

北京大学学报(自然科学版)  
Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis  
doi: 10.13209/j.0479-8023.2014.022

# 基于推理线索构建的事件关系识别方法

马彬 洪宇<sup>†</sup> 杨雪蓉 姚建民 朱巧明

苏州大学自然语言处理实验室, 苏州 215006; <sup>†</sup> 通信作者, E-mail: tianxianer@gmail.com

**摘要** 通过利用同一话题下的事件元素(事件元素指事件核心词和实体)在话题内的分布特性以及事件元素在话题演化过程中的语义依存规律, 提出基于推理线索构建的事件关系识别方法。实验结果显示, 相比于基于核心词和实体推理的事件关系识别方法, 所提方法在  $F$  值上获得了 9.57% 的性能提升。

**关键词** 推理线索; 依存线索; 事件核心词; 事件元素; 事件关系

**中图分类号** TP391

## Using Inference Cues to Recognize Event Relation

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

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

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

**Abstract** The authors propose an event relation recognition method based on event inference cues by analyzing the semantic dependency relation and event arguments distribution features between events and the rules of event inference. Experiment result shows that the proposed method achieves 9.57% improvement compared with the traditional method based on event term and entity.

**Key words** inference cue; dependency cue; event term; event entity; event relation

事件是指特定时间和环境下, 由若干角色参与并表现出某种行为或状态的客观描述。事件抽取研究工作则是针对此项任务展开的讨论和研究, 如基于直推式方法的事件抽取研究<sup>[1-2]</sup>。然而, 事件的发生不是孤立现象, 其发生与后续发展往往与同一上下文或者更长范围的上下文环境中的其他事件有着本源的逻辑关系。比如, 事件“美国医疗法案未通过”与“美国政府关门”、“博物馆关门”和“游客反应强烈”事件出现在相同的语言环境中, 并且存在强烈的因果关系。同样, 在文字的表述层面, 文本信息中相应地蕴含着刻画这类关系的语义线索信息。因此, 形成一种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。

事件分为种子事件和外延事件, 因此, 事件关系识别任务也就对应着“种子事件(seminal event)”间的关系识别(“SS 识别”)、“种子事件”和“外延事件”间的关系(“SE 识别”)、“外延事件(extensional event)”间的关系(“EE 识别”)<sup>[10]</sup>。本文针对“EE 识别”问题, 提出一种基于事件推理线索构建的事件关系识别方法, 该方利用事件核心词(Event Term)和事件实体(Event Entity)的分布特性, 借助事件发展过程中事件核心词和事件实体的句法依存特征, 构建事件关系推理线索集合, 从而实现同一话题下

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

收稿日期: 2013-06-16; 修回日期: 2013-10-18; 网络出版时间: 2013-11-06 13:40

事件关系的自动识别。

# 1 任务定义

## 1.1 事件及事件关系定义

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。事件具有实体、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“当选”事件。

例句：“金正恩当选朝鲜劳动党中央军事委员会副委员长。”

事件由事件核心词和事件实体组成。事件核心词能够明确表征事件的发生，主要为动词或者名词。本文将事件描述的依存分析结果中与根节点(“ROOT”节点)相连的词语作为事件的核心词。

图 1 为事件“金正恩当选”的依存分析结果，该句子中与根节点直接相连的词语是“当选”，该词能够直接表征事件的发生，因此“当选”为该“选举”事件的核心词。为了验证将与根节点相连接的词语作为事件核心词的合理性，对随机选择的 500 个事件进行核心词标注验证，步骤如下：1)随机构建 500 个句子的验证数据集；2)采用哈工大依存分析工具进行依存分析，识别与 Root 节点相连接的词语，标记为事件核心词；3)人工标注该验证数据集中句子的核心词。

对比发现，人工标注的核心词与通过依存分析得到的核心词重合度为 87.8%，结果显示可以满足实验需求。

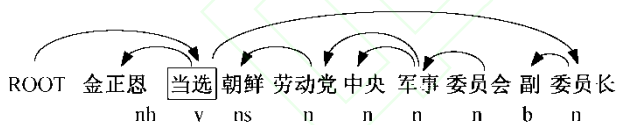


图 1 事件核心词、依存实体、共现实体定义示例

Fig. 1 Example of event term, dependency entity and co-occurrence entity

事件实体是指事件的参与者，通常为名词。本文将事件实体细分为两种类型：依存实体(Dependency Entity, DE)和共现实体(Co-occurrence Entity, CE)。依存实体是指事件描述通过依存分析，与事件核心词直接相连的实体，依存实体与核心词语义相关联，如图 1 中的“金正恩”和“委员长”；共现实体是指事件描述的依存分析结果中，与事件核心词不存在直接连接弧的实体，如图 1 中的“朝鲜”、“劳动党”等。

