



无线多传感器数据融合的家庭火灾检测系统设计

程文彬¹, 杜磊², 刘依依³

(1. 电子科技大学中山学院机械电子工程学院, 广东 中山 528400;

2. 电子科技大学机械电子工程学院, 四川 成都 611731;

3. 东莞理工学院城市学院, 广东 东莞 523419)

摘要: 针对现有火灾检测系统常出现的误报警和漏报警情况以及传统的有线火灾检测系统布线复杂、成本高、灵活性差等缺点, 设计了一套基于无线多传感器数据融合的家庭火灾检测系统, 检测厨房设备、电器线路或电器设备老化等造成的火灾安全隐患。详细介绍了多传感器融合算法的设计、火灾检测系统硬件框架和软件实现等。仿真结果表明, 该方案具有准确度高、灵活性强的特点。

关键词: 多传感器数据融合; 火灾检测; CC1101; 神经网络; 模糊控制; STM32F407

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2017231

Design of home fire detection system based on wireless multi-sensor data fusion

CHENG Wenbin¹, DU Lei², LIU Yiyi³

1. School of Mechatronics Engineering, Zhongshan Institute,

University of Electronic Science and Technology of China, Zhongshan 528400, China

2. School of Mechatronics Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China

3. City College of Dongguan University of Technology, Dongguan 523419, China

Abstract: Aiming at the shortcomings of false alarm and leakage alarm in the existing fire detection system and the complicated wiring, high cost and poor flexibility of the traditional wired fire detection system, a set of home fire detection system based on wireless multi-sensor data fusion was designed, to detect the fire safety hazards caused by kitchen equipment aging, electrical wiring aging or electrical equipment aging. The design of multi-sensor data fusion algorithm, fire detection system hardware framework and software implementation were described in detail. The simulation results show that the scheme has the characteristics of high accuracy and flexibility.

Key words: multi-sensor data fusion, fire detection, CC1101, neural network, fuzzy control, STM32F407

1 引言

随着我国经济的飞速发展、人民生活水平的

提高以及生活安全意识的增长, 防火已经成为人们非常关心的问题^[1]。据新华社报道, 近年来中国每年发生火灾数量几十万次, 伤亡人员达到几

千人,直接造成的财产损失达几十亿元。然而,目前市场上的火灾检测装置大多利用单一的传感器来进行检测,这种检测装置常出现误报警或者漏报警情况;同时传统的有线传输方式不仅导线布局麻烦、成本高,而且灵活性差,不便于扩展和维修。

针对现如今火灾检测普遍遇到的问题,本文设计了一套基于无线多传感器融合技术的家庭火灾检测系统。考虑到家庭内部网络低成本、近距离、低复杂度等需求,选用 433 MHz 射频通信技术,它是一种简单而成熟的无线通信技术,其传输距离较远、穿透性强、功耗低、成本低,适合用于数据量不是很大、成本敏感的家庭火灾检测网络^[2]。近年来,研究者们利用人工智能技术融合多个传感器的数据,进行火灾自动检测。如参考文献[3,4]采用神经网络算法对火灾进行检测,参考文献[5]利用模糊控制算法来检测火灾,但是由于火灾信号具有时变性,难以用精确的数学模型进行描述,因此,利用单一的神经网络算法或模糊控制算法很难准确有效地对火灾进行检测。本文将神经网络和模糊控制以串联的方式有机地结合起来,利用神经网络来构造模糊系统,用模糊规则对神经网络的训练进行指导,用神经网络的自学习和自适应能力来调整模糊规则和隶属函数。

2 火灾检测系统硬件框架

火灾检测系统硬件框架如图 1 所示,主要包括数据融合中心和火灾信息采集终端。针对火灾发生初期的一些特点:一般先产生大量的烟雾和 CO(carbon monoxide,一氧化碳)气体,同时伴随着温度的升高,因此选用温度传感器、烟雾传感器和 CO 传感器作为火灾检测信息采集终端^[3]。通过将传感器采集的信息利用 433 MHz 射频网络传送至由主控芯片 STM32F407 和相关外设模块构成的数据融合中心进行处理,在数据融合中心模块上嵌入相应的多传感器数据融合算法,对传

送来的数据进行融合处理,从而做出决策。当有火灾发生时,开启声光报警,并向小区安保人员管理部门发送报警求救信息,同时向业主发送短信提示,倘若均未及时回应,则自动拨打“119”电话进行处理。

