

文章编号:1004-9037(2014)06-0000-00

# 基于无线传感器网络的大型场所火情检测与定位算法

李正周 缪鹏飞 刘 勇 方朝阳 唐 岚

(重庆大学通信工程学院,重庆,400044)

**摘要:**针对商场等大型场所火灾监控存在的火情态势估计不明、监控节点孤立、预警准确率低、火源定位不准确等问题,提出一种基于无线传感器网络的大型场所火灾检测与定位算法。采用人工神经网络对火灾检测节点数据进行学习训练和火情估计,并经过模糊推理决策,给出火灾报警信息。利用受限空间烟雾扩散模型、气体温度扩散模型实现火源定位,并准确估计火情,以提供消防人员灭火决策。从单节点神经网络火灾报警仿真实验得出单节点火灾检测概率较高,同时从多节点火情定位实验得出,火情的覆盖范围描绘准确,火源定位精度较好。理论分析和实验结果表明火灾检测和定位算法是可行的。

**关键词:**火灾检测;火源定位;无线传感器网络;神经网络

中图分类号:TN99

文献标志码:A

## Fire Detection and Position Algorithm for Large Room Based on Wireless Sensor Network

Li Zhengzhou, Miao Pengfei, Liu Yong, Fang Chaoyang, Tang Lan

(College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing, 400044, China)

**Abstract:** To solve the low accuracy of fire situation assessment, fire alarm and fire source localization during fire detection in the larger room for the regular fire monitoring system due to fire monitoring node isolation, a fire detection and localization algorithm for the large place based on wireless sensor network is proposed. The artificial neural network is firstly trained by fire data from the wireless sensor node, and the artificial neural network with fuzzy decision is then used to estimate and decide the fire situation. The limited space smoke diffusion model and gas temperature diffusion model are applied to locate fire source and measure the coverage of fire, and it is possible to assess fire situation more accurately in large room. It can provide more information for firefighters to take measures to extinguish fire. The simulation results show that not only single node fire alarm based on neural network has high fire alarm probability but also total fire detect wireless sensor network has high accuracy about fire situation assessment and high accuracy about fire source localization. Theory analysis and experimental results show that the fire detection and localization algorithm is feasible.

**Key words:** fire detection; fire source localization; wireless sensor network; neural network

## 引 言

人们日常活动未及时关闭燃气设备、大功率电力设备就可能引发火灾,而大型场所人员密集的地方发生火灾往往造成较大的人员伤亡和财产损失。商场等大型场所火灾的发生既具有随机性和突发性,

又具有一定的规律。火灾通常伴随着温度、烟雾浓度、一氧化碳浓度、火焰强度等参数变化<sup>[1]</sup>,因此集成温度传感器、烟雾浓度传感器等多传感器终端则成为火灾探测的主要形式。单个多传感器火灾检测终端适合于家庭、办公室等小场所火灾监控,但对于大型场所却存在缺陷:首先,单个或少数孤立的探测节点难以覆盖大面积检测范围<sup>[2]</sup>;其

次,火灾信息参量具有时变性,很难用单一的数学模型进行精确描述,适应能力较差<sup>[3]</sup>;第三,大信息量、复杂算法的融合处理往往对处理器要求较高,传统火灾探测节点通常选用单片机等低速芯片,难以胜任复杂的火灾判决算法;最后,在消防人员灭火决策时往往是人为主观估计火源位置、火情等,其不准确性可能导致救援决策迟缓,错失最佳救援时机。

基于此,本文提出了一种基于无线传感器网络(Wireless sensor network, WSN)的大型场所火灾监控系统,用多节点多参数神经网络来综合检测大型场所的火情,采用 ZigBee 无线传感器网络<sup>[4]</sup>组建火灾信息采集网络,利用 ARM 高速嵌入式系统实现基于神经网络的火灾实时运算和决策、火源定位和火情估计与预测。实验结果表明,基于神经网络的火灾检测算法能提高火灾检测概率和火灾决策判决的适应能力,能更为准确地定位火源和估计火情,降低火灾损失。

