

一种中文事件事实性识别方法

何天雄¹ 李培峰² 朱巧明²

(苏州大学计算机科学与技术学院 苏州 215006)¹

(江苏省计算机信息处理技术重点实验室 苏州 215006)²

摘要 事件事实性指出了事件发生与否的确定性程度,是自然语言理解的基础。在研究过程中,针对中文事件的事实性识别问题,提出了一种基于特征工程的有效识别方法。该方法选取事件的事实性相关信息进行特征的处理和转化。同时,考虑到部分特征与事件事实性之间的联系,依据规则进行特征融合。实验证明,相比基于规则的事件事实性识别方法,该方法有着更好的识别效果。

关键词 事件事实性,识别方法,特征的转化和融合

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.05.043

Approach to Identify Chinese Event Factuality

HE Tian-xiong¹ LI Pei-feng² ZHU Qiao-ming²

(School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215006, China)¹

(Province Key Laboratory of Computer Information Processing Technology of Jiangsu, Suzhou 215006, China)²

Abstract Event factuality refers to the level of event factual information expressed by event narrator and it is the foundation of natural language understanding. During the research, we focused on identifying Chinese event factuality and proposed an effective identification approach based on features. It extracts and transforms features from the factual related information. Meanwhile, considering the relationship between parts of features and event factuality, it makes a fusion of these features according to rules. Experimental results manifest that our approach achieves a higher performance than the rule-based approach for the task of event factuality identification.

Keywords Event factuality, Identification approach, Feature transformation and fusion

1 引言

事件叙述者在谈论某一事件时,包含了对事件的立场和态度。事件事实性就是指事件叙述者(也可称为事件源),对事件发生与否的确定性程度。事件事实性识别就是判定当前事件发生的确定性程度。影响事件事实性的因素有很多。事件句中谓词的语义往往隐含了事件叙述者的态度,例如“确认”、“证实”等表示确定,“怀疑”、“推断”等表示可能。否定词和一些特殊的句法结构如条件和目的从句,也会影响事件事实性的表达。除此之外,事件发生的时态、一些特殊的形容词或副词(可能、必须等)都会对事件事实性造成影响。

中文事件事实性分析方面,曹媛^[2]提出了一种三维的事件事实性表示方法,其从语言学角度,通过制定规则对事件事实性相关信息进行处理、转化,构造三维模型,在三维模型的基础上推出事件事实性。

与曹媛的方法不同,本文使用特征工程的方法来判定事件的事实性,着重对事件的事实性相关信息进行特征处理,在充分考虑各相关性信息之间的联系的基础上,通过规则对其

进行特征的转化与融合,有效提升了事实性识别系统的性能。

2 相关工作

目前有关事件事实性的研究较少,主要集中在英文方面。Diab^[5]提出了一种基于机器学习模型的事实性标记方法。为简化模型,其认为事实性只由文档作者表达,然后将事实性分为3类:“确定的事实性”(非常有可能会发生)、“不确定的事实性”(有可能会发生)和“不存在”(无法确定是否发生)。为验证他们的想法,建立了小型的语料库并使用 YAMCHA 序列标签系统,除一些基本特征外还使用了词性标签、词类特征、浅层句法信息等作为特征。Prabhakaran^[6]使用了类似的方法,将其分成两个子任务:识别文档的主题和根据主题进行事实性分类,在引入依存句法关系作为特征的同时使用了基于 SVM 和 CRF 模型的标记工具。Vellidal^[7]在 Conan Doyle 语料库的基础上,将事实性分为两类:“确定的事实性”和“不确定的事实性”,将已标注的否定信息用于事实性分类,并将该方法用于辅助否定事件检测任务,使得否定事件检测精度得到提升。Kilicoglu^[9]提出了一种基于规则的组合方法用于

到稿日期:2016-04-19 返修日期:2016-06-05 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。

何天雄(1993—),男,硕士生,主要研究方向为中文信息处理;李培峰(1971—),男,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。

