

# 基于数据融合的无线传感器网络林火监控算法

刘永星 赵涓涓 常晓敏

(太原理工大学计算机科学与技术学院 太原 030024)

**摘要** 针对无线传感器网络在林火监控应用中存在的问题,提出了一种分层聚簇数据融合算法。簇内传感器节点使用加权平均法对原始数据进行数据级融合处理,以消除原始数据中的冗余成分,减少从簇内传感器节点到簇头节点的通信量;簇头节点采用D-S证据理论建立识别框架,通过对本簇成员的反馈信号进行决策级融合处理,提高了火灾事件的识别精度和网络的鲁棒性。实验结果表明,该算法能有效消除无线传感器网络的冗余数据,并能够在失效节点数不超过总节点数40%的情况下正确工作。

**关键词** 林火监控,无线传感器网络,数据融合,加权平均法,D-S证据理论

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.9.033

## Forest Fire Monitoring Algorithm Based on Wireless Sensor Network Data Fusion

LIU Yong-xing ZHAO Juan-juan CHANG Xiao-min

(College of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

**Abstract** Aiming at the existing problems in the application of wireless sensor networks in forest fire monitoring, we proposed a hierarchical clustering data fusion algorithm. In-cluster sensor node uses the weighted average method to achieve data-level fusion of the raw data, which reduces the redundancy of raw data and the traffic from the in-cluster sensor nodes to the cluster head node. Then, we established a D-S evidence theory based recognition framework in the cluster head node. Through the decision-level fusion of the feedback signal of the cluster members, the recognition accuracy of fire event and robustness of the network are improved. The experimental results show that the algorithm can effectively eliminate redundant data in wireless sensor networks, and it can work correctly in the case that the number of faulty nodes does not exceed 40% of the total number of nodes.

**Keywords** Forest fire monitoring, Wireless sensor network, Data fusion, Weighted average method, D-S evidence theory

## 1 引言

近年来,随着无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)理论不断成熟及其应用实践的不断扩展和深入,其被广泛地应用于森林火灾监测。在监测区域内部署温度、烟雾等多种微型传感器节点,这些传感器节点通过无线通信方式形成一个多跳的自组织的分布式网络系统,能够协作地实时监测、感知、采集网络分布区域内的各种环境或监测对象信息,以此实现对任意时段、任意区域、任意指标的森林全局监控。

然而,WSN是资源受限的网络<sup>[1]</sup>,当WSN规模达到一定程度时,网络中的数据海量冗余,由于数据对射频信道的争夺,网络的传输效率、寿命以及网络数据的准确性大大下降<sup>[2]</sup>。

针对WSN中存在的上述问题,在众多解决方案中,数据融合是一项关键技术,该技术通过整合多个传感器节点采集到的不同时空的数据,从而得到比单个传感器节点更准确、更

符合需求的信息<sup>[3]</sup>。采用数据融合技术不仅能够大大减少WSN中传输的数据量,从而节省网络带宽和能量、延长网络寿命,而且能够有效提高获得信息的准确性和网络的健壮性<sup>[4]</sup>。

本文针对基于WSN的林火监控需求,提出了一种基于多传感器数据融合的林火监控算法。文中首先使用加权平均法(Weighted Average Method, WAM)对传感器采集到的原始数据进行数据级融合处理,去除冗余信息,只将少量有意义的处理结果传输给汇聚节点;然后利用传感器节点间信息互补的特点,使用D-S证据理论对WAM的处理结果进行决策级融合,提高了数据可信度和网络鲁棒性,同时提高了林火监控系统决策的科学性和准确性。

## 2 相关工作研究

经过多年研究,WSN在林火防范中的应用已经取得了很多研究成果。在美国国家科学基金的资助下,加州大学伯克利分校率先将无线传感器网络技术应用在森林火险监测中,

到稿日期:2014-05-29 返修日期:2014-08-19 本受国家自然科学基金(61202163,61373100),山西省自然科学基金(2012011015-1),山西省科技公关项目(20120313032-3)资助。

刘永星(1989-),男,硕士生,主要研究领域为物联网、无线传感器网络,E-mail:yxliu126@126.com;赵涓涓(1975-),女,博士,副教授,CCF会员,主要研究领域为人工智能、图像处理、物联网、无线传感器网络等;常晓敏(1990-),女,硕士生,主要研究领域为物联网。

研制出了 FireBug 森林火险监测预警系统<sup>[5]</sup>；美国华盛顿大学在无线传感器网络中引入了移动代理机制来寻找火源，使得该网络更加灵活<sup>[6]</sup>；加拿大 Calgary 大学将无线通讯技术与火灾预警模型结合起来，开发出了森林火灾实时监测与管理系统，该系统能够分辨 5 米以内的着火点，还能根据烟雾、光照变化等因素实现对火险的监测<sup>[7]</sup>；此外，德国、英国等国家的众多学者也对无线传感器技术在森林火灾监测中的应用进行了研究<sup>[8]</sup>。上述研究大都还处于实验室阶段。近年来，随着无线传感器网络技术的发展，一些学者也研发了一些实用性更强的林火监测预警系统，如 E Zervas<sup>[9]</sup>将基于无线传感器网络的数据融合技术应用在火灾识别中，开发了一个火灾预警系统 (Sensor and Computing Infrastructure Environmental Risks, SCIER)，用于对城乡交界处的森林火险进行识别预警。

