计算机研究与发展
Journal of Computer Research and Development
DOI:10.7544/issn1000-1239.2017.20160629
54(5):986-997, 2017

传感器网络中语义事件区域查询处理

李英龙　朱艺华　吕明琪
(浙江工业大学计算机科学与技术学院　杭州　310023)
(liyinglong@zjut.edu.cn)

Semantic Event Region Query Processing in Sensor Networks

Li Yinglong, Zhu Yihua, and Lü Mingqi
(*College of Computer Science & Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou* 310023)

Abstract Sensor networks can be viewed as resources constrained distributed database systems, of which a significant challenge is to develop reliable, energy-efficient methods to extract useful information from distributed sensor data. Most of the existing event (region) detection approaches rely on using raw sensory data, which results in a large amount of data transmission as well as is time-consuming. However, it is difficult to ensure accurate results due to the imprecision and uncertainty of the raw sensor data. In many cases, users neither care about these raw sensory data nor pay attention to the data format during in-network filtering or fusion, but want to get natural language-like semantic event information, such as "how serious it is", "is it credible?" Moreover, the main technique of the existing event detection is neighboring cooperation, which requires great data exchange between neighboring nodes. It is costly in terms of energy and time. This paper proposes a novel fuzzy methodology based semantic event region query processing approach. Semantic event information instead of raw sensor data is used for in-network fusion, and fuzzy method based distributed semantic event information description, filtering and fusion approaches are devised. The experimental evaluation based on real data set show that the proposed approach has good performance in terms of energy efficiency and reliability.

Key words semantic event information; fuzzy methodology; energy efficiency; reliability; sensor network

摘　要 传感器网络可以看成是一个资源受限的无线分布式数据库系统,如何设计低功耗高可靠的数据处理方法,从分布式的感知数据中获取用户感兴趣的信息是一个挑战性工作.现有的事件(区域)检测方法大都基于原始的感知数据,处理大规模的原始感知数据的通信和时间开销很大,然而这些原始数据由于本身的不精确性和不确定性,难以保证得到精确的处理结果.大多数情况,用户并不关心这些原始感知数据或者网内过滤/融合时的数据形态,而是想得到类似自然语言的"有多严重?"、"可信吗?"等语义事件信息.此外,现有的事件区域检测方法主要是利用邻居协作来提高检测的准确性,而邻居协作需要大规模的网内数据交换,非常耗时耗能.鉴于上述问题,提出一种新的基于模糊方法的语义事件区域查询处理方法,语义事件信息代替原始的感知数据用于网内过滤和融合,并设计了基于模糊方法的分布式

收稿日期:2016-08-15;**修回日期**:2016-12-20
基金项目:国家自然科学基金项目(61502421,61432015);浙江省自然科学基金项目(LY15F020026,LY15F020025)
This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61502421, 61432015) and the Natural Science Foundation of Zhejiang Province of China (LY15F020026, LY15F020025).
通信作者:朱艺华(yhzhu@zjut.edu.cn)

语义事件信息表示、过滤和融合算法.基于真实数据集的仿真实验表明了该方法在兼顾节能和可靠性方面有良好的表现.

关键词 语义事件信息;模糊方法;能量有效性;可靠性;传感器网络

中图法分类号 TP391; TP393

传感器节点计算、存储、通信能力十分有限,尤其是能量供应受限,在很多应用中更换电池或者充电是难于做到的,因此无线传感器网络可以看成是一个资源受限(尤其能量有限)的无线分布式数据库系统.如何设计节能而可靠的数据处理算法,从分布式的感知数据中获取用户感兴趣的信息是一个挑战性工作.由于传感器网络的通信开销主要是用于数据传输,因此在满足用户精度要求下降低网络数据传输量是一个有效的解决方法.此外,减少数据传输量还可以提高处理的响应速度,以及减少无线通信中的信号干扰.

事件(区域)检测是传感器网络/物联网应用中的一类非常重要的任务[1-15],尽早地发现潜在事件并及时处理,可有效地减少灾害损失.获取事件信息可分为用户主动查询监控区域内的潜在事件信息,以及感知节点自发检测并上报事件信息.目前这类研究主要包括基于单个节点的简单事件检测[5,11-12]和基于邻居协作的复杂事件检测[6,8,10],这些方法在兼顾节能性、实时性和可靠性方面仍存在不少问题.

1) 单节点事件检测.事件定义往往取决于具体的应用问题,也影响着事件检测的效率.在感知节点稀疏部署(单个节点覆盖区域内的冗余节点较少)且节点稳定可靠的情况下,单个节点就可以完成局部事件检测.这种方法的最大优点是网内数据传输量少,处理也非常及时,但是结果的准确性难以保证,特别是对于用户想查询 k 个最严重事件区域的情况,往往不大适用.例如在煤矿安全监控系统中,感知节点用于监测瓦斯浓度,如图 1 所示,标注有瓦斯浓度(%)数据的节点是值得关注的潜在事件节点.在单节点事件检测方法中,top-3 事件查询的结果是 $\{S_1,S_2,S_3\}$,这些结果均来自同一个区域,而用户的本意可能是查询以 S_2,S_8,S_{12} 为中心的事件区域.另一方面,单节点事件检测由于缺少空间相关性信息分析,容易造成事件误报,如图 1 所示,孤立事件节点 S_{16} 可能是一个误报.

2) 邻居协作事件检测.在实际应用中,感知节点的部署会较为稠密,即有一定的冗余,这样可以利用空间相邻节点交换感知数据来提高事件检测的准确性,这类代表性研究就是基于权重的“投票(voting)技术”[6-7].该方法的好处是可以减少单个异常节点的误报以及事件区域的漏报,从而提高事件检测的可靠性.例如图 1 中,基于邻居协作的 top-3 事件区域查询能正确找出 S_2,S_8,S_{12} 为代表的 3 个事件区域.然而此类事件检测方法,需要大量相邻节点之间的信息交换,对于实时性和节能性来说,代价非常高.

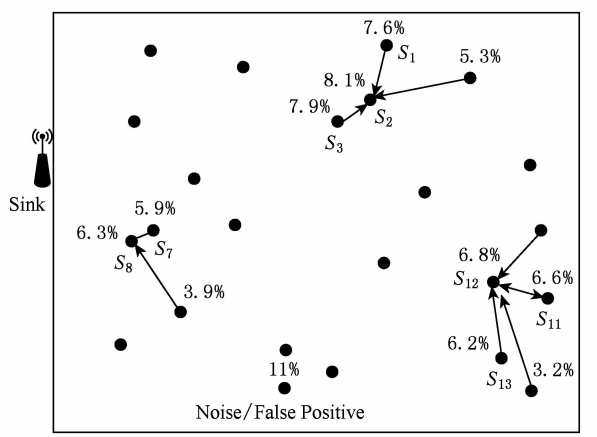


Fig. 1 Example of coal mine gas concentration monitoring

图 1 煤矿瓦斯浓度监测示例

此外,现有的事件检测方法大都基于原始的感知数据,处理大规模的原始感知数据的通信和时间开销很大,而且这些原始数据由于本身的不精确性和不确定性,难以保证得到精确的结果.然而在实际应用中,用户并不关心这些原始感知数据或者网内过滤/融合时的数据形态,而是想知道类似自然语言的“严重性”、“可信度”等语义事件信息.