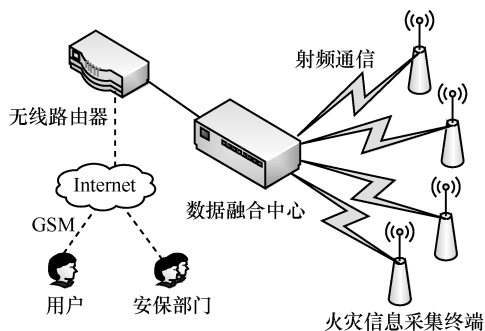


图 1 火灾检测报警系统硬件框架

2.1 数据融合中心

数据融合中心主要用来收发传感器端的数据,将接收的数据信息进行融合处理,根据处理后得到的决策结果做出相应的动作。图 2 所示为数据融合处理中心的硬件框架,主控芯片选用的是 STM32F407ZGT6,该芯片 SRAM 高达 192 KB,工作主频为 168 MHz,具有丰富的外部资源,可以满足设计需求。以太网接口模块选用的芯片是 DM9000AE,它是一款完全集成并符合成本效益的单芯片快速以太网 MAC 控制器,它有一个一般处理接口、一个 10/100 Mbit/s 自适应的 PHY 和 DWORD 值的 SRAM,具备成本低、速度快的优点,适合目前对嵌入式系统功耗低、性能高的要求。无线射频通信模块选用的是 TI 公司的 CC1101,它是一款低功耗、集成度高、多通道的无线芯片,可设置的 ISM 频段与 SRD 频段为 315 MHz、433 MHz、868 MHz 和 915 MHz,空中传输速率最高可达 500 kBaud,并且 CC1101 与 MCU 的采用 4 线制的 SPI(serial peripheral interface,串行外设接口)。GSM(global system for mobile communication,全球移动通信系统)模块选用的是 SIM900A,可以实现 SMS、数据、语音与信息的传输。

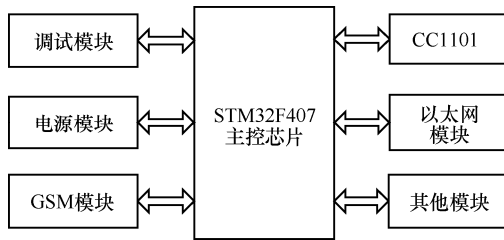


图2 数据融合处理中心硬件框架

2.2 火灾信息采集终端

火灾信息采集终端主要实现环境数据的采集以及数据的发送，图3所示为火灾信息采集终端模块结构框架，由辅助微处理器 STM8S105K4、CC1101 无线射频模块、温度传感器、烟雾传感器、CO 传感器以及电源等组成。其中，温度传感器选用的是 DS18B20，其具有抗干扰能力强、使用方便、精度高等优点，且不需要模拟数据输出转换。对于烟雾和 CO，则利用 MQ-2 和 MQ-7 传感器进行监测。传感器采集到的信息借助微处理器和无线射频传输模块将其传送到数据融合中心进行解析处理，从而判断出火灾发生的概率。其中考虑到处理传感器终端的信息量不大，选择 8 bit 的 STM8S105K4 作为传感器终端的微处理器，该 8 bit 单片机默认主频 2 MHz，满足终端设备数据处理、状态控制等需求，且具有 UART 和 SPI，方便与传感器和无线射频模块 CC1101 的连接。

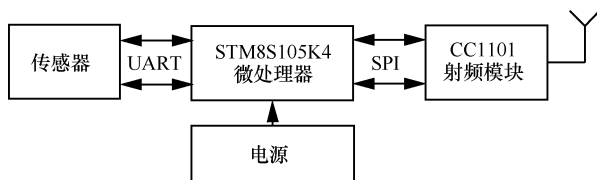


图3 传感器终端模块结构框架

3 数据融合结构与融合算法

3.1 数据融合结构

图4所示为火灾检测数据融合的结构框架。整个火灾检测过程从传感器采集端开始，将传感器采集到的环境数据进行预处理，然后进行本地决策，根据本地决策的结果决定是否将传感器采集终端的数据传送到由神经网络和模糊控制有机结合的数据融合中心，最后根据数据融合中心的决策结果得到火灾发生的概率。