## 1 大型场所无线火灾探测网络拓扑结构

针对单一节点存在覆盖范围小、易受单节点扰动且鲁棒性不强等缺点,本文采用 WSN 多节点监控火灾<sup>[5]</sup>,不仅可以扩大监控范围,而且可以第一时间确定大型场所总体火情大小,同时还可以防止单一节点因人为的误操作导致报警等等,降低了虚警率,提高了预警准确率。

如图 1 所示为大型场所无线火灾探测网络节点拓扑结构图,考虑一个  $D \times D$  的大型场所,每  $d$  放置一个火灾监测节点,每  $S \times S$  面积的子网络设置簇头节点。簇头节点通过 ZigBee 网络短地址识别所属于网节点,融合子网数据,再将数据汇总发送至中继节点;中继节点再将各子网数据发送至数据融合中心进行火源定位和火情范围确定,从而评估大型场所火源位置和火情大小,以提供消防决策<sup>[6]</sup>。

## 2 基于神经网络和模糊决策的单节点多参数火灾检测算法

大型场所火灾发生既具有随机性又具有确定性,随机性是指火灾发生的时间、火情的大小以及火源位置无法预知;确定性是指火灾发生时火灾信息参量总会按照一定的变化规律变化,表现为温度上升、烟雾浓度加大等等。如果能够实时地检测并

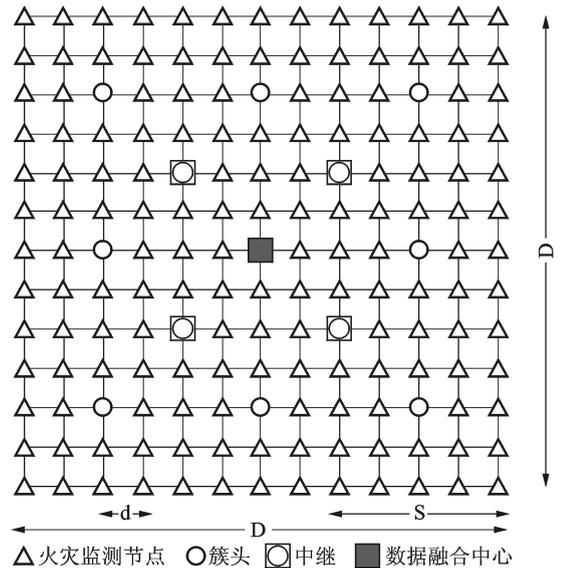


图 1 大型场所火灾监控网络拓扑图

Fig. 1 Large place fire monitoring network topology

融合火灾信息参量,推理描述火灾参量变化过程,并给出分析结果,那么火灾的误报率会大大降低。然而,由于实际的测量环境的时变性,测量结果也可能存在背景噪声、测量误差等等影响判决,因此判决系统应该要能够智能地应对各种环境参数,从而降低虚警概率。神经网络因其在不精确信息参量的智能处理中的优势,使得其应用于火灾监控系统也是合理的。

本文采用 BP(Back Propagation)神经网络<sup>[7]</sup>,它分为 3 层,第 1 层为输入层,即由传感器数据输入源节点组成,第 2 层为隐层,第 3 层为输出层,如图 2 所示,其中  $I_1, I_2, I_3$  分别为温度、烟雾和一氧化碳传感器数据经过低通滤波处理,再归一化至  $[0, 1]$  范围内的数值。输出向量  $O_1, O_2, O_3$  分别为明火概率、阴燃火概率和无火概率,取值范围同样为  $[0, 1]$ ,根据经验和仿真效果选择 5 个隐层节点<sup>[8]</sup>。采用 BP 网络学习算法,通过调整权值系数使得神经网络的总均方差最小,其中输入层和隐层之间的权值系数为  $w_{ij}$ ,隐层和输出层之间的权值系数为  $v_{jk}$ 。