许多学者对影响 WSN 应用的因素进行了研究。其中，V. Gupta 等针对 WSN 中节约电池能量和延长网络寿命的问题，对网络拓扑结构的控制方案以及相应的数据融合算法进行了研究<sup>[10]</sup>。Tan Rui 等对影响 WSN 覆盖范围的因素进行了研究，并在此基础上对 WSN 中覆盖范围、网络节点密度以及传感器数据信噪比之间的关系进行了推导<sup>[11]</sup>。J Elson 等提出时间同步是无线传感器网络的重要组成部分，并对 WSN 数据融合过程中节点时间同步的问题进行了研究<sup>[12]</sup>。Fang Jun 等针对资源受限无线传感器网络分布估计问题，对多传感器协作和网络信道分配问题进行了研究，最后得出，先在簇内对原始传感数据进行降维融合处理，然后选择一个或多个可用信道将低维信息传送到融合中心进行处理，这是一种有效的多传感器协作和信道分配策略<sup>[13]</sup>。

在数据融合方面，康健等对现存的多传感器数据融合算法及其优缺点进行了分类和研究<sup>[14]</sup>。Luo Hong 等指出数据融合技术是解决 WSN 资源稀缺性和信息不确定性的关键策略之一，并分别针对 WSN 星型、链型和树型网络拓扑结构提出了相应的数据融合策略，在规定可靠性的条件下可节省 20%~30% 的能量<sup>[15]</sup>。Mohammad Othman Nassar 等针对不同的应用类型，对数据融合框架及其性能提升方法进行了分类研究<sup>[16]</sup>。焦竹青等利用模糊集原理提出了一种基于接近度的多传感器数据融合算法，提升了融合精度<sup>[17]</sup>。宿陆等提出了一种基于 D-S 证据理论的多传感器数据融合算法，来解决多个传感器对同一目标识别时存在的识别冲突问题，同时，通过在算法中引入矩阵分析方法，减少了算法的计算量和计算时间<sup>[18]</sup>。

对于数据融合在 WSN 中的应用方面，EF Nakamura 等对 WSN 数据融合的方法、算法、体系结构以及融合模型进行了研究，并对其在 WSN 中的应用进行了讨论<sup>[19]</sup>。朱大奇等将基于 D-S 证据理论和模糊集合论的多传感器数据融合技术应用在电子电路故障诊断中，消除了故障诊断过程中的不确定性，提高了故障定位的准确率<sup>[20]</sup>。Wang Hai-qun 等将多传感器数据融合技术应用在火灾探测器的设计中，提升了系统的灵敏度，降低了火灾的错报率和误报率<sup>[21]</sup>。

### 3 基于 WSN 的数据融合算法框架

WSN 标准定义了 3 种网络节点：管理节点、汇聚节点和

传感器节点，其中管理节点主要负责网络的建立以及网络的相关配置；汇聚节点主要负责找寻、建立以及修复网络报文的路由信息，并负责转发网络报文；传感器节点具有加入、退出网络的功能，并可以接收和发送网络报文，但不具备路由转发功能。WSN 网络由一个管理节点和一系列的汇聚节点及传感器节点构成，通常，WSN 可组织成以下 3 种网络拓扑形式：星形拓扑、树形拓扑和网状拓扑，在实际应用中，常通过结合以上 3 种网络拓扑结构来组织 WSN。

在 WSN 中，同一空间区域中的节点在逻辑上可以形成簇状结构。图 1 是一个基于簇的 WSN 网络模型，整个网络被组织成若干个簇区域，每个具有路由功能的汇聚节点及其子节点构成一个簇，该汇聚节点为簇头。相关实验表明<sup>[22]</sup>，WSN 中能量的耗费主要有两个方面：计算和通信，两者的能耗比大约为 1:3000。因此，传感节点应注重于本地的数据处理而减少远距离的数据传输，为实现这一目标，经常需要节点之间的协作。以聚簇的方式组织 WSN 网络节点更有利于节点之间的交互和协作，同时使得 WSN 的鲁棒性更强，这对消除 WSN 中海量无效数据、节约网络带宽是至关重要的。

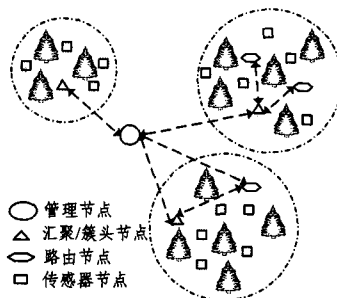


图 1 WSN 网络模型

针对 WSN 的簇状逻辑结构特点，所设计的数据融合算法框架包含两层，如图 2 所示。融合框架的第一层使用加权平均法在簇内传感器节点中实现对原始数据的数据级融合处理。终端节点在网络中是最多的，是网络数据的发源地，也是原始数据的集散地，在簇内终端节点中，通过 WAM 数据融合算法对采集到的温度、烟雾等环境数据进行数据级融合处理，这样就能减少 WSN 感知层的数据量和射频通信次数，对延长网络的生存时间有重要意义。融合得到的火灾事件信号将被传输给簇头节点进行进一步融合处理。