本文提出一种低功耗可靠的语义事件区域查询处理方法.提出语义事件信息代替原始感知数据用于网内融合和传输,可明显降低数据传输量.给出基于模糊方法的事件可信度测量方法和非均匀离散化的语义事件信息表示方法,并设计基于模糊方法的语义事件信息过滤和网内融合算法,最后从节能和可靠性等方面,基于真实数据的仿真实验验证了此方法的有效性.

1 模型与问题定义

1.1 网络模型

在事件监测系统中,感知节点部署到监控区域内自组织形成一个连通的网络.感知节点部署通常包括随机部署、规则部署和按需部署3种方法,每种部署方法都有各自的适用场景.其中规则部署和按需部署由于人工干预,通常能保证一定的网络连通性,而随机部署则需要关注网络的连通性,通常的做法是引入泊松点过程(Poisson point process)假设[16].泊松点过程是广泛存在的,例如建模一个确定空间的星星数量或者描述皮氏培养皿中的细菌数等.本文网络部署引入泊松点过程是因为它符合多数人对于"随机部署"的直觉概念.

此外我们将监控区域基于地理位置逻辑划分成若干网格,每个格内选择一个格管理(grid manager, *GM*)节点,用于收集局部事件信息和管理局部网络拓扑结构,被选中的 *GM* 可以更高的通信频率形成一个以 Sink 节点为根的 TAG[17] 树形路由结构 GM-Tree,如图2所示:

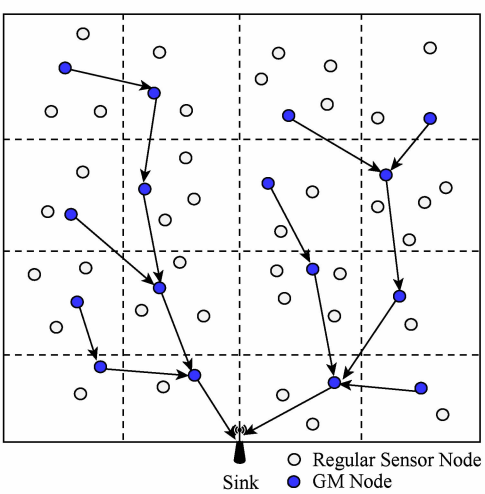


Fig. 2 Grid network model based on uniform Poisson point process—GM-Tree

图2 基于均匀泊松点过程的格网络模型——GM-Tree

值得注意的是,我们的网格划分是基于地理位置的逻辑划分,不需要像分簇网络[18]那样需要专门的簇结构管理算法.网格的大小可以根据节点的通信半径和监控区域的大小而定,基本原则是每个网格覆盖较多的节点,以保证一定数量的空间相关性节点用于事件区域检测.*GM* 的选择方法也很多,比如可以离格中心最近的节点作为 *GM*,这样可使得 *GM* 收集本地事件信息的总能耗少;或者选择剩余能量最大的节点为 *GM*,这样有利于网络能量均衡.可以根据实际情况选择 *GM*.

此外,基于地理位置的网络模型具有良好的鲁棒性和可扩展性.当一个节点移动或增加到某一个网格中时,节点可以根据其地理坐标(GPS 定位装置)计算得到其所属的网格.当一个 *GM* 失效或者移动到另一个网格时,它周围的节点能够发现它的移动并且按一定方法选择新的 *GM*.

1.2 问题定义

定义 1. 语义事件区域查询(semantic event region query, *SERQ*). *SERQ* 查询监控区域内 k 最有可能发生的潜在事件区域位置及其语义信息,可形式化为一个四元组:

$$SERQ=(\Gamma,n,k,QType),$$

其中,Γ 为查询覆盖节点的集合,一般为监控区域的所有的节点;n 为查询的最近的采样周期数,与采样周期间隔长短有关,采样周期间隔越长,n 越小;k 为返回查询结果的个数,在事件监控系统中,由于人力物力限制,往往只能同时处理 k 个潜在事件,如果没有这个限制,则返回所有可能的潜在事件区域位置;*QType* 是事件类型,事件类型决定了事件定义模型.

值得注意的是,一个事件监测系统通常有默认的事件类型,比如煤矿安全监控系统中通过监测瓦斯浓度发现潜在瓦斯爆炸事件、森林安全监控系统中查询潜在火灾事件、现代精细化农业管理中温度和湿度感知节点常用于查找需要浇灌的事件等.节点在部署前一般被嵌入默认的事件可信度模型或事件概率模型,如果要更改查询的事件类型,那么需要基站广播新的事件模型给每个节点,以更新原来默认的事件模型.

定义 2. *SERQ* 的查询结果 *rst* 也可用一个三元组形式化表示:

$$rst=(nodeID,sev,serc),$$

其中,*nodeID* 是相同或相似事件区域的代表性节点的位置,这个代表性位置监控区域内最接近真实潜在事件的位置;*sev* 为语义事件变量(semantic event variable),*sev* 使用接近人类自然语言来描述一类严重程度的潜在事件语义信息,详见2.3节中的语义事件信息表示方法;*serc* 为语义事件区域可信度(semantic event region confidence),用于表示潜在事件区域是否存在的可信度.

总体来说,在 SERQ 中,用户不关心具体的感知数据,也不关心网内融合的数据格式,只关心最严重 k 个潜在事件的语义信息及其最可能的发生位置.

2 语义事件信息表示

2.1 感知数据清洗

事件检测应该消除错误感知数据对事件分析的影响.错误数据通常有2个主要来源:1)失效节点;2)正常节点的噪音数据.一般来说,实时事件监测系统中采样周期都相对较短,那么可以基于最近 n ($n\geqslant 1$)次采样周期内的感知数据来进行实时事件检测分析.现有噪声数据检测方法,大都利用时空相关性分析来发现和消除错误感知数据,其中空间相关性分析需要大量的相邻节点信息交换[14,19],非常耗时耗能,因此我们只利用节点局部的时间相关性分析来消除错误数据.尽管这不能消除所有的错误数据,但可以消除大部分错误数据,而且几乎没有通信代价,非常适用于低功耗的实时事件检测.

对于失效节点,它的大部分数据会明显偏离正常的取值范围,因为传感器网络应用中,感知节点常用于感知物理环境,正常情况下物理环境值通常在一个合乎常理的取值范围 R 之内,比如说在精细化农业管理中,土壤盐碱度的取值范围通常为[0,80%],如果某个盐碱度感知节点的大部分采样值超过100%,甚至是负值,那么该节点极有可能就是一个失效节点.此外,失效节点的感知数据通常不具备时间相关性或者标准差难以接受.对于失效节点的感知数据,应该被提前过滤,以免事件误报.

对于正常工作的节点,其采集的大部分感知数据符合一个正常模式 V,少部分采样周期内的感知数据明显偏离正常取值范围 R 或者均值 λ,这部分感知数据称为噪声数据.我们之前的研究[8]提出一种识别和消除噪音数据的方法(improved smoothing factor, ISF),ISF方法可以根据精度需要,通过设定标准值阈值,消除那些明显偏离均值的噪声数据,可以有效提高事件区域检测的可靠性.

