基于MLN的中文事件论元推理方法

朱少华 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 现有的中文事件论元抽取方法大多利用句法结构来表示论元和触发词之间的关系,该方法无法抽取与触发词距离较远且不在同一个子句中的论元。为了解决上述问题,基于马尔科夫逻辑网络(MLN),通过学习训练语料中实体填充不同角色的概率和测试语料中部分已知论元信息,来抽取其他可信度低或缺乏有效信息的论元。在ACE 2005中文语料上的实验结果表明,所提方法与基准系统相比,系统性能在论元识别和论元角色分配阶段分别提高了6.0%和4.4%。

关键词 论元抽取,马尔科夫逻辑网络,论元推理
中图法分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.3.046

Chinese Event Argument Inference Approach Based on Markov Logic Network

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

Abstract Currently, previous Chinese argument extraction approaches mainly use syntactic structure as the major features to describe the relationship between trigger and its arguments. However, they suffer much from those inter-sentence arguments which are not in the same sentence or clause of the trigger. To address this issue, this paper brought forward a novel argument inference mechanism based on the Markov logic network. It first learns the probabilities of an entity fulfilling a specific role from the training set and obtains those extracted argument mentions with high confidences in the test set. Then it uses them to extract those argument mentions with lack of effective context information or low confidences. Experimental results on the ACE 2005 Chinese corpus show that our approach outperforms the baseline significantly, with the improvements of 6.0% and 4.4% in argument identification and role determination respectively.

Keywords Argument extraction, Markov logic network, Argument inference

1 引言

事件抽取把含有事件信息的非结构化文本以结构化的形式呈现出来,在自动文摘、自动问答、信息检索等领域有着广泛的应用。事件抽取的任务是识别预定义的事件类型的实例和它们的论元(参与者和属性),分为两个子任务:1)触发词抽取,用于探测事件实例及其类型;2)论元抽取,用于探测事件的论元及其角色。而论元抽取又分为两部分:论元识别和(论元)角色分配。论元识别用于识别一个特定事件实例中的论元,论元分配则将一个角色分配给论元。本文主要的工作聚焦在中文事件的论元抽取方面,在基准系统(论元抽取分类器)输出结果的基础上,对基准系统没有抽取的论元用马尔科夫逻辑进行推理,从而获取基准系统丢失的论元。

根据ACE定义,首先通过例子E1来明确相关概念,包括事件实例、触发词、论元和论元角色等。E1是一个事件实例(Event Mention),事件类型(Event Type)是Transport,包括触发词(Trigger)"逃离"及相应论元(Argument)"米洛舍维奇"和"贝尔格勒",两个论元在句中担任的角色(Argument Role)分别是"Artifact"和"Origin"。

E1:米洛舍维奇(Artifact)被迫逃离(Movement:Transport)贝尔格勒(Origin)。

汉语是一种基于话题结构的语言,为了表述的连贯性和间接性,缺省是一种常态,这造成很多论元距离触发词较远,不在同一句或子句中的论元识别率较低。因此,本文采用被字句、实体语义信息、实体触发词相邻、话题内同指事件跨角色的一致性和相关事件跨角色一致性这5条推理规则,前3条推理规则利用学习出的各个论元角色在不同条件下的概率来推理出丢失的论元;后两条推理规则利用话题中部分已知的论元信息来抽取其他缺乏有效信息的论元,推导出那些缺少有效信息的论元。

2 相关工作

与英文相比,在中文事件抽取方面的研究才刚刚起步,部分集中在事件触发词抽取上。在ACE中文语料上[1],赵妍

到稿日期:2015-01-10 返修日期:2015-04-13 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),软件新技术与产业化协同创新中心部分资助。
朱少华(1989-),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。

妍[2]在事件识别阶段采用了一种自动扩展和二元分类相结合的方法，解决了事件抽取中训练实例正反例不平衡以及数据稀疏问题；谭红叶[3]在事件的检测和分类任务中提出了一种局部特征选择和正负特征相结合的特征选择策略，充分保证了分类器在每个类别上的识别效果；Chen 和 Ji[4]参照 Ahn[5]的管道模型，实现了中文事件抽取系统，并计算了词汇、句法、语义等特征的贡献度；Li[6]利用中文触发词的组合语义来拓展新的触发词进行事件抽取。

