

## 基于重点突发词的突发事件检测方法<sup>\*</sup>

富雅玲<sup>1</sup>, 杨文忠<sup>1,2</sup>, 吾守尔·斯拉木<sup>1</sup>, 杨蒙蒙<sup>1</sup>, 梁凡<sup>1</sup>

(1. 新疆大学 信息科学与工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830046;

2. 中国电子科学研究院 社会安全风险感知与防控大数据应用国家工程实验室, 新疆 乌鲁木齐 830000)

**摘要:** 由于突发事件具有突发性、聚众性、破坏性, 针对微博中发布的突发事件, 避免由突发事件带来一系列社会问题, 提出一种结合用户影响力和突发词的突发事件检测方法。为提取大量重点突发词, 使用词影响力和词状态两个指标计算词突发值, 将大于一定阈值的词作为突发词; 采用凝聚层次聚类方法, 对突发词集的共现矩阵进行聚类得到热点话题。之后将结果放入训练好的分类器对热点话题进行分类, 最终得到突发事件及其类型。使用真实的微博数据对其进行实验, 对比使用分类器前后的实验结果, 该方法可以有效过滤一般热点话题, 提高突发事件检测的准确率。

**关键词:** 突发事件; 突发词; 聚类; 分类; 事件检测

中图分类号: TP391.1

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.200148

中文引用格式: 富雅玲, 杨文忠, 吾守尔·斯拉木, 等. 基于重点突发词的突发事件检测方法[J]. 电子技术应用, 2020, 46(11): 82-86.

英文引用格式: Fu Yaling, Yang Wenzhong, Woxur Silamu, et al. Method of bursty events detection based on key bursty-words[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(11): 82-86.

### Method of bursty events detection based on key bursty-words

Fu Yaling<sup>1</sup>, Yang Wenzhong<sup>1,2</sup>, Woxur Silamu<sup>1</sup>, Yang Mengmeng<sup>1</sup>, Liang Fan<sup>1</sup>

(1. College of Information Science and Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046, China;

2. National Engineering Laboratory of Social Security Risk Perception and Prevention and Control of Big Data Application, Chinese Academy of Electronic Sciences, Urumqi 830000, China)

**Abstract:** Because of the suddenness, crowd-gathering and destructiveness of bursty events, this paper proposes an bursty event detection method combining user influence and bursty-words for the bursty events published in weibo to avoid a series of social problems caused by bursty events. In order to extract a large number of key burst-words, we need to first calculate the bursty value of words, using two indicators: word influence and word state, taking words larger than a certain threshold as burst words; adopting cohesive hierarchical clustering method, hot topics are clustered by the co-occurrence matrix of burst word sets. After that, the results were put into the trained classifier to classify hot topics, and finally the bursty events and their types were obtained. The real microblog data were used to conduct bursty events on them. The experimental results before and after the use of the classifier were compared. This method can effectively filter common hot topics and improve the accuracy of emergency detection.

**Key words:** bursty event; burst word; clustering; classification; event detection

### 0 引言

微博因其良好的服务和海量的用户而被大众所熟知, 现已成为国内最大的社交媒体。突发事件具有突发性和破坏性, 在发生突发性事件, 网民在社交媒体上进行传播, 没有相应的法律条款来对事件采取相应措施, 对应急管理会形成一些障碍, 如果不能及时遏制事件发展的趋势, 将会给社会带来一些负面影响。社交网络中

的突发事件是指在社交网络中先前若干时间段内该事件很少被用户讨论或者被讨论频次呈现平稳分布, 但在当前时间段内以高频次出现的事件<sup>[1]</sup>。事件检测有助于及时了解人们对事件的看法和实际情况, 减少突发事件信息搜索的任务, 这一工作为自然语言处理(NLP)和机器学习的研究提供了方向<sup>[2]</sup>。因此, 快速有效地检测到突发事件, 及时消除突发事件可能带来的社会负面效应, 变得尤为重要。综合以上分析, 提出一种结合用户影响力和突发词的突发事件检测方法, 对突发事件及其类型进行检测。

<sup>\*</sup> 基金项目: 国家自然科学基金项目(U1603115, U1435215); 新疆维吾尔自治区自然科学基金项目(2017D01C042)

## 1 研究现状

现有的社交网络上的突发事件检测方法大致可以分为以下几类:

(1)基于文本内容的突发事件检测技术。李中伟<sup>[3]</sup>等人利用向量余弦相似度计算子事件和新闻文档的相似度。CHEN G<sup>[4]</sup>等人使用神经网络来联合学习事件的相似性度量和低维表示,用内存模块来存储和更新表示事件。唐亮<sup>[5]</sup>等人通过计算语义特征向量之间的相似度对跨语言关键词对齐,实现了跨语言事件检索。社交网络文本数据量大,采用以文档为中心的算法计算文本相似度会消耗更多的内存和时间,并且传统的特征度量方法在计算短文本时具有很大不足,容易产生数据稀疏。

(2)基于文本特征的突发事件检测技术。黄贤英<sup>[6]</sup>提出了一种基于统计与语义信息相结合的微博短文本特征词选择算法。ZHANG Y<sup>[7]</sup>等人提出一种基于时间窗的突发加权方法来提取突发词。李红梅<sup>[8]</sup>利用时间窗,使用词频、文档频率、话题标签和词频增长4个特征,设计了动态阈值突发主题词抽取算法。YAO J<sup>[9]</sup>等人利用滑动时间窗口提取突发特征,采用图聚类技术将突发特征组成突发事件,利用自动生成的标签分类来组织突发事件。张雄宝<sup>[10]</sup>等人通过特征词的地域扩散程度进行突发词检测,利用新突发事件检测方法对突发词进行聚类,以此检测突发事件。仲兆满<sup>[11]</sup>等人利用词的各项特征对突发词进行提取,之后对突发事件进行热度计算,检测了地域突发事件。该检测技术与时间关系紧密,在选择特征词上非常重要,特征词选择的好坏会在很大程度上影响检测突发事件的有效性和准确性。

(3)还有一些学者对事件检测也进行了一些研究。ZHANG C<sup>[12]</sup>等人使用了一种可以从带有地理标记的tweet中实时有效检测本地事件的方法。HASAN M<sup>[13]</sup>等人从Twitter数据流中实时检测重大新闻事件和次要新闻事件,该方法计算成本低。王洁<sup>[14]</sup>等利用卷积神经网络对摘要进行文档级的情感分析,并且还对有情感波动的文章进行了二次分析。苏丰龙<sup>[15]</sup>等利用一种深度学习框架表示的词向量模型,对属性词语聚类进行研究。这些研究从地理标签、事件重要程度、情感倾向、深度学习等角度进行了一些研究,为突发事件检测提供了新思路。

可见数据流中突发词的提取和情感属性一直是检测突发事件重点和难点,如何从大量的博文中准确识别提取出重点突发词,并以结构化的形式呈现是现阶段研究的热点,这正是信息提取任务要解决的问题。针对基于文本特征的检测方法的特征词难以选择的不足,本文围绕微博重点突发词的突发值计算和突发事件检测两个核心内容进行了深入研究,通过贝叶斯分类器对具有情感属性的样本集做文本分类训练,将突发事件从热点话题中提取出来,并且检测出其类型。

## 2 微博网络突发事件检测

### 2.1 系统框架

社交网络中的热点话题通常指特定时间和特定范围内公众最为关心的热点问题,极易容易引起公众共鸣和激烈讨论。热点话题分为突发事件和一般热点话题。怎样从众多微博中检测出热点话题,再从热点话题中识别出突发事件是本文的关键。图1所示为突发事件检测框架。

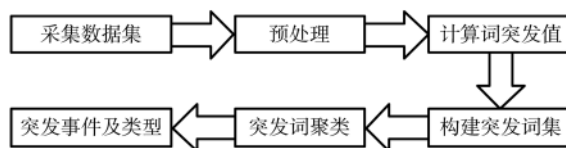


图1 突发事件检测框架

### 2.2 博文采集

本文使用新浪微博数据为研究对象,结合用户影响力,得到的突发词更有实际意义<sup>[16]</sup>,本文通过采集大V用户发表的博文作为语料来进行实验。标签包括用户信息(用户粉丝数、发表微博数、关注数、用户等级数及是否认证)、微博内容、微博发布时间、博文转发数、评论数、点赞数。

### 2.3 文本数据分析及预处理

文本预处理是一件比较繁琐但十分必要的事情,目前在新浪微博中用户发布的内容不再仅限于140字以内,用户还可以发布长篇微博。但就目前来说,微博文本内容一般较短,数据中垃圾信息较多,在进行突发事件检测时,容易受噪声干扰,在提取突发特征词之前要对数据集进行预处理操作。

