

文章编号: 1000-5013(2008)01-0011-03

数据融合技术在火灾早期探测中的应用

仲启树, 张认成, 杜建华

(华侨大学 机电及自动化学院, 福建 泉州 362021)

摘要: 提出基于过程特征信息的火灾早期探测数据融合方法. 利用加窗函数的外推算法和最小二乘法, 提取 CO 浓度上升速度与加速度、CO₂ 的浓度上升速度作为火灾辨识的特征层信息, 建立一个 3 输入, 3 输出的概率神经网络的系统决策层. 选取 58 组具有代表性的火灾状况特征信息作为数据样本, 对网络进行训练. 仿真结果表明, 经过 50 次训练, 最终误差为 10^{-3} , 方法能够快速、准确地对火灾的阴燃初期进行识别, 正确判别明火, 且对于干扰信号能够有效滤除.

关键词: 红外光谱探测; 数据融合技术; 过程特征; 概率神经网络

中图分类号: TP 274+.5; TN 215 **文献标识码:** A

火灾是一个复杂的非平稳随机过程, 在一定时间内, 它又是一个平稳随机过程, 必须以过程性的观点来对火灾特征信息进行分析研究. 对于不同探测环境和燃烧物质, 探测器所采集到的动态特征参数的量值有很大的差异. 火灾是一类非线性结构的动态模型, 用经典的数学建模方法很难确切描述^[1]. 因此, 需要系统能够根据环境变化的不同, 自动调整运行参数以适应不同的环境. 在火灾的探测中, 传统的阈值法对于火灾状态中复杂的信号探测来说过于简单, 尤其是报警阈值和报警延迟时间的设定过于单一化, 需要寻求更接近真实火灾模型的判断^[2]. 为此, 本文提出基于过程特征信息的火灾早期探测.

1 火灾探测的数据融合系统

为了提高火灾探测的快速性和准确性, 降低火灾误报的概率, 将多传感器数据融合技术应用于火灾探测系统, 构成早期火灾自动探测的数据融合系统. 本文采用的火灾探测系统是具有信息层、特征层和决策层的 3 层多传感器融合结构, 如图 1 所示. 信息层主要完成原始数据的采集与处理; 特征层利用信息层的输出信号进行数据融合, 找出早期火灾发生和发展的特征参量; 决策层则充分利用特征层输出的各类特征信息, 采用适当的融合技术和判断规则给出最终火灾结果. 系统利用傅里叶红外光谱探测方法, 实现 CO 和 CO₂ 浓度的采集. 采用加窗最小二乘法提取 CO 浓度上升速度、加速度和 CO₂ 的浓度上升速度, 作为火灾辨识的过程特征信息. 采用概率神经网络为决策层, 对上 3 种特征进行融合, 最终得到火灾决策信号.

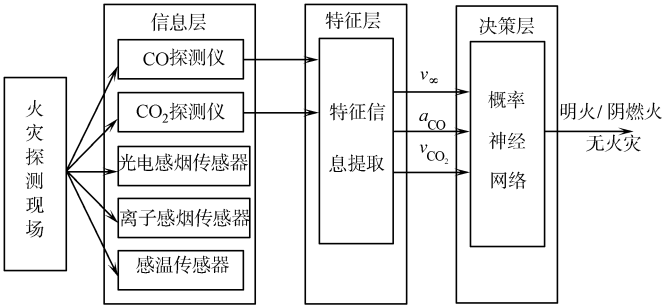


图 1 火灾探测融合系统结构

Fig. 1 Structure of fire detection fusion system

傅里叶红外光谱分析方法是基于 Lambert-Beer 定律及气体对红外线的选择性吸收原理, 通过测量干涉图和对干涉图进行傅里叶积分变换来测定和研究. 为此, 系统按照国家标准《GB 4715-93 点型感烟火灾探测器》中试验火 SH1(木材热解阴燃火)的要求^[1], 模拟火灾阴燃的初期, 并进行大量的有限空

间火灾模拟实验. 实验采用主动吸气方式, 将被测气体吸入气体池, 进行 CO 和 CO₂ 的光谱分析. 为避开其他干扰气体成分的影响, 选取 CO 气体的光谱定量分析波数为 2 165~ 2 183 cm⁻¹和 2 188~ 2 203 cm⁻¹, CO₂ 气体的光谱定量分析波数为 722~ 739 cm⁻¹和 746~ 772 cm⁻¹. 通过对实验所采集的 CO 和 CO₂ 标准光谱进行非线性校正, 建立基于傅里叶变换红外光谱技术, 且满足早期火灾探测要求的 CO 和 CO₂ 定量方法, 实现对实验燃烧室 CO 和 CO₂ 的浓度测量^[4].