中文事件抽取中的论元抽取子任务的研究相对较少。谭红叶[3]通过构建模式来反映事件论元角色和触发词之间的关系，并探讨了基于多层模式和 CRF 模型的事件论元角色识别方法；侯立斌[7]利用 CRF 模型进行事件论元角色抽取；Fu[8]利用特征加权进行中文论元抽取；Li[9]以 Chen 和 Ji[4]的系统为基准系统，选用更加精炼的特征进行论元抽取；Li[9]针对中文角色省略现象，运用事件描述的相关性进行论元角色推理。

英文事件抽取中已有研究运用跨文档或者篇章级或实体一致性信息来抽取事件论元。Liao 和 Grishman[10]运用跨事件的一致性信息来抽取触发词，在论元抽取阶段采用了文档中角色的一致性对论元进行推理；Hong[11]利用实体的一致性进行推理，利用实体类型与事件类型的关系及相同实体类型的实体触发相同的事件进行事件抽取。在中文中，篇章级信息的应用还很少，Li[9]针对中文角色省略现象，运用事件描述的相关性进行论元角色推理。

3 中文论元推理

本节首先阐述了马尔科夫逻辑网络的理论基础；然后定义了马尔科夫逻辑网络中所用的谓词及其说明；最后详细介绍了本文所用的推理理论基础及规则。

3.1 马尔科夫逻辑及谓词

本文利用马尔科夫逻辑网络(Markov Logic Network，MLN)对候选论元进行推理。马尔科夫逻辑[12]是对一阶逻辑的概率扩展。一个马尔科夫逻辑网络是加权一阶子句的集合。与常数集一起，马尔科夫网络每个闭原子有一个节点，每个闭子句有一个特征。特征的权值就是生成一阶子句的权值。在马尔科夫网络中，状态 x 的概率为 $P(x)=(1/Z)\exp(\sum_i w_i f_i(x))$，其中 Z 为归一化因子，w_i 是第 i 个子句的权值，如果第 i 个子句为真，$f_i=1$；否则 $f_i=0$。

Poon 和 Domings 团队已经成功地将马尔科夫逻辑网络应用到自然语言处理中，如信息抽取[13]、指代消解[14]、语义解析[15]、实体解析[16]，都取得了不错的效果。

马尔科夫逻辑网络推理主要包括谓词说明和推理公式。针对本文推理，定义了一系列谓词和说明，如表 1 所列。本文中只有一个查询谓词 Entity(ent_1, $role_1$, $evType_1$)，即实体 ent_1 在 $evType_1$ 事件中担任的角色为 $role_1$。

本文利用被字句(规则 1)、语义信息(规则 2)、实体触发词相邻(规则 3)、同指事件角色一致性(规则 4、5)以及关联事件角色一致性(规则 6)对论元角色进行推理。表 1 为本文所定义的谓词及其说明。

表 1 谓词及其说明

谓词	说明
EntRelation(ent_1, $evType_1$, rel_1)	实体 ent_1 对应事件类型为 $evType_1$，与“被”字的前后关系 rel_1
EntSemType(ent_1, $evType_1$, rel_1, ide_1)	实体 ent_1 的语义类别 ide_1 和与触发词的前后位置关系 rel_1，对应的事件类别 $evType_1$
EntAndTri(ent_1, $evType_1$)	实体 ent_1 与触发词相邻，对应的事件类别为 $evType_1$
SameEnt(ent_1, ent_2)	ent_1 和 ent_2 是两个相同的实体
SameTri(ent_1, tri_1, ent_2, tri_2)	实体 ent_1 和 ent_2 对应的触发词 tri_1 和 tri_2 相同
InSameDoc(tri_1, fn_1, tri_2, fn_2)	触发词 tri_1 和 tri_2 对应的文档名 fn_1 和 fn_2 相同
SameEv(tri_1, fn_1, tri_2, fn_2)	触发词 tri_1 和 tri_2 对应的文档名 fn_1 和 fn_2 相同，触发了相同的事件
Entity(ent_1, $role_1$, $evType_1$)	实体 ent_1 在 $evType_1$ 类型的事件中的角色为 $role_1$
EntType(ent_1, $entType_1$)	实体 ent_1 对应的实体类型为 $entType_1$(PER、TIME 等)
EvType(ent_1, tri_1, $evType_1$)	实体 ent_1 对应的触发词 tri_1 触发了 $evType_1$ 类型的事件
InSameSen(ent_1, tri_1, $evType_1$, tri_2, $evType_2$)	触发词 tri_1 和 tri_2 在同一个事件句中，且它们拥有共同的实体 ent_1

