事件因果与时序关系识别的联合推理模型

黄一龙 李培峰 朱巧明
(苏州大学计算机科学与技术学院 江苏 苏州 215006)
(江苏省计算机信息处理技术重点实验室 江苏 苏州 215006)

摘 要 事件的因果关系与时序关系是两种重要的事件关系。已有研究往往将事件的因果关系与时序关系识别分别看成两项独立的任务,这种做法忽略了两种事件关系之间的关联性。文中提出使用整数线性规划方法来构建基于事件因果关系与时序关系识别的联合推理模型。联合模型对两种事件关系进行约束,在分类器模型的基础上对结果进行优化。最终结果表明,所提联合推理模型能够有效增强识别性能。

关键词 事件,因果关系,时序关系,联合模型
中图法分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.06.036

Joint Model of Events' Causal and Temporal Relations Identification

HUANG Yi-long LI Pei-feng ZHU Qiao-ming
(School of Computer Science and Technology,Soochow University,Suzhou,Jiangsu 215006,China)
(Province Key Lab of Computer Information Processing Technology of Jiangsu,Suzhou,Jiangsu 215006,China)

Abstract Causal and temporal relations of events are both important event relationships. The previous work regarded the identification of causal and temporal relations of events as two independent tasks,ignoring the association between them. This paper applied integer linear programming(ILP) to construct joint model of event based on identification of causal and temporal of event. Based on classifier model,the joint model optimizes the recognition results through constraints. The experimental results show that this joint model significantly enhances the identification performance.

Keywords Event,Causal relation,Temporal relation,Joint model

1 引言

事件不是孤立存在的,一篇文章内的事件之间往往存在一定的关系。其中,事件的因果关系与时序关系是两类重要的事件关系。事件的时序关系即事件发生的先后顺序,描述了话题开始、发展和结束的演变过程。事件的因果关系即较复杂的事件语义关系,描述了两起事件之间的因果联系。

正确识别事件的时序关系,有助于理解文章语义。将时序关系形成结构化信息后加以存储,构成时间链,可用于推理与预测事件的时间信息。事件的因果关系可用于事件的推理。下文以一个简单的例子来说明事件因果关系与时序关系识别所研究的内容。

例1 越南湄公河地区最近因为连续暴雨(E1)造成了300多人死亡(E2),中国大使馆通过意兴委员会主席高德士总主教代表政府捐赠(E3)物资用于救助水灾难民。

在例1中,共有3个事件,分别为"暴雨(E1)"、"死亡(E2)"和"捐赠(E3)",其中E1,E2和E3事件的发生存在先后关系,且(E1,E2)和(E2,E3)事件对之间存在因果关系。

事件因果与时序关系的识别虽然是两项任务,但是它们之间存在一定的联系。例如,原因事件(Cause)通常在结果事件(Effect)之前发生。为了将两项任务的识别结果相互关联,同时提升识别性能,本文提出使用整数线性规划方法来构建基于事件因果与时序关系识别的联合模型。

2 相关工作

目前,事件因果关系和时序关系识别的研究工作主要集中于英文方面,且多数工作是基于机器学习的方法,将事件关系识别任务看成分类问题。

在因果关系的研究方面,Wolff[1]从语言学角度提出了因果关系的概率表示,并使用多维语义特征表示因果(Cause)、促进(Enable)、阻止(Prevent)和抑制(Despite)。在早期,因果关系的研究主要使用模板匹配方法。Khoo[2]对句子进行句法分析,通过提取典型的具有因果关系的词及其所在的短语结构,构建了因果关系模板,并使用模板识别医学文本中的因果关系。Girju[3]通过挑选因果标志词、因果连接词及其表示模式,构建了模板识别显式因果关系,并使用句法树结构和含有表示推理含义的词语构建推理规则,识别隐式因果关系。Bethard[4-5]在同一语料上标注事件的因果关系与时序关系,

到稿日期:2017-03-18 返修日期:2017-06-11 本文受国家自然科学基金(61472265),国家自然科学基金重点项目(61331011),江苏省前瞻性联合研究项目(BY2014059-08)资助。

黄一龙(1991-),男,硕士生,主要研究领域为中文信息处理;**李培峰**(1971-),男,教授,硕士生导师,主要研究领域为中文信息处理,E-mail:pfli@suda.edu.cn(通信作者);**朱巧明**(1963-),男,教授,博士生导师,主要研究领域为中文信息处理。