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。本文侧重研究事件之间的语义关系，即从事件的组成结构以及篇章语义关系的角度解释事件的逻辑关系。

## 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>[3]</sup>。话题检测认为相关于同一话题的所有文章中的事件都和关联于该话题，进而可以利用此特性推演出话题内的所有事件间都具有逻辑关系。但是，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。

同一话题下的事件分为种子事件以及外延事件，本文针对同一话题下的任意两个外延事件的相关性与否予以判定。同一话题下的外延事件与种子事件相关，但外延事件并非两两相关。如给定话题“中菲黄岩岛对峙”，其包含如下外延事件。

- 事件 1: “菲律宾国内香蕉大量积压”;
- 事件 2: “中国严查菲进口香蕉”;
- 事件 3: “媒体密切关注中菲对峙事件”;
- 事件 4: “中国强烈谴责菲方扣留我渔民船只”;

上述所有事件与话题“中菲黄岩岛对峙”的核心事件都存在直接联系。但两两事件之间不都具有关系。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，通过事件的核心词和实体的分布规律以及事件依存特征挖掘事件的推理线索，实现外延事件逻辑关系识别(即判定任意事件之间是否存在逻辑关系)。因此，本文的任务定义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 2 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，同时，区分不具有事件关系的事件集。

事件1: “菲律宾国内香蕉大量积压” 事件2: “中国严查菲进口香蕉”
事件3: “媒体密切关注中菲对峙事件”
事件4: “中国强烈谴责菲方扣留我渔民船只”

图 2 事件检测任务结果

Fig. 2 Result of Event Relation Recognition

## 2 相关工作

由于在自动问答、自动文摘和事件预测等方面应用需求的增加,事件关系检测逐渐成为新的研究热点<sup>[4]</sup>,其中不乏可以在事件逻辑关系识别研究中借鉴的理论与方法。

### 2.1 模板匹配法

事件关系检测的主要方法之一是借助事件特征的模式匹配,比如,利用事件触发词的关系模式匹配,根据人工定义的模板,对文本中符合模板的事件关系进行抽取。Chklovski 等<sup>[5]</sup>利用 LSP(lexical-syntactic pattern, 词-句匹配模板)抽取具有事件关系的资源,并将抽取的结果整理成一个称为“VerbOcean”的知识库。Chklovski 等利用人工收集的 LSP 模板,抽取了 6 种时间关系(similarity, strength, antonymy, enablement, happens 和 before)的事件搭配。人工定义的事件关系模板往往受数量限制,造成关系检测的低召回率问题。

Pantel 等<sup>[6]</sup>通过 Espresso 算法进行自动模板的构建,算法在给定少量关系实例的情况下,通过机器学习方法进行迭代扩展,最终得到大量的关系模板,在一定程度上改进了模板匹配方法的召回率。

### 2.2 元素分析法

以事件元素为线索的事件关系检测研究大都继承了 Harris<sup>[7]</sup>的分布假设。Harris 假设指出,处在同一上下文环境中的词语具有相同或相似的含义。Lin 等<sup>[8]</sup>提出一种结合 Harris 分布假设和建立依存树思想的无监督方法,称为 DIRT 算法。DIRT 算法将所有事件构造成依存树形式,树中的每条路径表示一个事件,路径的节点表示事件中的词语。如果两条路径的词语完全相同,则这两条路径所表示的事件相同或者相关。Szpektor 等<sup>[9]</sup>提出 TE/ASE 算法,该方法是一种无监督的学习方法,包含两个

步骤:首先利用 ASE 算法挖掘相似含义的事件要素集合,然后使用模板抽取算法,收集包含这些事件要素的句子,将收集的句子作为模板进一步挖掘事件关系。

马彬等<sup>[10]</sup>通过分析事件的语义依存特征和事件在演化过程中的语义依存规律,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,分析事件之间的句法依存特征,挖掘事件关系的推理线索(即“依存线索”),进而实现事件关系的自动识别。