2 特征信息的提取与仿真实验

2.1 火灾过程特征信息的提取

火灾的特征提取采用了平滑和外推算法, 具体是加窗最小二乘法. 这可实现将实验数据中的随机成分和缓慢变化的特征趋势相分离. (1) 用二阶多项式外推来近似测量数据, 即

$$\hat{x}(i+v)=a_0(i)+a_1(i)v+a_2(i)v^2/2.$$

上式中, $x(i+v)$ 为实测 $(i+v)$ 时刻表征的浓度值; $a_0(i)$, $a_1(i)$ 和 $a_2(i)$ 分别为 i 时刻表征气体浓度值、浓度的变化率、浓度生成速度的变化率; v 为外推步长. (2) 用对称的窗函数 $w(v) \equiv w(|v|)$ 对 i 点两侧的差值, 即对 $\Delta x(i+v) \equiv \hat{x}(i+v)-x(i+v)$ 进行加权平方和, 得

$$J=\sum_{v=-v_{\max }}^{v_{\max }} w(v)^2[\hat{x}(i+v)-x(i+v)]^2,$$

其中, $v_{\max }$ 为窗函数的窗长. (3) 为使 J 取值最小, 由最小二乘法有 $W=V \cdot A$. 即

$$W=\left[\sum_{v=-v_{\max }}^{v_{\max }} w(v)^2 x(i+v) \quad \sum_{v=-v_{\max }}^{v_{\max }} w(v)^2 x(i+v) v \quad \sum_{v=-v_{\max }}^{v_{\max }} w(v)^2 x(i+v) v^2\right]^T,$$
$$V=\left[\begin{array}{ccc} \sum_{v=-v_{\max }}^{v_{\max }} w(v)^2 & 0 & \sum_{v=-v_{\max }}^{v_{\max }} w(v)^2 \cdot \frac{v^2}{2} \\ 0 & \sum_{v=-v_{\max }}^{v_{\max }} w(v)^2 v^2 & 0 \\ \sum_{v=-v_{\max }}^{v_{\max }} w(v)^2 v^2 & 0 & \sum_{v=-v_{\max }}^{v_{\max }} w(v)^2 \frac{v^4}{2} \end{array}\right], \quad A=\left[\begin{array}{c} a_0(i) \\ a_1(i) \\ a_2(i) \end{array}\right].$$

由此可证明矩阵 V 为非奇异矩 ($v_{\max } > 0$), 则 $a_0(i)$, $a_1(i)$ 和 $a_2(i)$ 的估计值 $A=V^{-1} \cdot W$. 上述移动的窗函数 $w(v)$ 起着低通滤波的作用, 克服了瞬态干扰的影响. 当取 $v_{\max }=5$ 时, 有

$$w(v)^2=0.54+0.46 \cos (\pi v / v_{\max }).$$

对于火灾早期探测到的 CO, CO₂ 浓度, 也是一种带有缓慢变化趋势的变量. 用以上的方法将随机成分分离, 提取浓度的变化趋势分量, 可以反映火灾的发生及发展过程. 从测量得到的气体浓度中提取 $a_0(i)$, $a_1(i)$ 和 $a_2(i)$, 即可得到特征气体的浓度、速率和加速度. 针对各类实验中 CO 或 CO₂ 在燃烧的不同阶段所表现出的过程特性, 选取 CO 的浓度上升速度、加速度, 以及 CO₂ 的浓度上升速度作为早期火灾探测的特征参量.

2.2 仿真实验

当概率神经网络(PNN)用于检测和模式分类时, 可以得到贝叶斯最优结果^[5]. 概率神经网络特征融合器结构, 如图 2 所示. 系统建立一个 3 输入, 3 输出的 PNN, 将 CO 的浓度上升速度(v_{co})、加速度(a_{co}), 以及 CO₂ 的浓度上升速度(v_{co_2})作为网络的输入. PNN 由 4 层组成. 第 1 层为输入层, 其作用是将输入样本用分布的方式来表示, 每个神经元均为单输入、单输出, 其传递函数也是线性的. 第 2 层为模式层, 与输入层之间通过连接权值 w_{ij} 相连接, 求和并输出 $z_k=x \cdot w_k$. 模式层神经元的传递函数不再是通常的 Sigmoid 函数, 而为指数 $g(z_k)=\exp [(z_k-1) / \delta^2)]$. 其中, z_k 为该层第 k 个神经元的输入, δ 为均方差. 第 3 层为求和层, 它具有线性求和的功能, 从而得到目标识别的估计概率密度函数, 其神经元数目与欲分的模式数目相同. 第 4 层即输出层, 具有判决功能. 采用在目标模式的估计概率密度中, 选择一个具有最大后验概率密度的神经网络元作为整个系统的输出. 它的神经元输出为离散值 0 和 1, 分别代表着输入模式的类别.