在图 2 中,当输入  $I_i$  时,隐含层第  $j$  个节点的加权输入为

$$T_1(j) = \sum_{i=1}^n w_{ij} I_i \quad (i=1, 2, 3) \quad (1)$$

隐层激活函数采用连续可微的双曲正切 S 型函数即

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (2)$$

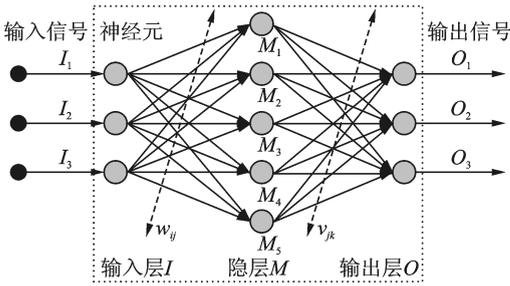


图 2 BP 神经网络模型

Fig.2 The BP neural network model

将  $T(j)$  代入激活函数可得隐层的输出值为

$$M_j = \frac{1}{1 + \exp(-T_1(j) + \theta_1)} \quad (j = 1, 2, \dots, 5) \quad (3)$$

同样地,输出层的加权输入为

$$T_2(k) = \sum_{j=1}^n v_{jk} M_j \quad (j = 1, 2, \dots, 5) \quad (4)$$

因此,输出层的判决输出同样采用 S 型函数,结果为

$$O_k = \frac{1}{1 + \exp(-T_2(k) + \theta_2)} \quad (k = 1, 2, 3) \quad (5)$$

式中:  $\theta_1, \theta_2$  为阈值,在梯度下降学习算法中不断地被修正,使得神经网络总均方差最小。

鉴于实际得到的火灾数据较少,不能代表所有火情,加上神经网络泛化能力有限,仅仅采用神经网络的输出作为判决火灾的依据有一定的局限性。因此,本研究提出在神经网络的输出后加入(IF-THEN)模糊推理<sup>[9]</sup>决策层进行火灾预警判决,得出最终的火灾判决结果,若无法判断,则延时  $t$  秒后重新采集数据进行再次判断有无火灾发生。

将神经网络的输出变量明火概率  $P_1$ 、阴燃火概率  $P_2$ 、无火概率  $P_3$  作为模糊逻辑判决的输入,模糊推理决策层判决规则如下:

IF  $P_1 \geq TH_1$ , THEN 发生明火火灾;

IF  $P_1 < TH_1$  and  $P_2 \geq TH_2$  THEN 发生阴燃火灾;

IF  $P_1 < TH_1$  and  $P_2 < TH_2$  and  $P_3 \geq TH_3$  THEN 没有发生火灾;

IF  $P_1 < TH_1$  and  $P_2 < TH_2$  and  $P_3 < TH_3$  THEN 延时  $t$  秒重新判定。

### 3 火情确定和火源定位

#### 3.1 火情范围确定

如前所述,利用图 1 所示的大型场所 WSN 网

络中各个节点的传感器数值可以描绘出大型场所全局火灾概率、阴燃火概率和无火概率,通过判断相邻已报警节点的数量及位置,从而进一步确定当前火灾的覆盖范围及火情,有利于消防人员第一时间做出最准确的灭火决策,降低火灾引起的生命财产损失。

#### 3.2 基于烟雾扩散模型的火源定位

在火灾发生的初期,由于可燃物的不完全燃烧,使得火势不强而浓烟滚滚,火灾处于阴燃状态,而环境的温度还未完全上升,此时用烟雾扩散模型来确定火源位置可以在第一时间给出报警信息和火源位置<sup>[10]</sup>。受限空间的烟雾扩散在静风状态下存在一定的规律性,其扩散模型如图 3 所示,在火源位置烟雾浓度较高,并随着距离火源位置的增加而单调减少,因此可以得出节点-火源间的距离差  $\Delta r$  与烟雾浓度差  $\Delta p$  的关系  $\Delta r = \Delta p / v$ 。

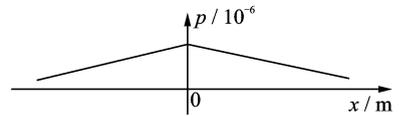


图 3 火灾气体扩散模型

Fig.3 Fire gas diffusion model

本文以图 4 所示的环境为例阐述火源定位算法。房间内安放有 4 个智能传感器节点,其中节点 1、3 放置在靠外侧面的内壁上,节点 2 放置在天花板上,节点 4 放置在 Y-Z 面上,火源置于地板上,依据烟雾扩散模型,设烟雾扩散的速度为  $v(10^{-6}/m)$ ,簇头在同一时刻选择有效的监测节点如 1~4 号节点检测到的烟雾数据  $p_i$ ,且设这一时刻火源的烟雾浓度为  $p_0$ (由网络中此时烟雾浓度最大的 3 个节点计算得出),并计算出节点到火源的距离为  $r_i = (p_0 - p_i) / v$ 。