### 2.4 词突发值计算

本文提出的词突发值计算与下列两个指标有关:词 $w_i$ 影响力、词 $w_i$ 状态。计算某一词在 $k$ 时间段的突发值时,要考虑其在前 $k-1$ 个时间段的突发值,对前 $k-1$ 个时间段的数据利用得越充分,词在数据中的变化规律就会把握得越准确。在本文中,考虑前一个时间段的数据作为历史数据。

#### (1)词 $w_i$ 影响力WR

指在 $k$ 时间段内提及词 $w_i$ 的相关微博行为,相关微博行为与点赞数、评论数、转发数相关,具体计算方式如下:

$$WR = \frac{NS_k - NS_{k-1}}{\sqrt{NS_k \times (1 + NS_{k-1})}} \quad (1)$$

其中,NS表示在 $k$ 时间段提及词 $w_i$ 的微博点赞数总数、评论数总数、转发数总数三者之和。

#### (2)词 $w_i$ 状态ST

指在 $k$ 时间段提及词 $w_i$ 的用户状态(UF),计算公式如下:

$$ST = \frac{\sum_{i=1}^n UF}{n} \quad (2)$$

$$UF = 0.2 \times \left( \frac{fn_{age}}{fn_{max}} + \frac{fwn_{age}}{fwn_{max}} + \frac{wn_{age}}{wn_{max}} + \frac{le_{age}}{le_{max}} + \frac{cf}{us} \right) \quad (3)$$

其中,  $fn$ 、 $fwn$ 、 $wn$ 、 $le$ 、 $cf$ 、 $us$  分别表示  $k$  时间段提到词  $w_i$  的用户的粉丝数、发表微博数、关注数、等级、已认证数、用户数;下标为  $age$ 、 $max$  分别表示该值的平均值、最大值。

根据以上两个指标,得到一个词  $w_i$  在  $k$  时间段的突发值为:

$$BS(w_i) = WR \times ST \quad (4)$$

$BS(w_i)$  的值越大,表示词  $w_i$  在  $k$  时间段的突发值越大,词  $w_i$  是突发词的可能性越大。在计算出各词的突发值后,使用四分差选出  $a$  个突发词。对得到的词的突发值进行降序排序,得到突发特征词集,词突发值大于阈值,则将其作为重点突发词。

## 2.5 突发词聚类

本文采用凝聚层次聚类算法,首先对选取的  $a$  个重点突发词建立词共现组合集,通过算法 1 的具体步骤得到聚类结果。

算法 1:

输入:重点突发词共现组合集;

输出:聚类结果。

(1)计算词与词两两之间的距离,构建初始距离矩阵  $BCM$ ;

(2)输入的所有突发词各自为一个独立类簇,簇的数目为  $n$ ;

(3)将簇间距离最小的两个类簇合并为一个类簇,簇数为  $n-1$ ;

(4)计算新簇与其他各簇的距离,更新距离矩阵。若簇数不为 1,则跳至步骤(3);

(5)返回聚类结果。

凝聚层次聚类每次合并都需要对类簇进行操作,除了计算词的相似度,还要计算簇间距离。基于高斯分布的簇间距离计算方法能较好地反映不同的词在簇中的不同作用,显著加大簇间距离的区分度,因此簇间距离采用高斯分布进行计算。

## 2.6 检测突发事件及其类型

通过 2.5 节聚类得到了热点话题,即除了突发事件外,还包含一般热点话题。为了更加准确地检测到突

事件及其类型,将一个已经分好类别的样本集进行训练,构造一个文本分类器,然后利用分类器对热点话题进行分类。贝叶斯分类方法是目前公认的一种简单有效的概率分类方法,分类效果理想,计算效率也较高,因此本文采用该算法来训练分类器。贝叶斯分类模型是基于统计方法的分类模型,这种分类算法简单且速度快,分类的准确率高。在得到训练集  $T$  的条件下,计算事件  $h$  成立的概率,即  $P(h|T)$  的值<sup>[17]</sup>,公式如下:

$$P(h|T) = \frac{P(T|h) \times P(h)}{P(T)} \quad (5)$$

其中,  $h$  为文本是否属于某个类别的事件,  $T$  为训练样本数据。

聚类得到关注度比较高的热点话题,对话题用贝叶斯分类器进行分类,检测出突发事件及类型。

## 3 实验及分析

### 3.1 实验数据

本文使用新浪微博这一社交网络中的真实数据,通过网络爬虫抓取了 200 个大 V 用户在 2019 年 4 月 11 日~23 日发布的所有微博数据,共采集到约 9 万条数据。利用上海大学语义智能实验室创建的中文突发事件语料库,对其进行文本分类训练。本文所要检测的是地震、火灾、交通事故、恐怖袭击和食物中毒这 5 类突发事件。