根据已获得的各类火灾情况下的 $v_{\text{co}}, v_{\text{co}_2}, a_{\text{co}}$, 在实测的各组数据中选取有 58 组包含有代表性火

灾状况特征信息的数据样本, 并对模拟量样本归一化到 $[0, 1]$ 值域内, 对网络进行训练, 经过 $n=50$ 次的训练. 神经网络的误差(e)收敛状况, 如图 3 所示. 从图 3 可知, 最终误差为 10^{-3} . 仿真表明, 基于贝叶斯分类决策理论而建立的概率神经网络, 具有极强的非线性处理能力. 网络训练速度快, 不存在陷入局部

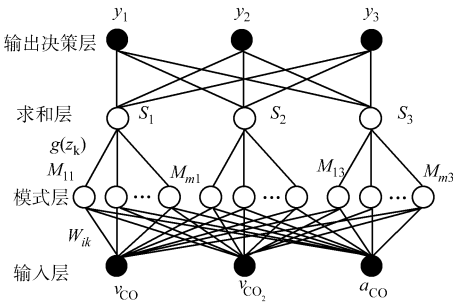


图 2 概率神经网络特征融合器结构

Fig. 2 Probabilistic neural network structure of fusion

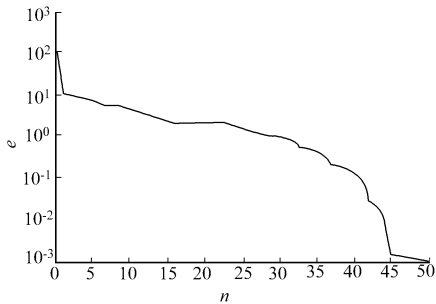


图 3 概率神经网络误差收敛状况及训练次数

Fig. 3 Error convergence of neural network and training times

最优、最小点的问题. 当无火时, 网络输出始终为 $p_{out} = [0 \ 0 \ 1]^T$, 系统判断为非火灾; 当发出阴燃火预报时, 网络输出 $p_{out} = [0 \ 1 \ 0]^T$, 系统判断为点火, 这个时候便可启动报警系统; 而当明火出现时, 网络输出 $p_{out} = [1 \ 0 \ 0]^T$, 系统判断为火灾.

3 结束语

本文提出的基于数据融合技术的火灾早期探测方法, 在可见烟出现时, 比烟雾探测器提供报警要早, 而在火势比较猛烈时, 比温度探测器提供报警要早. 实验证明, 该方法能够在火灾阴燃初期进行预警, 并能正确有效地识别明火, 具有很高的可靠性.

参考文献:

[1] 曾昭华, 苏志军, 高珊珊. 基于模糊神经网络的火灾探测算法的应用研究[J]. 自动化技术与应用, 2004, 23(9): 7-9.

[2] 徐 琼, 詹福如, 苏国锋, 等. 火灾烟雾探测技术的发展与探讨[J]. 火灾科学, 2002, 11(2): 113-118.

[3] 中国标准出版社第三编辑室. 消防标准汇编[M]. 北京: 中国标准出版社, 2002: 405-430.

[4] 杜建华. 基于 FIIR 的早期火灾探测方法研究[D]. 泉州: 华侨大学, 2004.

[5] SUSAN L, ROSE P. Early warning fire detection system using a probabilistic neural network [J]. Fire Technology, 2003, 39: 147-171.

Research of Earlier Fire Detection Based on Data Fusion Technology

ZHONG Qi-shu, ZHANG Ren-cheng, DU Jian-hua

(College of Mechanical Engineering and Automation, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

Abstract: In this paper, a method of data fusion based on procedure characteristics technology for early fire detection is issued. The rising velocity of CO and CO₂ and the rising acceleration of CO extracted by extrapolation method and least square method are regarded as information of feature level fusion. 3-input and 3-output decision fusion of probabilistic neural network is built. 58 main typical groups of fire data-samples are used to train the network. The simulation result shows that the convergence error is small than 10^{-3} after 50 times training. This method can predict ignition and fire with high credibility and filter disturb signal effectively.

Keywords: infrared spectrum detection; data fusion technique; procedure characteristics; probabilistic neural network

(责任编辑: 黄仲一)