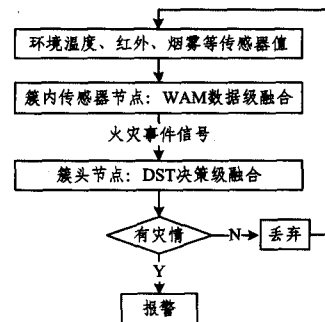


图 2 基于簇结构的数据融合框架

融合框架的第二层使用证据理论 (Dempster-Shafer Theory, DST) 将本簇传感器节点发来的事件信号进行决策级融合。数据冗余不仅存在于簇内的传感器节点中，传感器节点

之间也存在大量冗余数据,而且簇内传感器节点对某一事件的侦测信号往往大部分相同或相近,仅仅在簇头实施数据融合并不能充分利用相邻节点间的数据相关性。同时,传感器的精度以及外部环境等的影响会造成网络节点失效,导致簇内两个传感器节点给出的对某一事件状态的估计有时会有较大偏差,会导致系统具有不确定性。因此在各簇头节点中,采用 DST 来对其管辖区域内各个终端节点发来的事件信号进行决策级融合,通过对事件信号的关联整合进一步减少整个网络的数据量,提高网络的鲁棒性,也能提高信息的精度和可信度。

#### 4 基于 WSN 的数据融合算法的具体实现

##### 4.1 基于 WAM 的第一级数据融合算法的实现

在基于 WSN 的林火预警系统中,众多异质传感器共同监测火灾事件,从而对火灾事件不同的特征参数进行测量。WAM 是按某一原则给每个传感器的测量值分配权重,最后通过加权综合所有传感器的局部估计,得到一个对目标事件的全局最佳估计值。该方法能够及时有效地处理原始监测数据,消除冗余,从而减少网络传送的数据量。该算法兼顾了每个传感器的局部估计,同时结构简单、计算量小且具有较强的鲁棒性,这对资源有限的无线传感器网络来说是至关重要的。

$t$  时刻的加权平均融合结果,即对目标事件的全局最佳估计,可用如下表达式来推断:

$$X^*(t) = X(t)W(t) = \sum_{i=1}^N x_i(t)w_i(t) \quad (1)$$

其中, $X^*(t)$  为 WAM 在  $t$  时刻的加权平均融合结果, $X(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t))$  为在  $t$  时刻由  $N$  个传感器的测量值组成的输入信号向量; $W(t) = (w_1(t), w_2(t), \dots, w_N(t))$  为  $t$  时刻 WAM 的权系数向量,它表示各个传感器测量值的相对重要程度。

如何分配权值是 WAM 设计的一个关键问题,这里主要考虑 4 个影响因素:1)传感器节点能量和计算能力有限,所以权值计算应简单有效;2)为保证算法的实时性,只能实时地根据监测数据来计算权值;3)传感器测量值越偏离正常值,权值应越大,反之权值应越小;4)算法应具有较小的探测时延,即火灾发生后,算法首次探测到火灾事件的滞后时间应尽量短。根据以上 4 条原则,采用基于欧氏距离的权值确定方法。首先,根据正常情况下各传感器的测量数据,确定正常情况下各传感器数据的高斯概率分布,然后计算传感器数据的函数值与高斯函数峰值之间的欧氏距离,最后取归一化后的欧氏距离作为 WAM 的自适应权系数。需要注意的是,各传感器对于火灾事件的测量值可能会有很大差异,因此计算之前需要对原始传感器数据进行预处理,最常用的是进行归一化处理,比如可用各传感器在某段时间的最大测量值或各传感器的量程来进行归一化处理,即:

$$x_i(t) = \frac{x_i^o(t)}{\max(x_i(t))} \text{ 或 } x_i(t) = \frac{x_i^o(t)}{L(S_i)}$$

其中, $x_i^o(t)$  为第  $i$  个传感器的原始测量值, $\max(x_i(t))$  为第  $i$  个传感器在某段时间内的最大测量值, $L(S_i)$  为第  $i$  个传感器的量程,本文使用最大测量值进行归一化处理。

##### 1) 高斯函数

高斯分布具有极其广泛的实际背景,生产与科学实验中很多随机变量都可以近似地用正态函数来描述。这里传感器

值  $x_i(t)$  可以看成是一个服从高斯分布的随机变量,记作  $x_i(t) \sim N(\mu, \sigma^2)$ ,其高斯函数为:

$$f(x_i(t); \mu_i, \sigma_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{(x_i(t) - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (2)$$

其中, $\mu_i = \sum_{t=1}^K x_i(t)/K$ ,  $\sigma_i^2 = \sum_{t=1}^K (x_i(t) - \mu_i)^2 / K$ 。

