彬 洪宇<sup>†</sup> 杨雪蓉 姚建民 朱巧明

苏州大学江苏省计算机信息处理重点实验室, 苏州 215006; +通信作者, E-mail: tianxianer@gmail.com

**摘要** 事件关系识别的核心任务是以事件为基本语义单元, 通过分析事件的篇章结构信息及语义特征, 实现事件语义关系的浅层检测: 即判定任意事件之间是否存在语义关系。作者通过分析事件的语义依存关系和事件在演化过程中的语义依存规律, 提出基于语义依存线索的事件关系识别方法。实验结果显示, 相比于传统的基于语义相似度的识别方法, 新提出的基于事件语义依存线索的事件关系识别方法获得了 5% 的性能提升。

**关键词** 依存线索; 依存分析; 虚拟依存事件; 事件关系

**中图分类号** TP391

## Using Event Dependency Cue Inference to Recognize Event Relation

MA Bin, HONG Yu<sup>†</sup>, YANG Xuerong, YAO Jianmin, ZHU Qiaoming

Provincial Key Laboratory of Computer Information Processing Technology, Soochow University, Suzhou 215006;

<sup>†</sup> Corresponding author, E-mail: tianxianer@gmail.com

**Abstract** Event relation recognition, as one of natural language processing technologies, faces information stream of texts detecting event relation. The key to event relation recognition is to detect latent semantic relation (deciding whether events hold logical relation or not) between events by analyzing the corresponding discourse structure and semantic features of events, with the techniques of semantic relation recognition and inference, which treats event as the basic semantic unit. This paper proposes an event relation recognition method based on event dependency cue, by analyzing the semantic dependency relation between events and the rules of event inference. Compared with the traditional method based on semantic similarity, method proposed by this paper achieves 5% improvement.

**Key words** dependency cue; dependency parser; virtual dependency event; event relation

事件是一种描述特定人、物、事在特定时间和特定地点相互作用的客观事实(也称“自然事件”)。文本信息中的事件则指这一客观事实诉诸文字的独特语言形式, 多见于新闻报道、评论或博文中。自然事件的发生往往不是孤立现象, 其发生与发展往往与外在的其它自然事件有着本源的逻辑关系。比如, 事件“袭击”往往与“死亡”、“摧毁”和“伤害”事件共现在同一语言环境中, 并且存在强烈的因果关系。因此, 文本信息相应地蕴含着刻画这一关系的

语义线索。自动识别和检测事件关系的自然语言分析和信息处理机制, 对于面向大规模信息流中的离散事件, 实现话题推演和话题预测, 有着重要的辅助作用。

事件关系识别是一种针对“事件间逻辑关系存在与否”进行自动判定的浅层事件关系检测任务, 通过解析文本结构和语义特征, 对文本中描述不同自然事件的文本片段(包括短语、子句、句子和段落)直接给出“有关”或“无关”判定结果。事件关系识别

国家自然科学基金(60970056, 60970057, 61003152)、国家教委博士点专项基金(2009321110006, 20103201110021)和江苏省苏州市自然科学基金(SYG201030)资助

收稿日期: 2012-05-31; 修回日期: 2012-09-11; 网络出版时间: 2012-10-26 17:49

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2442.N.20121026.1749.015.html>

是辅助事件关系检测的重要前提条件,后者需要对关联事件给出明确的语义关系或逻辑关系标签(如“因果”、“时序”、“扩展”和“对比”等)。而事件关系检测是面向媒体信息和舆情信息,构建语义一级的事件关系网络的核心任务。由此,研究一种精准的事件关系识别方法,是形成事件语义互联及关系网络建模过程中必不可少的关键。

事件关系识别包含 3 个层面: 1)“种子事件(seminal event)”间的关系识别(“SS 识别”); 2)“种子事件”与“外延事件(extensional event)”间的关系识别(“SE 识别”); 3)“外延事件”间的关系识别(“EE 识别”)。其中,种子事件指的是触发一类相关事件(也称一套“话题”下的关联事件)的初始核心事件,外延事件是相关于种子事件的后续事件。如事件“恐怖分子劫持飞机撞毁世贸大厦”是触发“9/11”话题的种子事件,而“袭击嫌疑犯调查”是“9/11 袭击”的后续外延事件。

“SS 识别”侧重识别一致事件的不同文本描述(种子事件唯一,描述形式多样),现有文本建模和相似度度量方法,如“语言模型(language model)”和“KL 距离(Kullback-Leibler divergence)”<sup>[1]</sup>,已给出较为有效的处理手段。“SE 识别”侧重以种子事件为中心,实现关联事件的向心内聚(即话题聚类)<sup>[2]</sup>,其观点是同一话题框架下的不同事件一致地与种子事件具有逻辑关联性。然而,“SE 识别”忽视了一种重要现象,即虽然同一话题框架下的外延事件向心地关联于同一种子事件(假设话题未发生漂移或形态变异),但外延事件之间却并非存在必然联系。比如,“中菲黄岩岛对峙”话题下的外延事件“日本三舰访菲”和“菲香蕉被滞留”虽然关联于核心事件“中菲对峙”,但两两之间并无联系。“EE 识别”即是针对这一问题提出的事件关系识别任务,其侧重判定外延事件间是否存在逻辑关系。