表 1 列出了近期一些主要文献对突发事件检测的相关信息。

### 3.2 提取重点突发词

突发事件的表示包括时间、地点、人物、事件、原因 5 个要素,时间要素获取较为简单,而其他 4 要素则需要有描述,太短的文本无法描述突发事件,因此,在进行文本预处理前首先去除少于 10 个字的博文。从数据集中抽取了 4 月 14 日~4 月 22 日共 8 天的数据,以天为单位进行划分,计算在各时间段的词影响力、词状态,得到词突发值。表 2 列出了 16 日部分词影响力、词状态、词突发值。

通过分析表 2 可知“巴黎圣母院”、“倒塌”、“屋顶”、

表 2 16 日部分词影响力、词状态、词突发值

词语	词影响力	词状态	词突发值
巴黎圣母院	10.765 737 32	0.562 429 739	6.054 970 831
倒塌	7.155 179 942	0.569 356 47	4.073 847 994
屋顶	6.530 650 81	0.611 250 327	3.991 862 443
电视讲话	5.469 168 127	0.726 419 988	3.972 913 047
教堂	6.092 536 418	0.586 076 479	3.570 692 294

表 1 近期突发事件检测的相关信息

数据来源	数量	突发事件	时间范围	参考文献
微博	180 多万	官员殴打护士、南京大屠杀死难者公祭日设立等事件	2014 年 2 月 25 日~3 月 11 日	参考文献[8]
微博	近 8 万	连云港核废料、一美国人在连云港开车撞人等事件	2016 年 5 月 1 日~10 月 31 日	参考文献[11]
Twitter	240 万、280 万	Nets 和 Knicks 间的篮球比赛、纽约灯光节等事件	2014 年 8 月 1 日~11 月 30 日	参考文献[13]
新闻文档	121 篇、157 篇	股票、自然灾害等类型事件	2015 年 3 月 1 日~8 月 30 日	参考文献[18]



# 计算机技术与应用 Computer Technology and Its Applications

“教堂”的词突发值排在前列,以突发值最高的“巴黎圣母院”为例,统计了其在15日至22日的频数,统计结果如图2所示,明显看到该词在16日发生了突增,之后的几天都有少量的报道,显然该词可以表示热点话题。

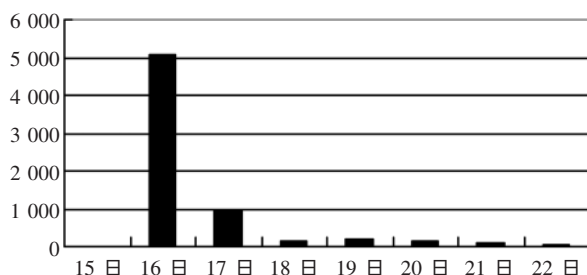


图2 词语“巴黎圣母院”的频数统计

## 3.3 模型评价指标

本文使用准确率(Precision)、召回率(Recall)、F值(F-measure)作为事件检测的评价指标,具体计算公式如下:

$$\text{Precision} = \frac{C}{S} \quad (6)$$

$$\text{Recall} = \frac{C}{R} \quad (7)$$

$$\text{F-measure} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (8)$$

其中, $C$ 表示正确检测出的热点话题数或突发事件数, $S$ 表示系统检测出的热点话题数或突发事件数, $R$ 表示测试集中真实包含的热点话题数或突发事件数。F-measure指标越大,代表模型表现越好。

## 3.4 突发事件检测结果与分析

本文人工标注了4月12日~4月23日的热点事件,共111个,包括46个突发事件和65个一般热点话题。

参数 $\lambda$ 的值决定簇间距离的计算,在突发词聚类时, $\lambda$ 的取值对检测热点话题有一定的影响,根据式(6)~式(8),影响结果如表3所示。

分析表3可知,当参数 $\lambda=1.1 \times 10^{-5}$ 时,正确率和F值均达到最高值,而随着 $\lambda$ 的增大,召回率也随之增大,但正确率和F值有所下降,因此将参数 $\lambda=1.1 \times 10^{-5}$ 时对数据集进行热点话题的划分。使用文本分类方法将得到的热点话题进行分类,得到突发事件及其类型,为了验证当参数 $\lambda=1.1 \times 10^{-5}$ 时,得到突发事件的正确率和F值是否也能达到最高值,实验结果如表4所示。