使用分类器方法识别因果关系；特别地，在将人工标注的标准事件的时序关系作为特征加入因果关系分类器后，识别性能得到明显提升。Do[6] 从 PDTB 语料库中抽取出已标注的因果事件对，在测试语料中使用多种事件相似度计算方法，并使用事件相似度来识别因果关系。Radinsky[7] 搜集了大量的包含因果事实的新闻语料和现实世界本体论（Ontology），然后构建事件因果关系网络，最后使用因果关系网络对事件的未来演化趋势进行预测。Riaz[8] 使用有监督的分类器方法来识别动词-名词对之间的因果关系，并在分类器识别结果的基础上使用整数线性规划方法来对句子内的结构特征进行约束。Mirza[9-10] 注意到因果关系与时序关系的联系，在 TempEval-3 语料库上标注事件的因果关系并识别两类事件关系，但是其标注语料规模较小，使用规则和分类器方法来识别事件关系并没有将两个任务相结合。

在时序识别研究方面，TempEval[1)] 包括 3 个时序关系识别任务，事件与事件之间的时序关系识别任务是其中之一。TempEval 将事件时序关系分为 3 类，即 Before（之前）、After（之后）和 Overlap（重叠）关系。Mani[12] 在 Timebank 标注语料的基础上提出了事件属性特征，分别为 Tense（时态）、Aspect（体态）、Modality（形态）、Polarity（极性）和 Class（类别）等，并使用机器学习分类器方法识别时序关系。Chambers[13] 在 Mani 研究的基础上，加入词性、句法树结构等语义特征，使分类器性能得到提升。Chambers[14] 根据时序关系的自反性、传递性等性质，使用整数线性规划方法（Integer Linear Programming）对分类器的识别结果进行全局优化，进一步提升了系统性能。郑新[15] 使用整数线性规划方法，在基本约束条件的基础上加入限定性约束条件，提升了中文事件的时序关系性能。

3　联合推理模型

3.1　基准系统

本文提出的事件联合推理模型以因果和时序关系的分类器模型为基础：因果关系的识别使用黄一龙[16] 在事件相关关系识别中用到的系统，时序关系的识别使用郑新[17] 的系统。基准系统存在两个问题：1）分别识别因果关系和时序关系，可能导致识别结果之间存在矛盾，如因果关系的识别结果存在自反性；2）对两个任务分别构建分类器模型，导致任务间缺乏联系，如存在因果关系的事件时序分类为 after。针对以上两个问题，本节提出联合推理模型。由于因果关系识别处于起步阶段，因此仅识别因果关系或非因果关系。

3.2　目标函数

本文以文档为单位，对文档内的所有事件对关系进行优化，优化目标函数如式（1）所示。

$$\arg\max_{x} \alpha \sum_{e_i,e_j\in E} \sum_{r'} x(e_i,e_j,r') \cdot \log P(r'|e_i,e_j) + (1-\alpha) \sum_{e_i,e_j\in E} \sum_{r''} x(e_i,e_j,r'') \cdot \log P(r''|e_i,e_j) \tag{1}$$

其中，r' 与 r'' 分别为因果关系与时序关系，$r'\in R'$，$R'=\{\text{cause},\text{not cause}\}$，$r''\in R''$，$R''=\{\text{before},\text{after},\text{overlap},\text{unknown}\}$。$x(e_i,e_j,r)$ 表示事件关系，取值为 0 时表示不存在 r 关系，取值为 1 时表示存在 r 关系。$P(r|e_i,e_j)$ 为分类器给出的事件关系置信度。$\alpha\in[0,1]$，具体取值根据两任务的重要度进行调整。

3.3　基本约束条件

基本约束条件是一篇文档内所有事件对识别结果必须满足的基本关系。

1）唯一性

对于每一个事件对，两任务识别的结果有且仅有一种事件关系。

$$\sum_{r'} x(e_i,e_j,r')=1,\ \forall e_i,e_j\in E, r'\in R' \tag{2}$$

$$\sum_{r''} x(e_i,e_j,r'')=1,\ \forall e_i,e_j\in E, r''\in R'' \tag{3}$$

由于 $x(e_i,e_j,r)$ 的取值为 0 或 1，因此在两个任务中，每一类事件的关系总和为 1 就表示只存在一种关系。以下其他约束条件的公式表示同理。

2）反转性

在因果关系中，如果事件对 (e_i,e_j) 存在因果关系，则 (e_j,e_i) 不能为因果关系。因果关系反转性如式（4）所示。在时序关系中，自反性与事件关系有关，如（before，after）构成自反关系。时序关系的反转性如式（5）所示。

$$x(e_i,e_j,\text{cause})+x(e_j,e_i,\text{cause})\leqslant 1,\ \forall e_i,e_j\in E \tag{4}$$

$$x(e_i,e_j,r'')-x(e_j,e_i,\hat{r}'')=0,\ \forall e_i,e_j\in E \tag{5}$$

其中，r'' 与 $\hat{r}''$ 互为相反关系，只能属于 4 种相反关系中的某一种，$(r'',\hat{r}'')\in\{(\text{before},\text{after}),(\text{after},\text{before}),(\text{overlap},\text{overlap}),(\text{unknown},\text{unknown})\}$。