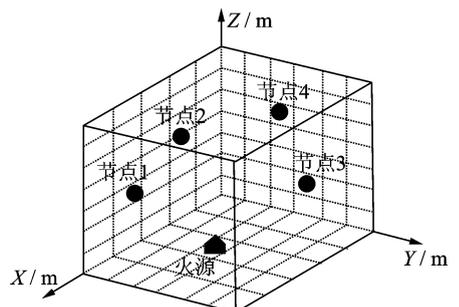


图 4 室内火源定位模型

Fig.4 Indoor fire source location model

采用 3 边定位方法,由于参考节点的坐标已知,设参考节点 1~4 的坐标分别为  $(x_1, y_1, z_1)$ ,  $(x_2, y_2, z_2)$ ,  $(x_3, y_3, z_3)$ ,  $(x_4, y_4, z_4)$ , 火源的位置为  $(x, y, z)$ , 依据节点坐标及火源的距离,有

$$\begin{cases} (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2 + (z-z_1)^2 = r_1^2 = ((p_0 - p_1)/v)^2 \\ (x-x_2)^2 + (y-y_2)^2 + (z-z_2)^2 = r_2^2 = ((p_0 - p_2)/v)^2 \\ (x-x_3)^2 + (y-y_3)^2 + (z-z_3)^2 = r_3^2 = ((p_0 - p_3)/v)^2 \\ (x-x_4)^2 + (y-y_4)^2 + (z-z_4)^2 = r_4^2 = ((p_0 - p_4)/v)^2 \end{cases} \quad (6)$$

由式(6)可解得火源的坐标为  $o_g = (x_0, y_0, z_0)$ 。

### 3.3 基于气体温度场的火源定位

在火灾发生的中后期,由于可燃物完全燃烧,火势渐渐增强而烟雾浓度较小,表现为环境温度迅速上升<sup>[11]</sup>,若前述烟雾扩散方法无法准确定位,则此时可用气体温度场模型来进一步确定火源位置。火灾发生时室内气体温度场可以用三维不稳定温度场模型来描述,即温度场不仅在空间上变化,并且也随时间变化,其过程可用三维热传导偏微分方程来描述,如下式所示

$$\frac{\partial T}{\partial t} = \frac{\lambda}{c\rho} \left( \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} \right) = a \nabla^2 T \quad (7)$$

通过设定初始条件和边界条件对上述热传导方程求解可得到室内火灾温度传播模型  $T = f(x, y, z, t)$ 。

取同一时刻  $t_0$ , 设参考节点 1~3 的坐标分别为  $(x_1, y_1, z_1)$ ,  $(x_2, y_2, z_2)$ ,  $(x_3, y_3, z_3)$ , 火源的位置为  $(x, y, z)$ , 利用 3 个探测节点可以得到如下方程组

$$\begin{cases} T_1 = f(x_1 - x, y_1 - y, z_1 - z, t_0) \\ T_2 = f(x_2 - x, y_2 - y, z_2 - z, t_0) \\ T_3 = f(x_3 - x, y_3 - y, z_3 - z, t_0) \end{cases} \quad (8)$$

求解上述方程组,即可得到火源的位置坐标  $o_t = (x_0, y_0, z_0)$ 。

为了进一步缩小检测误差,通过火灾烟雾扩散模型和气温扩散模型,可以得到两个火源位置近似解,取均值可得到较为准确的火源位置为  $o = (o_g + o_t)/2$ 。

## 4 试验与分析

### 4.1 单节点神经网络的火灾检测概率

系统首先要保证 WSN 中单个节点的火灾检测概率,这样才能够第一时间完成火灾报警,本文

前述建立了单节点模糊神经网络模型,为了得到该模型输入层与隐层、隐层与输出层间的具体参数,利用欧洲标准火实验提供的一半火灾样本训练 30 000 次,得到输入层与隐层之间权值系数  $w_{ij}$ , 隐层与输出层之间的权值系数  $v_{jk}$  如表 1、表 2。