2.2 事件可信度测量

模糊方法[20]是扎德(Lotfi Zadeh)教授在1965年创立的,它以相对的、鲁棒的和易于理解的方式分析处理复杂系统中的不精确和不确定数据.语言变量代替数值变量用于描述系统的行为,这为人们处理不确定性问题和近似问题提供了一种新的解决方法[21].

定义 3. 模糊集 $\widetilde{F}$ 是论域 X 到[0,1]的一个映射,即:

$$\widetilde{F}: X\rightarrow[0,1], x \mapsto \tilde{\mu}(x), \qquad (1)$$

其中,$\tilde{\mu}(x)$称为 x 对模糊集 $\widetilde{F}$ 的隶属度(membership degree, MD)或可信度(函数),可信度的取值范围为[0,1]:当 $\tilde{\mu}(x)=0$ 时,表明 x 完全不属于模糊集 $\widetilde{F}$;当 $\tilde{\mu}(x)=1$ 时,表明 x 完全属于模糊集 $\widetilde{F}$.需要注意的是,$\tilde{\mu}(x)=0.5$ 是一个最大的不确定性点,论域 X 上所有的模糊集记为$\wp(X)$.

本文事件发生的不确定性对应着一个模糊集 $\widetilde{F}$,x 为感知数据,$\tilde{\mu}(x)$为事件可信度函数,表示节点感知数据对事件的可信度 ec(event confidence).当 $\tilde{\mu}(x)=0$ 时,表明事件完全不可能发生;当 $\tilde{\mu}(x)=1$ 时,表明事件即将发生或已经发生.一个通用的事件节点可信度函数 $\tilde{\mu}(x)$可定义为

$$\tilde{\mu}(x_i) = fun(\sum_{i=1}^{m}\omega_i f_i(avg(x_i))), \qquad (2)$$

其中,$x_i(i=1,2,\cdots,m)$是节点的感知数据,m 为感知数据的维数,$avg(x_i)$是每维感知数据的平均值.在2.1节中,数据清洗消除了大部分错误数据,我们可以用最近几个采样周期内的感知数据的平均值来定义事件点的可信度.$\omega_i(i=1,2,\cdots,m)$是可调因子,用于调节各属性对于事件概率的影响程度,$\omega_1+\omega_2+\cdots+\omega_m=1$. fun 和 f_i 可在领域专家指导下设定.

定义 4. 模糊集 $\widetilde{F}(\widetilde{F}\in\wp(X))$的 α-截集(α-cut set),记为 $\widetilde{F}_\alpha$,满足:

$$\widetilde{F}_\alpha=\{x\in X\mid \widetilde{f}(x)\geqslant\alpha\},$$

其中,α 是一个0~1之间的指定值,即 $\alpha\in[0,1]$.通常 $\alpha=0.5$,表示最大不确定性的临界值.

定义 5. 事件的0.5-截集内的所有事件点称为值得关注的的事件节点(noteworthy event node, NEN).

上述定义是为了提早过滤那些可信度较低的事件节点,即过滤那些安全的感知数据,以减少网内通信开销.

2.3 语义事件信息表示

非均匀的事件可信度离散化方法:把NEN可信度 ec 的取值范围[α,1)划分成若干区间大小不等的子范围 R_{sub},这种非均匀的划分可以基于某种数学模型(如等差数列),也可以在领域专家指导下设定,遵循的原则是 ec 越大,其所处的子范围区间越小.

例 1. NEN可信度 ec 的取值范围为[0.5,1),它被划分为6个不均匀的子区间,如表1中第4列所示.事件可信度取值越靠近1的 $\mathcal{R}_{sub}$,其区间间隔大小越小(0.03),越靠近 α 的子范围区间间隔越大(0.16).这样划分的好处是可用较多的语言变量(表1中第1列)来描述较严重的语义事件信息,有助于事件信息网内融合时提高事件检测的可靠性.

Table 1 Example of Semantic Event Information Description

表 1 语义事件信息表示示例

sev	Semantic Interpretation	Encoding	$\mathcal{R}_{sub}(sev)$
A	Almost happening	001	[0.97,1.00)
B	Very serious	010	[0.92,0.97)
C	Serious	011	[0.85,0.92)
D	Warning	100	[0.76,0.85)
E	Attentive	101	[0.66,0.76)
F	Noteworthy	110	[0.50,0.66)

语义事件信息表示方法:根据非均匀的事件可信度离散化方法,可以得到若干个区间大小不等的子范围,我们定义相同数量的语义事件变量 *sev*. 每个子范围对应着一个语义事件信息变量及其语义解释,如表 1 中第 1 列、第 2 列所示. 每个 *sev* 描述同一类严重程度的事件信息,区间间隔越小的子范围对应的 *sev* 描述越严重的事件信息. 在实际应用系统设计时,*GM* 节点还可以对语义事件变量进行二进制编码,如表 1 中第 3 列所示,以进一步降低网内通信开销.

例 2. 在表 1 中,6 个子范围对应着 6 个 *sev*,每个 *sev* 的语义解释如表 1 中第 2 列所示,这些语义解释可以帮助用户容易地理解返回的结果信息,而不需要领域专家的指导. 4 个 *sev* 用于描述较为严重的事件信息,只有 2 个 *sev* 用来描述不重要的(事件可信度低于 0.76)事件信息,这有利于提高事件信息表示的准确性.

3 语义事件区域信息查询处理

3.1 格内语义事件区域信息处理

格内语义事件信息过滤和存储的过程为:每个节点根据 2.2 节式(2)计算本地语义事件的可信度;再根据定义 6 过滤 0.5-截集内的所有事件点,即非 NEN 被过滤;然后根据 2.3 节语义事件信息表示方法得到本地语义事件变量 *sev*,并发送其 *nodeID* 和 *sev* 到本格 *GM*,*GM* 有一张列表 *List*,存储每个接收到的 *nodeID* 及其对应 *sev*.

定义 6. 语义事件区域可信度 *serc* 描述局部事件区域存在的可信度,这种可信度和格内 NEN 数量有直接的关系,本文提出一种几乎没有额外通信代价的基于格内 NEN 数量的 *serc* 计算方法:

$$serc=\begin{cases}0, & List.size=0\\ 0.5, & List.size=1\\ 0.9+2^{List.size}/100, & 1<List.size\leqslant 3\\ 1.0, & List.size\geqslant 4\end{cases} \tag{3}$$

其中,*List.size* 为格内 NEN 数量. 当某格内 NEN 数为零时,表明潜在事件和事件区域都不存在;当只有 1 个 NEN 时,表明是孤立的 NEN,误报的可能性比较大,这时 *serc*=0.5;当格内有 2 个以上的 NEN 时,那么潜在事件/事件区域的可信度非常高,这时跃阶函数 *serc* 的基数设为 0.9,并随着 NEN 数增加而增加;当空间相关的 NEN 数量为 4 或以上时,那么潜在事件/事件区域的必然存在,*serc*=1. 从理论分析和实际应用角度上看,跃阶函数 *serc* 的设计是比较可行的.

根据上述格内语义事件信息过滤和存储过程描述,我们可以设计格内语义事件区域信息处理分布式算法如下:

算法 1. Inner-GM_SERQ_Process.

输入:*SERQ* 查询消息;

输出:*List*(*nodeID*,*sev*),*serc* of *GM*.