杨雪蓉等<sup>[11]</sup>等通过挖掘事件核心词和事件实体在同一话题下的分布规律,提出一种基于事件核心词和实体推理的事件关系识别方法,该方法通过分析事件核心词和实体在相关“事件对”和不相关“事件对”中的分布差异,以共享核心词和实体为出发点,挖掘事件关系的推理线索,从而辅助实现事件关系的自动识别。

## 3 基于推理线索构建的事件关系识别方法

自然事件经诉诸文字形成文本中的事件体,成为信息传播中可理解的语言流,必然遵循自然语言的表述规律,也使得事件关系作为重要的逻辑脉络,参与文本结构和语义表述的形成过程。因此,表述事件以及事件关系的文本信息必然相应的蕴含着特定的分布规律和发展脉络。

马彬等<sup>[10]</sup>尝试利用事件间的依存属性直接表征事件的逻辑关联属性,即通过计算事件间的依存强度大小度量事件的相关性强弱。文章通过分析事件的语义依存特征和事件在演化过程中的语义依存规律,逐步构建事件关系的依存线索集合,进而通过推理方法实现事件关系的检测。但是,基于依存线索构建的事件关系识别方法召回率较低,主要原

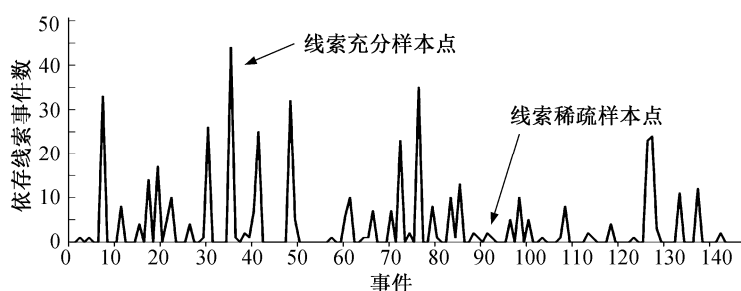


图 3 虚拟依存事件集数目分布

Fig.3 Virtual Dependency Events Number Distribution



因在于基于依存线索构造的事件关系识别方法依赖于依存分析性能,尤其是跨子句依存分析。Li 等<sup>[12]</sup>在文章中指出,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 3 统计了 150 个事件的虚拟依存事件集数目,其中 94 个事件不存在虚拟关联事件,即子句之间不存在依存连接弧。因此,跨子句间的依存稀疏现象极大的影响了系统的召回率。

杨雪蓉等<sup>[11]</sup>指出,同一话题下相关事件的核心词和实体分布具有较高的相似相和一致性,而不相关事件的此类信息则没有呈现明显的相似性和一致性规律。例如,话题“日本地震”下,以“地震”和“救援”为核心词的事件间具有较强的逻辑关系;而以“大跌”和“救援”为核心词的事件往往不具有逻辑关系;话题“中国和菲律宾黄岩岛对峙”下,包含实体“香蕉”和“中国港口”的事件往往相关;而包含实体“渔民”和“香蕉”的事件往往不相关。因此,文章从事件核心词和事件实体在相关“事件对”和不相关“事件对”中的分布特性角度出发,通过构建事件的虚拟线索集合完成事件关系的推理。杨雪蓉等在事件关系识别的召回率上较马彬等有所提高,但是依然不理想。主要原因在于实体省略现象较为明显,直接影响事件推理线索的构建。例如句子“朝鲜藐视安理会决议,仍坚持发射卫星”包含的事件“朝鲜仍坚持发射卫星”中实体“朝鲜”省略。此类事件通过杨雪蓉等的方法构造的线索集合较为稀疏,很难有效辅助事件关系识别。

表 1 是马彬等和杨雪蓉等关于有关系的“事件对”和无关系的“事件对”实验对比结果,其中 Ma-Coincide 为马彬等中识别正确,且杨雪蓉等也识别正确的比例;Yang-Coincide 为杨雪蓉等识别正确,而马彬等识别正确的比例。从表 3 看出,马彬等识别为有关系的“事件对”只有 25.00%能被杨雪蓉等正确判断为有关系,而杨雪蓉等识别为有关系的“事件对”仅有 5.80%能被马彬等识别正确。因此,两项工作在事件关系识别任务中解决问题的侧重点不同,主要原因在于两者在推理线索构建过程中推理线索的构建方法不同,马彬等通过依存分析构建事件的依存线索集,而杨雪蓉等基于共享事件元素逐步构建事件的虚拟关联事件集。