3）同指一致性

同指事件是指同一事件的不同事件实例具有完全相同的语义关系，因此同指事件与其他事件的关系必须一致。假设事件 e_i 有两个同指事件 e_i' 与 e_i''，则必须满足以下关系。

$$x(e_i',e_j,r')-x(e_i'',e_j,r')=0,\ \forall e_i,e_j\in E, r'\in R' \tag{6}$$

$$x(e_i',e_j,r'')-x(e_i'',e_j,r'')=0,\ \forall e_i,e_j\in E, r''\in R'' \tag{7}$$

4）传递性

事件的因果关系通常为一因一果或多因一果，该关系不存在传递性。

$$x(e_i,e_j,\text{cause})+x(e_j,e_k,\text{cause})+x(e_i,e_k,\text{cause})\leqslant 2,\ \forall e_i,e_j,e_k\in E \tag{8}$$

而在事件的时序关系中，before 与 after 关系必须满足传递性，如式（9）所示。

$$x(e_i,e_j,r'')+x(e_j,e_k,r'')-x(e_i,e_k,r'')\leqslant 2,\ \forall e_i,e_j,e_k\in E, r''\in\{\text{before},\text{after}\} \tag{9}$$

5）逻辑一致性

通常，具有因果关系的事件对在时序上大多为 before 关系，少数为 overlap 关系。因此，需要保证最终识别结果的一致性。两个事件关系识别结果在逻辑上保持一致性，是联合推理模型的基础。只有两个任务结果进行约束，才有可能在修改某一结果的同时修正另一个任务识别结果。

$$x(e_i,e_j,\text{cause})+x(e_i,e_j,r'')\leqslant 1,\ \forall e_i,e_j\in E,\ r''\in\{\text{overlap},\text{unknown}\} \tag{10}$$

3.4　联合推理约束条件

联合推理约束是指根据事件所在位置的语义特征和两项

1) http://www.timeml.org/tempeval/

任务之间的联系来建立的推理规则。

C1)标志词与事件类型推理

根据两个事件之间出现的标志词和两个事件的类型,往往能够判断出事件关系。例如,出现“因为”一词,则事件对一般存在因果关系;出现“之后”一词,则事件对存在 before 时序关系。而在某些特定话题中,某些事件类型有特定的时序关系,如“逮捕－审判－宣判”事件构成的事件链,从前往后均存在 before 关系。

通过构建字典方法,能得到标志词表。在训练语料中统计事件类型对与每一类事件关系的共现概率,并筛选出概率超过 k(这里取 0.8,由开发集优化得到)的事件类型对来构建特殊事件类型表,最终共得到 14 个标志词和 7 组特殊事件类型对。部分标志词表、特殊事件类型表及其时间关系如表 1 所列。

表 1 标志词和特殊事件类型

Table 1 Signal words and special event type

特殊标志词		特殊事件类型	
标志词	时序关系	事件类型	时序关系
以后	before	〈Attack,Injure〉	before
以前	after	〈Charge-Indict,Sentence〉	after
中	overlap	〈Injure,Die〉	overlap
…	…	…	…

为了减少加入的噪声,标志词约束仅针对触发词在同一名词短语结构内的事件。标志词推理与特殊事件类型推理分别见式(11)与式(12)。

$$conj \in Signal\_Set \wedge tri_i \in cl_a \wedge tri_j \in cl_a \Rightarrow x(e_i, e_j, \hat{r}) = 1, \forall e_i, e_j \in E \tag{11}$$

$$dist(e_i, e_j) \leqslant 2 \wedge \langle type_i, type_j, \hat{r} \rangle \in Type\_Set \Rightarrow x(e_i, e_j, \hat{r}) = 1, \forall e_i, e_j \in E \tag{12}$$

C2)触发词推理

新闻报道中可能存在多个相似却不同的事件,这些相似事件不孤立存在,而是以“总-分”的形式进行表述,如例 2 所示。

例 2 安徽省合肥市中级人民法院对肖某某与周某非法倒卖土地使用权、巨额财产来源不明一案,作出一审判决(E1):肖某某、周某分别被判处(E2)无期徒刑(E3)和死刑(E4),缓期二年执行,并处没收个人全部财产。