步骤 1. 每个节点根据 2.2 节式(2)计算本地事件点可信度;

步骤 2. 根据定义 6 过滤 0.5-截集内的所有事件点,即非 NEN 被过滤.

步骤 3. 每个 NEN 根据 2.3 节语义事件信息表示方法得到本地语义事件变量 *sev*,并发送其 *nodeID* 和 *sev* 到本格 *GM*;

步骤 4. *GM* 内的 *List* 存储每个接收到的 *nodeID* 及其对应 *sev*,并根据定义 7 中式(3)计算该格 *serc* 值.

例 3. 算法 1 的一个运行例子如图 3 所示,在某个格 *GM* 内,*GM* 收集所有的 NEN,在图 3 中 NEN 为 S_1,S_3,*GM* 本身,这些 NEN 的语义事件点信息存储在 *GM* 的 *List* 中. 算法 1 根据定义 6 式(3)计算该格内存在事件区域的可信度为 0.98. 由于 S_1

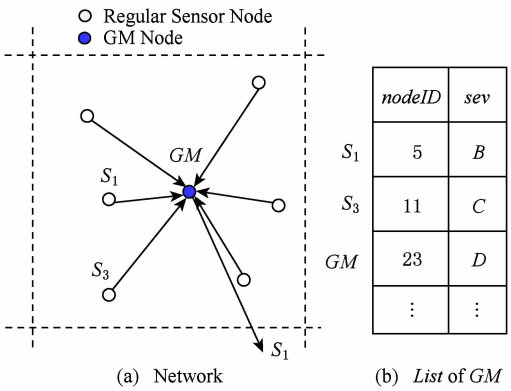


Fig. 3 Example of inner-grid semantic event information processing

图 3 格内语义事件信息处理的例子

的语义信息最严重,因此它将作为该事件区域代表被发送给 GM 的父 GM 节点.

算法 1 时间复杂度分析如下:算法 1 中各 NEN 发送消息包时是分布式的,GM 接收多个 NEN 事件消息包时是串行通信的.假设格内最大节点数为 h,不考虑计算时间开销,算法 1 的时间复杂度为 $T_t+h\times T_r$,其中 T_t 为传感器节点发送一个消息包的时间,T_r 为 GM 接收一个事件消息包的时间.

3.2 网内语义事件区域信息融合

这里说的网内是指 GM-Tree 格与格之间,包括叶子 GM 语义事件区域信息过滤/传输,以及非叶子 GM 语义事件区域信息融合.

在给出网内语义事件区域信息融合算法之前,我们基于模糊方法中的 t-余模运算[20]定义语义事件变量比较操作符,用于选举格内代表性事件点.

定义 7. 设 U 和 V 为 2 个事件语言变量,对于任意的可信度值 $x\in R_{sub}(U)$ 和 $y\in R_{sub}(V)$,如果 $x<y$,那么 $R_{sub}(U)<R_{sub}(V)$.

例如,在表 1 中,$R_{sub}(A)<R_{sub}(B)$ 以及 $R_{sub}(C)<R_{sub}(D)$等.

定义 8. 设 U 和 V 为 2 个语言变量,它们的可信度子范围分别为 $R_{sub}(U)$和 $R_{sub}(V)$,如果 $R_{sub}(U)<R_{sub}(V)$,则定义函数运算 $\Theta(U,V)=V$,其含义为从 2 个语义事件变量中获得可信度更高的语义事件变量,$\Theta(U,V)=V$ 也可写成 $U\,\Theta\,V=V$.

Θ 即为格内语义事件变量比较操作符.

引理 1. 比较操作符 Θ 是 t-余模运算.

证明. 对任意的语言变量 sev(如 A,B,C,D)且 $R_{sub}(sev)\subset[0,1]$,函数 Θ: $sev\times sev\to sev$,对于任意的语义事件变量 A,B,C,D 满足 4 个条件:

1) 交换律 $\Theta(A,B)=\Theta(B,A)$;

2) 结合律 $\Theta(\Theta(A,B),C)=\Theta(A,\Theta(B,C))$;

3) 单调性 $A\leqslant B,C\leqslant D\Rightarrow\Theta(A,C)\leqslant\Theta(B,D)$;

4) 边界条件 $\Theta(A,0)=A$.

由模糊方法[20],可得 Θ 即为 t-余模运算. 证毕.

此外,我们还要定义一个综合排序函数,用于格间语义事件区域信息 top-k 融合.

定义 9. 定义格间语义事件区域信息融合排序函数 $score(sev,serc)$,$score$ 综合考虑事件代表点可信度 ec 和事件区域可信度 $serc$,一个 $score$ 函数例子为

$$score(sev,serc)=\omega\times ec(sev)+(1-\omega)\times serc,\quad(4)$$

其中,$ec(sev)$计算 sev 对应可信度区间的中间值.根据表 1 可知:$ec(A)=0.985$,$ec(B)=0.945$,$ec(C)=0.885$ 等,ω 用于调节 ec 和 $serc$ 对于 $score$ 的影响程度,一般来说,事件区域存在可信度较大的时候,用户往往对 sev 更大的事件区域代表点感兴趣,因此本文实验设置 $\omega=0.7$.

网内语义事件区域信息融合过程可用算法 2 描述.

算法 2. Inter-GM_SERQ_Process.

输入:$SERQ$ 查询消息;

输出:top $k\langle nodeID,sev,serc\rangle$.

步骤 1.

① for each 叶子 $GM(i)$ /* GM-Tree 的叶子 GM */

② if $GM(i).List$ is null then /* $List$ 为空 */

③ break;

④ else

⑤ 利用定义 8 中的 Θ 操作符查找最大 sev 对应的 $List(j).nodeID$;/* 最大 sev 的 NEN 为事件区域代表点 */

⑥ 发送$\langle List(j).nodeID,List(j).sev,GM(i).serc\rangle$给 $GM(i)$的父 GM; /* 非叶子 GM 中 $Listp$ 存储这些信息 */

⑦ endif

⑧ endfor /* 分布式处理 */

步骤 2.

⑨ do{

⑩ for each 非叶子 $GM(i)$ /* 收集完子 GM 语义信息消息包 */

⑪ if $GM(i).Listp$ is null /* $Listp$ 为空 */

⑫ break;

⑬ else

⑭ 利用排序函数式(4)在 $GM(i).Listp$ 中查找 top k 得分最高的 $nodeID$ 及其对应的 sev 和 $serc$;

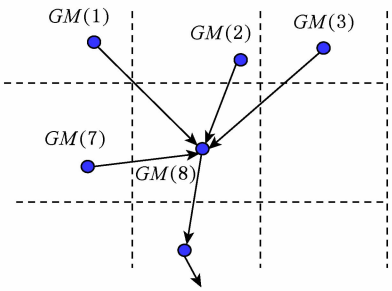
⑮ 发送 top $k\langle Listp(j).nodeID,Listp(j).sev,Listp(j).serc\rangle$给 $GM(i)$的父 GM;

⑯ endif }

⑰ while(Sink 收集到 top k rst of $SERQ$)

例 4. 算法 2 的一个运行例子如图 4 所示.叶子 GM 节点 $GM(1)$,$GM(2)$,$GM(3)$,$GM(7)$ 把其语义事件区域信息($nodeID$,sev,$serc$)发送给非叶子 $GM(8)$节点,这些信息存储在 $GM(8)$ 的 $Listp$ 中.$GM(8)$根据定义 10 中式(4)计算 $Listp$ 中的语义

事件区域信息的综合得分,然后根据 *SERQ* 中的 k 值,返回查询结果,$k=1,2,3$ 时的查询结果分别为 $\{(5,B,0.94)\}$,$\{(5,B,0.94),(11,C,0.98)\}$ 和 $\{(5,B,0.94),(11,C,0.98),(37,D,1.0)\}$.