3.1.1 预处理

根据不同传感器采集到的火灾数据信号，分别对其进行放大、滤波和 A/D 转换，然后对数据信号进行归一化处理，从而防止小数值被大数值淹没而影响网络的校正。

3.1.2 本地决策

在家庭环境中，火灾事件是一个偶然事件，大部分情况下传感器端都是在正常情况下采集数据。因此，当采集到的 3 种传感器数据均为正常范围内数据时，为了减小系统功耗和主控芯片负担，则不需要将传感器采集到的环境数据通过无线射频模块传到数据融合中心，做进一步处理分析，这相比于将传感器采集到的数据实时地传输数据融合中心进行处理而言，大大减小了系统功耗。

3.2 数据融合算法

火灾发生过程中存在含糊性、不精确性和复杂性，且没有成熟的检测数学模型。因此，单纯地依靠神经网络或模糊控制都存在一定的局限

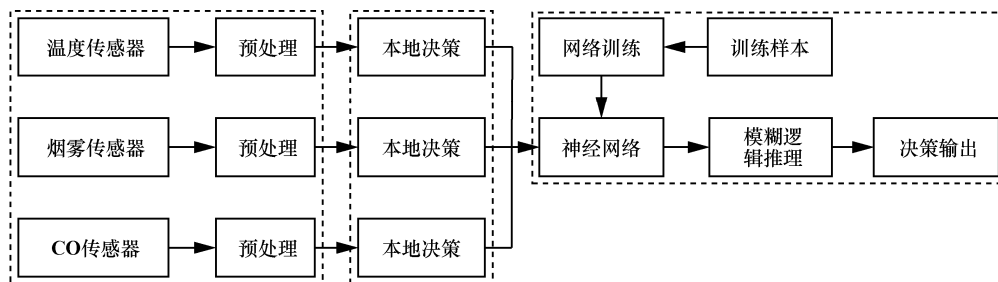


图4 数据融合结构框架

性, 不能达到最理想的辨识效果。模糊控制和神经网络都属于不需要数学公式建模的信息处理方法, 其中模糊控制是利用专家经验来建立模糊集、隶属函数和模糊推理规则, 但由于专家知识的局限性及环境的可变性, 任何一个专家都无法得到一个最佳的规则或最优的隶属度函数, 而神经网络则擅长于在海量数据中寻找特定的模式, 可以用神经网络来辨别因果关系, 通过在输入和输出数据中找出模式而生成模糊逻辑规则, 这两种技术具有一定的互补性^[6]。

3.2.1 BP 神经网络

将经过本地决策后的传感器终端采集到的数据传入事先训练好的 BP (back propagation) 神经网络中, 从而得到明火概率、阴燃火概率和无火概率。图 5 所示为 BP 神经网络结构, 分为输入层、隐藏层和输出层。其中, 输入层的 3 个节点分别为温度信号、烟雾浓度信号和 CO 浓度信号; 隐藏层设置有 7 个节点; 以明火概率、阴燃火概率和无火概率作为输出层的 3 个节点。

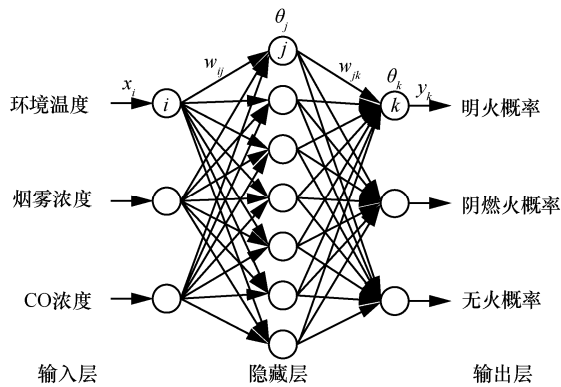


图 5 BP 神经网络结构

样本训练学习过程^[9]具体实现如下: 设输入的数目为 I , 其中任意一个用 i 表示; 隐藏层记为 J , 包含 J 个神经元, 其中任意一个神经元用 j 表示, 对应的阈值用 θ_j 表示; 输出层记为 K , 其中任意一个用 k 表示, 对应的阈值用 θ_k 。输入层与隐藏层之间的权值记为 w_{ij} , 表示从输入层第 i 个神经元输出到隐藏层第 j 个神经元之间的权值;