表3 参数 $\lambda$ 的取值对检测热点话题的影响

参数 $\lambda$ ( $\times 10^{-5}$ )	本文方法 检测到的 热点话题个数	正确检测 到的热点 话题个数	正确率	召回率	F值
1.4	58	31	0.534 5	0.279 3	0.366 9
1.3	66	42	0.636 4	0.378 4	0.474 6
1.2	80	63	0.787 5	0.567 6	0.659 7
1.1	92	79	0.858 7	0.711 7	0.778 3
1	103	82	0.796 1	0.738 7	0.766 4
0.9	119	85	0.714 3	0.765 8	0.739 1
0.8	122	86	0.705 0	0.774 8	0.738 2

表4 参数 $\lambda$ 的取值对检测突发事件的影响

参数 $\lambda$ ( $\times 10^{-5}$ )	本文方法 检测到的 突发事件个数	正确检测 到的突发 事件个数	正确率	召回率	F值
1.3	38	26	0.684 2	0.565 2	0.619 0
1.2	42	31	0.738 1	0.673 9	0.704 5
1.1	48	36	0.750 0	0.782 6	0.766 0
1	52	37	0.711 5	0.804 3	0.755 1
0.9	58	39	0.672 4	0.847 8	0.750 0

综合分析表3、表4可知,参数 $\lambda=1.1 \times 10^{-5}$ 时,对检测热点话题和突发事件均实现最优,因此将高斯分布的参数 $\lambda$ 设为 $1.1 \times 10^{-5}$ 。表5列出了检测正确的部分突发事件及其类型,分析可知,采用将热点话题分类的方式检测突发事件,得到的突发词集可以描述突发事件,还可以检测突发事件类型。

## 4 结论

在检测突发事件时,应该同时考虑词的突发性和突发事件的自身定义的特点,结合凝聚层次聚类算法与贝叶斯分类算法,可以过滤一般热点话题,从而更加准确地检测突发事件。在后续的研究中,将会对以下方面做更深入的研究:(1)社交网络上拥有海量数据,采集影响力高、传播性广的数据将对后续突发词研究更具代表性;(2)突发事件检测研究中缩短时间间隔能否更加准确及时,缩短时间间隔则需要考虑更多间隔的历史数据,这将加大CPU负担,提高本文方法的性能也是后续的研究目标;(3)社交网络常有网民发布突发事件的相关信息,贝叶斯分类器在之后引入增量学习,使其具有实时性,提升准确性。

## 参考文献

[1] 杨戌初. 社交网络中突发事件的态势感知算法研究与实

表5 突发事件检测结果及其类型

时间	突发词集	突发事件描述	类型
4月12日	印尼苏拉威 海域 震源 海啸 疏散	4月12日,在印尼苏拉威西岛附近发生6.9级左右地震,当局已发布海啸警告。苏托波在推特上发布的一段视频显示,当地民众匆忙疏散。	自然灾害
4月16日	巴黎圣母院 倒塌 浓烟滚滚 教堂 火焰	当地时间4月15日傍晚,法国巴黎圣母院发生火灾,消防部门已经赶赴现场救火。据报道,火灾起于阁楼,随后蔓延至屋顶一大部分。	事故灾难
4月21日	斯里兰卡 教堂 爆炸 复活节	斯里兰卡两所教堂在基督徒庆祝复活节时发生爆炸,至少造成20人死亡、160人受伤。	社会安全