(a) $GM(8)$ in network

	nodeID	*sev*	*serc*	
$GM(1)$	5	*B*	0.94	
$GM(2)$	11	*C*	0.98	$score=0.94$
$GM(3)$	23	*A*	0.5	$score=0.91$
⋮				
$GM(7)$	37	*D*	1.0	$score=0.84$
	⋮	⋮	⋮	$score=0.86$

(b) *Listp* in $GM(8)$

Fig. 4 Example of inter-grid semantic event region information fusion

图 4 格间语义事件区域信息融合的例子

1) *SERQ* 时间复杂度分析. *SERQ* 时间复杂度即为算法 2 和算法 1 总的时间复杂度,设 GM-Tree 的最大度数为 q,GM-Tree 的层数为 p. 不考虑计算时间开销,之前我们得到算法 1 的时间复杂度为 $T_t+h\times T_r$,其中 h 为格内最大节点数. 同理,我们考虑分布式发送和串行接收的情况,*SERQ* 的时间复杂度为 $(T_t+h\times T_r)+(T_t+q\times T_r)\times(p-1)$,即为 $p\times T_t+((p-1)\times q+h)\times T_r$. 由于 h,p,q 的值都比较小,因此 *SERQ* 的时间开销非常低.

2) *SERQ* 结果可靠性分析. 我们没有考虑所有的空间相关性,比如格与格边界节点的空间相关性,也不做严格的事件区域边界检测,因此,*SERQ* 的结果不是精确的,但是由于在 *SERQ* 的 GM-Tree 中,我们定义了格大小设置原则,即保证格内有一定数量的节点,使得格内节点的空间相关性足够判断一个事件区域是否存在,也即 *SERQ* 考虑了网内 NEN 的主要空间相关性,因此结果的可靠性比较高. 如果我们考察所有的空间相关性以及做严格的事件区域边界检测,那么网内信息交换通信开销很大[1,6],将退化成现有的类似投票方法.

4 实验结果与分析

4.1 实验设置

仿真实验平台为 OMNET++[22],它是国际认可度很高的开源多协议网络仿真软件. 实验数据来自部分真实数据 LUCE[23],我们已经下载了该真实数据集,包括 88 个有效节点的位置数据和感知数据(节点号、温度、湿度、光照、风向等),节点分布在 450 m×300 m 的感知区域,感知节点和 *GM* 的通信半径分别为 50 m 和 80 m 时的一个基于 GM-Tree 的网络如图 5 所示. 我们主要使用其中的温度 T(temperature)和湿度 H(humidity)来描述潜在火灾事件. 另外,为了更好地模拟事件的时空相关性,以及考察网络中不同 NEN 比例对于算法的影响,我们基于 Intel Lab Data[24] 合成了部分数据.

在 *SERQ* 中,离格中心最近节点被选为本格 *GM*. 式(2)中的 $\tilde{\mu}(x)$公式为

$$\tilde{\mu}(T^n,H^n)=0.7\times\frac{avg(T^n)}{T_{ig}}+0.3\times(H_{ig}-avg(H^n)),$$

其中,T^n 和 H^n 是最近 n 个采用周期内的温度和湿度值. 实验时 $n=5$,$avg(T^n)$ 和 $avg(H^n)$分别表示最近 n 个采样周期内的平均温度值和平均湿度值,T_{ig}和 H_{ig}是火灾事件的临界值,本实验设置 T_{ig}和 H_{ig}分别为 100℃ 和 10%.

据我们检索传感器网络/物联网相关文献,并没有发现可以进行比较的同类方法,因此我们选择 2 类代表性的事件处理方法进行比较评估,其中集中式查询可以得到精确的事件信息结果,而基于投票的方法是目前事件检测最常用的一种空间相关技术. 为公平起见,下述 2 种方法中,非值得关注的事件节点同样被提前过滤.

1) 集中式查询(central)方法. 在集中式查询处理中,所有值得关注的潜在事件节点将最近 5 个周期的感知数据的平均值传输到 Sink,然后 Sink 利用全局的拓扑信息来计算得到相对精确的潜在事件区域信息.

2) 投票方法(voting). 事件发生具有空间相关性,投票技术的核心就是相邻节点相互交换信息来验证事件的发生和事件区域的可信度;然后进行网内融合,返回 k 个最严重的事件区域. 在投票方法中,通常需要距离因素确定投票权重,所以节点的地理位置信息也被传输. 同样为公平起见,非值得关注

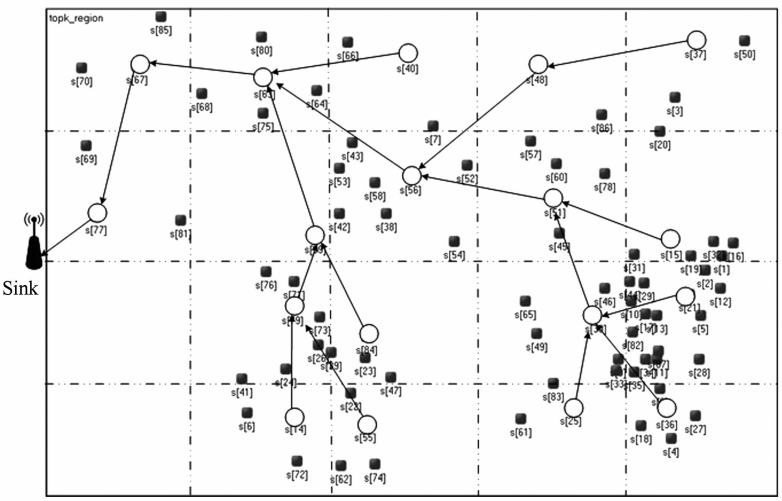


Fig. 5 Real-world network with 4.4 nodes per gird

图 5 真实网络—每个格平均覆盖节点 4.4 个

事件节点不参与到相邻信息交换过程中.

评估指标有 2 个:

1) 数据传输量

在无线通信中,数据传输耗能占总通信耗能开销的大部分,此外数据传输量对实时性也有很大影响,因此我们把数据传输量作为一个重要评估指标.

本实验中,*nodeID* 设为 8 位整数(INTERGER),*sev* 为 8 位字符(CHAR),温度 T、湿度 H、地理位置坐标数据、*serc* 等都是 32 位实数(因为是 32 位的实验平台). 我们不考虑消息包中的包头、校验码等占位信息.

2) 准确性

我们定义 *SERQ* 查询结果的准确性 *acc*(accuracy):

$$acc=1-\frac{\#\,fasle\_positive+\#\,fasle\_negative}{\#\,E_{\text{allPossible}}},$$

其中,$\#\,false\_positive$ 和 $\#\,false\_negative$ 分别表示事件区域的误报数和漏报数,根据它们也可以得出误报率和漏报率;$\#\,E_{\text{allPossible}}$ 表示所有可能的事件区域数.