##### 2) 权系数设定

可以将火灾的发生看成一个小概率事件。正常情况下传感器的监测值  $x_i(t)$  是在  $\mu_i$  附近小范围内波动,当火灾发生时  $x_i(t)$  逐渐偏离  $\mu_i$ ,根据正态函数的特性, $f(x_i(t))$  与  $f(\mu_i)$  之间的欧氏距离逐渐增大,因此根据  $f(x_i(t))$  与  $x_i(t)$  之间的欧氏距离来设置  $t$  时刻时 WAM 的权系数,它们之间的欧氏距离为:

$$l_i(t) = \sqrt{(f(x_i(t)) - f(\mu_i))^2} \quad (3)$$

根据欧氏距离,自适应地计算 WAM 的权系数:

$$w_i(t) = l_i(t) \sum_{i=1}^N l_i(t)^{-1} \quad (4)$$

$w_i(t)$  满足:  $\sum_{i=1}^N w_i(t) = 1$ 。可以看出,  $x_i(t)$  越偏离正常值,对应传感器的权值就越大,表示发生火灾的可能性越大。

##### 4.2 基于 DST 的第二级数据融合算法

第二级数据融合的目的旨在对第一级的融合结果进行进一步融合处理,从而使决策更加准确、全面,同时进一步减少网络冗余数据。DST<sup>[23]</sup> 给出了多源信息的组合规则,可以用来融合来自多传感器的基本信度分配,从而得到一个最终的信度分配作为输出,即有火和无火的概率组合。为了更好地描述本节算法,首先介绍 3 个与 DST 相关的概念。

##### 4.2.1 证据理论

**定义 1(识别框架(Frame of Discernment, FOD))** 设有一判决问题,对于该问题我们所能认识到的所有可能的集合用  $\Theta$  表示,称  $\Theta$  为识别框架。显然,我们所关心的任一命题都对应于  $\Theta$  的一个子集。

**定义 2(基本概率分配(Basic Probability Assignment, BPA))** 在识别框架  $\Theta$  上,如果集函数  $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$  ( $2^\Theta$  为  $\Theta$  的幂集)满足:1)  $m(\emptyset) = 0$ ; 2)  $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$ , 则称  $m$  为识别框架  $\Theta$  上的基本概率分配,称为 *mass* 函数; $m(A)$  表示对事件  $A$  的精确信任度,表示了对  $A$  直接支持。

**定义 3(Dempster 合成规则)** 对于  $\forall A \subseteq \Theta$ ,  $\Theta$  上的两个 *mass* 函数  $m_1, m_2$  的 Dempster 合成规则为:

$$m_1 \oplus m_2(A) = \frac{1}{K} \sum_{B \cap C = A} m_1(B) \cdot m_2(C) \quad (5)$$

其中,  $A \neq \emptyset$ ,  $K$  为归一化因子,  $K = \sum_{B \cap C \neq \emptyset} m_1(B) \cdot m_2(C)$ 。对于  $\forall A \subseteq \Theta$ ,  $\Theta$  上的  $n$  个 *mass* 函数  $m_1, m_2, \dots, m_n$  的 Dempster 一般化合成规则为:

$$(m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n)(A) = \frac{1}{K_n} \sum_{\cap_i A_i = A} m_1(A_1) m_2(A_2) \dots m_n(A_n) \quad (6)$$

其中,  $A \neq \emptyset$ ,  $K_n = \frac{1}{K_n} \sum_{\cap_i A_i \neq \emptyset} m_1(A_1) m_2(A_2) \dots m_n(A_n)$ 。

##### 4.2.2 基于 DST 的数据融合算法

一个基本概率分配以及相应的识别框架,称为一个证据体。簇内的每个传感器节点相当于一个证据体,而在簇头节点通过 DST 进行决策级数据融合的实质就是在同一个识别框架下,利用 Dempster 合成规则将多个证据体合并成一个新的

的证据体,即将不同证据体的基本概率分配合并产生一个总体基本概率分配,表示火灾发生和不发生的概率。簇内各传感器节点在  $t$  时刻对火灾(用  $E$  表示)的 BPA 记为  $m_i^t(E) = (m_i^t(e), m_i^t(ne))$ ,其中  $m_i^t(e)$  为火灾发生的概率,  $m_i^t(ne)$  为火灾不发生的概率,本文认为当  $m_i^t(e) > m_i^t(ne)$  即  $m_i^t(e) > 0.5$  时,火灾发生。

对某火灾事件  $E$  的 BPA 可通过多种方式转化得到,例如可用正常无火情况下 WAM 的融合上限  $\sup(X^*(t))$  (可每隔一段时间比如 2h 更新一次  $\sup(X^*(t))$ ) 和 WAM 在  $t$  时刻的融合值  $X^*(t)$  得到:

$$m_i^t(e) = \frac{X^*(t)}{\sup(X^*(t)) + X^*(t)}, m_i^t(ne) = 1 - m_i^t(e)$$

也可用一个递增函数  $g(X^*(t))$  将  $X^*(t)$  映射到  $[0, 1]$ , 其中  $m_i^t(e) = g(X^*(t))$ ,  $m_i^t(ne) = 1 - g(X^*(t))$ 。