本文针对新闻事件的事件关系检测任务,结合马彬等和杨雪蓉等的工作,利用事件核心词和事件元素在话题内的分布特性以及在话题演化过程中的

表 1 两种方法的对比实验结果  
Table 1 Result of two methods

	Y/%	N/%
Ma-Coincide	25.00	91.47
Yang-Coincide	5.80	98.15

语义依存特性,提出一种基于推理线索(inference cue, ICue)构建的事件关系识别方法。方法首先在语料集合中挖掘目标事件的虚拟关联事件集合,进而构建事件关系识别的推理线索,最后利用关系推理方法实现事件关系识别,该方法的总体框架如图 4 所示。

基于推理线索构建的事件关系识别工作主要分为如下 3 部分。

1)事件定位: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)推理线索集构建:主要任务是在整个语料集中挖掘与目标事件具有共享核心词和实体以及具有依存关系的虚拟关联事件(与目标事件在句法成分上共享核心词和实体、在语法上具有依存关系的事件称为“虚拟关联事件”),构建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推理线索集(即与目标事件在句法成分上存在共享的核心词和实体,在语法上具有语义依存关系的“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,对大规模事件语义聚类,同一类簇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是给定目标事件  $A$ , 其推理线索集收集了所有在篇章中与  $A$  有着共享事件元素和句法依存关系的句子,这类句子显式存在于篇章中,并明显具备共享元素特征和依存特征的文字片段。那么,由于共享元素属性和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作为关联于事件  $A$  的虚拟事件(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  $A$  的推理线索集生成事件  $B$  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”都将借推理线索集获得相应的关联度估计,形成

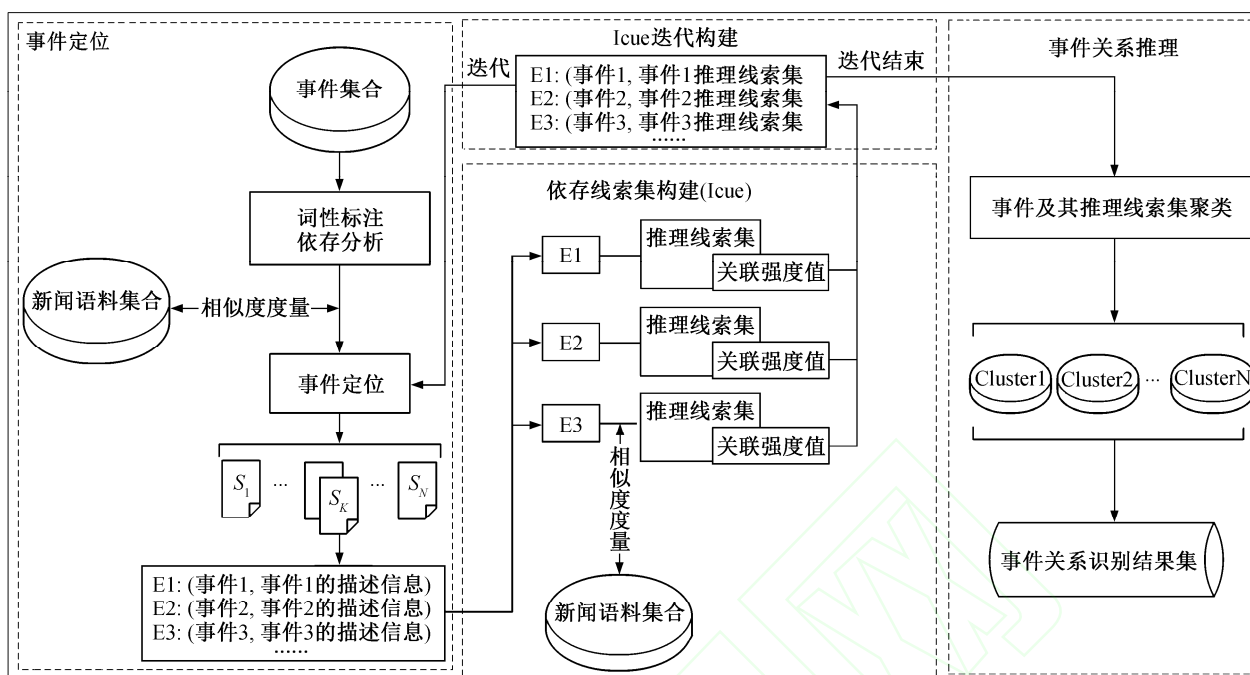


图4 事件关系识别方法的主体框架

Fig.4 Framework of event relation recognition

借推理线索的事件关联性划分。下面分别对各个模块展开详细陈述。

### 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，通过共享元素分析和依存分析，挖掘具有共享元素和依存关系的文本片段，形成推理线索集。事件定位的处理流程如下：

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>[13]</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  $\text{sim}_A$ ；