3.2 推理理论基础及规则

以下为本文基于 MLN 进行中文论元推理的理论基础及定义的规则，通过这些规则可以有效地提升系统性能。

在下面的被字句推理、实体语义信息推理和实体触发词相邻推理这 3 条推理规则中，测试集中的论元角色信息没有作为推理的证据。

被字句推理：在被字句中，如果事件类型为 Attack，则在“被”字之前的实体很有可能为 Target 角色，之后的实体很有可能为 Attacker。如果事件类型为 Injure 或者 Die，则在“被”字之前的实体很有可能为 Victim 角色，之后的实体很有可能为 Agent 角色。例子 E2 是一个 Die 事件实例，触发词为“打死”，实体“村民”在“被”字之前，担任的角色为 Victim。

E2：从 9 月份(Time-After)以来，边境地区连续发生武装分子(Agent)袭击几内亚村庄(Place)的暴力事件，大约有近百名无辜村民(Victim)被打死(Life:Die)。

当事件类型 $evType_1$ 为 Attack、Die 或 Injure 时，如果实体 ent_1 与“被”字的位置关系 rel_1 为实体在“被”字之前，则该实体担任的角色 $role_1$ 为受事者；如果实体 ent_1 在“被”字之后，则该实体担任的角色为施事者(规则 1)。

$$\text{EntRel}(ent_1, +evType_1, +rel_1) \Rightarrow \text{Entity}(ent_1, role_1, +evType_1) \quad (1)$$

实体语义信息推理：不同语义类别的实体在某个特定事件中一般将担任不同的角色。如在 Attack 事件中，如果警察和歹徒两类实体在触发词之前，则很有可能为 Attacker 角色，之后则为 Target 角色。在 Injure 和 Die 事件中，如果歹徒一类实体在触发词之前，则很有可能为 Agent 角色，反之为 Victim 角色。

本文将所有的 Person 实体根据语义划分为 3 类：警务人员、犯罪分子和其他。在训练时，将前两类实体加入到推理训练集中。在测试时，如果某实体在推理训练集中，则直接将其加入测试集中；如果不在，则根据哈工大同义词词林[1]来判断

[1] http://www.ltp-cloud.com/download/

该实体是否和推理训练集中的任何一个实体为同义词，如果是，则将其加入推理测试集，否则放弃。例如，E3 是一个 Attack 事件实例，触发词为“破坏”，语义类别为警务人员的实体“警察”担任 Attacker 角色。

E3：警察(Attacker)以及中央情报部门的人员(Attacker)星期三(Time-Within)突然进入哈拉雷这家电台(Place)并且破坏(Conflict:Attack)了电台(Target)。

当事件类型 $evType_1$ 为 Attack，实体语义类型 ide_1 为警务人员或犯罪分子，实体 ent_1 与触发词关系 rel_1 为实体在触发词之前时，则该实体担任的角色 $role_1$ 为 Attacker；若实体在触发词之后，则该实体担任的角色为 Target。当事件类型 $evType_1$ 为 Die 或 Injure，实体语义类型 ide_1 为犯罪分子，实体 ent_1 与触发词的关系 rel_1 为实体在触发词之前时，该实体担任的角色 $role_1$ 为 Agent；若实体在触发词之后，则该实体担任的角色为 Victim(规则 2)。

$$EntSemType(ent_1, +evType_1, +rel_1, +ide_1) \Rightarrow Entity(ent_1, role_1, +evType_1) \quad (2)$$