为了评估该单节点模糊神经网络模型的明火检测判决性能,利用表 1、表 2 中该模型参数,将测试样本的另一半用于仿真验证。该火灾样本数据包含烟雾浓度、一氧化碳浓度以及温度大小,同时还包含该火灾环境下对应的期望明火概率。实验时向该模糊神经网络模型输入用于测试的 19 组火灾样本数据,得到的实际值与期望值的对比如图 5 所示。结果表明,模糊神经网络设计合理,测试数据与目标数据的跟随性较好,即实际模型的输出与期望的明火概率值较为接近,其中第 5~9 组数据以及第 16~18 组数据的实际值与期望值存在较大的偏差,这说明系统存在一定的惯性,环境的剧烈变化结果存在一定的超调量,但是这并不影响实际的使用,因为只要系统具有较好的跟随性,那么在下一时刻仍然可以准确报警。

表 1  $w_{ij}$  权值系数

Table 1  $w_{ij}$  weights coefficient

隐层节点	温度 $I_1$	烟雾 $I_2$	一氧化碳 $I_3$
$M_1$	-2.525 8	-2.600 0	-2.288 6
$M_2$	-3.855 3	0.617 4	2.814 9
$M_3$	-1.305 9	-1.054 3	-5.733 2
$M_4$	2.108 5	-4.511 0	0.279 5
$M_5$	3.510 2	-1.407 2	-2.971 9

表 2  $v_{jk}$  权值系数

Table 2  $v_{jk}$  weights coefficient

隐层节点	明火概率 $O_1$	阴燃概率 $O_2$	无火概率 $O_3$
$M_1$	0.323 0	-0.993 2	0.206 8
$M_2$	-0.605 2	1.020 5	-0.310 0
$M_3$	-2.215 0	-0.881 4	3.915 6
$M_4$	-1.048 5	1.250 2	-0.067 2
$M_5$	2.495 7	-2.453 0	-0.944 4

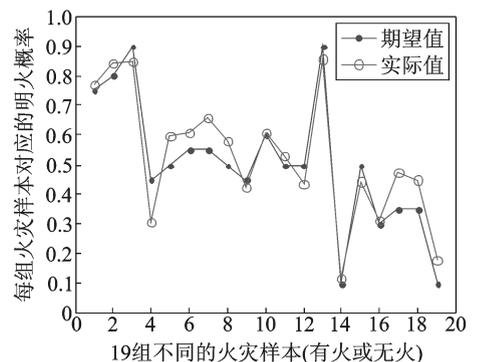


图 5 单节点神经网络明火概率测试结果

Fig. 5 Single node neural network fire probability test results

### 4.2 多节点火情确定和协同火源定位

在单节点模糊神经网络推理之后,系统单节点达到了较高的报警准确率,那么在报警之后需要准确地定位火源的位置以及火情的大小,从而为消防人员提供准确的救援决策,因此本系统将利用多节点间的检测结果确定火情的范围以及协同火源定位。模拟在 1 000 m<sup>2</sup> 的办公楼进行试验,节点间距为 10 m,每 40 m<sup>2</sup> 设置一个簇,按照图 1 的方式部署火灾探测 WSN 网络,通过设定不同的静风燃烧蔓延速度和燃烧强度来评估系统性能的好坏。如图 6 所示为静风燃烧蔓延速度为 0.2 m/min,燃烧强度为 50 kJ/(m<sup>2</sup> · s),火灾发生后 30 min 时的火情范围;如图 7 所示为静风燃烧蔓延速度为 0.7 m/min,燃烧强度为 220 kJ/(m<sup>2</sup> · s),火灾发生后 30 min 时的火情范围。其中报警节点是指该检测节点判定明火概率高于所设定的阈值后产生报警的节点,用三角形表示,实际的火源位置用方形表示。