识别生物医学领域事件的事实性,该方法注重同一覆盖域内事件谓词之间的联系,并对其进行分类。实验通过一系列规则实现事件的确定性和极性的识别,使用 GENIA 事件语料库,在事件确定性的识别上取得了不错的效果,但在极性的识别上稍弱。Glavas^[10]使用机器学习的方法分别识别克罗地亚语料事件的事实性和极性,考虑克罗地亚语的特性,对特定的词汇信息进行处理并作为特征来识别极性,而在识别确定性上则着重考虑到某些触发词出现的位置信息,整体上取得了不错的效果。Lee^[11]验证了无监督的方法用于事件监测和事实性识别的可行性,通过使用高质量的数据样本和一些简单的模型,可以在一定程度上完成事件检测和事实性识别两个任务。

Sauri^[3]从语言学的角度设计了一个事实性分析器——De Facto。为验证自己的思想,Sauri 在 TimeBank 语料库的基础上建立了用于事件事实性分析的 FactBank 语料库^[4]。FactBank 将事件事实性分为 7 类:“确定发生”、“确定不发生”、“很可能发生”、“很有可能不发生”、“有可能发生”、“有可能不发生”和“不确定”。钱忠^[8]提出了将事件事实性分析拆解为两步的方法,首先依据事件事实性相关信息建立最大熵模型,并依此将事件分为“确定发生”和“不确定发生”两类,然后根据规则对“确定发生”类别再进行细分。

中文方面,曹媛构建了一个基于 ACE(Automatic Content Extraction)2005 的事件事实性分析语料库^[1],其将事件事实性分为 5 类:“当然发生”、“当然不发生”、“可能发生”、“可能不发生”和“不确定”。她认为事件事实性相关信息大部分是词汇级信息,不利于分析事件事实性,为此提出三维的中文事件事实性表示方法^[2]。在已标注的事件事实性信息的基础上,依据规则建立三维模型(级别、极性和时态),然后结合级别、极性和时态推出事件事实性。

3 中文事件事实性语料库

本文使用曹媛^[1]标注的中文事件事实性语料库,该语料库以 ACE2005 中文语料库为基础,包括 633 篇文档和 2344 句事件句,其中事件有 3332 个。所有事件中“当然发生”类别的数目最多,占总事件数的 77.05%，“可能发生”其次,占 18.5%；其余类别数目较少，“当然不发生”、“可能不发生”和“不确定”分别占 2.17%、1.39%和 0.8%。本语料库主要标注事件事实性和 5 类事实性相关信息。

事件事实性:语料库将事件事实性分为 5 类,即“当然发生”、“当然不发生”、“可能发生”、“可能不发生”以及“不确定”。

5 类事实性相关信息如下。

(1)事件选择谓词:通常以事件触发词的上层谓词形式出现,代表事件叙述者对事件的立场与态度。在标注事件选择谓词时,还针对其语义信息标明级别属性,如例 1 中的“呼吁”和例 3 中的“担心”。

(2)事件源:事件源是事件的叙述者和事件态度的持有者。单个事件可以有多个事件源,语料库中定义了 3 个层次的事件源。

1)媒体源:发布该事件的媒体/网站等,如新华社的文档名以“XIN”开头;

2)作者源:当前文档的作者;

3)直接源:文中事件的描述者,如例 1 中的“洪森”和例 3 中的“检警人员”。

例 1 洪森还呼吁[级别:可能]美国和法国遣返居留在这两个国家的“自由高棉运动”头目春亚仕和伊松,以协助柬埔寨消除恐怖主义活动。

(3)程度词:用于表示事实性的确定程度或者事件的发生时间,包含时态和级别两个属性。依据描述信息不同,将程度词分为 3 类。

1)时态程度词:纯时态词,多为表示时间的副词或名词,表示事件的时态,如例 2 中的“13 日”和例 7 中的“将”,其中级别属性为无;

2)级别程度词:多用于修饰动词,表示事件的确定性程度,如例 3 中的“可能”,其中时态属性为无;