相对而言,“SS 识别”与“SE 识别”的难度较低,前者可通过语义一致性或文本近似性予以判定,后者则可用种子事件作为标杆,实现文本聚类,并判定同一聚类中所有文本蕴含的事件皆相关。“EE 识别”的难度则较高,待判定的“外延事件对”本身并非一致事件,文字描述必然差异较强,语义或内容一致性判定方法无法有效利用;同时,相关于同一核心的“外延事件对”之间并非必然关联,现有话题聚类方法并不适用。从而,“EE 识别”是针对大规模离散事件流实现关系识别的关键难点。

本文针对“EE 识别”问题,提出一种基于语义依存线索的事件关系识别方法,该方法通过定位文本信息流中的事件,并分析事件之间和跨事件的句法依存特征,挖掘事件关系的推理线索(即“依存线索”),实现事件关系的自动识别。

## 1 任务定义

### 1.1 事件及事件关系

事件是一种描述特定的人、物、事在特定事件和特定地点相互作用的客观事实。文本中的事件则是这一客观事实诉诸文字的独特语言形式,具有实体、角色、触发词及事件类型等特征,多见于新闻报道、评论或博文等语言环境,如下面例句表述了“袭击”事件,具有触发词“射杀”。

例句: 60 岁的默罕默德在贾巴利难民营附近的家中被火箭弹射杀。

事件关系则表示事件之间的逻辑关系,是事件之间固有的一种客观存在。现有研究对事件关系进行了初步的定义和类别划分,但尚未形成事件关系的统一定义。Allen<sup>[3]</sup>将事件的时序关系细分成 13 种关系,比如,“After”(时序“后”)关系,“Before”(时序“前”)关系,“Be included”(“被”包含)关系等; Inui 等<sup>[4]</sup>专注于将因果关系,并扩展了 4 种“因果”关系子类型(即“因”,“果”,“前置条件”和“后置条件”); 仲兆满等<sup>[5]</sup>提出一种面向事件的本体模型,将具有共同特征集合的事件归类,并从事件类的角度对事件关系进行类别划分,形成了两个主要的类别关系: 分类关系(也称上下位关系、父子关系)和非分类关系。其中,非分类关系包括组成关系、因果关系、跟随关系和伴随关系。

本文侧重研究事件之间的语义关系,即从篇章语义关系和修辞结构的角度解释事件的逻辑关系。其关系定义来源于宾州篇章树库(PDTB)<sup>[6]</sup>对语义关系的定义,共包含 4 大类(“因果”、“扩展”、“时序”和“对比”)及 33 个子类。这一关系体系已广泛应用于篇章语义和结构分析研究,具有较为全面和系统的篇章关系定义,能够有效应用于借助文本内容和语义的事件关系识别与检测研究。本文首次利用这一关系体系解释事件关系,并给出前瞻性的关系识别方法研究。

### 1.2 事件关系识别任务

话题检测任务中,将包含一个种子事件或活动及其直接相关联的事件或活动的语言形式定义为

话题<sup>[7]</sup>。根据话题的定义，一篇报道只要论述的事件或活动与一个话题的种子事件有着直接的联系，那么该报道即与话题相关。然而，新闻报道往往包含多个不同事件的论述，报道的主题或主体内容相关于话题主旨，并不能保证报道内所有局部事件都相关于话题。同时，如前一节所述，同一话题框架下的外延事件之间也不能保证逻辑关联性，因此，传统的话题检测方法仅能实现对事件关系的粗粒度识别和检测，即同一话题下所有事件或活动都与话题本身有直接联系，但不能针对话题内任意“事件对”之间的关系给出准确判定。如给定话题“金正日去世”，包含如下外延事件。

事件 1：“金正恩接班”。

事件 2：“古巴举行为期三天的哀悼”。

事件 3：“朝鲜和美国核对话推迟”。

事件 4：“亚太股市多数收跌”。

事件 5：“朝鲜推选金正恩为人民最高司令官”。

上述事件与话题“金正日去世”的核心事件都存在直接联系。然而，仅事件 1(“金正恩接班”)和事件 5(“朝鲜推选金正恩为人民军最高司令官”)存在逻辑关系外，其它事件之间并不存在逻辑关系。

本文的核心问题在于如何挖掘话题内事件间的推理信息和语义关联特征，通过事件依存强度挖掘事件的依存线索，实现事件逻辑关系识别(即判定任意事件之间是否存在逻辑关系)。因此，本文的任务为对同一话题下的事件集合，构造事件关系识别模型，判断话题内事件间的逻辑关联性，如图 1 所示，通过事件关系识别模型，识别出具有逻辑关系的事件对集合(如事件 1-事件 5 等)，同时，区分不具有事件关系的事件集(如事件 2、事件 3 和事件 4)。