实体触发词相邻推理：在 Injure 和 Die 事件的实例中，如果实体与触发词相邻，则该实体很有可能担任 Victim 角色。E4 是一个 Die 事件实例，触发词“炸死”和实体“一名同球赛毫不相干的 30 岁青年”相邻，该实体担任 Victim 角色。

E4：一群足球流氓在沿街吼叫一阵之后，竟将 3 枚自制手雷(Instrument)扔进市中心一家咖啡馆，当场炸死(Life:Die)一名同球赛毫不相干的 30 岁青年(Victim)。

当事件类型 $evType_1$ 为 Die 或 Injure 时，实体与触发词相邻，则该实体 ent_1 担任的角色 $role_1$ 为 Victim(规则 3)。

$$EntAndTri(ent_1, +evType_1) \Rightarrow Entity(ent_1, role_1, +evType_1) \quad (3)$$

跨角色一致性：汉语作为话题结构的语言，在同一篇文档中，同指事件角色具有一致性：相同的触发词触发的事件在大多数情况下相同(即同指事件)，相同的实体在同指事件中担任的角色也相同；相关事件角色具有一致性：图 1 示出了当 Attack 事件发生时，其他事件发生的概率。可以看出 Attack 事件与 Injure 事件以及 Die 事件联系非常紧密，同一文档中，当 Attack 事件发生时，Die 事件发生的概率是 55%，Injure 事件发生的概率是 43%。

在跨角色一致性推理规则中，测试集中的部分论元角色信息作为推理时的证据。

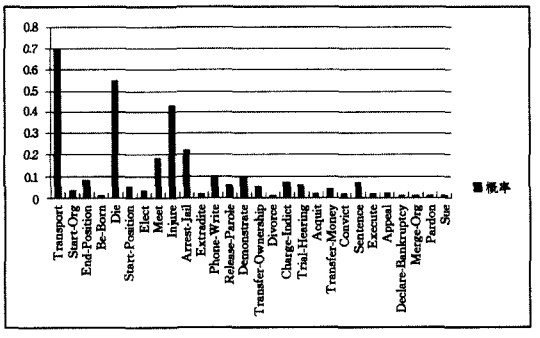

图 1　Attack 事件发生时，其他类型事件发生的概率

(1)同指事件角色一致性推理：在同一篇文章中相同触发词所触发的事件也相同。实体 ent_1 和 ent_2 对应的触发词 tri_1 和 tri_2 相同，且触发词 tri_1 和 tri_2 对应的文档 fn_1 和 fn_2 相同，则 tri_1 和 tri_2 触发了相同的事件(同指事件)；反之亦然(规则 4)。

$$SameTri(ent_1, tri_1, ent_2, tri_2) \wedge InSameDoc(tri_1, fn_1, tri_2, fn_2) \Leftrightarrow SameEv(tri_1, fn_1, tri_2, fn_2) \quad (4)$$

在同指事件中，如果两个实体是相同的实体，那么它们担任的角色相同(规则 5)。以 E5 和 E6 为例：

E5：警员(Attacker)于是发射(Attack)胡椒弹。

E6：警员(Attacker)已一再警告如果他不俯下，便会向他发射(Attack)胡椒弹，但甘达拉没有听命。

E5 和 E6 在同一篇文章中触发词相同，是同指事件。相同实体在同指事件中扮演的角色也相同，“警员”在 E5 和 E6 中的角色都是 Attacker。传统的分类方法很容易将 E5 中“警员”识别为论元并赋予角色 Attacker，但 E6 中的“警员”与触发词“发射”距离较远，不容易将其识别为论元。如果已知 E5 中的“警员”在 Attack 事件中担任的角色为 Attacker，则容易推出同指事件 E6 中“警员”担任的角色也是 Attacker。

$$Entity(e_1, +role_1, +evType_1) \wedge EvType(e_1, tri_1, +evType_1) \wedge SameEnt(e_1, e_2) \wedge EvType(e_2, tri_2, +evType_1) \wedge SameEv(tri_1, fn_1, tri_2, fn_2) \Rightarrow Entity(e_2, +role_1, +evType_1) \quad (5)$$