3)混合程度词:既表示事件的时态,也表示事件的确定性程度,如例 2 中的“被”。

例 2 据悉,另有一名以色列司机 13 日[时态:过去,级别:无]在加沙地带发生的枪击事件中被[时态:过去,级别:确定]打死。

例 3 而检警人员担心[级别:可能]她可能[时态:无,级别:可能]真的就这样不回台湾了,目前正密切透过驻外人员和国际合作试图掌握朱婉清的行踪。

(4)否定词:表否定意义的词,一般为副词,也有动词的情形,对事件的极性有着决定性影响。如例 3 中的“不”、例 4 中的“防止”和例 6 中的“没有”。

例 4 为防止巴民众 6 日利用礼拜活动开展大规模反以示威游行,以色列总理巴拉克命令以军自 6 日凌晨起对巴实施为期 4 天的封锁,并派重兵防范。

(5)从句:主要指对中文事实性有影响的从句,只标注显示从句,根据连接词即可判断。如例 4 中的“为防止巴民众 6 日利用礼拜活动开展大规模反以示威游行”。

除以上 5 类事实性相关信息外,还标注了文档级谓词和级别,如“报道[级别:确定]”等。

4 中文事件事实性分析方法

事实性语料库在标注信息上各有侧重。FactBank^[4]注重事件选择谓词的标注和分类,并将事件选择谓词之间的联系用于事件事实性分析。而本文使用的语料库更着重事件的程度词信息,并将其级别和时态属性用于事件事实性分析。

在分析方法上,Sauri^[3]构建事件句的依存句法树并提出一个自上而下的事实性分析方法,逐层分析事件的事实性。钱忠^[8]提出的两步事实性分析方法在特征选择上除基础特征外,着重利用依存句法树抽取上层事件选择谓词,并对其进行一系列特征处理后用于平衡事件分类模型。曹媛^[2]依据规则在事实性相关信息的基础上构建三维模型,逐步推断事件的事实性。本文在着重考虑各事实性相关信息之间联系的基础上,通过制定规则对其进行特征的处理、转化和融合,然后利用最大熵分类器构建事件事实性分析模型,对事件进行事实性分类,以达到识别的目的。本文系统使用的特征如表 1 所列。

表1 本文方法使用的特征表

特征分类	具体描述
事件句特征	整个事件句的时态和情态(时态:过去、现在和将来;情态:确定的(Asserted)和其他(Other))
词汇级特征	事件源、否定词、程度词的词性和从句的类型(事件源:媒体源、作者源和直接源;否定词:“不”、“防止”等;程度词:“可能”、“肯定”等和一些时态词;从句:目的、条件从句)
谓词级别特征	事件选择谓词的量化级别和文档级谓词的级别(“怀疑”的级别为“可能”,“说”的级别为“确定”)
程度词属性特征	程度词的量化级别和时态(3种程度词依据规则量化后的级别和时态)
三维特征	事件的级别、极性和时态(依据规则对各类信息转化后的事件级别、极性和时态)
事实性特征	融合三维特征后的事实性特征(在三维特征的基础上依据规则融合而出的特征)

4.1 特征选择与处理

(1)事件句特征

在ACE中,一个完整事件句包含多个事件。本文认为,在没有特殊的时态词和情态词表征的情况下,其单个事件的时态和情态都与整个事件句的时态和情态相近。例如,若事件句的时态为“过去”,那么发生在此情境下的事件的时态有较大可能也是“过去”。类比情态,因而选取整个事件句的时态和情态作为特征。

(2)事实性信息特征

1)词汇级特征

事件源之间存在联系,相同的事件源对事件事实性的表达有相似之处,例如,同一媒体源和作者源在表达不同事件时往往确信程度相当。同时,不同类型的事件源对事件事实性表达的作用程度不同,与作者源和媒体源相比,直接源则更为直接地影响事件事实性的表达,如例1中的“洪森”。