### 3.2 推理线索集构建

推理线索集的构建包含两项内容：1)初始推理线索集的构建；2)迭代扩展初始线索集，丰富线索集的线索含量，下面分别对该两项内容予以介绍。

#### 3.2.1 初始线索集构建

在初始线索集构建过程中，分别从共享事件元素和依存关系分析出发。事件由核心词和实体组

成，同一话题下相关事件的核心词和实体的分布具有较高的相似性和一致性，因此，可以有效利用事件核心词和实体在相关事件中的分布特性构建事件的推理线索集。同时，依存关系体现的是句子内部的元素之间或者不同句子的元素之间的关联特性，因此，可以从一个句子出发，利用句子的依存特性，通过构建依存线索集丰富事件的推理线索集合。下面分别对两种线索集构建方法予以详细说明。

#### 1)共享事件元素的线索集构建。

在事件定位基础上，通过对定位到的句子进行元素分析，挖掘具有共享元素(事件核心词和实体)的上下文，借以构建共享元素线索集。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。假设  $S_A$  为被定位到的句子，组成形式为  $[S_{A1}, S_{A2}, \dots, S_{Ak}, \dots, S_{An}]$ ，其中  $S_{Ai} (i=1 \dots n, \text{且 } i \neq k)$  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)， $S_{Ai} (i \neq k)$  皆为共享元素线索事件的候选。与  $S_{Ak}$  具有相同元素的  $S'_{Ai} (i \neq k)$  即为虚拟相关事件  $\text{vre}_A$  或者共享元素推理线索，虚拟相关事件  $\text{vre}_A$  和事件  $e_A$  之间的相关程度用关联因子  $\gamma$  表示， $\gamma$  值越大表示事件  $e_A$  和  $\text{vre}_A$  之间的相关性越大， $\gamma$  的计算方法如下：

$$\gamma = \alpha \cdot \gamma_{\text{ET}} + \beta \cdot (\chi \cdot \gamma_{\text{DN}} + \delta \cdot \gamma_{\text{CN}}), \alpha + \beta = 1, \chi + \delta = 1 \quad (1)$$

其中,  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\chi$  和  $\delta$  为加权系数。

核心词关联因子  $\gamma_{ET}$ : 事件  $e_A$  与虚拟相关事件  $vre_A$  的核心词分别为  $T_A$  和  $T_{vre_A}$ , 同一个话题下, 与  $T_A$  和  $T_{vre_A}$  共现的实体集合分别记为  $N_A$  和  $N_{vre_A}$ ,  $N_A$  和  $N_{vre_A}$  的重合度为  $\gamma_{ET}$ :

$$\gamma_{ET} = \frac{|N_A \cap N_{vre_A}|}{\text{Min}\{|N_A|, |N_{vre_A}|\}} \quad (2)$$

依存实体关联因子  $\gamma_{DN}$ : 分别得到事件  $vre_A$  与事件  $e_A$  中的依存实体集合  $DN_{vre_A}$  和  $DN_A$ , 统计同一个话题下, 与每一个依存实体共现的核心词, 形成集合  $ET_A$  和  $ET_{vre_A}$ , 将两个事件中的依存实体两两计算核心词的重合度, 得到  $\gamma_{DN}$ :

$$\gamma_{DN} = \sum_{x=1}^{|DN_A|} \sum_{y=1}^{|DN_{vre_A}|} \frac{|ET_{Ax} \cap ET_{vre_Ay}|}{\text{Min}\{|ET_{Ax}|, |ET_{vre_Ay}|\}} \quad (3)$$