记  $m_1^t(E), m_2^t(E), \dots, m_m^t(E)$  为  $m$  个簇内传感器节点在  $t$  时刻对火灾事件  $E$  的基本概率分配,经过 Dempster 合成规则对  $m$  个 BPA 进行概率合成后得到  $t$  时刻火灾事件的联合基本概率分配,记为  $m^t(E)$ 。在融合过程中,如果将  $m$  个 BPA 同步进行证据组合得到  $m^t(E)$ ,会存在数据量大、计算复杂的缺点。此时可用两个证据逐步融合的方法递推得到  $m^t(E)$ ,两者是等效的。

## 5 实验

### 5.1 实验环境及数据采集

本文用闭室火灾实验模拟了 WSN 在林火防范中的应用环境,通过对环境温度、红外以及烟雾数据的采集和融合,来对本文算法的性能进行测试。所部署的 WSN 有 7 个节点:1 个管理节点、1 个簇头节点和 5 个传感器节点。WSN 网络节点由以下几部分组成:智能主板、无线通信模块、传感及控制模块、电源模块。具体结构如图 3 所示。

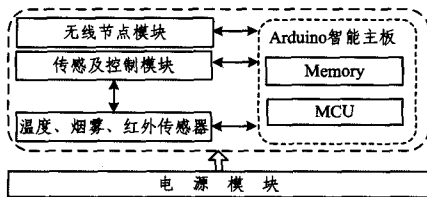


图 3 无线节点硬件结构

其中,智能主板采用 Arduino UNO,作为节点模块的控制中心,其主要作用是控制数据的采集和处理节点之间的通信,同时实现无线节点模块与传感及控制模块的连接和配电;无线通信模块使用 DIGI 的 XBee S2,这种模块能兼容多种无线协议,比如 ZigBee、蓝牙、3G 等,本实验使用基于 IEEE 802.15.4 的 ZigBee 无线通信协议进行节点组网;传感及控制模块主要负责传感器的接入控制,本实验使用温度、烟雾、红外 3 种传感器来对火灾环境进行监测,选用 SHT75 作为温度传感器,选用 MQ-2 作为烟雾传感器,选用远红外火焰传感器作为红外传感器;电源模块主要由单节锂电池、电源保护电路、电池监测芯片及相关外围电路组成,为传感器节点提供稳定的能量供应。

节点上电后,由管理节点将传感器节点组织成簇状网络拓扑结构,所构建的 WSN 由 1 个管理节点、1 个簇头节点和 5 个传感器节点组成。在闭室环境中,通过燃烧木材来模拟

火灾的发生,整个实验持续了 15min,控制木材从第 5 分钟开始燃烧,以此表示火灾的发生。在整个实验过程中,传感器节点不断地对闭室环境的温度、红外以及烟雾数据进行采集,并将采集到的数据作为本文算法的测试数据集,采样频率为 1/3 Hz,也就是说,在整个数据采集过程中,既采集到了无火数据集,也采集到了有火数据集,两个数据集大小分别为 100 和 200。把第  $i$  个传感器节点采集到的温度、红外、烟雾数据分别记为  $x_1, x_2$  和  $x_3$ ,则在  $t$  时刻 WAM 的输入信号向量  $X(t) = (x_1(t), x_2(t), x_3(t))$ 。

### 5.2 结果分析

本节首先讨论了 WAM 和 DST 的融合性能,然后对提出算法在减少整个 WSN 数据冗余性方面的作用进行了分析,整个分析过程是基于 MATLAB 平台的。

#### 5.2.1 WAM 性能分析

随机选取某传感器节点采集到的数据集,这里选择节点 1 采集的数据集。根据归一化后的各传感器数据,分别计算得到红外、温度、烟雾 3 种传感器的高斯分布参数  $(\mu_i, \sigma_i, f(\mu_i))$  为  $(0.123, 4.389E-4, 19.054)$ ,  $(0.131, 5.572E-4, 16.900)$ ,  $(0.051, 2.424E-4, 25.623)$ ,根据式(3)和式(4)计算得到 WAM 的融合权系数。根据式(1),经 WAM 对数据集进行第一级数据级融合处理后,节点 1 得到的融合结果如图 4(a)所示;根据融合结果,计算得到的对火灾事件的 BPA 如图 4(b)所示。从图 4(b)可以看出,从样本点 104 开始,也就是实验开始 5min12s 后,  $m_i^{104}(fire) > 0.5$ ,表明此时发生了火灾,火灾探测时延为 12s;从样本点 110 开始,得到的火灾概率变稳定。同理得到了其它传感器节点的融合结果和对火灾事件的 BPA,火灾探测时延分别为 9s、12s、15s、12s。