(2)相关事件角色一致性推理：根据相关事件之间的角色的一致性进行推理(规则 6)。以 E7 为例：

E7：而在警方(Attacker，Agent)和安全部队突击(EM1：Attack)伊斯坦堡的温拉尼约监狱的时候，射(EM2：Attack)死(EM3：Die)第 3 名朝着军警冲去的自焚囚犯。

E7 中有 3 个事件实例，包括两个攻击(Attack)事件(EM1，EM2)和一个死亡(Die)事件(EM3)。传统的分类方法很容易将“警方”识别为 EM1 事件的论元并赋予角色 Attacker，但对于 EM2 和 EM3，由于“警方”距离触发词“射”、“死”较远，不容易将其识别为论元。如果已知“警方”在 EM1 中担任的角色为 Attacker，则容易推出该实体在 EM2、EM3 中担任的角色分别为 Attacker 和 Agent。

$$Entity(e_1, +role_1, +evType_1) \wedge EntType(e_1, +entType_1) \wedge EvType(e_1, +tri_1, +type_1) \wedge SameEnt(e_1, e_2) \wedge InSameSen(e_1, +tri_1, +evType_1, +tri_2, +evType_2) \wedge EvType(e_2, tri_2, +evType_2) \Rightarrow Entity(e_2, +role_2, +evType_2) \quad (6)$$

相关事件角色具有一致性，针对 Attack、Die 和 Injure 3 类事件，如果这 3 类事件出现在同一个事件句中，那么 Attack 事件的 Attacker 大部分情况下可以作为 Die 事件或 Injure 事件的 Agent；Attack 事件的 Target 大部分情况下可以作为 Die 事件或者 Injure 事件的 Victim；3 类事件的 Place、Time、Instrument 在大部分情况下相同。

3.3　实现方法

本文首先采用 Li[9] 提出的论元抽取系统的结果作为推理的依据，该系统抽取一些特征对实体(或实体中心词)进行论元识别和角色分配，然后再对分类后的实体进行过滤，最后将过滤后的结果作为基准系统。在基准系统的基础上，本文在实现上采用以下两种方法。

(1)对于被字句、实体语义信息和实体触发词相邻推理，首先从基准系统中的训练集中提取出符合这 3 种规则的推理训练样本，学习出每个实体填充某类角色的概率；然后从基准系统的测试集中提取出推理测试样本，用学习好的模型进行推理。

(2)对于同指事件和相关事件推理，首先从基准系统的训练集中提取出符合这两种规则的推理训练样本。然后，在基准系统测试集中设置一个阈值 T，概率大于或等于 T 的分类结果认为可信，小于 T 的认为不可信。那么，可信部分将作

为另外一部分推理的证据，不可信部分需要利用推理机制来重新识别，即作为推理的测试样本。同时，还需要建立可信的实体与不可信的实体的联系。最后，利用训练样本和各种证据，学习一个模型用于推理。

4 实验

本节分为实验设置和实验结果及分析两部分，实验设置部分主要对评测标准和所用基准系统的特征以及推理工具进行了说明；实验结果及分析部分分析了实验结果，并对各个推理的贡献度进行了说明。

4.1 实验设置

本实验采用 ACE 2005 中文语料，该语料主要以新闻为主，包含 633 篇中文文档，选取其中的 629 篇文档进行实验。本文只针对 Attack、Die 和 Injure 3 类事件进行推理，论元角色总数有 2214 个，其中 Attack、Die 和 Injure 事件角色数目分别有 1359、536 和 319 个，采用五倍交叉验证方法汇报实验结果。

本实验采用常用的准确率 Precision、召回率 Recall 及 F1 值作为评测标准，基准系统使用 mallet 工具包下的最大熵分类器[1)]，参数使用默认值。推理阶段使用华盛顿大学马尔科夫逻辑推理工具 Alchemy[2)]；推理方式使用 MC-SAT，MC-SAT 是一种使用有效的可满足性解决者来进行下一次采样的切片采样马尔科夫链蒙特卡洛算法。