## 2 相关工作

Lin 等<sup>[8]</sup>在构建因果关系推理规则的过程中，提出一种结合 Harris 分布假设<sup>[9]</sup>和依存树思想的无

监督事件关系识别方法，称为 DIRT 算法。该算法将所有因果关系类型的事件构造成依存树形式，树中每条路径表示一个事件，路径的节点表示事件元素。如果两条路径的词语完全相同，则两条路径所表示的事件相同或者相关。Szpektor 等<sup>[10]</sup>针对事件关系资源挖掘任务，提出了一种无监督的方法，即 TE/ASE 算法。该算法通过两步进行事件关系资源的挖掘：首先利用 ASE 算法挖掘含义相同或相似的事件要素集合；然后通过模板抽取包含以上事件要素集合中元素的句子，对抽取的句子重新构建模板，进一步挖掘事件关系资源。Tatu 等<sup>[11]</sup>通过基于 Allen<sup>[12]</sup>的“区间代数”算法构建推理规则，进行时序关系的识别。文中定义了用于事件关系判断的证明定理并设计推理规则，借以实现事件时序关系的自动推理。

于红华<sup>[13]</sup>对事件因果关系的性质、结构、表示和推理模型进行了探讨，并在计算机辅助法律咨询系统上实现了简单的因果关系推理模型。王昀等<sup>[14]</sup>采用基于转换的错误驱动学习方法确定事件的时序表达，自动获取时间-事件映射规则。付剑锋<sup>[15]</sup>提出另一种基于层叠条件随机场的事件因果关系抽取方法，该方法将事件因果关系的抽取问题转化为对事件序列的标注问题。