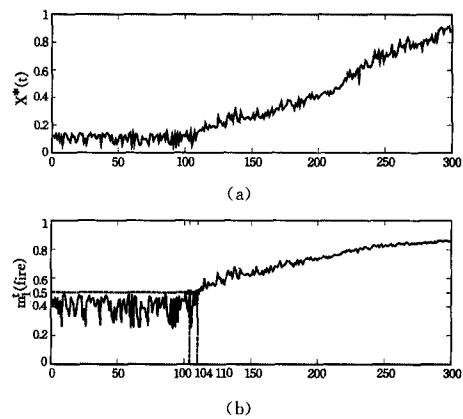


图 4 WAM 融合结果

为了进一步分析本文算法的实时性、稳定性和计算复杂度,在同一数据集上,使用焦竹青<sup>[18]</sup>和 Wang Hai-qun<sup>[21]</sup>提出的算法进行了融合实验。焦竹青在数据融合中引入了模糊集理论中的接近度函数,首先构建各传感器测量值的接近度矩阵,然后据此合理分配各传感器测量值在融合过程中所占的权重,从而得到多传感器对某一特性指标的融合估计。Wang Hai-qun 针对传统单一传感器火灾监测中火灾误报、漏报率高的问题,提出了使用基于 BP 神经网络的多传感器数据融合技术来设计火灾探测器,其特点是算法自动化程度较高。实验结果如图 5 所示。图 5(a)和图 5(b)分别是经焦竹青和 Wang Hai-qun 的算法融合后得到的火灾事件的 BPA,可以看出,焦竹青的算法在 104s 开始探测到火灾,117s 开始变得稳

定;Wang Hai-qun 的算法从 111s 开始得到稳定的火灾信号,但在无火情况下存在误报,算法稳定性较差,而本文所提算法兼顾了实时性和稳定性。在计算复杂度方面,焦竹青的算法处理完整个数据集耗时 220ms,究其原因主要是该算法涉及到矩阵运算,这对资源有限的传感器网络节点来说是难以接受的;Wang Hai-qun 的算法耗时较长,大约为 9250ms,同时,该算法有时存在神经网络训练无法收敛的问题;本文算法耗时 22ms,计算复杂度最低,这对于计算能力、能量有限的传感器节点来说具有重要意义。

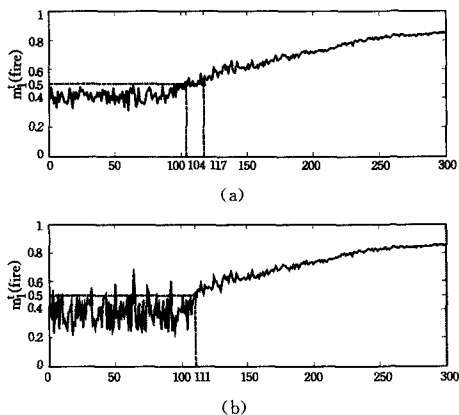


图5 焦竹青和 Wang Hai-qun 算法融合实验结果

### 5.2.2 DST 容错性分析

图 6 为 DST 容错性测试的结果。其中,图 6(a)为 5 个簇内传感器节点对事件 *fire* 的 BPA 经过 Dempster 合成规则得到的  $m^i(\text{fire})$ ,实验期间记录了整个 DST 融合过程的耗费代价(以时间为衡量标准),在 5.46ms 到 6.75ms 之间,平均计算时间为 6.03ms,并不会对算法的时效性产生很大影响,是可以接受的。从图 6(a)可以看出从第 104 个样本点开始  $m^i(\text{fire}) > 0.5$ ,算法有效探测到了火灾。从图 6(b)可以看出,算法具有较强的容错性。随着失效节点的增多,算法得到的对火灾的支持概率  $m^i(\text{fire})$  呈下降趋势,但仍然能够有效探测到火灾事件,算法可容忍最多两个失效节点,占到总节点数的 2/5;当失效节点增加到 3 个时,  $m^i(\text{fire}) < 0.5$ ,表明算法没有有效探测到火灾。

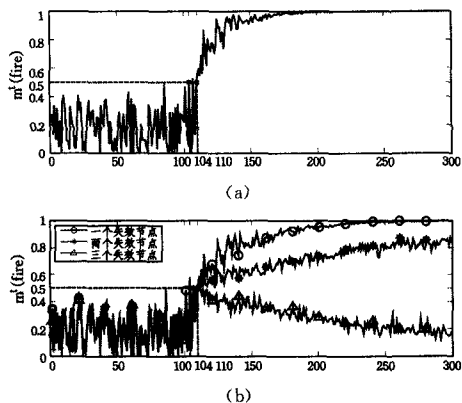


图6 DST 容错性测试结果

最后,对本算法能否有效减少网络数据传输量进行分析,分别用一个 float 类型变量表示各传感器测量值,也即本实验中温度、烟雾、红外传感器探测到的环境数据值各占 4 字节。当传感器节点和簇头节点都不搭载数据融合算法时,网络传输的总数据量为 120 字节,也就是原始数据总量;当在传感器