4.2 数据传输量

我们考察图 5 中 4 种不同 NEN 比例(10%,20%,30%,50%)的网络情况对于 *SERQ*,voting,central 的节能性能影响. 对于相同 NEN 比例的网络情况,调整 NEN 节点的分布,重复做实验 10 次,分别计算得到它们平均数据传输量. 上述 4 种不同 NEN 比例的网络情况下,*SERQ*,voting,central 三种方法的平均数据传输量如图 6 所示.

现象 1. 上述 4 种 NEN 比例的网络环境下,*SERQ* 的平均数据传输量都是最少的,central 最大,voting 介于它们之间. 在 30%NEN 网络中,*SERQ* 的平均数据传输量大概是 voting 的 43.5%,以及约是 central 的 14.9%;在 50%NEN 网站中,*SERQ* 的平均数据传输量大概是 voting 的 39.6%,以及约是 central 的 10.4%. 在 4 种 NEN 比例的网络环境下,*SERQ* 的平均数据传输量大概是 voting 的 44.7%,以及约是 central 的 18.7%.

解释. 在实验对比时,为尽可能地公平,我们都使用 GM-Tree 作为主干路由结构. 在 central 方法中,没有要求传输原始感知数据,而是同样经节点处理后的节点事件概率值,此外还假设 Sink 或基站有全局的网络拓扑信息,而不用传输地理位置信息;在 voting 方法中,没有要求考察所有的邻居空间相关性,比如网格边界节点的邻居协作就没有进行处理,严格意义上说本文的对比方法 voting 是一种改良版,相比传统 voting 方法的数据传输量更少. 在这些设置下,我们的 *SERQ* 方法仍然具有数据传输量上的较大优势,这主要:得益于采用了网内语义事件信息表示、过滤和融合的方法,这种方法可以减少原始感知数据直接或间接地参与到网内融合,有效地减少了数据传输量,此外,通过设置 GM,在格内语义事件信息收集和融合时,不用传递地理位置信息.

现象 2. 在每个不同 NEN 比例的网络中,*SERQ* 和 voting 的数据传输量都随着 k 值的增加而较为缓慢地增长,而 central 始终保持不变.

解释. 显而易见,central 方法和 k 无关,因此它的数据传输量保持不变;而 *SERQ* 和 voting 方法中,k 值的大小直接影响了网内融合时过滤的程度,而且 k 越小,过滤的事件区域信息越多,相应地总数

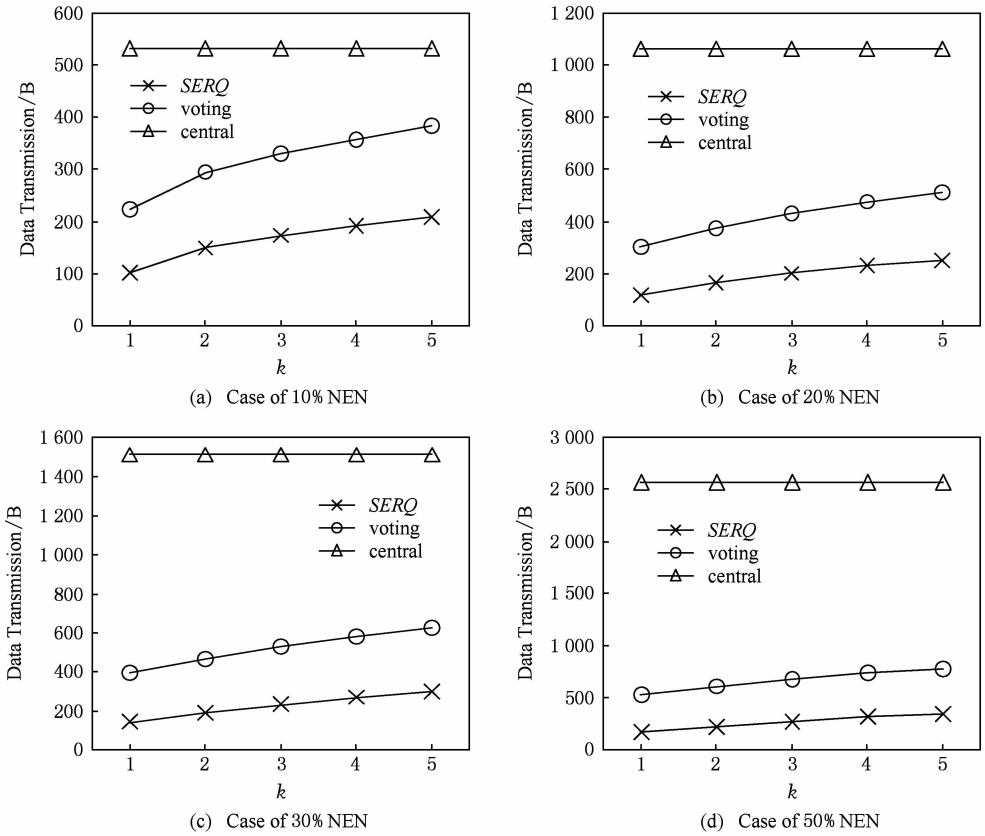


Fig. 6 Data transmission comparison of three methods in 20 girds based network

图 6 20 个网格划分下 3 种方法的数据传输量比较

据传输量越小,k 增加时网内信息融合过程中需要保护的信息较多,因而网内数据传输量会增加.

现象 3. 随着 NEN 比例的增加,*SERQ*,voting,central 的平均数据传输量都有相应的增加.

解释. NEN 比例增加,参与传输和融合的事件节点和事件区域都在增长,最容易理解的就是在 central 方法中,需要传输数据的节点增加,转发跳数也在增加,这必然导致整个网络数据传输量的增加. 同理,在 *SERQ* 和 voting 中,增加的 NEN 可能出现在网络的任何位置,显而易见,增加的 NEN 信息需要参与传输和融合,这会增加数据传输量;此外如果增加的 NEN 位置远离 Sink 或基站,网内传输的总跳数也会增加.

此外,我们还考察了每个格覆盖节点数量对 *SERQ* 性能的影响,对于图 5,每个格平均覆盖节点数为 4.4;当 *GM* 通信半径增加到 100 m 时,图 5 可划分成 12 个网格,这时每个网格平均覆盖节点数为 7.3,与图 5 中 20 网格网络实验的设置和方法一样,我们考察图 5 中 12 个网格网络中 *SERQ*,voting,central 方法的节能性. 同样 4 种 NEN 比例的网络环境下,上述 3 种方法的数据传输量对比结果和 20 个网格网络大致相同,在 4 种 NEN 比例的网络环境下,*SERQ* 的平均数据传输量约是 voting 的 38.7%,以及 central 的 17.7%左右,如图 7 所示. 其中原因和现象 1 的解释相似,不再重复.