隐藏层与输出层之间的权值记为 w_{jk} 。神经元的输入记为 u , 输出记为 v , 所有的神经元传递函数均为 Sigmoid 函数。训练样本集为 $X=[X_1, X_2, \dots, X_N]$, 其中任意一个训练样本 X_m 都是一个 I 维矢量, 即 $X_m=[X_{m1}, X_{m2}, \dots, X_{mI}]$, $m=1, 2, \dots, N$; 期望响应为 $t_m=[t_{m1}, t_{m2}, \dots, t_{mK}]^T$, 实际输出为 $Y_m=[Y_{m1}, Y_{m2}, \dots, Y_{mK}]^T$, 设 n 为迭代次数, 权值、阈值和实际输出都是 n 的函数。首先初始化所有的权值和阈值, 然后开始训练网络。

隐藏层第 j 个神经元的输入为:

$$u_j^I = \sum_{i=1}^I (w_{ij} x_{mi} - \theta_j) \quad (1)$$

输出为:

$$v_j^I = f(u_j^I) \quad (2)$$

输出层第 k 个神经元输入为:

$$u_k^K = \sum_{j=1}^J (w_{jk} v_j^I - \theta_k) \quad (3)$$

输出 (即网络输出) 为:

$$y_{mk} = v_k^K = f(u_k^K) \quad (4)$$

输出层第 k 个神经元的输出误差为:

$$e_{mk}(n) = t_{mk}(n) - y_{mk}(n) \quad (5)$$

输出层的所有神经元的误差能量总和为:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K e_{mk}^2(n) \quad (6)$$

误差与信号相反, 从后向前传播, 在反向传播过程中, 逐层修正权值和偏差。

隐藏层节点与输出层节点之间的权值和阈值的修正如下。

BP 算法中, 权值的调整量与相对于期望响应的误差能量对权值的偏微分大小成正比, 符号相反, 则此偏微分的值为:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{jk}(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial e_{mk}(n)} \cdot \frac{\partial e_{mk}(n)}{\partial y_{mk}(n)} \cdot \frac{\partial y_{mk}(n)}{\partial u_k^K(n)} \cdot \frac{\partial u_k^K(n)}{\partial w_{jk}(n)} \quad (7)$$

由误差能量定义以及各变量之间的关系可知:



$$\frac{\partial E(n)}{\partial e_{mk}(n)} = e_{mk}(n), \quad \frac{\partial e_{mk}(n)}{\partial y_{mk}(n)} = -1, \\ \frac{\partial y_{mk}(n)}{\partial u_k^K(n)} = f'(u_k^K(n)), \quad \frac{\partial u_k^K(n)}{\partial w_{jk}(n)} = v_j^J(n) \quad (8)$$

则此偏微分的值为:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{jk}(n)} = -e_{jk}(n) \cdot f'(u_k^K(n)) \cdot v_j^J(n) \quad (9)$$

定义局部梯度为:

$$\delta_k^K(n) = -\frac{\partial E(n)}{\partial u_k^K(n)} = e_{jk}(n) \cdot f'(u_k^K(n)) \quad (10)$$

根据梯度下降学习规则, $w_{jk}(n)$ 的修正量为:

$$\Delta w_{jk}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{jk}(n)} = \eta \delta_k^K(n) \cdot v_j^J(n) \quad (11)$$

其中, η 为学习步长, 则 $w_{jk}(n)$ 的迭代值为:

$$w_{jk}(n+1) = w_{jk}(n) + \Delta w_{jk}(n) \quad (12)$$

而阈值 θ_k 的修正计算式为:

$$\theta_k(n+1) = \theta_k(n) + \eta \delta_k^K(n) \quad (13)$$

输入层节点与隐藏层节点之间的权值的修正如下。

同理:

$$\Delta w_{ij}(n) = \eta \delta_j^J(n) \cdot x_{mi}(n) \quad (14)$$

则输入层与隐藏层的权值为:

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \Delta w_{ij}(n) \quad (15)$$