## 3 事件关系识别方法

本文针对新闻事件的事件关系检测任务提出了一种基于依存线索(Dependence Cue, 简称 Dcue)的事件关系识别方法，该方法的总体框架如图 2 所示。

基于 Dcue 的关系识别主要分为 3 部分：事件定位、依存线索集构建和关系推理。

1) 事件定位：该部分主要对事件在文本中的描述进行定位，辅以分词和词性标注等预处理；

2) 依存线索集构建：此阶段的主要任务是在整个语料集中挖掘与目标事件具有依存关系的虚拟关联事件(注：与目标事件在文法上具有依存关系

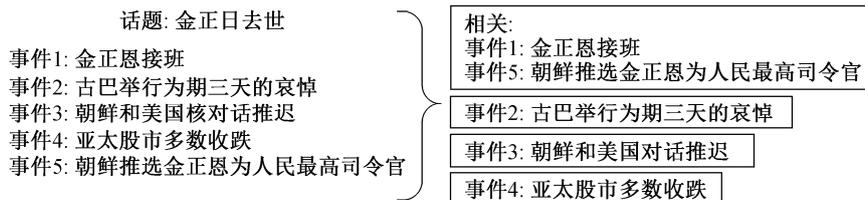


图 1 话题聚类结果

Fig. 1 Example of topic cluster

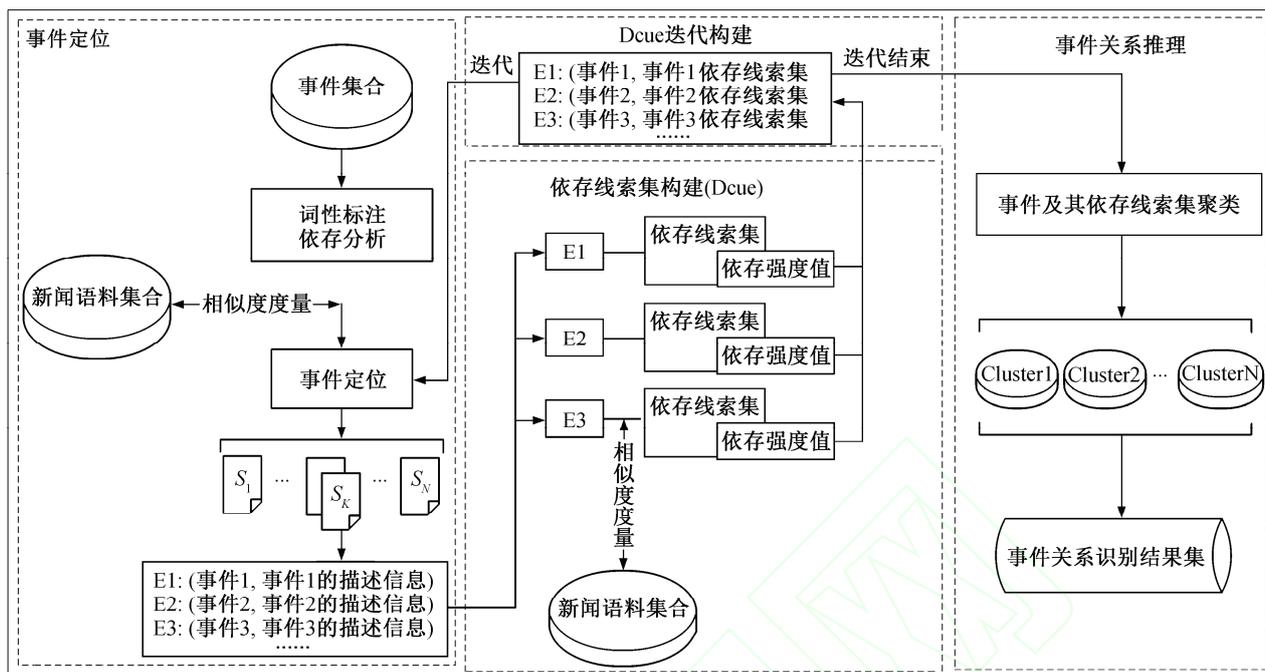


图 2 事件关系识别方法的主体框架  
Fig. 2 Framework of event relation recognition

的事件称为“虚拟关联事件”), 作为事件关系识别的推理线索;

3) 事件关系推理: 给定目标“事件对”, 计算其中一个目标事件的依存线索集(即与目标事件具有语法依存性的“虚拟关联事件”集)生成另一目标事件的概率, 这一概率将作为判定目标“事件对”关联与否的推理依据。利用上述生成概率作为聚类的度量标准, 对大规模事件予以聚类, 同一聚类中的事件将被判定为具有逻辑关联性的事件。

这一事件关系识别方法的核心思想如下。给定目标事件  $A$ , 其依存线索集收集了所有在篇章中与  $A$  有着句法依存的句子, 这类句子是显式存在于篇章之中, 并明显具备依存特征的文字片段。那么, 假设依存属性能够直接表述逻辑关联属性, 则所有线索集中收集的文字片段都可以假想为关联于事件  $A$  的虚拟事件(注: 某些文字片段并非事件结构), 由此, 当判定目标事件  $A$  与  $B$  的关联性时, 由事件  $A$  的依存线索集生成事件  $B$  的概率(即关联于事件  $A$  的虚拟事件集生成事件  $B$  的概率), 实际上度量了  $B$  作为事件  $A$  的关联事件的可能性。以这一生成概率作为聚类划分的权衡标准, 则聚类中的任意“事件对”都将借助依存线索集获得相应的关联度估计, 形成借助依存线索的事件关联性划分。

### 3.1 事件定位

事件定位的目的是对给定的目标事件探索特定文本中的一致或近似描述, 以此为媒介, 抽取定位点的上下文内容, 借助依存分析器, 挖掘具有依存关系的文本片段, 形成依存线索集。下面给出事件定位的处理流程。

1) 给定事件  $e_A$ , 对其进行分词、词性标注和依存分析等预处理操作。

2) 对语料文本进行分句和子句划分, 形成(子句, 整句)对集合。

3) 计算事件  $e_A$  与所有子句相似度: 本文采用三种不同相似度计算方法(编辑距离、余弦相似度和基于语义依存的句子相似度计算方法<sup>[16]</sup>), 从中选择满足相似度阈值  $\theta$  且相似度值最大的子句作为定位结果, 记相似度值为  $sim_A$ 。

### 3.2 依存线索集构建

依存线索集的构建包含两项内容: 1) 初始依存集的构建; 2) 是迭代扩展初始依存集, 丰富依存集的线索含量。

#### 3.2.1 初始依存集构建

在事件定位基础上, 对定位到的句子进行依存分析, 挖掘具有依存关系的上下文, 借以构造依存线索集。给定目标事件  $e_A$ , 其依存线索集的构建过

程如以下步骤所示。 $S_A$ 为被定位到的句子，组成形式为 $[S_{A1}, S_{A2}, \dots, S_{Ak}, \dots, S_{An}]$ ， $S_{Ai} \{i=1 \dots n, \text{且 } i \neq k\}$ 为 $S_A$ 的子句， $S_{Ak}$ 为事件 $e_A$ 在 $S_A$ 中的定位点(即内容一致或近似的子句)， $S_{Ai} (i \neq k)$ 皆为依存线索的候选，通过构建过程筛选所得的 $S'_{Ai} (i \neq k)$ 即为依存线索。

步骤一：判断子句 $S_{Ai}$ 和 $S_{Ak}$ 是否存在直接或间接依存连接弧。若存在，统计子句 $S_{Ai}$ 和 $S_{Ak}$ 的依存连接弧步长 $n$ 。若存在直接依存连接弧， $n$ 为1；否则计算跳转步数。图3给出了一个完整句子的依存结果，其中，只保留了跨子句的依存信息。“布置”和“待命”通过依存弧直接将子句“朝鲜卫星已成功布置在发射台”和“随时待命准备发射”相连，因此认定其依存弧步长为1；“布置”则通过“待命”，与“关注”间接相连，则“布置”与“关注”的依存弧步长为2，转到步骤二并顺序执行步骤三。如果不存在直接或间接依存连接弧，则认为事件 $S_{Ai}$ 不是事件 $e_A$ 虚拟依存事件，针对 $S_{Ai}$ 依存线索集构建结束。