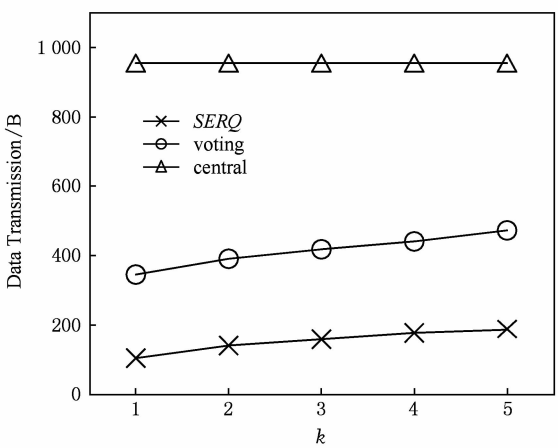


Fig. 7 Average data transmission comparison of 10%, 20%, 30% and 50% NENs in 12 girds based network

图 7 12 格网络中 4 种 NEN 比例下平均数据传输量对比

4.3 准确度

同样地,我们考察图 5 网络中 3 种不同 NEN

比例(10%,30%,50%)的网络情况对于 *SERQ* 查询结果准确性的影响.相同 NEN 比例的情况,重复做实验 10 次,计算得到误报数、漏报数和准确度的平均值.

这里说的误报(false positive)有 2 种情况:1)孤立节点被当成事件区域;2)原本是 1 个事件区域,由于所处的格不同而被当成 2 个事件区域.漏报(false negative)是指由于 *SERQ* 算法的原因,那些原本属于查询结果的事件区域,没有出现在结果集中,值得注意的是,如果 *SERQ* 中用户指定的 k 值比实际事件区域数量小,而造成的漏报,我们不计入 *SERQ* 漏报性能评估,因为用户不需要那么多查询结果,这与 *SERQ* 算法无关.

在上述 3 种 NEN 比例情况下的事件区域误报数和漏报数如表 2~4 所示:

Table 2 Average Number of False Positive and False Negative with 10% NEN

表 2 10% NEN 情况下平均误报数和漏报数

k	$avg(\#false\_positive)$	$avg(\#false\_negative)$
1	0	0
2	0.1	0
3	0.3	0
4	1.0	0
5	1.6	0

Table 3 Average Number of False Positive and False Negative with 30% NEN

表 3 30% NEN 情况下平均误报数和漏报数

k	$avg(\#false\_positive)$	$avg(\#false\_negative)$
1	0	0
2	0	0
3	0.1	0
4	0.4	0
5	0.7	0

Table 4 Average Number of False Positive and False Negative with 50% NEN

表 4 50% NEN 情况下平均误报数和漏报数

k	$avg(\#false\_positive)$	$avg(\#false\_negative)$
1	0	0
2	0.1	0
3	0.4	0
4	0.6	0
5	1.1	0

现象 4. 表 2~4 没有出现事件区域漏报,而出现少量的误报.表 2 中的误报主要是孤立 NEN 引起的误报,10%的 NEN,在 $k=2$ 时,10 组实验有 1 个误报;$k=3$ 时,10 组实验共有 3 个误报;$k=4$ 时,10 组实验共有 10 个误报;$k=5$ 时,10 组实验共有 16 个误报.表 4 中,50% NEN 的情况,这时的误报是原本属于 1 个事件区域被误报成 2 个或更多的事件区域,如在 $k=3,4,5$ 时,10 组实验分别有 4,6,11 个误报.

解释. 只要 *SERQ* 查询中 k 值够大,那么 *SERQ* 不会漏报潜在事件区域,也就是说除非用户在 *SERQ* 查询中设置较小 k 值,这会漏报一些潜在事件,但这种漏报和 *SERQ* 方法无关.

SERQ 可能会有误报,那些 $serc=0.5$ 的事件区域内只有 1 个 NEN,因此可能是一个误报.如表 2 中,10%的 NEN 的情况,整个网络中 NEN 数量较少,存在孤立 NEN 的概率较高,因此 *SERQ* 算法在 k 较大时,误报的可能性增加.NEN 的比例为 50%时,网络中有一半的 NEN,这时的空间相关性比较复杂,事件区域往往横跨几个网格,尤其是本实验的 20 网格,网格区域较小,事件区域更容易包含在几个网格中,在 *SERQ* 中,由于不做严格的事件边界检测,而是以网格划分事件区域(节能考虑),因此在表 4 中,这种误报出现的次数增加.

总体来说,*SERQ* 结果的准确度很高,随着 k 的增加和 NEN 比例的增加,准确度有所下降.

NEN 比例不大的情况下,k 值越小,*SERQ* 会优先选择那些 *serc* 大且事件区域代表点可信度高的事件区域,那些孤立的 NEN 由于 *serc* 小,几乎没有机会成为 *SERQ* 的结果.就像现象 4 中解释的一样,NEN 比例较大时,事件区域可能会横跨几个网格,会造成一些误报,从而降低了 *SERQ* 的准确度,但是从多组实验看来,除非 NEN 分布完全没有空间性规律(这也是不符合实际的),否则 *SERQ* 的总体准确度还是非常高的.

5 总 结

本文探讨了传感器网络中如何节能而可靠地获取事件信息的问题,提出一种低功耗可靠的语义事件区域查询处理方法.我们没有利用全部的空间相关性进行事件信息确认,也不进行严格的事件区域边界检测,因为这些操作追求高可靠性而付出的时间和能耗代价非常高.本文借鉴了模糊方法中关于

处理不精确性问题的思想,语义事件信息代替原始的感知数据用于网内事件信息的融合,并设计了基于模糊理论的分布式语义事件信息表示、过滤和融合算法.基于真实数据的仿真实验验证了所提出的方法在节能和可靠性方面的预期效果.

如何在可靠性、实时性和节能性之间取得最佳平衡以及本文所涉及的一些函数和参数在实际应用系统的设计等问题都值得进一步研究.

参 考 文 献

[1] Wu Tao, Cheng Qi. Online dynamic event region detection using distributed sensor networks [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(1): 393-405

[2] Dziengel N, Seiffert M, Ziegert M, et al. Deployment and evaluation of a fully applicable distributed event detection system in wireless sensor networks [J]. Ad Hoc Networks, 2016, 37(1): 160-182

[3] Xue Wenwei, Luo Qiong, Pung H K. Modeling and detecting events for sensor networks [J]. Information Fusion, 2011, 12(1): 176-186

[4] Amato G, Chessa S, Gennaroa C, et al. Querying moving events in wireless sensor networks [J]. Pervasive and Mobile Computing, 2015, 16(1): 51-75

[5] Ding Lei, Guo Ge. Distributed event-triggered H consensus filtering in sensor networks [J]. Signal Processing, 2015, 108(1): 365-375

[6] Brass P, Na H S, Shin C S. Local event boundary detection with unreliable sensors: Analysis of the majority vote scheme [J]. Theoretical Computer Science, 2015, 607(1): 96-112

[7] Ding Min, Cheng Xiuzhen. Robust event boundary detection in sensor networks—A mixture model approach [C] //Proc of the 28th IEEE Int Conf on Computer Communications. Piscataway, NJ: IEEE, 2009: 2991-2995

[8] Li Yinglong, Chen Hong, Zhao Suyun, et al. Efficient event prewarning for sensor networks with multi microenvironments [C] //Proc of the 19th European Conf on Parallel Processing. Berlin: Springer, 2013: 382-393

[9] Iqbal A, Murshed M. A hybrid wireless sensor network framework for range-free event localization [J]. Ad Hoc Networks, 2015, 27(1): 81-98