共现实体关联因子  $\gamma_{CN}$ : 分别得到事件  $vre_A$  与事件  $e_A$  中的共现实体集合  $CN_{vre_A}$  和  $CN_A$ , 统计同一个话题下, 与每一个依存实体共现的核心词(除去依存实体), 形成集合  $ET_A$  和  $ET_{vre_A}$ , 将两个事件中的依存实体两两计算核心词的重合度, 得到  $\gamma_{DE}$ :

$$\gamma_{CN} = \sum_{x=1}^{|CN_A|} \sum_{y=1}^{|CN_{vre_A}|} \frac{|ET_{Ax} \cap ET_{vre_Ay}|}{\text{Min}\{|ET_{Ax}|, |ET_{vre_Ay}|\}} \quad (4)$$

根据上述事件相关性的计算方法, 得出  $VRE_A$  候选集中的每个虚拟事件  $vre_{Ai}$  和事件  $e_A$  的关联因子  $\gamma$ , 即获得事件的共享元素推理线索及相关性大小。  $VRE_A$  集合中的每一个元素为每个虚拟事件  $vre_{Ai}$  和关联因子  $\gamma$  组成的二元组, 表示为  $VRE_A = \{(vre_{A1}, \gamma_1), (vre_{A2}, \gamma_2), \dots, (vre_{An}, \gamma_n)\}$ 。

### 2) 依存线索集构建。

从依存分析角度出发, 构建事件的依存线索集, 丰富已经获得的虚拟事件集合  $VRE_A$ 。首先, 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。

步骤 1 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, 则  $S_{Ai}$  为目标事件  $e_A$  的虚拟相关事件  $vre_{Ai}$ , 统计子句  $vre_{Ai}$  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 5 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 2 并顺序执行步骤 3; 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 2 统计  $S_{Ai}$  和  $S_{Ak}$  中具有依存连接弧相连的“词对集合”  $d_{S_{Ai-k}} = [d(w_{i1}, w_{j1}), d(w_{i2}, w_{j2}), \dots, d(w_{im}, w_{jm})]$ 。在整个语料集中统计每个依存对出现的条件概率值: 对话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:

$$p(w_{im} | w_{jm}) = \frac{\text{count}(w_{im}, w_{jm})}{\text{count}(w_{im})} \quad (5)$$

步骤 3 计算子句  $S_{Ai}$  和事件  $e_A$  的事件依存度:

$$\text{dep}(e_A, S_{Ai}) = \text{sim}_A \frac{1}{n} \max p(w_{im} | w_{jm}), \quad (6)$$

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  $e_{VEA} = [S'_{A1}: \text{dep}(e_A, S'_{A1}), S'_{A2}: \text{dep}(e_A, S'_{A2}), \dots]$ , 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  $e_{VEA}$  进行迭代扩展, 丰富依存线索集线索含量。

通过共享事件元素的线索集构建和依存线索集构建, 获得了事件的初始线索集, 即共享事件元素线索集  $VRE_A = \{(vre_{A1}, \gamma_1), (vre_{A2}, \gamma_2), \dots, (vre_{An}, \gamma_n)\}$  和依存线索集  $e_{VEA} = [S'_{A1}: \text{dep}(e_A, S'_{A1}), S'_{A2}: \text{dep}(e_A, S'_{A2}), \dots]$ , 然后对已经获得的线索集合

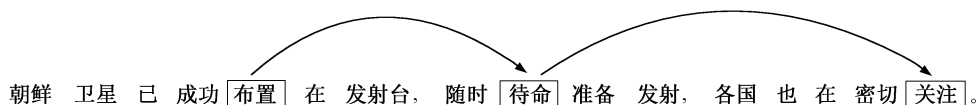


图 5 子句依存弧长计算实例  
Fig.5 Example of Sub-sentence Dependency Computing



迭代扩展，形成最终的事件推理线索集合 (ICS, inference Clues Set)。

### 3.2.2 线索集的迭代扩展

由于句子长度有限，所以蕴含的事件信息较少，在推理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”的推理线索，仅能获得线索事件“世贸大楼瞬间倒塌”和“世界为之震惊”。但是，获得的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”，需要通过推理线索事件“世贸大楼倒塌”的进一步扩展中获得。鉴于此，本文在已构建的推理线索集上，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) 对定位到的句子通过共享元素线索构建和依存线索构建方法获取更多虚拟事件，并计算对应的虚拟事件相关度值，将扩展出的推理线索集和事件相关度值添加到事件  $A$  的推理线索集合中。

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推理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。事件关系推理以推理线索集为媒介，通过相关度计算，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。