否定词是事件是否发生的判定因素。从句作为一个特殊的句法结构,与程度词一样,往往蕴含事件发生的确定性程度信息。如例4中的目的从句则表明事件可能会发生。

本文选取从句的类型作为特征,而事件源、否定词和程度词一般是具体的词汇名,为了更好地体现特征的共性和差异性,对它们进行词性标注,选取词性作为特征。

2)谓词级别特征

事件选择谓词直接表明事件源对事件发生的立场和态度。事件选择谓词的级别对事件事实性的判定有着至关重要的作用。例5中的“怀疑”表明“嫌犯逃去香港”这件事可能发生。

例5 警方怀疑[级别:可能]嫌犯可能[时态:无,级别:可能]逃去香港。

由于可能存在多个事件选择谓词,因此按规则对事件选择谓词级别进行量化。规则如下:

①首先默认特征为无,若仅存在单个事件选择谓词,则选择其级别作为特征。

②若存在多个事件选择谓词,则按“不确定”>“可能”>“确定”的优先级进行顺序转化。

文档级谓词的作用类似,因文档级谓词一般单一存在,故只需选取其级别作为特征。

3)程度词属性特征

程度词是确定事件事实性的重要因素之一,它有级别和

时态两种属性,如例2、例3、例5和例7所示,它们都会影响事件发生的确定性程度,级别为“确定”或者时态为“过去”的程度词都表明事件有较大可能已经发生。程度词的级别属性由级别程度词和混合程度词体现,但由于可能存在多个程度词,因此需按规则对其量化,量化规则与事件选择谓词一样。时态属性则是由时态程度词和混合程度词的时态属性组合得出。

4.2 三维特征的转化

考虑到单一的特征信息难以形式化地表达事件的事实性,参考中文事件事实性三维表示方法^[3],加入了三维的事实性特征,即级别、极性和时态。

1)级别

事件的级别表示事件源对事件发生或者不发生的确定性程度,如例5中的事件的级别为“可能”。级别有多种特征可表达,但从句对级别的直接影响并没有体现出来。故而,选取级别特征对以上信息进行综合,旨在准确地表达事件事实性的确定程度。它由事件选择谓词级别、程度词级别和从句结合得出。简而言之,可归纳为2条规则。

①首先默认级别为确定,事件若存在目的或条件从句,则将其转换为“可能”。

②事件中存在事件选择谓词或者程度词,若它们的级别是一致的,则将其转为事件的级别;若不一致,则按照“不确定”>“可能”>“确定”的优先级进行级别转化。

2)极性

极性表示事件是否发生,发生则为正,不发生则为负。事件的极性较大程度上依赖于否定词,若否定词的个数为偶数,则转化极性为正,否则为负。如例6表明事件的极性为负。

例6 因班机延误,他~~没有~~到达上海。

3)时态

事件的时态隐含了事件发生的确定性程度信息,“过去”时态往往表明事件已经发生,而“将来”时态则表明事件可能发生。时态特征由时态程度词和混合程度词体现,因时态程度词单一标识事件时态,某种程度上,时态程度词对当前事件时态的表达更为准确。同时,本文认为事件时态的转化需考虑整个事件句的时态。综上,可以归纳为3条规则。

①首先默认事件的时态为过去,事件中若存在时态程度词,则以时态程度词的时态为准;若存在多个时态程度词,则按照“过去”>“现在”>“将来”的优先级进行时态转化。如例7所示,可得出该事件的时态为“过去”。

②事件中仅存在混合程度词,则以混合程度词的时态为准;若存在多个混合程度词,则同样按照“过去”>“现在”>“将来”的优先级进行时态转化。

③由于很多事件因缺少程度词而被默认为“过去”时态,导致事件整体“偏重”“过去”时态,故引入整个事件句时态加以平衡。考虑到“现在”与“过去”时态之间除有明显的时态标志外,很多情况下难以区分,转而对“过去”和“将来”进行转化。即当前事件中不存在程度词,而整个事件句的时态为“将来”的,将其时态转化为“将来”。

例7 越南主席~~将~~[时态:过去,级别:无]于12月25日访华。

4.3 事实性特征

某种程度上,三维事实性特征已经能较好地表现一个事

件的事实性。但在使用最大熵分类器进行分类时,将它们割裂开来作为单一特征加以区分,反而造成了一定的噪声。考虑到三维特征与事实性之间的联系,参考中文事件事实性三维表示方法^[2]中的事实性转化规则,将三维特征转化为初始的事件事实性,并以此作为一个辅助推理特征。