步骤二：统计 $S_{Ai}$ 和 $S_{Ak}$ 中具有依存连接弧相连的“词对集合” $d_{S_{Ai-k}} = [d(w_{i1}, w_{j1}), d(w_{i2}, w_{j2}), \dots, d(w_{im}, w_{jm})]$ 。对语料集中所有句子进行依存分析，形成依存对集合 $d_{All}$ ，在 $d_{All}$ 中统计 $d_{S_{Ai-k}}$ 集合中每个依存对的条件概率值：

$$p(w_{im} | w_{jm}) = \frac{\text{count}(w_{im}, w_{jm})}{\text{count}(w_{im})} \quad (1)$$

步骤三：计算子句 $S_{Ai}$ 和事件 $e_A$ 的事件依存度：

$$\text{dep}(e_A, S_{Ai}) = \text{sim}_A \frac{1}{n} \max p(w_{im} | w_{jm}), \quad (2)$$

其中， $\text{sim}_A$ 表示句子 $S_{Ak}$ 与事件 $e_A$ 的相似度，由于定位过程中会出现误差，所以采用相似度值作为惩罚系数； $n$ 表示子句 $S_{Ai}$ 与 $S_{Ak}$ 的依存连接弧步长， $n$ 值越小，依存关系越强烈，反之，依存关系越弱； $p(w_{im} | w_{jm})$ 表示子句 $S_{Ai}$ 与 $S_{Ak}$ 的依存对集合中依存对的条件概率值。

通过以上步骤，可得到目标事件的所有虚拟关联事件及其相应的依存度值，由此形成依存线索集合 $e_{VE} = [S'_{A1}: \text{dep}(e_A, S'_{A1}), S'_{A2}: \text{dep}(e_A, S'_{A2}), \dots]$ ，

其中， $\text{dep}(e_A, S'_{Ai}) \{i=1 \dots n, \text{且 } i \neq k\}$ 表示依存线索 $S'_{Ai}$ 与目标事件 $e_A$ 的依存度。然后对 $e_{VE}$ 进行迭代扩展，丰富依存线索集线索含量。

### 3.2.2 依存集的迭代扩展

由于句子长度有限，所以蕴含的事件信息较少，在依存线索构造中将获得数量有限的候选关联事件。如判定目标事件“9/11 袭击致大规模伤亡”和“美国举国哀悼”是否相关，在句子“9/11 袭击导致大规模人员伤亡，世贸大楼瞬间倒塌，世界为之震惊。”中构建目标事件“9/11 袭击致大规模伤亡”的依存线索，仅能获得依存线索事件“世贸大楼瞬间倒塌”和“世界为之震惊”。但是，获得的依存线索事件对目标事件的关系判定无任何帮助。存在于其它文本中的对目标事件关系判断有辅助作用的信息，如“美国为在世贸大楼倒塌中的死难者举行哀悼”，需要通过依存线索事件“世贸大楼倒塌”的进一步扩展获得。鉴于此，本文在已构建的依存线索集上，通过以下步骤进行迭代扩展。

1) 在语料文本中定位每一个虚拟依存事件 $e_{Ai}$ 。在定位过程中，滤除句子 $S_A$ ，即保证包含 $e_{Ai}$ 的句子不会重复出现。

2) 对定位到的句子进行依存线索集构造，并计算对应的虚拟事件依存度值，将扩展出的依存线索集和事件依存度值添加到事件 $A$ 的依存线索集合 $e_{VE}$ 中。

3) 迭代上述两步，直到不满足迭代条件。本实验设定，当迭代扩展过程中不存在新的依存线索事件时迭代结束。

### 3.3 事件关系推理

事件关系推理部分通过聚类予以实现：同一聚类中的事件两两相关，否则两个事件不存在逻辑关系。事件关系推理以依存线索集为媒介，通过依存度计算，度量“目标事件对”之间的关联强度，并以此进行事件集合的聚类划分。

本文将聚类算法中的相似度计算问题转化为事件依存度计算问题。通过依存度计算对事件集合进行聚类，聚类结果中属于同一类别的事件两两具有关系，否则事件间不具有关系。事件A和事件B的

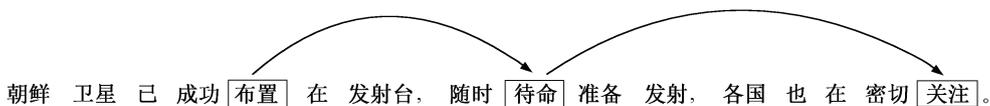


图3 子句依存弧长计算实例  
Fig. 3 Example of sub-sentence dependency computing

依存度计算如下: 将事件 A 的依存线索集中每个依存线索事件, 与事件 B 计算相似度, 选择相似度值与依存度值乘积的最大值作为事件 A 和事件 B 的依存度。事件 A 和事件 B 的依存度计算如式(3):

$$d(e_A, e_B) = \max(\text{sim}(e_{A_i}, e_B) \cdot \text{dep}(e_A, e_{A_i})), e_{A_i} \in e_{VE}, (3)$$