而阈值 θ_j 的修正计算式为:

$$\theta_j(n+1) = \theta_j(n) + \eta \delta_j^J(n) \quad (16)$$

一直重复上述步骤对网络进行训练, 直到满足输出层所有误差总能量 $E(n) < \epsilon$ 为止。

3.2.2 模糊控制

将通过 BP 神经网络得到的结果信息作为模糊控制的输入, 进行进一步的融合处理, 从而提高火灾探测的精确度。模糊控制的融合结构框架如图 6 所示, BP 神经网络的输出作为模糊控制的输入, 然后通过模糊化、模糊逻辑推理和去模糊化得到火灾发生的概率, 需要注意的

是, 当判断出的火灾发生概率 > 0.75 或 < 0.25 时比较好判断火灾情况, 但是概率在 0.5 左右时, 就很难准确判断火灾情况。而火灾发生的早期, 即阴燃阶段, 烟雾是一个重要的信号量。考虑到干扰信号会引起较大的误差输出, 但一般时间较短, 为了尽快发现火灾, 需要提高火灾的抗干扰能力和检测的精确度, 在模糊控制的决策输出引入了烟雾持续时间函数 $d(n)$ [11,12], 其中, $d(n) = [d(n-1) + 1] \cdot u[A(x) - T_m]$, 其中, $u[]$ 为单位阶跃函数, T_m 为判断门限, 可根据具体情况设定, 当烟雾持续时间超过预先设定的门限值 T_m , 则 $d(n)$ 累加, 否则 $d(n) = 0$ 。

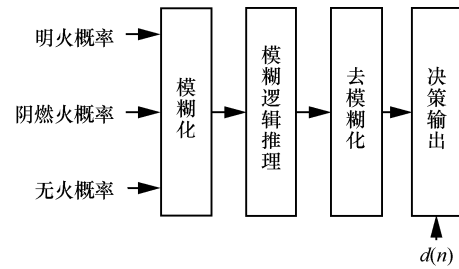


图 6 模糊逻辑推理融合结构框架

模糊化: 输入量被限制在 $[0,1]$ 区间内, 将输入量明火概率、阴燃火概率和无火概率进行模糊化, 分为 4 个模糊级: 无 (W)、小 (X)、中 (Z) 和大 (D), 模糊集的隶属函数采用高斯函数。

模糊逻辑推理: 模糊规则是模糊逻辑推理的核心, 并且模糊推理系统采用 Mamdani 方法, 推理规则是基于信号特征之间的实际关系, 根据实际火灾的需求以及专家领域经验知识得到了 64 条模糊规则。

去模糊化: 为了将由模糊规则输出的模糊集转化为精确的数值, 需要对模糊集进行去模糊化, 由于重心法运算简单且考虑全面, 故采用重心法进行去模糊化操作。

决策输出: 当决策输出概率 > 0.75 或 < 0.25 时, 分别可判断为有火灾和无火灾情况, 而当输出概率介于两者之间时, 若 $d(n) > 0$, 则可判断为有火灾; 若 $d(n) = 0$, 输出警告信号, 需要延时 T_m 再进行判断。

4 火灾检测系统软件实现

火灾检测系统主要包括传感器采集终端模块和数据融合处理中心模块两大部分。传感器环境数据采集终端模块主要实现温度、烟雾含量和 CO 含量的数据采集、处理与分析以及数据的无线传输；数据融合处理中心模块主要实现对环境数据采集终端数据的接收、处理、融合与决策。

4.1 传感器采集终端实现

传感器采集到的温度、烟雾浓度和 CO 浓度数据通过串口传输到微控制器进行预处理，将处理后的数据结果与各对应传感器预先设置好的阈值进行比较，当传感器采集到的环境值大于预先通过专家经验设置好的阈值，并且维持了一段时间，判断为警告状态，则调用数据传输子程序，将采集到的温度、烟雾和 CO 信息通过无线射频模块 CC1101 传送给数据融合中心进行进一步的处理；相反，倘若 3 种传感器采集到的值均小于各自对应的阈值，则不作任何处理，判断为正常状态并继续对环境进行监测，这样大大减少整个系统的功耗和负担，具体流程如图 7 所示。