本文首先采用 Li[9] 提出的论元抽取系统，然后根据规则进行过滤，将过滤后的结果作为基准系统。

本文的实验基于 Li[17] 的自动触发词抽取系统，其 F1 值为 70.5%。基准系统中论元抽取任务分成两步：1）论元识别；2）论元角色分配。在此基础上，对置信度低的论元根据马尔科夫逻辑网络进行推理。

本文主要进行论元识别和论元角色分配工作，选取的特征如下：

1）基本特征：触发词、触发词词性、触发词所表示的事件类型、实体中心词、实体类型；

2）相邻词特征：实体的前一词的词性和词性特征、触发词前一词的词性和词性特征、触发词后一词的词性和词性特征；

3）依存特征：触发词和当前实体（或实体中心词）之间的依存路径、实体和触发词在树中的深度差；

4）句法特征：实体到触发词的最短路径、实体与触发词的相对位置（在前还是在后）。

最大熵分类器使用以上特征进行论元识别和论元角色分配，由于测试集中负例太多影响了推理效果，因此进行两次过滤。首先假定实体的 extent 已知，如果该实体没有 extent，则将该实体所对应的触发词所在的子句作为 extent，再将实体不在 extent 中的候选论元进行过滤；然后，如果两个实体相邻，前一个实体修饰后一个实体，则过滤前一个实体；最后将两次过滤后的结果作为基准系统。

4.2 实验结果及分析

表 2 是基准系统以及加入推理机制后的论元抽取结果。与基准系统相比，加入推理机制后其在论元识别和论元角色分配的性能上分别比原来提高了 6.0%和 4.4%。实验结果如表 2 所列。

表 2 Attack、Die、Injure 3 类事件的推理结果

	论元识别(%)			论元角色分配(%)		
	P	R	F1	P	R	F1
基准系统	76.0	35.0	47.9	70.8	32.6	44.6
+被字句	−1.6	+1.1	+0.7	−0.7	+1.5	+1.3
+实体语义信息	−0.5	+1.0	+0.9	−0.5	+0.9	+0.8
+实体触发词相邻	−2.3	+0.8	+0.3	−2.1	+0.7	+0.3
+同指事件	−0.5	+1.5	+1.3	−1.2	+1.1	+0.8
+相关事件	−3.6	+6.4	+4.8	−5.9	+4.5	+2.6
全部	−6.3	+9.0	+6.0	−7.5	+7.4	+4.4

由表 2 可以看出，实验最终提升的总体性能并不是几种推理方法提升性能的综合，这是因为几种推理方法中有相互重叠的部分，比如同指事件推理和相关事件推理。本文所用的推理方法很有效，尤其是相关事件推理，原因有两点：1）符合相关事件推理的实体个数较多，性能提高较为明显；2）本实验假定相关事件推理的结果必须是论元，这会造成非论元被推理成论元，但也避免了论元丢失的现象。这种方法会导致准确率下降，但会提高召回率，最终整体性能有很大提升。

在实体语义信息推理中，论元识别和论元角色分配的准确率都下降较多，原因在于符合这条规则的实体最大熵分类结果已经很准确了，而用 MLN 推理的结果会将非论元推理为论元，最终性能提升不大。

由于本实验的角色推理是基于自动事件识别的，有部分事件实例识别错误，即将非事件实例识别为事件实例，因此识别错误的事件的候选论元都是错误的，约有 32.8%的角色推理错误是因为事件识别的级联错误而导致的。如 E8 所示，由于“逃跑”被错误识别为 Attack 事件，“歹徒”被错误识别为该事件的“Attacker”角色。

E8：铁路警察杜海平在下班回家途中，面对正在持刀逃跑（None）的歹徒（None），他挺身而出，持手空拳与歹徒进行殊死搏斗，英勇牺牲，为及时擒获歹徒赢得了战机，谱写了一曲英雄主义凯歌。

在基于一致性推理的过程中，有可能会基于错误的证据进行推理，从而造成推理错误。如 E9 所示，“东京”被错误地识别为 Attack 事件实例的“Place”角色，从而被错误推理为另一个 Injure 事件实例的“Place”角色。