## 计算机技术与应用 Computer Technology and Its Applications

- 现[D].北京:北京交通大学,2018.
- [2] DHARINI R, PARVATHI R, DAVID T, et al. Event detection from twitter—a survey[J]. International Journal of Web Information Systems, 2018, 14(3): 262–280.
- [3] 李中伟, 赖华, 周超. 基于事件多要素模型的新闻主题句抽取[J]. 计算机与数字工程, 2017, 45(6): 1156–1160.
- [4] CHEN G, KONG Q, MAO W. Online event detection and tracking in social media based on neural similarity metric learning[C]. 2017 IEEE International Conference on Intelligence and Security Informatics (ISI). IEEE, 2017.
- [5] 唐亮, 席耀一, 彭波, 等. 基于词向量的越汉跨语言事件检索研究[J]. 中文信息学报, 2018, 32(3): 64–70.
- [6] 黄贤英, 陈红阳, 刘英涛, 等. 一种新的微博短文本特征词选择算法[J]. 计算机工程与科学, 2015, 37(9): 1761–1767.
- [7] ZHANG Y, QU Z. A novel method for online bursty event detection on Twitter[C]. 2015 6th IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science (ICSESS). IEEE, 2015.
- [8] 李红梅. 基于微博的突发事件检测研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2016.
- [9] YAO J, CUI B, HUANG Y, et al. Bursty event detection from collaborative tags[J]. World Wide Web, 2012, 15(2): 171–195.
- [10] 张雄宝, 陆向艳, 练凯迪, 等. 基于突发词地域分析的微博突发事件检测方法[J]. 情报杂志, 2017, 36(3): 98–103, 97.
- [11] 仲兆满, 管燕, 李存华, 等. 微博网络地域 Top-k 突发事件检测[J]. 计算机学报, 2018, 41(7): 1504–1516.
- [12] ZHANG C, ZHOU G, YUAN Q, et al. GeoBurst: real-time local event detection in geo-tagged tweet streams[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2016, 9(3): 1–24.
- [13] HASAN M, ORGUN M A, SCHWITTER R. Real-time event detection from the Twitter data stream using the TwitterNews+ Framework[J]. Information Processing & Management, 2018, 53(3): 1146–1165.
- [14] 王洁, 乔艺璇, 彭岩, 等. 基于深度学习的美国媒体“一带一路”舆情的情感分析[J]. 电子技术应用, 2018, 44(11): 102–106, 110.
- [15] 苏丰龙, 谢庆华, 邱继远, 等. 基于深度学习的领域实体属性词聚类抽取研究[J]. 微型机与应用, 2016(1): 53–55, 59.
- [16] 郭跬秀, 吕学强, 李卓. 基于突发词聚类的微博突发事件检测方法[J]. 计算机应用, 2014, 34(2): 486–490, 505.
- [17] CHICKERING D M. Learning Bayesian networks is NP-complete[J]. Networks, 2000, 112(2): 121–130.
- [18] 梁月仙, 陈自岩, 王洋, 等. 基于时空分析的突发事件检测方法[J]. 计算机工程, 2018, 44(5): 7–13.

(收稿日期: 2020-02-25)

## 作者简介:

富雅玲(1993–), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 自然语言处理、信息安全。

杨文忠(1971–), 通信作者, 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 舆情分析、信息安全, E-mail: yangwenzhong@xju.edu.cn。

吾守尔·斯拉木(1942–), 男, 本科, 院士, 主要研究方向: 自然语言处理、多语种信息处理。

(上接第 81 页)

- [2] 郭稳涛, 何怡刚. 基于着色能量高效的无线传感网拓扑控制算法[J]. 仪表技术与传感器, 2018(5): 94–98.
- [3] 马发民, 王锦彪, 张林, 等. 无线传感网络改进的最小生成树算法[J]. 河南科学, 2017, 35(4): 541–547.
- [4] 刘军, 孙茜, 李少华, 等. 基于定向天线的无线自组网拓扑控制算法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2012, 33(9): 1257–1260.
- [5] 吴伟男, 刘建明. 面向低功耗无线传感器网络的动态重传算法[J]. 计算机科学, 2018, 45(6): 34–38.
- [6] YING B. An adaptive compression algorithm for energy-efficient wireless sensor networks[C]. International Conference on Advanced Communication Technology. IEEE, 2017: 861–868.
- [7] 陈瑶, 梁加红, 邹顺. 无人机 Ad Hoc 网络拓扑控制算法

研究[J]. 计算机仿真, 2010, 27(7): 33–37.

- [8] ANASTASI G, CONTI M, FRANCESCO M D. Energy conservation in wireless sensor networks: a survey[J]. AdHoc Networks, 2009, 7(3): 537–568.
- [9] COSTA D G, GUEDES L A, VASQUES F, et al. Partial energy-efficient hop-by-hop re transmission in wireless sensor networks[C]. IEEE International Conference on Industrial Informatics. IEEE, 2013: 146–151.

(收稿日期: 2020-05-05)

## 作者简介:

倪磊(1984–), 男, 硕士, 讲师, 主要研究方向: 智能控制。

李晓钰(1982–), 女, 博士, 讲师, 主要研究方向: 传感器网络。

张勇(1980–), 男, 博士后, 副教授, 主要研究方向: 卫星通信网络。

## 版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所