5 实验

5.1 基准系统和实验设置

本文实验使用曹媛^[1]标注的中文事件事实性语料库,将准确率(Precision)、召回率(Recall)和 F1 作为评价标准。本文使用斯坦福词性标注工具进行词性标注,并依据以上规则对事实性相关信息进行处理、转化和融合。事件事实性分类实验采用三倍交叉验证方法,分类器采用最大熵分类器 Maxent。

首先实现了曹媛^[2]提出的三维的中文事件事实性推理方法,并以此作为基准系统,具体过程如下:依据规则在 5 类事实性相关信息的基础上建立三维推理模型,即事件的级别、极性和时态;然后将三维信息依次组合,推理出事件的事实性。

5.2 实验结果与分析

实验结果如表 2 所列。与基准系统相比,本文方法在宏平均和微平均 F1 值上分别提升 5.8% 和 3.35%,这主要得益于召回率的明显提升(6.43% 和 3.53%)。另外,本文也采用 SVM 分类器进行了实验,其性能在微平均 F1 值上与 ME 方法相近,但在宏平均上差于 ME 方法(2.60%),这说明 ME 比 SVM 能更好地处理小类(实例少的类别)。

表 2 基准系统、本系统(Maxent)和本系统(SVM)的宏平均与微平均的值/%

	宏平均			微平均		
	P	R	F1	P	R	F1
基准 ^[2]	86.32	67.83	72.42	88.41	88.41	88.41
本系统(ME)	85.91	74.26	78.22	91.76	91.76	91.76
本系统(SVM)	80.12	73.06	75.62	91.42	91.42	91.42

表 3 列出了各事实性类别的准确率、召回率和 F1 值。“当然发生”作为数目最多的一类,准确率提升 3.91%,F1 值提升 1.98%,而召回率稍降(0.2%),总体来说,实验结果有所提升。“可能发生”是数目次多的,样本数量比较充足,准确率下降 0.37%,召回率提升 18.44%,F1 提升 12.53%。可以看出召回率有了极大提升,经分析,基准系统主要是受三维模型中时态的影响,“可能发生”中有较多事件因缺少程度词而导致时态被默认为“过去”,依据规则转化,导致被误分为了“当然发生”,这也相应导致“当然发生”准确率的下降。而本文虽采用了三维模型作为特征,也依据相应规则融合特征,但针对时态特征过于偏向“过去”的现象,引入了整个事件句的时态加以平衡,同时引入一系列细分特征,比如事件选择谓词级别、程度词级别和组合等,以对整体的分类起到平衡的效果,从而减小“可能发生”向“当然发生”偏移的程度。同样因为这个原因导致召回率提升的类别还有“可能不发生”。但需考虑到,“当然不发生”、“可能不发生”和“不确定”3 类的类别数目较少,在分类过程中受数据集比例不均的影响较大,但整体效果不错。从 F1 值来看,除“不确定”稍有降低外,其余两类都有提升,其中“可能不发生”提升较大。

表 3 基准系统和本系统各事实性类别的 P,R 和 F1 值/%

	基准			本系统		
	P	R	F1	P	R	F1
当然发生	89.17	98.20	93.47	93.08	98.00	95.45
当然不发生	65.63	91.30	76.36	77.54	81.16	78.76
可能发生	88.25	52.56	65.88	87.88	71.00	78.41
可能不发生	94.12	36.36	52.46	79.37	60.42	65.80
不确定	94.44	60.71	73.91	91.67	60.74	72.70

实验另选取事件句特征、词汇级特征和谓词级别特征作为基础特征,进一步分析其他特征对事件事实性分析性能的贡献度,如表 4 所列。可以看出,程度词属性特征、三维特征和事实性特征对性能都有明显提升,这 3 类特征存在共同点,即引入程度词作为特征选择依据,这也是本文使用语料库标注信息所侧重的方面,程度词的级别和时态属性中显性或隐性地包含了事件发生的确定性程度。由表 4 可知,宏平均提升较大,究其原因,在小类的识别上,本系统所选特征具有较大的优势,同时,各特征对微平均也有相应的提升。总体而言,本系统的特征选择对整体性能的提升有至关重要的作用。