E9：这名高中生是在前天晚上在东京的涩谷娱乐区打（Attack）伤（Injure）8 人。

在 Attack、Die 和 Injure 这 3 类事件中，由于同指事件触发词相同的概率为 77%，而本文只将同一篇文章中触发词相同的事件句认为是同指事件，从而造成很多触发词不同的同指事件并没有被完全抽取。同时，对于 Attack 事件的有些事件实例来说，Attacker 同时也是 Target，这些事件实例的触发词往往是“战争”、“自杀”和“自焚”等带有自主活动的行为，影响了系统的性能。

结束语 本文的主要工作是运用马尔科夫逻辑进行论元推理，并加入了被字句、语义信息、实体与触发词相邻、同指事件和相关事件推理规则。实验结果表明，系统性能在基准系统的基础上提高了 6.0%和 4.4%。在下一步的研究中，我们将考虑同指事件推理不只针对相同的触发词的情况，将不同触发词的同指事件也参与推理，推理的事件类型也不只针对 Attack、Die 和 Injure 3 类事件；同时也将考虑如何利用跨事件的一致性理论进行中文事件论元填充。

（下转第 261 页）

1) http://mallet.cs.umass.edu/download.php

2) http://alchemy.cs.washington.edu

lony (ABC) algorithm [J]. Applied Soft Computing, 2014, 8 (1): 687-697

[7] Yang Xin-she. Firefly algorithms for multimodal optimization [C]// Proc of the 5th International Conference on Stochastic Algorithms: Foundations and Applications. Berlin: Springer-Verlag, 2013: 169-178

[8] Senthilnath J, Omkar S N, Mani V. Clustering using firely algorithm: Performance study[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2014, 1(3): 164-171

[9] Chen Li-fei, Guo Gong-de, Jiang Qing-shan. Adaptive algorithm for soft subspace clustering [J]. Journal of Software, 2014, 21 (10): 2513-2523

[10] Gan Guo-jun, Wu Jian-hong, Yang Zi-jiang. A fuzzy subspace algorithm for clustering high dimensional data[M]// Advanced Data Mining and Applications. 2013: 271-278

[11] Jing Li-ping, Ng M K, Huang Zhe-xue. An Entropy Weighting K-means algorithm for subspace clustering of high-dimensional sparse data[J]. IEEE Transactions on Knowledge Data and Engineering, 2015, 19(2): 1026-1041

[12] Wang Jun, Chung Fu-lai, Wang Shi-tong. Double indices-induced FCM clustering and its integration with fuzzy subspace clustering[J]. Pattern Anal Applic, 2014, 17: 549-566

[13] Zhu Lin, Cao Long-bin, Yang Jie, et al. Evolving soft subspace clustering[J]. Applied Soft Computing, 2014, 14: 210-228

[14] Hu Xia, Zhuang Jian, Yu De-hong. Novel soft subspace clustering with multi-objective evolutionary approach for high-dimensional data[J]. Pattern Recognition, 2013, 46: 2562-2573

[15] Boongoen T, Shang Chang-jing, Natthakan I O, et al. Extending Data Reliability Measure to a Filter Approach for Soft Subspace Clustering[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, 2012, 41(6): 1705-1714

[16] Bi Zhi-sheng, Wang Jia-hai, Yin Jian. Subspace Clustering Based on Differential Evolution [J]. Chinese Journal of Computers, 2015, 35(10): 2116-2128(in Chinese)
毕志升, 王甲海, 印鉴. 基于差分演化算法的软子空间聚类[J]. 计算机学报, 2015, 35(10): 2116-2128

[17] Yang Xin-she. Nature-inspired metaheuristic algorithms [M]. London: Luniver Press, 2015: 83-96

[18] Lee H S, Tzeng G H, Yeih W C, et al. Revised DEMATEL: resolving the infeasibility of DEMATEL [J]. Applied Mathematical Modelling, 2015, 37(5): 1-12

[19] UCI Database of UCLA University [EB/OL]. (2015-05-22) [2015-08-30]. http://www.UCLA.org/UCIdata

[20] UCLA Physiology and Medicine GeneData [EB/OL]. (2015-02-10) [2015-08-30]. http://datam.i2r.edu/datasets/krbd