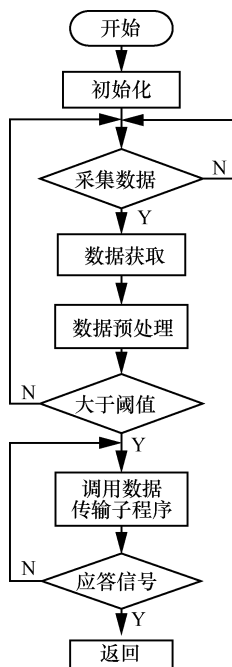


图 7 传感器环境数据采集模块程序流程

4.2 数据融合中心实现

数据融合处理中心是火灾检测系统的核心，图 8 所示为数据融合处理中心的程序流程，当接收到无线传感器环境数据采集终端传送来的 3 种传感器的信息时，利用预先在主控芯片上移植好的数据融合算法对 3 种传感器的数据信息进行融合处理，从而判断是否处于火灾状态，当判断为发生火灾时，控制中心调用报警子程序，向小区安保部门 and 用户发送报警信息，倘若未在一段时间内收到相应人员的响应，则直接拨打“119”电话，并发送语音报警信号，告诉消防局火灾发生的具体位置。

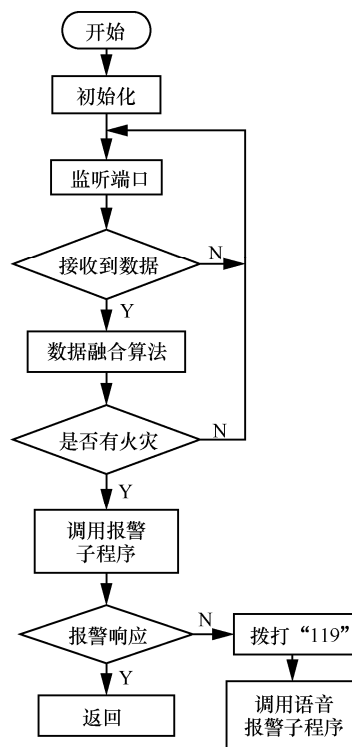


图 8 数据融合中心程序流程

5 测试仿真与分析

神经网络的训练样本数据主要依据现有国内外的标准、国内外核心期刊以及硕士学位论文的数据。从中选取了 40 组典型的样本数据进行网络训练，样本数据包括不同燃烧物的燃烧情况，其中包括 20 组明火数据、10 组阴燃数据和 10 组无



火数据。然后,将学习率设为0.5,目标误差为0.01,利用 MATLAB 工具进行网络的仿真训练和测试。图 9 所示为 Levenberg-Marquardt 算法下训练的结果。

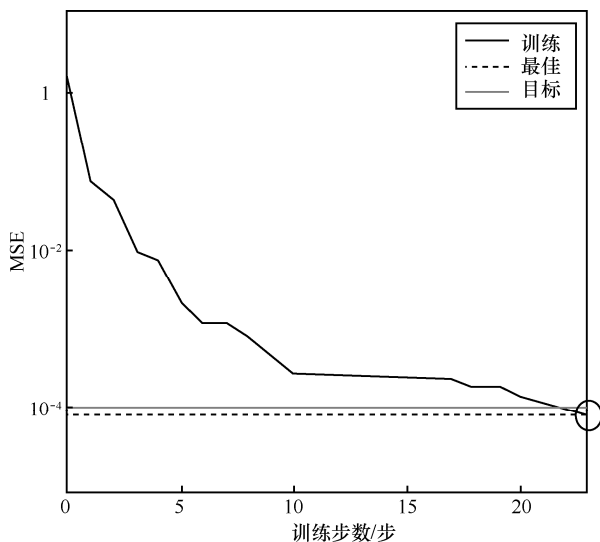


图 9 神经网络训练误差曲线

表 1 为 BP 神经网络部分的仿真结果。

表 1 神经网络部分仿真结果

序号	实际输出值			期望输出值		
	明火 概率	阴燃火 概率	无火 概率	明火 概率	阴燃火 概率	无火 概率
1	0.798 3	0.096 6	0.096 7	0.8	0.1	0.1
2	0.899 2	0.060 9	0.045 7	0.9	0.05	0.05
3	0.713 7	0.199 2	0.117 4	0.7	0.2	0.1
4	0.737 9	0.201 7	0.053 4	0.75	0.2	0.05
5	0.662 5	0.139 6	0.204 8	0.65	0.15	0.2
6	0.689 7	0.160 7	0.156 7	0.7	0.15	0.15
7	0.059 4	0.083 7	0.852 9	0.05	0.1	0.85
8	0.038 9	0.068 3	0.889 5	0.05	0.05	0.9