因此，本文将聚类算法中的相似度计算问题转化为事件相关度计算问题。通过相关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  $B$  的相关度计算如下：将事件  $A$  的推理线索集中每个推理线索事件，与事件  $B$  计算相似度，选择相似度值与相关度值乘积的最大值作为事件  $A$  和事件  $B$  的相关度：

$$R(e_A, e_B) = \max(\text{sim}(e_{Ai}, e_B) * r(e_A, e_{Ai})), e_{Ai} \in \text{ICS} \quad (7)$$

其中， $R(e_A, e_B)$  表示目标事件  $e_A$  和  $e_B$  的相关度；ICS 为事件  $e_A$  的推理线索集； $\text{sim}(e_{Ai}, e_B)$  为推理线索事件  $e_{Ai}$  和目标事件  $e_B$  通过编辑距离和语义依存相似度计算<sup>[13]</sup>得到的相似度值。式(3)的基本原理是：在计算  $e_A$  和事件  $e_B$  相关度过程中，首先考虑  $e_A$  的推理线索事件  $e_{Ai}$  和  $e_B$  的相似度，如果  $e_A$  的线索事件  $e_{Ai}$  与  $e_B$  相似度较高，则可通过  $e_A$  的线索事件  $e_{Ai}$  与  $e_A$  的相关度  $r(e_A, e_{Ai})$  代替  $e_B$  与  $e_A$  的相关度值，因此，通过推理线索事件的相关度值间接计算了不存在直接关系的  $e_A$  和  $e_B$  的关联强度。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)。通过三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。

### 4.2 实验设置

本文方法(ICue)分别于马彬等(Baseline\_Ma)和杨雪蓉等(Baseline\_Yang)的系统进行比较。本文的实验系统设置如下。

1) ICue1: 在共享事件元素推理线索构建和基于依存线索构建过程中，对两者中都存在的线索事件，其相关度计算方法采用共享事件元素的相关度计算方法，即事件相关度等价于事件核心词相关度和事件实体相关度之和；

2) ICue2: 区别于 ICue1 系统，ICue2 在对重合的线索事件的事件相关度计算时采用依存度计算方法表示事件的相关度。

本文在所有系统中均采用 APCluster 聚类算法<sup>[14]</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，依存分析则采用 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 2 显示了基准系统和本文方法的实验结果。实验结果显示, ICue1 和 ICue2 相比较于 Baseline\_Ma 和 Baseline\_Yang, 在准确率和召回率上分别获得了较大的提高,  $F$  值分别获得 17.25%和 9.57%的提高。实验结果表明, 丰富的推理线索不但对系统的召回率有较大影响, 同时有助于准确的判断事件关系; 对比 ICue1 和 ICue2 结果可以看出, 在对重合的线索集的相关性度量时, 采用基于共享实体的相似度计算方法和基于依存度的相似度计算方法所取得性能差异较小, 因此, 基于依存的事件关联度计算方法和基于共享实体的关联度计算方法在度量事件关联强度强弱时不存在大的差异, 均能很好度量事件的相关性大小。

对比 Baseline\_Yang 和 Baseline\_Ma 的实验结果可以看出, 基于事件核心词和实体的线索构造方法在系统召回率方面取得了显著提升。主要原因是基于依存线索构造的事件关系识别方法依赖于依存分析性能, 尤其是跨字句依存分析。而基于核心词和实体的推理线索构造方法基于事件间是否存在共享的事件核心词和事件实体, 以此作为出发点逐步构建推理线索。区别于基于依存线索构造方法, 事件间的共享核心词和实体线索信息相比于依存线索信息较为丰富, 因此, 构造出的推理线索也更为充分。

与 Baseline\_Ma 和 Baseline\_Yang 相比较, 本文方法在召回率上和准确率均有较大幅度提升, 主要是因为推理线索构建过程中, 有效结合了基于

表 2 系统试验结果  
Table 2 Results of systems

sys	MacroP/%	MacroR/%	MacroF/%
Baseline_Ma	59.73	52.03	55.48
Baseline_Yang	59.45	67.37	63.16
ICue1	65.32	81.71	72.61
ICue2	65.40	81.90	72.73