[21] Lin Mu-gang, Liu Fang-ju, Tong Xiao-jiao. Fuzzy clustering algorithm based on firefly algorithm[J]. Computer Applications, 2014, 50(21): 35-38(in Chinese)
林睦纲, 刘芳菊, 童小娇. 一种基于萤火虫算法的模糊聚类方法[J]. 计算机应用, 2014, 50(21): 35-38

[22] Hall M, Frank E, Holmes G. The WEKA data mining software version 2.8 [EB/OL]. http://www.weka.an.za.net

[23] Liu J, Mohammed J, Carter J, et al. Distance-based clustering of CGH data[J]. Bioinformatics, 2013, 22(16): 1971-1978

(上接第 255 页)

参 考 文 献

[1] Linguistic Data Consortium. ACE (Automatic Content Extraction) Chinese Annotation Guidelines for Events Version 5.5.1. [OL]. (2009-09-08). http://www.ldc.upenn.edu/Projects/ACE

[2] Zhao Y Y, Qin B, Che W X, et al. Research on Chinese event extraction[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2008, 22 (1): 3-8(in Chinese)
赵妍妍, 秦兵, 车万翔, 等. 中文事件抽取技术研究[J]. 中文信息学报, 2008, 22(1): 3-8

[3] Tan H Y. Research on Chinese event extraction [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2008(in Chinese)
谭红叶. 中文事件抽取关键技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2008

[4] Zheng Chen, Heng Ji. Language specific issue and feature exploration in Chinese event extraction[C]// Proceeding of the 2009 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics Boulder. Colorado, USA, 2009: 209-212

[5] Ahn D. The Stages of Event Extraction[C]// Proceedings of the Workshop on Annotations and Reasoning about Time and Events. 2006: 1-8

[6] Li Pei-feng, Zhou Guo-dong, Zhu Qiao-ming, et al. Employing Compositional Semantics and Discourse Consistency in Chinese Event Extraction[C]// Proc. EMNLP. 2012: 1006-1016

[7] Hou L B, Li P F, Zhu Q M. Study of Event Recognition Based on CRFs and Cross-event [J]. Computer Engineering, 2012, 38 (24): 191-195(in Chinese)
侯立斌, 李培峰, 朱巧明. 基于 CRFs 和跨事件的事件识别研究[J]. 计算机工程, 2012, 38(24): 191-195

[8] Fu Jian-feng, Liu Zong-tian, Zhong Zhao-man, et al. Chinese Event Extraction Based on Feature Weighting[J]. Information Technology Journal, 2010, 9(1): 184-187

[9] Li Pei-feng, Zhou Guo-dong, Zhu Qiao-ming. Argument Inference from Relevant Event Mentions in Chinese Argument Extraction[C]// Proceedings of ACL. 2013: 1477-1487

[10] Liao Sha-sha, Grishman R. Using Document Level Cross-Event Inference to Improve Event Extraction[C]// Porc. ACL 2010. Uppsala, Sweden, 2010: 789-797

[11] Hong Yu, Zhang Jian-feng, Ma Bin, et al. Using Cross-Entity Inference to Improve Event Extraction[C]// Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg, PA, USA, 2011: 1127-1136

[12] Richardson M, Domingos P. Hybrid markov logic networks[J]. Machine Learning, 2006, 62(1/2): 1106-1111

[13] Poon H, Domingos P. Joint inference in information extraction [C]// AAAI. 2007: 913-918

[14] Poon H, Pedro D. Joint unsupervised coreference resolution with Markov logic[C]// Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2008: 650-659

[15] Poon H, Pedro D. Unsupervised semantic parsing [C]// Proceedings of the 2009 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: Volume 1. 2009: 1-10

[16] Singla, Parag, Pedro D. Entity resolution with markov logic [C]// Sixth International Conference on Data Mining, 2006 (ICDM'06). IEEE, 2006: 572-582

[17] Li Pei-feng, Zhou Guo-dong. Employing Morphological Structures and Sememes for Chinese Event Extraction[C]// COLING. 2012: 1619-1634