[10] Masud M, Christopher L, Shanika K. An adaptive elliptical anomaly detection model for wireless sensor networks [J]. Computer Networks, 2014, 64(1): 195-207

[11] Yang H, Chung C W, Kim M H. An efficient top-k query processing framework in mobile sensor networks [J]. Data & Knowledge Engineering, 2016, 102(1): 78-95

[12] Li Yinglong, Yang Lianghuai, Lü Mingqi. Event-driven approximate top-k queries in sensor networks with multi microenvironments [J]. Chinese Journal of Electronics, 2015, 24(2): 373-378

[13] Saleh O, Sattler A. Distributed complex event processing in sensor networks [C] //Proc of the 14th IEEE Int Conf on Mobile Data Management. Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 23-26

[14] Xu Xiaolong, Geng Weijian, Yang Geng, et al. An efficient fault-tolerant event and event boundary detection algorithm for wireless sensor networks [J]. Journal of Computer Research and Development, 2014, 51(5): 997-1008 (in Chinese)
(徐小龙, 耿卫建, 杨庚, 等. 高效容错的无线传感器网事件及其边界检测算法[J]. 计算机研究与发展, 2014, 51(5): 997-1008)

[15] Shi Shengfei, Zhang Wei, Li Jianzhong. A complex event detection algorithm based on correlation analysis [J]. Journal of Computer Research and Development, 2014, 51(8): 1871-1879 (in Chinese)
(石胜飞, 张伟, 李建忠. 一种基于模式匹配与相关性分析的事件检测算法[J]. 计算机研究与发展, 2014, 51(8): 1871-1879)

[16] Streit R L. Poisson Point Processes: Imaging, Tracking, and Sensing [M]. Berlin: Springer, 2010: 1-78

[17] Madden S, Franlin M J, Hellerstein J M, et al. TAG: A tiny aggregation service for ad-hoc sensor networks [C] //Proc of the 5th Symp on Operating Systems Design and Implementation. New York: ACM, 2002: 131-146

[18] Zhu Jiang, Lung C H, Srivastava V. A hybrid clustering technique using quantitative and qualitative [J]. Ad Hoc Networks, 2015, 25(1): 38-53

[19] Zhang Yang, Meratnia N, Havinga P. Outlier detection techniques for wireless sensor networks: A survey [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2010, 12(1): 159-170

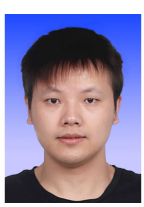
[20] Galindo J. Handbook of Research on Fuzzy Information Processing in Databases [M]. Hershey, Pennsylvania: IGI Global, 2008

[21] Kapitanova K, Son S H, Kang K D. Using fuzzy logic for robust event detection in wireless sensor networks [J]. Ad Hoc Networks, 2012, 10(1): 709-722

[22] OpenSim Ltd.. Discrete event simulator [EB/OL]. [2011-03-27]. http://www.omnetpp.org

[23] Martin V. Sensorscope: Sensor networks for environmental [DB/OL]. [2011-04-17]. http://sensorscope.epfl.ch/index.php/Environmental_Data

[24] Samuel M. Intel Lab Data [DB/OL]. [2011-05-18]. http://db.csail.mit.edu/labdata/labdata.html



Li Yinglong, born in 1981. PhD and lecturer. Member of CCF. His main research interests include data processing and mobile computing in sensor networks.

Zhu Yihua, born in 1961. PhD and professor. Senior member of CCF. His main research interests include the Internet of things (IoT), wireless networks, and network coding.

Lü Mingqi, born in 1981. PhD and lecturer. Member of CCF. His main research interests include ubiquitous computing, data mining.

2017 年《计算机研究与发展》专题(正刊)征文通知

——边缘计算

伴随着计算机硬件和网络技术的发展,计算模式从大型主机计算演进到 C/S 模式的网络计算,再到云计算.然而,基于云计算的电子商务平台、评级服务、搜索引擎、在线社交网络等集中式服务采集个人在线行为和社交数据而易导致隐私泄露;从用户到云的完全授权的应用程序和系统控制,要求客户端到云的单方面信任,阻碍了用户之间建立更细粒度的信任;同时,随着物联网、移动互联网的发展,云计算亦失去和浪费了现代个人设备的计算,通信和存储能力;最后,云计算亦难以满足强实时需求、大数据量交互和处理、本地化位置相关计算的需求.边缘计算(Edge Computing)作为一种新的范式应用而生,将计算应用,数据和服务的前沿从集中式节点推向网络边缘,其中计算和存储资源放置在互联网的边缘,靠近移动设备,传感器和最终用户,形成了云计算有益的补充,通过资源协同获得更好的用户体验.

当前,学术界和工业界已经针对边缘计算模式的体系结构、关键理论与科学问题、技术挑战等开展探索,并形成许多初创成果,推动了边缘计算的深入研究.美国自然科学基金会于 2016 年首次以边缘计算为主题设立研究计划资助科学家研究,IEEE 和 ACM 于 2016 年联合发起召开了首届边缘计算研讨会.2016 年 11 月 30 日,中国边缘计算产业联盟成立;通信领域的 5G 标准正在制定与形成中,边缘计算相关标准也将成为未来 5G 标准的重要组成部分.

《计算机研究与发展》将于 2017 年 12 月出版"边缘计算"专题,欢迎相关领域的专家学者和科研人员踊跃投稿.现将专题论文征集的有关事项通知如下.

征文内容

本专题包括(但不限于)下列主题:

- 边缘计算的计算模型
- 边缘计算的资源管理与协同
- 边缘计算中的资源虚拟化
- 无线网络边缘计算中的频谱与资源联合优化
- 边缘计算中的跨层优化
- 边缘计算的信任管理、安全与隐私保护
- 边缘计算的体系结构
- 边缘-中心协同与任务卸载
- 物联网应用的边缘计算模式
- 边缘计算中 QoS 和 QoE 保障机制
- 边缘计算的性能评价与优化
- 边缘计算的应用示范

投稿要求

1) 论文应属于作者的科研成果,数据真实可靠,具有重要的学术价值与推广应用价值,未在国内外公开发行的刊物或会议上发表或宣读过,不存在一稿多投问题.作者在投稿时,需向编辑部提交版权转让协议.
2) 论文应包括题目、作者信息、摘要、关键词、正文和参考文献,论文一律用 Word 排版,论文格式请参考《计算机研究与发展》近期文章.
3) 论文需附通信作者的联系方式、联系地址及 E-mail 信息.
4) 论文请通过期刊网站(http://crad.ict.ac.cn)进行投稿,并在作者留言中注明"边缘计算 2017 专题"(否则按自由来稿处理).

重要日期

征文截稿日期:2017 年 9 月 24 日
最终稿提交日期:2017 年 11 月 17 日
录用通知日期:2017 年 11 月 10 日
出版日期:2018 年 2 月或 3 月

特邀编委

邓晓衡 教授 中南大学 dxh@csu.edu.cn
李东升 教授 国防科学技术大学 dsli@nudt.edu.cn
吴 帆 教授 上海交通大学 fwu@cs.sjtu.edu.cn

联系方式

编 辑 部:crad@ict.ac.cn,010-62620696,010-62600350
通信地址:北京 2704 信箱《计算机研究与发展》编辑部
邮政编码:100190