从图 6 和图 7 可以看出火情检测的结果,图中三角形报警节点围成的范围确定了火情范围的大小,由此可知,当燃烧蔓延速度较小、燃烧强度低

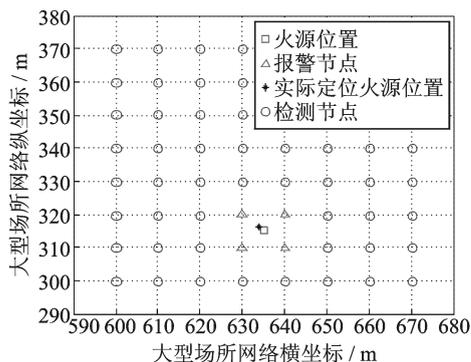


图 6 静风燃烧蔓延速度为 0.2m/min 时的火情

Fig. 6 Fire of 0.2 m/min static combustion spread speed

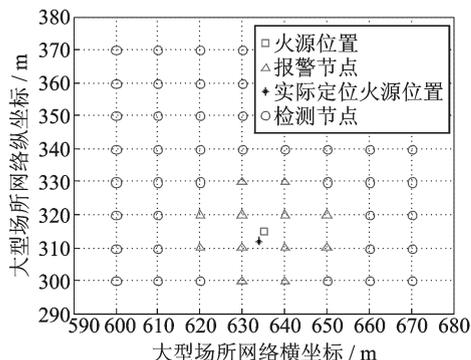


图 7 静风燃烧蔓延速度为 0.7m/min 时的火情

Fig. 7 Fire of 0.7 m/min static combustion spread speed

时,检测到的火情范围也较小;当燃烧蔓延速度较大、燃烧强度高时,检测到的火情范围也较大。

确定了火情范围后,从该范围中选择 3 个检测值变化最快的有效节点,进行协同火源定位,火源定位的结果如图 6、图 7 中的星型定位点所示,可以看出定位点与实际的火源位置较为接近,并存在一定的定位误差,其定位误差随火灾燃烧强度的变化如图 8 所示。

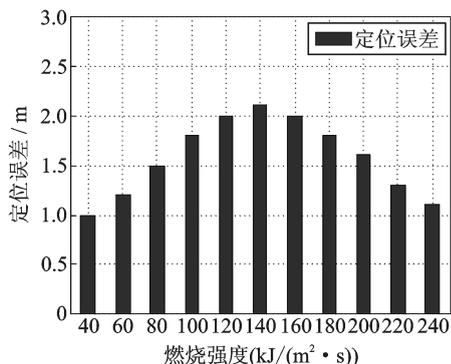


图 8 火源定位误差

Fig. 8 Fire source localization error

从图 8 可以看出,系统火灾的定位误差与火灾的燃烧强度有关,在火灾发生前中期,燃烧强度较小,烟雾扩散及温度场均未达到饱和,即遵循线性扩散关系,因此其定位准确度较高;当火情进一步蔓延时,燃烧强度较大,烟雾扩散及温度场均已达到饱和,表现为各探测节点的烟雾浓度以及温度值均较为接近,此时即会造成定位误差增大;在火灾发生的后期,燃烧强度达到进一步达到最大,此时烟雾及温度场扩散至室外,造成不同位置的检测节点检测值有差异,表现为靠近火源位置的节点检测值仍然较高,而远离火源位置的检测节点检测值较小,此时定位精度会有所提高,但是此时场所内节点检测值差异化并没有检测初期那么分明,因此此时定位精度不会高于火灾发生初期的定位精度。

## 5 结束语

针对现有的大型场所火灾报警不及时、火源位置确定不准确、火灾形势错误估计等问题,本文通过基于模糊神经网络的火灾检测无线传感器网络实现了大型场所火灾智能监控报警系统,该系统通过建立单节点模糊神经网络模型,利用火灾样本数据训练出具有较高报警准确率的检测节点,通过 19 个样本数据检验该模型,判决结果均能够在预期明火概率附近跟随,准确度较高;另外一方面,通