节点中使用 WAM 进行第一级数据融合,而簇头节点不使用 DST 进行第二级数据融合时,网络传输的数据总量大幅减少为 40 字节,减少的冗余数据总量占到原始数据总量的 2/3;当同时在传感器节点和簇头节点中搭载相应的数据融合算法时,网络传输的数据总量进一步减少为 24 字节,减少的冗余数据总量占到原始数据总量的 4/5。因此,本算法在减少 WSN 数据冗余方面具有显著作用。

上述实验表明,本文算法能够有效消除 WSN 中的冗余数据,大大降低网络通信量,减少能量消耗,延长网络寿命;同时本算法有效提升了网络的鲁棒性,提高了决策的可靠性。

**结束语** 本文详细分析了林火监控的应用需求,针对无线传感器网络能量和带宽有限等特点,提出了一种基于 WAM 和 DST 的多层次数据融合算法。该算法能够对采集到的森林环境信息进行互补优化,有效消除了多源传感器间的冗余数据,减少了整个网络中不必要的通信开销,增强了信息的准确性和网络的鲁棒性;另外,该算法与应用类型基本无关,只要根据特定应用的 WSN 拓扑结构,在相应节点搭载相应算法就能工作,具有较强的通用性。同时,未来将对数据融合技术如何与 WSN 的多个协议层相结合进行研究,比如在网络层和应用层嵌入数据融合算法等。

### 参考文献

- [1] 唐勇,周明天,张欣. 无线传感器网络路由协议研究进展[J]. 软件学报,2006,17(3):410-421  
Tang Yong, Zhou Ming-tian, Zhang Xin. Overview of Routing Protocols in Wireless Sensor Networks[J]. Journal of Software, 2006,17(3):410-421
- [2] Lu Chen-yang, Blum B M, Abdelzaher T F, et al. RAP: A Real-Time Communication Architecture for Large-Scale Wireless Sensor Networks[C]//Proceedings of Real-Time and Embedded Technology and Applications Symposium, 2002. Eighth IEEE, 2002:55-66
- [3] 王沁,李翀,万亚东,等. 实时管理约束下节点级低功耗数据融合技术[J]. 通信学报,2008,29(11):220-226  
Wang Qin, Li Chong, Wan Ya-dong, et al. Low power data fusion for sensor node constrained by real time management in WSN[J]. Journal of Communications, 2008,29(11):220-226
- [4] Gupta V, Pandey R. Data fusion and topology control in wireless sensor networks[J]. Wseas Transactions on Signal Processing, 2007,4(4):150-172
- [5] Chen M M, Majidi C, Doolin D M, et al. Design and Construction of a Wildfire Instrumentation System Using Networked Sensors [J/OL]. <http://firebug.sourceforge.net>
- [6] Fok C-L, Roman G, Lu Chen-yang. Mobile agent middleware for sensor networks: An application case study[C]// Fourth International Symposium on Information Processing in Sensor Networks, 2005 (IPSN 2005). IEEE, 2005:382-387
- [7] Trevis L, El-Sheimy N. The Development of a Real-Time Forest Fire Monitoring and management System[C]// Proceedings of the 20th Congress of International Society for Photogrammetry and Remote Sensing. 2004:1-6
- [8] Chen M M, Majidi C, Doolin D M, et al. Design and construction of a wildfire instrumentation system using networked sensors [OL]. <http://firebug.sourceforge.net/publication.php>
- [9] Zervas E, Mpimpoudis A, Anagnostopoulos C, et al. Multisensor