表 4 各特征对本系统性能的贡献度/%

	宏平均			微平均		
	P	R	F1	P	R	F1
基础特征	73.84	61.30	63.25	89.67	89.67	89.67
+程度词属性特征	83.70	70.35	74.73 (+11.48)	90.97	90.97	90.97 (+1.3)
+三维特征	87.71	74.84	79.26 (+16.01)	91.45	91.45	91.45 (+1.78)
+事实性特征	87.39	76.19	80.28 (+17.03)	91.60	91.60	91.60 (+1.93)
全部特征	85.91	74.26	78.22 (+14.97)	91.76	91.76	91.76 (+2.09)

结束语 本文针对中文事件的事实性识别问题,提出了一种基于特征工程的有效识别方法,着重对事件事实性相关信息进行特征处理,但由于事实性相关信息之间是相互关联的,单独使用往往效果较差,进而通过制定规则对其进行转化和融合,使得系统的性能有较明显的提升。实验证明,本文提出的方法比基于规则的事件事实性识别方法有着更好的识别效果。

但在实验过程中发现,时态特征的识别正确率比级别和极性要低得多,这制约了基于规则的方法和本文方法的性能提升。本文虽然对时态特征进行了改进和调整,但还是有较大的提升空间;同时,本文是在已标注的语料库上进行的工作,未来将会考虑在原始语料上进行事件事实性分析。

参考文献

- [1] CAO Y, ZHU Q M, LI P F. The Construction of Chinese Event Factuality Corpus[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2013, 27(6): 38-44 (in Chinese)
曹媛,朱巧明,李培峰.中文事件事实性信息语料库的构建方法[J].中文信息学报,2013,27(6):38-44.
- [2] CAO Y, ZHU Q M, LI P F. 3D Representation of Chinese Event Factuality[C]// Chinese Lexical Semantic Workshop. 2014: 7-13.
- [3] SAURÍ R. A factuality profiler for eventualities in text[M]. ProQuest, 2008.