过设定明火概率阈值,利用单节点的报警信息确定了火情范围,实验通过模拟 1 000 m<sup>2</sup> 的办公楼实验,在不同的燃烧蔓延速度下,确定了某一时刻的火情范围,与此同时,利用检测节点进行火情定位,在火灾前期和后期,定位误差在 1 m 至 1.5 m 之间,而在火灾中期,定位误差在 2 m 左右。实验表明该系统不仅单节点报警准确率较高,而且利用多节点可以较为准确地确定火源位置,给出火情形势现状,为消防系统提供准确决策信息来源,从而可以节省救援时间,降低生命财产损失。虽然本文的网络架构较为理想,表现为传感器网络的架构及布局比较规范,应用时可能具体场所无法提供类似的网络布局,不过本文的原理与结论在新的网络架构中仍然适用。而本文的线性烟雾、气温扩散模型应当根据实际环境修正其扩散关系,通过测定实际分布情况可以提高定位精度,从而提高系统可靠性。

#### 参考文献:

- [1] Reimann P, Schütze A. Fire detection in coal mines based on semiconductor gas sensors[J]. *Sensor Review*, 2012, 32(1):47-58.
- [2] 徐敬东, 赵文耀, 李森, 等. 基于 ZigBee 的无线传感器网络设计[J]. *计算机工程*, 2010, 36(10):110-112.  
Xu Jingdong, Zhao Wenyao, Li Miao, et al. The design of wireless sensor network based on ZigBee technology[J]. *Computer Engineering*, 2010, 36(10): 110-112.
- [3] Bhattacharjee S, Roy P, Ghosh S, et al. Wireless sensor network-based fire detection alarming monitoring and prevention system for Bord-and-Pillar coal mines[J]. *Journal of Systems and Software*, 2012, 85(3):571-581.
- [4] Chen Caixia, Sun Fuchun, Zhou Xinquan. One fire detection method using neural networks[J]. *Tsinghua Science and Technology*, 2011, 16(1):31-35.
- [5] Cheong P, Chang K F, Lai Y H, et al. A ZigBee-Based wireless sensor network node for ultraviolet detection of flame[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2011, 58(11):5271-5277.
- [6] Duan Shengan, Ge Quanbo Wen, Chenglin, et al. New method for fire source clustering localization based on sensor arrays[J]. *Journal of Nanjing University of Science and Technology*, 2011, 35(1):59-65.
- [7] Guo Jian, Li Ming, Guo Kai. Applying BP neural network to detect conveyor belt fire with multi-sensors[J]. *Journal of Coal Science and Engineering*, 2004, 10(2):66-69.
- [8] 沈星, 吕娟, 章建文, 等. 基于压电阻抗技术和 BP 网络的结构健康监测[J]. *南京航空航天大学学报*, 2010, 42(4):418-422.  
Shen Xing, Lv Juan, Zhang Jianwen, et al. Experiment of structural health monitoring based on piezoelectric impedance technology and BP network[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2010, 42(4): 418-422.
- [9] 闫晓玲, 王黎明, 卜乐平. 基于多维彩色向量空间的火焰图像模糊聚类分割算法[J]. *数据采集与处理*, 2012, 27(3):368-373.  
Yan Xiaoling, Wang Liming, Bu Leping. Flame image fuzzy clustering segmentation algorithm based on multi-dimensional color vector space[J]. *Journal of data Acquisition and Processing*, 2012, 27(3): 368-373.
- [10] Zhou Ru, He Jiapeng, Jiang Juncheng, et al. Experiment of smoke-preventing ari curtains in high-rise building fires[J]. *Transactions of Nanjing Aeronautics and Astronautics*, 2008, 25(3):224-228.
- [11] Zeng Qiang, Wang Deming. Temperature calculation of underground coal fire source based on the analysis of thermal dynamic characteristics[J]. *Journal of Mining and Safety Engineering*, 2011, 28(4): 628-632.

**作者简介:**李正周(1974-),男,博士,教授,研究方向:目标检测与跟踪,无线传感器网络,E-mail: lizhengzhou@cqu.edu.cn; 缪鹏飞(1987-),硕士研究生,研究方向:无线传感器网络;刘勇(1988-),硕士研究生,研究方向:无线传感器网络;方朝阳(1986-),硕士研究生,研究方向:无线传感器网络;唐岚(1990-),硕士研究生,研究方向:无线传感器网络。