在例 2 中,“一审判决(E1)”是一个概括事件,涵盖后续所有事件,因此与后续事件的时序关系为 overlap。触发词推理规则表述如下:在一篇文档内,触发词相同或相似的事件如果存在因果关系,则在时序关系上为 overlap 关系。

$$sim(tri_i, tri_j) \geqslant t \wedge x(e_i, e_j, \text{cause}) = 1 \Rightarrow x(e_i, e_j, \text{overlap}) = 1, \forall e_i, e_j \in E \tag{13}$$

C3)事件论元推理

论元是事件的重要属性。论元是事件的参与者,可分为施事者、受事者、时间和地点等。论元描述了事件的状态,是事件信息的重要表现形式。两个事件如果没有相同论元且时序识别结果为 overlap,则为非因果关系。

$$|Arg(e_i) \cap Arg(e_j)| = 0 \wedge x(e_i, e_j, \text{overlap}) = 1 \Rightarrow x(e_i, e_j, \text{not cause}) = 1, \forall e_i, e_j \in E \tag{14}$$

4 实验结果及分析

4.1 实验设置

本文语料来自郑新[17]标注的 163 篇事件时序关系语料和本文标注的 298 篇因果关系语料。选取两个语料的交集,包含 123 篇文档,以文档为单位将事件两两组合,共包含 4526 个事件对。事件关系的分布如表 2 所列。为了验证事件的因果关系与时序关系的联系,表 3 给出了当事件为因果关系时时序关系的分布情况。绝大多数因果关系事件对之间为 before 时序关系,少部分为 overlap 关系,只有极少数为 unknown 关系。其中,unknown 关系表示标注者根据语义无法判断事件对时序关系是否为 before 或 overlap。

表 2 事件关系的分布

Table 2 Distribution of event relationship

事件关系	因果关系		时序关系			
	cause	not cause	before	after	overlap	unknown
数量	780	3746	1699	1699	560	568
百分比/%	17.23	82.77	37.54	37.54	12.37	12.55

表 3 因果关系事件对的时序关系分布

Table 3 Dstribution of events' causal relationship

时序关系	before	after	overlap	unknown
数量	618	0	123	39
百分比/%	79.23	0	15.77	5

另外,在目标函数中,参数 α 通过开发集调优得到,最终取值为 0.75。本文使用 Mallet 开源工具包的最大熵分类器作为基准系统,使用 Gurobi 整数线性规划工具进行联合推理优化,采用 5 倍交叉验证方法进行实验。

4.2 实验结果及分析

表 4 展示了本文的基准系统以及联合推理模型的实验性能。联合推理规则按照 C1＞C2＞C3 的优先级进行推理,以防止冲突。从实验结果可以看出,本文提出的联合推理模型能有效提高因果关系与时序关系的识别性能。由表 4 可知,在联合推理模型中,仅使用基本约束(3.3 节)或联合推理(3.4节)并不能提高系统的性能。但是,基本约束和联合推理具有很好的互补性,对事件因果关系和时序关系的识别性能均有显著提升。

表 4 事件关系识别的性能

Table 4 Performance of event relation identification

(单位:%)

事件关系	因果关系			时序关系			
	cause			before	after	overlap	unknown
评价指标	P	R	$F1$	$F1$	$F1$	$F1$	$F1$
基准系统	65.66	63.97	64.81	63.09	63.39	52.84	28.05
联合推理模型(基本约束)	+1.14	−0.56	+0.14	+0.76	+0.46	+2.05	−0.05
联合推理模型(联合推理)	+0.65	+0.00	+0.32	+0.14	+0.18	+0.12	+0.55
联合推理模型(基本约束＋联合推理)	+3.76	−0.51	+1.50	+2.34	+2.04	+4.57	+1.73

表 5 展示了在使用基本约束条件的基础上，本文提出的 3 条联合推理规则对实验性能的贡献度。由表 5 的实验结果可以看出，本文提出的 3 条联合推理规则均能提升因果关系与时序关系的识别性能。

表 5　各约束规则的贡献度

Table 5　Contribution of constraint rules

（单位：%）

事件关系	因果关系			时序关系			
	cause			before	after	overlap	unknown
评价指标	*P*	*R*	*F*1	*F*1	*F*1	*F*1	*F*1
基本约束	66.80	63.21	64.95	63.85	63.85	54.89	28.00
基本约束＋C1	＋0.45	＋1.28	＋0.89	＋0.57	＋0.57	＋2.58	＋0.13
基本约束＋C2	＋0.40	＋0.29	＋0.35	＋0.33	＋0.33	－0.03	＋1.14
基本约束＋C3	＋2.10	－1.29	＋0.28	＋0.17	＋0.17	＋0.14	＋0.38