表 3 有关系和无关系“事件对”识别性能  
Table3 Result in different view

	Y/%	N/%
Baseline_Ma	21.00	77.01
Baseline_Yang	37.25	80.12
ICue2	47.00	82.20

表 4 线索稀疏验证实验结果

Table 4 Results of inference cue sparseness experiment

Sys	MacroF/%
ICue-sparse	52.30
ICue-sufficient	81.21

依存线索的方法和基于共享元素的方法的优点, 极大的丰富了推理线索。马彬等在推理线索构建过程中, 60.07%的事件不存在线索集, 杨雪蓉等的方法有 27.7%的事件不存在线索, 而本文方法中, 只有 16%的事件不存在推理线索, 很好地解决了事件推理线索稀疏问题。为了更深入地了解丰富的推理线索对事件关系识别的影响, 分别计算本文方法在有关系“事件对”和无关系“事件对”中的识别性能, 结果如表 3 所示。结果显示, 丰富了推理线索之后, 本文方法对有关关系的“事件对”的识别性能较马彬等和杨雪蓉等的方法分别提升 26%和 9.75%。丰富的推理线索能够很好的描述事件发展的脉络, 因此, 也能更好的辅助事件关系的识别。

为了验证线索充分性对事件关系识别性能的影响, 分别对“线索充分样本点”(系统 ICue-sufficient)和“线索稀疏样本点”(系统 ICue-sparse)进行实验, 结果如表 4 所示(本文中推理线索数目大于 10 的样例判定为“线索充分样本点”; 反之为“线索稀疏样本点”)。结果显示, 针对具有丰富推理线索的样本, 能够取得较好的识别性能; 对不具有推理线索或者少量线索的事件关系识别性能不佳。同时, 对线索充分的事件, 其事件关系的识别性能仍然不是非常理想, 主要原因在于, 虽然推理线索数目较大, 但高质量的线索事件较少。主要原因有 3 点: 1)目前的依存分析器性能仍不理想, 对长距离的依存分析效果不高; 2)事件间的指代现象严重, 对通过共享实体构造推理线索造成一定影响; 3)目前语料规模有限, 构造线索时搜索空间较小。因此, 针对事件关系识别任务, 在以后的工作中, 如何在大规模数据中, 高效构建丰富、高质量的推理线索将成为事件关系识别任务的关键。

## 5 结论

针对事件关系识别任务本文提出了一种基于推理线索构建的事件关系识别方法, 该方法首先在语料集合中挖掘目标事件的虚拟关联事件集合, 进而构建事件关系识别的推理线索, 最后利用关系推理方法实现事件关系识别。相比较基于事件依存线索



构建的识别方法和基于核心词和实体的识别方法, 本文方法极大丰富了推理线索, 显著提升了事件关系识别性能。

然而, 该方法对有关系“事件对”的识别性能仍然不高, 主要原因在于构建的推理线索规模和质量都不理想。同时, 本文采用的 APCluster 聚类算法仅仅利用事件的依存特征和分布一致性, 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] Hong Yu, Zhang Jianfeng, MaBin, et al. Using cross-entity inference to improve event extraction // Proc ACL. Portland, OR, 2011: 1127–1136
- [2] Liao Shasha, Grishman R. Using document level cross-event inference to improve event extraction // Proc ACL. Uppsala, Sweden, 2010: 789–797
- [3] 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
- [4] Li W J, Wu M L, Lu Q, et al. Extractive summarization using inter-and intra-event relevance // proceedings of Proceedings of the 21st International Conference on Computational Linguistics and 44th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2006: 369–376
- [5] Chklovski T, Pantel P. Global path-based refinement of noisy graphs applied to verb semantics // Proceedings of Joint Conference on Natural Language Processing. Jeju Island, Korea, 2005: 792–803
- [6] Pantel P, Pennacchiotti M. Espresso: leveraging generic patterns for automatically harvesting semantic relations // Proceedings of the 21st International Conference on Computational Linguistics and 44th Annual Meeting of the ACL. Sydney, Australia, 2006: 113–120
- [7] Harris Z S. Mathematical structure of language. New York, 1968
- [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] 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
- [10] 马彬, 洪宇, 杨雪蓉, 等. 基于语义依存线索的事件关系识别方法研究. 北京大学学报: 自然科学版, 2013, 49(1): 109–116
- [11] 杨雪蓉, 洪宇, 马彬, 等. 基于核心词和实体推理的事件关系识别方法. 2012 CCIR Best Student Paper
- [12] Li Z H, Che W X, Liu T. Improving dependency parsing using punctuation // International Conference on Asian Language Processing (IALP). Harbin, 2010: 53–56
- [13] 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
- [14] Frey B J, Duerk D. Clustering by passing messages between data points. Science, 2007, 315: 972–976