- data fusion for fire detection[J]. *Information Fusion*, 2011, 12(3):150-159
- [10] Gupta V, Pandey R. Data fusion and topology control in wireless sensor networks[C]//5th International Conference on Applied Electromagnetics, Wireless and Optical Communications, Puerto de la Cruz, SPAIN, 2007:135-140
- [11] Tan Rui, Xing Guo-liang, Liu Ben-yuan, et al. Exploiting Data Fusion to Improve the Coverage of Wireless Sensor Networks[J]. *IEEE-ACM Transactions on Networking*, 2012, 20(2):157-168
- [12] Elson J, Römer K. Wireless sensor networks: A new regime for time synchronization[C]//Proceedings of the 1st Workshop on Hot Topics in Networks(HotNets-1). Princeton Univ, Princeton, 2003, 33(1):149-154
- [13] Fang Jun, Li Hong-bin. Power Constrained Distributed Estimation with Cluster-Based Sensor Collaboration[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2009, 8(7):3822-3832
- [14] 康健, 左宪章, 唐力伟, 等. 无线传感器网络数据融合技术[J]. *计算机科学*, 2010, 37(4):31-35  
Kang Jian, Zuo Xian-zhang, Tang Li-wei, et al. Survey on Data Aggregation of Wireless Sensor Networks[J]. *Computer Science*, 2010, 37(4):31-35
- [15] Luo Hong, Tao Hui-xiang, Ma Hua-dong, et al. Data fusion with desired reliability in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2011, 22(3):501-513
- [16] Nassar M O, Kanaan G, Awad H A H. Framework for Analysis and Improvement of Data-fusion Algorithms[C]//2010 The 2nd IEEE International Conference on Information Management and Engineering (ICIME). 2010:379-382
- [17] 焦竹青, 熊伟丽, 张林, 等. 基于接近度的多传感器数据融合方法研究[J]. *压电与声光*, 2009, 31(5):771-774  
Jiao Zhu-qing, Xiong Wei-li, Zhang Lin, et al. Study on Multi-sensor Data Fusion Based on Approach Degree[J]. *Piezoelectrics & Acoustooptics*, 2009, 31(5):771-774
- [18] 宿陆, 李全龙, 徐晓飞, 等. 基于 D-S 证据理论的传感器网络数据融合算法[J]. *小型微型计算机系统*, 2006, 27(7):1321-1325  
Su Lu, Li Quan-long, Xu Xiao-fei, et al. Data Fusion Algorithm for Sensor Network Based on D-S Evidence Theory[J]. *Mini-Micro Systems*, 2006, 27(7):1321-1325
- [19] Nakamura E F, Loureiro A A F, Frery A C. Information fusion for wireless sensor networks: Methods, models, and classifications[J]. *ACM Computing Surveys*, 2007, 39(3):9
- [20] 朱大奇, 于盛林. 基于 D-S 证据理论的数据融合算法及其在电路故障诊断中的应用[J]. *电子学报*, 2002, 30(2):153-155  
Zhu Da-qi, Yu Sheng-lin. Data Fusion Algorithm Based on D-S Evidential Theory and Its Application for Circuit Fault Diagnosis[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2002, 30(2):153-155
- [21] Wang H, Zhang Y, Meng L, et al. The research of fire detector based on information fusion technology[C]//2011 International Conference on Electronic and Mechanical Engineering and Information Technology (EMEIT). IEEE, 2011:3678-3681
- [22] Ghiasi S, Srivastava A, Yang Xiao-jian, et al. Optimal Energy Aware Clustering in Sensor Networks[J]. *Sensors*, 2002, 2(7):258-269
- [23] Beynon M, Curry B, Morgan P. The Dempster-Shafer theory of evidence: an alternative approach to multicriteria decision modeling[J]. *Omega*, 2000, 28(1):37-50

(上接第 153 页)

- [7] Richter Y, Yom-Tov E, Slonim N. Predicting Customer Churn in Mobile Networks through Analysis of Social Groups[C]//Proc. of SDM. Columbus, USA, Apr. 2010:732-741
- [8] Anagnostopoulos A, Kumar R, Mahdian M. Influence and correlation in social networks[C]//Proc. of the 14th ACM SIGKDD Int'l Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Las Vegas, USA, Aug. 2008:7-15
- [9] Crandall D, Cosley D, Huttenlocher D, et al. Feedback effects between similarity and social influence in online communities [C]//Proc. of the 14th ACM SIGKDD Int'l Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Las Vegas, USA, Aug. 2008:160-168
- [10] Backstrom L, Huttenlocher D, Kleinberg J, et al. Group formation in large social networks: membership, growth, and evolution [C]//Proc. of the 12th ACM SIGKDD Int'l Conference on Knowledge discovery and data mining. Philadelphia, USA, Aug. 2006:44-54
- [11] Benevenuto F, Rodrigues T, Cha M, et al. Characterizing user behavior in online social networks[C]//Proc. of the 9th ACM SIGCOMM Conference on Internet Measurement. Chicago, USA. 2009:49-62
- [12] Schneider F, Feldmann A, Krishnamurthy B, et al. Understanding online social network usage from a network perspective[C]//Proc. of the 9th ACM SIGCOMM Conference on Internet Measurement Conference. Chicago, USA, Nov. 2009:36-48
- [13] Mislove A, Marcon M, Gummadi K, et al. Measurement and analysis of online social networks[C]//Proc. of the 7th ACM SIGCOMM Conference on Internet Measurement. San Diego, USA, Oct. 2007:29-42
- [14] Freyne J, Berkovsky S, Daly E M, et al. Social networking feeds: recommending items of interest[C]//Proc. of the Fourth ACM Conference on Recommender Systems. Barcelona, Spain, Sept. 2010:277-280
- [15] Soh P H, Lin Y C, Chen M S. Recommendation for online social feeds by exploiting user response behavior[C]//Proc. of the 22nd International Conference on World Wide Web Companion. Rio De Janeiro, Brazil, May 2013:189-198
- [16] Jiang J, Wilson C, Wang X, et al. Understanding latent interactions in online social networks[J]. *ACM Transactions on the Web (TWEB)*, 2013, 7(4):1-39
- [17] Hu H B, Han D Y. Empirical analysis of individual popularity and activity on an online music service system[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2008, 387(23):5916-5921
- [18] Clauset A, Shalizi C R, Newman M E. Power-law distributions in empirical data[J]. *SIAM review*, 2009, 51(4):661-703
- [19] Wikipedia. Diversity index[OL]. [http://en.wikipedia.org/wiki/Diversity\\_index](http://en.wikipedia.org/wiki/Diversity_index)