约束 C1 对系统的性能提升最明显，说明标志词和事件类型可以很好地表示两个事件之间的关系，能纠正较多存在固定模式（如审判类、袭击类等话题）的事件关系。加入约束 C2 后，overlap 时序关系的性能基本不变，其他时序关系的性能有所提升，说明该约束条件对部分事件对不适用，但是平衡了其他时序关系的 *P* 值与 *R* 值，提升了总体识别性能。由于约束 C3 根据事件论元与 overlap 时序关系证据，将事件关系限定为非因果关系，因此使因果关系的实验性能 *P* 值上升，*R* 值下降，但总体性能上升。基于统计语料发现，部分满足约束 C3 且为因果关系的事件对存在较强的语义先验知识，如“某地发生火灾（E1），2 人在火灾中受伤（E2）”，约束 C3 可能将事件对错误地修改为非因果关系，从而使得 *R* 值下降。

为了验证因果关系与时序关系的相互作用，在两个基准系统所使用的特征的基础上，分别将人工标注和分类器识别的时序和因果事件关系作为特征加入到另一个基准系统的特征集中。基准系统加事件关系特征后的实验结果如表 6 所列，实验结果表明，在基准系统中加入标注事件关系特征，使因果关系的识别性能上升了 3.10%，使所有类别的时序关系的识别性能均有所提升，说明正确的因果关系与时序关系对另一任务识别的结果有巨大帮助。但是，将在基准系统中加入分类器的识别结果作为特征，反而会使系统性能下降。以上说明，简单地把事件因果和时序关系作为分类器特征进行联合学习的方法并不能提高系统性能，也验证了本文所是联合推理模型的有效性。

表 6　基准系统加入事件关系特征后的实验结果

Table 6　Experimental results after event relationship characteristics are added into reference system

（单位：%）

事件关系	因果关系			时序关系			
	cause			before	after	overlap	unknown
评价指标	*P*	*R*	*F*1	*F*1	*F*1	*F*1	*F*1
基准系统	65.66	63.97	64.81	63.09	63.39	52.84	28.05
基准系统＋标注事件关系	＋4.76	＋1.60	＋3.10	＋2.63	＋1.56	＋0.72	＋0.71
基准系统＋分类器识别事件关系	－0.74	－0.23	－0.49	＋0.12	－0.11	－0.05	＋0.04

结束语　本文提出在机器学习分类器模型的基础上，使用整数线性规划方法来构建基于事件因果与时序关系识别的联合推理模型；在联合推理模型中加入两项任务的基本约束条件与联合约束，并加入 3 条联合推理规则。最终实验表明，本文所提联合推理模型能提升两项任务的识别性能。

参 考 文 献

[1] WOLFF P. Representing causation[J]. Journal of Experimental Psychology：General，2007，136(1)：82-111.

[2] KHOO C S G，CHAN S，NIU Y. Extracting Causal Knowledge from a Medical Database Using Graphical Patterns[C]// Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2002：336-343.

[3] GIRJU R，DAN M. Mining Answers for Causation Questions [C]// AAAI Symposium on Mining Answers from texts and Knowledge Bases. 2002.

[4] BETHARD S，CORVEY W，KLINGENSTEIN S，et al. Building a Corpus of Temporal-Causal Structure[C]// International Conference on Language Resources and Evaluation，Marrakech，Morocco. DBLP，2008：908-915.

[5] BETHARD S，MARTIN J H. Learning semantic links from a corpus of parallel temporal and causal relations[C]// Meeting of the Association for Computational Linguistics on Human Language Technologies：Short Papers. Association for Computational Linguistics，2008：177-180.

[6] DO Q X，CHAN Y S，ROTH D. Minimally supervised event causality identification[C]// Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics，2011：294-303.

[7] RADINSKY K，DAVIDOVICH S，MARKOVITCH S. Learning causality for news events prediction[C]// International Conference on World Wide Web. ACM，2012：909-918.

[8] RIAZ M，GIRJU R. Recognizing Causality in Verb-Noun Pairs via Noun and Verb Semantics[C]// Eacl 2014 Workshop on Computational Approaches to Causality in Language. 2014：48-57.

[9] MIRZA P，SPRUGNOLI R，TONELLI S，et al. Annotating causality in the TempEval-3 corpus[C]// Proceedings of the EACL 2014 Workshop on Computational Approaches to Causality in Language (CAtoCL). 2014：10-19.

（下转第 234 页）