其中,  $d(e_A, e_B)$  表示目标事件  $e_A$  和  $e_B$  的依存度;  $e_{VE}$  为事件  $e_A$  的依存线索集;  $\text{sim}(e_{A_i}, e_B)$  为虚拟关联事件  $e_{A_i}$  和目标事件  $e_B$  通过编辑距离和语义依存相似度计算<sup>[16]</sup>得到的相似度值。式(3)的基本原理是: 在计算  $e_A$  和事件  $e_B$  依存度过程中, 首先考虑  $e_A$  的虚拟依存事件  $e_{A_i}$  和  $e_B$  的相似度, 如果  $e_A$  的虚拟依存事件  $e_{A_i}$  与  $e_B$  相似度较高, 则可用  $e_A$  的虚拟事件  $e_{A_i}$  与  $e_A$  的依存度  $\text{dep}(e_A, e_{A_i})$  代替  $e_B$  与  $e_A$  的依存度值, 因此, 通过依存线索事件的依存度值间接计算了不存在直接依存关系的  $e_A$  和  $e_B$  的依存强度。为了更好地避免相似度计算带来的误差, 本文将相似度值作为惩罚因子引入。

## 4 实验设计、结果与分析

### 4.1 实验语料和评测方法

本实验从新浪、搜狐、网易和凤凰等新闻专题网站中, 人工收集了 6 个话题的中文新闻标题事件, 平均每个话题 30 个标题事件(外延事件)。通过 3 位志愿者对每个话题下的事件进行事件关系标注(二元标注: “相关” 和 “无关”), 最终获得 2842 个事件“关系对”, 其中, 具有逻辑关系(即“相关”)的“事件对”为 811 对, 占总“事件对”的 28.5%。

事件关系识别任务中, 系统的性能优劣主要取决于正确识别出的事件“关系对”的个数。因此, 本实验采用文本检索领域的评价指标: 准确率(Precision)、召回率(Recall)和  $F$  值。针对每个话题下的事件集进行聚类, 计算对应的  $P$  值、 $R$  值和  $F$  值, 然后, 通过宏平均计算系统的整体性能, 如式(4)~(6)所示。

$$\text{Macro } P = \frac{(\sum_{i=1}^{|T|} P_i)}{|T|} \quad (4)$$

$$\text{Macro } R = \frac{(\sum_{i=1}^{|T|} R_i)}{|T|} \quad (5)$$

$$\text{Macro } F = \frac{2 \cdot \text{Macro}P \cdot \text{Macro}R}{\text{Macro}P + \text{Macro}R} \quad (6)$$

其中, Macro  $P$ 、Macro  $R$  和 Macro  $F$  分别表示  $P$  值、 $R$  值和  $F$  值的宏平均;  $|T|$  表示话题个数;  $P_i$  和  $R_i$

分别表示第  $i$  个话题的  $P$  值和  $R$  值。

### 4.2 实验设置

为了将基于事件依存度计算的事件关系识别方法与基于相似度计算的方法进行对比, 本文设置了相应的基准系统 1(Baseline1); 同时, 为了验证事件依存强度对事件关系识别的影响, 设置了基准系统 2(Baseline2)。Baseline1 和 Baseline2 系统设置如下。

Baseline1: 针对事件描述本身, 通过余弦相似度计算, 构建聚类矩阵。

Baseline2: 区别于 Baseline1, 该基准系统通过判定事件对之间是否存在依存连接弧, 识别事件对是否具有逻辑关系。首先, 定位事件  $e_A$  在语料文本中所在的句子  $S_A[S_{A1}, S_{A2}, \dots, S_{Ak}, \dots, S_{An}]$ , 计算  $S_{Ai}(i \neq k)$  与事件  $e_B$  的相似度。若满足相似条件, 进一步判断  $S_{Ai}$  与  $S_{Ak}$  是否存在依存关系(检查是否具有依存连接弧), 若存在, 则判断事件  $e_A$  和事件  $e_B$  具有逻辑关系, 否则, 不具有逻辑关系。

本文利用依存线索(Dcue)实现事件关系识别, 实验系统设置如下。

Dcue1: 区别于基准系统 Baseline2, Dcue1 在考虑事件之间是否具有依存关系的基础上, 进一步探究依存强度对事件关系识别的影响, 即本文中提出的方法。该组实验中, 相似度计算方法采用基于语义依存计算的相似度计算方法。

Dcue2: 区别于 Dcue1 系统, Dcue2 在相似度计算部分采用编辑距离的相似度计算方法。

本文在所有系统中均采用 APCluster 聚类算法<sup>[17]</sup>, 相似度计算方法采用编辑距离算法或基于语义相似度计算的方法, 依存分析采用 Stanford Parser 的依存分析工具在混合中文语料中获得的训练模型。