参考文献

- [1] ZHU J, QI Z W. Mobile Location Algorithm Based on Signal Attenuation and Outliers Detection[J]. Computer Engineering, 2010, 36(3): 280-282. (in Chinese)
朱江, 戚正伟. 基于信号衰减和孤立点检测的移动定位算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(3): 280-282.
- [2] ZHOU J, CHU M K, NG K Y. Providing Location Services within a Radio Cellular Network Using Ellipse Propagation Model[C]// International Conference on Advanced Information Networking and Applications, 2005. Taiwan: IEEE Computer Press, 2005: 559-564.
- [3] LIU B C, LIN K H. Distance Difference Error Correction by Least Square for Stationary Signal-Strength-Difference-Based Hyperbolic Location in Cellular Communications [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(1): 227-238.
- [4] KAI C, PISSINOU N, MAKKI K. Cellular network location estimation via RSS-based data clean enhanced scheme[C]// 2012 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC), 2011. Kerkyra: IEEE Computer Press, 2011: 924-930.
- [5] KAEMARUNGI K, KRISHNAMURTHY P. Modeling of indoor positioning systems based on location fingerprinting[C]// Twenty-third Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, 2004. Hong Kong: IEEE Computer Press, 2004: 1012-1022.
- [6] PAHLAVAN K, KRISHNAMURTHY P. Principles of wireless networks; A unified approach[M]. USA, NJ: Prentice Hall PTR Upper Saddle River, 2001.
- [7] RAO P R, SICCARDO P L. Location determination using RF fingerprinting: U. S. Patent 6,269,246[P]. 2001-7-31.
- [8] LIU X D, HE W, TIAN Z S. The Improvement of RSS-based Location Fingerprint Technology for Cellular Networks[C]// International Conference on Computer Science & Service System (CSSS), 2012. Nanjing: IEEE Computer Press, 2012: 1267-1270.
- [9] ZHAO Q, DENG P. Improved Fingerprint Location Methods for Cellular Networks[C]// the 8th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2012. Shanghai: IEEE Computer Press, 2012: 1-4.
- [10] JI Z Y, PI Y M, SHU J B. Application and research of mobile location technology based on signal strength in cellular network [J]. GNSS World of China, 2005, 30(4): 18-22. (in Chinese)
计征宇, 皮亦鸣, 舒金表. 蜂窝网移动定位场强法的研究与应用 [J]. 全球定位系统, 2005, 30(4): 18-22.
- [11] HASSAN R, AMIN F M. Comparative study on radio wave propagation models for 4G network[C]// the 15th International Conference on Advanced Communication Technology (IC-ACT), 2013. PyeongChang: IEEE Computer Press, 2013: 480-483.
- [12] ZANG C A, MA Y Y, BAI F G, et al. Implement of Weighted Centroid Localization Algorithm Based on RSSI[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2009, 40(2): 146-147. (in Chinese)
张婵爱, 马艳艳, 白凤娥, 等. 基于 RSSI 的加权质心定位算法的实现[J]. 太原理工大学学报, 2009, 40(2): 146-147.
- [13] NG K Y, ZHOU J, CHU M K, et al. A Train-Once Approach for Location Estimation Using the Directional Propagation Model [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(4): 2242-2256.
- [14] CHEN H G, LI L H, XU H P. Study of Simulated Annealing Position-Algorithm[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2005, 33(9): 1240-1243. (in Chinese)
陈华根, 李丽华, 许惠平. 模拟退火定位算法研究[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2005, 33(9): 1240-1243.
- [15] GAO D Z. Geodetic coordinate system and projective coordinate system[J]. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 2011, 33(1): 51-55. (in Chinese)
高德章. 大地坐标系与投影坐标系[J]. 物探化探计算技术, 2011, 33(1): 51-55.
- [16] ZHANG F H, WU J Z, SHENG Q, et al. A Weighted Iterative Centroid Localisation Algorithm for Cellular Base Station[J]. Computer Applications and Software, 2013, 30(7): 1-3. (in Chinese)
张飞虎, 吴尽昭, 沈强, 等. 一种蜂窝基站的迭代加权质心定位算法[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(7): 1-3.
- [17] LIU X. TOA/TDOA of Non-direct Wave Localization Algorithm Research [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2007. (in Chinese)
刘霞. TOA/TDOA 非直达波定位算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2007.

(上接第 244 页)

- [4] SAURÍ R, PUSTEJOVSKY J. FactBank; a corpus annotated with event factuality[J]. Language Resources & Evaluation, 2009, 43(3): 227-268.
- [5] DIAB M T, LEVIN L, MITAMURA T, et al. Committed belief annotation and tagging[C]// Proceedings of the Third Linguistic Annotation Workshop (LAW). 2009: 68-73.
- [6] PRABHAKARAN V, RAMBOW O, DIAB M. Automatic committed belief tagging[C]// International Conference on Computational Linguistics. 2010: 1014-1022.
- [7] VELLDAL E, READ J. Factuality detection on the cheap; inferring factuality for increased precision in detecting negated events [C]// Proceedings of the Workshop on Extra-Propositional Aspects of Meaning in Computational Linguistics. 2012: 28-36.
- [8] QIAN Z, LI P F, ZHU Q M. A Two-Step Approach for Event Factuality Identification[C]// The 19th International Conference on Asian Language Processing. 2015: 10-16.
- [9] KILICOGLU H, ROSEMBLAT G, CAIRELLI M J, et al. A Compositional Interpretation of Biomedical Event Factuality[J]. ExProM 2015, 2015, 22(3): 16-26.
- [10] GLAVAŠ G, ŠNAJDER J, BAŠIĆ B D. Are You for Real? Learning Event Factuality in Croatian Texts[C]// Information Society 2012-Conference on Data Mining and Data Warehouses. 2012: 18-22.
- [11] LEE K, ARTZI Y, CHOI Y, et al. Event Detection and Factuality Assessment with Non-Expert Supervision[J]. Computer Science & Engineering, 2015, 12(2): 18-24.