同样使用 MATLAB 模糊逻辑工具箱进行仿真测试,并建立起 64 组模糊规则,选取 6 组火灾数据进行测试,其中包括阴燃火和明火,测试结果见表 2。从表 2 中可以看出,实际输出与期望输出不大,其中最大误差的百分比也只有 2.2%,满足火灾检测的要求。表 2 中的数值都是经过归一化的。

表 2 模糊逻辑仿真结果

序号	温度	烟雾浓度	CO 浓度	实际输出	期望输出
1	0.324	0.154	0.62	0.492	0.5
2	0.352	0.167	0.7	0.538	0.55
3	0.412	0.417	0.8	0.652	0.66
4	0.971	0.188	0.25	0.782	0.8
5	0.941 2	0.25	0.85	0.886	0.87
6	0.912	0.25	0.9	0.847	0.85

6 结束语

火灾发生过程具有复杂性和不确定性的特点,且很难建立起数学模型,所以为了提高火灾检测系统的精准性,本文通过将 BP 神经网络和模糊逻辑推理技术以串联的方式结合来判断火灾发生的概率,正是利用模糊逻辑推理技术和神经网络优缺点的互补性,从而提高了整个报警系统的精准性。这相对于现如今利用单传感器对火灾进行检测与判断而言,大大提高了火灾检测的精准性。仿真测试结果显示,该火灾检测系统具有良好的稳定性与准确性。在未来的研究工作中,主要会加强对火灾检测算法的研究,提高家居环境的安全性,减少不必要的损失。

参考文献:

- [1] JIANG L, JIN J X, WANG Y X. Multi-sensor fireproof alarm system[C]//International Conference on Applied Superconductivity and Electromagnetic Devices, Dec 14-16, 2011, Sydney, NSW, Australia. New Jersey: IEEE Press, 2011: 248-251.
- [2] 葛阳, 李大刚. 智能家居 433 MHz 射频通信协议栈设计与网关实现[J]. 电信科学, 2015, 31(9): 130-136.
GE Y, LI D G. Design of 433 MHz communication protocol and implementation of gateway in intelligence home[J]. Telecommunications Science, 2015, 31(9): 130-136.
- [3] LIANG Y H, TIAN W M. Multi-sensor fusion approach for fire alarm using BP neural network[C]//International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems, Sept 7-9, 2016, Ostrava, Czech Republic. New Jersey: IEEE Press, 2016: 7-9.
- [4] JIANG L, JIN J X, WANG Y X. Multi-sensor fireproof alarm system[C]//International Conference on Applied Superconductivity and Electromagnetic Devices, Dec 14-16, 2011, Sydney,

- NSW, Australia. New Jersey: IEEE Press, 2011: 248-251.
- [5] 谷建荣, 杜成宝. 模糊控制技术在模拟量火灾报警系统中的应用[J]. 原子能科学技术, 2000, 34(5): 439-444.
- GU J R, DU C B. Application of control in the analogue fire alarm system[J]. Atomic Energy Science and Technology, 2000, 34(5): 439-444.
- [6] 赵庶旭, 党建武, 张振海, 等. 神经网络—理论、技术、方法及应用[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2013.
- ZHAO S X, DANG J W, ZHANG Z H, et al. Neural network-theory, technology, method and application[M]. Beijing: China Railway Press, 2013.
- [7] 朱凯, 王正林. 精通 MATLAB 神经网络[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.
- ZHU K, WANG Z L. Proficient in MATLAB neural networks[M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2010.
- [8] 龚利英. 基于模糊神经网络的智能家居防火系统研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2012.
- GONG L Y. Study on the smart household fire prevention system based on fuzzy-neural network[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2012.
- [9] 吴龙标, 方俊, 谢启源. 火灾探测与信息处理[M]. 北京: 化学工业出版社, 2006.
- WU L B, FANG J, XIE Q Y. Fire detection and information processing[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2006.

[作者简介]



程文彬 (1965-), 男, 电子科技大学中山学院机械电子工程学院副教授, 主要研究方向为计算机应用及物联网工程。



杜磊 (1991-), 男, 电子科技大学机械电子工程学院硕士生, 主要研究方向为物联网智能家居。



刘依依 (1986-), 女, 东莞理工学院城市学院讲师, 主要研究方向为应用数学、密码安全。