### 4.3 实验结果与分析

表 1 显示了基准系统和本文方法的实验结果。实验结果显示, 系统 Baseline1 通过相似度计算, 判定事件关系存在与否的效果不佳; Baseline2 系统相

表 1 系统试验结果  
Table 1 Results of systems

系统	Macro $P$ /%	Macro $R$ /%	Macro $F$ /%
Baseline1	36.09	48.99	41.56
Baseline2	48.24	51.96	50.03
Dcue1	57.93	51.72	54.59
Dcue2	59.41	52.03	55.48

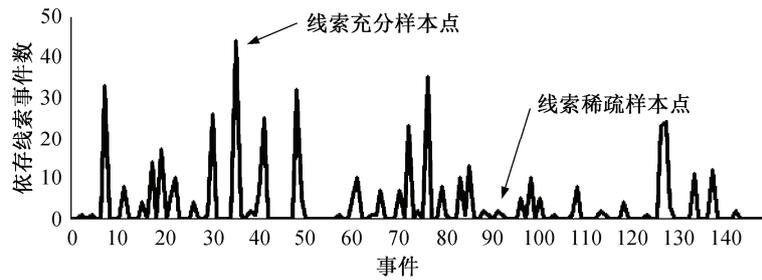


图 4 虚拟依存事件集数目分布

Fig. 4 Virtual dependency events number distribution

比较于 Baseline1 系统引入了事件依存关系信息，系统  $F$  值获得了接近 8 个百分点的提高；Dcue1 和 Dcue2 对依存信息的使用进行了更深入的挖掘，即不仅考虑事件依存关系存在与否，更进一步度量依存关系的强弱，且有效地利用了依存关系特征，因此，相对于基准系统 Baseline2，系统 Dcue1 和 Dcue2 的  $F$  值又分别获得了 4.56% 和 5.45% 的提升。

系统 Baseline1 和 Baseline2 的实验结果对比表明，依存关系的引入对外延事件关系的识别有明显的促进作用，进一步验证了本文的假设：若事件  $e_A$  和事件  $e_B$  具有逻辑关系，则事件  $e_A$  的元素或事件成分与事件  $e_B$  的元素或事件成分之间必然存在直接或间接联系。通过将系统 Dcue1 和 Dcue2 与 Baseline2 对比发现，事件依存强度概念的引入深化了依存关系在事件关系识别任务中的应用，对事件关系识别起到了显著的促进作用。对比系统 Dcue1 和 Dcue2 的结果发现，在事件相似度计算过程中基于编辑距离的相似度计算方法优于基于依存关系的相似度计算方法。原因在于编辑距离的相似度计算方法不仅度量词语的重合信息，同时考虑词语的位置信息。同时，基于语义依存的相似度计算方法中需要明确句子的核心词语，在本文工作中，由于构造的虚拟依存事件并不能保证包含完整的事件信息，所以在核心词语的确定过程中会出现误差，为相似度计算引入噪声。

从系统 Dcue1 和 Dcue2 的结果中看出，本文方法的识别性能仍然不理想，主要原因在于跨子句依存分析性能较差。Li 等<sup>[18]</sup>指出，目前长句的依存关系检测性能依然不理想，跨子句的依存特征稀疏。图 4 统计了 150 个事件的虚拟依存事件集数目，其中 94 个事件在依存线索构建过程中不存在虚拟关联事件，即跨子句之间不存在依存连接弧。这种跨

子句间的依存稀疏现象极大的降低了系统性能。造成依存稀疏现象的原因有两点：1) 现有依存分析算法对子句间的依存分词性能仍不理想，不能满足应用；2) 在进行依存线索扩充过程中受限于语料规模。本文在事件依存线索构建过程中采用本地的新闻语料资源，规模具有一定的局限性，在以后工作中可以通过搜索引擎，利用互联网信息进行依存线索的构建。

另外，图 4 标注了“线索充分样本点”（即具有丰富的依存线索事件）和“线索稀疏样本点”（即具有较为稀疏的依存线索事件），分析图 4 可以看出，多数事件不存在依存线索集。为了验证本文方法的有效性，分别对具有依存线索集的“线索充分样本点”（系统 Dcue-sufficient）和不具有依存线索集的“线索稀疏样本点”（系统 Dcue-sparse）进行实验，结果如表 2 所示。从表 2 中可以看出，本文方法在具有丰富依存线索集的事件关系识别过程中，能够取得较好的识别性能；对不存在依存线索的事件关系识别性能不佳。因此，跨子句依存的自身稀疏问题严重影响了实验结果，更进一步验证了本文方法的有效性，即利用依存线索信息对事件关系进行识别。

图 5 显示所有系统在 6 个话题下的事件关系识别结果，其中， $T_i$  表示第  $i$  个话题，纵轴表示系统识别的  $F$  值。从结果中可以看出，本文提出的基于依存线索的事件关系识别方法性能明显优于基于相似度计算的方法（系统 Baseline1）和基于事件依存关系的方法（系统 Baseline2）。

表 2 依存稀疏验证实验结果  
Table 2 Results of dependency sparseness experiment

系统	Macro P/%	Macro R/%	Macro F/%
Dcue-sparse	36.09	48.99	41.56
Dcue-sufficient	75.02	63.56	68.82

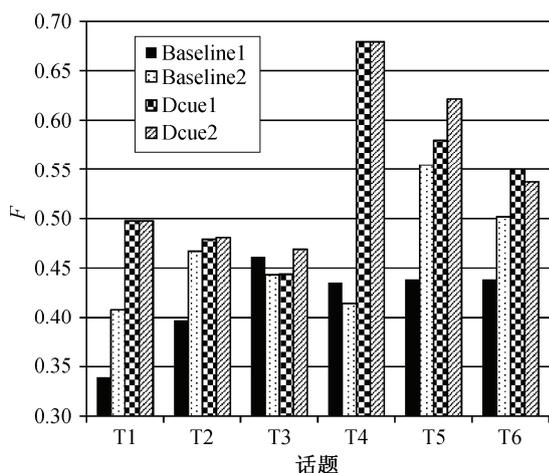


图 5 每个话题内事件关系识别性能

Fig. 5 Performance of 6 topic events relation recognition

## 5 结论

本文针对事件关系识别任务提出了一种基于依存线索的事件关系识别方法, 相比较基于事件相似度计算的识别方法和基于目标事件依存关系的识别方法, 本文方法取得了明显提高。然而, 跨子句依存关系本身较为稀疏, 并且现有的方法对简单、明显的跨子句依存关系挖掘性能较好, 但是对复杂的跨子句依存关系挖掘性能较差。上述现象对本文提出的方法的性能造成了很大的影响, 以后工作中可进一步完善依存线索集挖掘算法。同时, 本文采用的 APCluster 聚类算法仅仅利用事件的依存特征, 并没有利用事件聚类过程中的层次结构信息, 后续工作可尝试采用层次聚类算法, 利用聚类过程中的层次强度特性辅助事件关系识别。另外, 在事件关系识别基础上, 进一步确定事件的关系类别, 即事件关系类型的定义和判定。

### 参考文献

- [1] 姚至均, 刘俊涛, 周瑜, 等. 基于对称 KL 距离的相似性度量方法. 华中科技大学学报, 2011, 39(11): 1-4
- [2] 骆卫华, 于满泉, 许洪波, 等. 基于多策略优化的分治多层聚类算法的话题发现研究. 中文信息学报, 2006, 20(1): 29-36
- [3] Allen J. Towards a general theory of action and time. Artificial Intelligence, 1984, 23(2): 123-154
- [4] Inui T, Inui K, Matsumoto Y. What kinds and amounts of causal knowledge can be acquired from text by using connective markers as clues // Proceedings of the 6th International Conference on Discovery Science. Sapporo, Japan, 2003: 180-193
- [5] 仲兆满, 刘宗田, 周文, 等. 事件关系表示模型. 中文信息学报, 2009, 23(6): 56-60
- [6] Rashmi P, Eleni M, Nikhil D, et al. The Penn discourse treebank 2.0 annotation manual[R/OL]. 2007. <http://www.seas.upenn.edu/pdtb/PDTBAPI/pdtb-annotation-manual.pdf>
- [7] 洪宇, 张宇, 刘挺, 等. 话题检测与跟踪的评测及研究综述. 中文信息学报, 2007, 21(6): 71-84
- [8] Lin D, Pantel P. Discovery of Inference Rules from Text // Proceeding of the 7th ACM SIGKDD. San Francisco, California, USA, 2001: 323-328
- [9] Harris Z S. Mathematical structure of language. New York, 1968
- [10] Szpektor I, Tanev H, Dagan I, et al. Scaling web-based acquisition of entailment relations // Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Barcelona, Spain, 2004: 41-48
- [11] Tatu M, Srikanth M. Experiments with reasoning for temporal relations between event // Proceeding of Coling. Manchester, England, 2008: 857-864
- [12] Allen J F. Towards a general theory of action and time. Journal of Artificial Intelligence, 1984, 23(2): 123-154
- [13] 于红华. 基于事件的因果关系可计算化分析研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2003
- [14] 王响, 苑春法. 基于转换的时间-事件关系映射. 中文信息学报, 2004, 18(4): 23-30
- [15] 付剑锋. 面向事件的知识处理研究[D]. 上海: 上海大学, 2010
- [16] 李彬, 刘挺, 秦兵, 等. 基于语义依存的汉语句子相似度计算. 计算机应用研究. 2003, 20(12): 15-17
- [17] Frey B J, Duerk D. Clustering by passing messages between data points. Science, 2007, 315: 972-976
- [18] Li Zhenghua, Che Wanxiang, Liu Ting. Improving dependency parsing using punctuation // International Conference on Asian Language Processing (IALP). Harbin, 2010: 53-56