

文章编号: 1000-5013(2011)06-0607-04

LVQ 神经网络的红外光谱火灾早期预警算法

杜建华, 张认成

(华侨大学 机电及自动化学院, 福建 泉州 362021)

摘要: 对前期大量试验采集的火灾气体数据进行特征提取,找出能够代表火灾整体特征的过程特征信息.通过体积分数曲线拟合分析,提取出体积分数、速度和加速度估值等火灾特征信息参量,建立适合于火灾早期探测的学习向量量化(LVQ)神经网络算法.通过对比分析证明,该算法比传统火灾探测器报警时间提前 3~21 min,且对于真假火灾可进行准确识别,实现火灾早期探测预警的目标.

关键词: 火灾探测; 红外光谱; 学习向量量化; 神经网络; 早期预警算法

中图分类号: TP 183; TN 215 **文献标志码:** A

提高火灾探测预警的准确性、可靠性,减少漏报误报一直是火灾早期探测研究的重点问题.目前,针对火灾探测数据的各类复杂探测算法层出不穷,大大提高了火灾探测系统的预报能力,但大多数在火灾探测的及时性、准确性和可靠性方面仍存在诸多问题,漏报误报问题突出.学习向量量化(learning vector quantization, LVQ)神经网络在模式识别和优化领域有着广泛的用途.它是 Kohonen 设计的一种将竞争学习思想和有监督学习算法相结合的 3 层神经网络,由输入层、竞争层和输出层构成^[1].本文通过火灾气体数据的特征提取,建立适合于火灾早期探测的学习向量量化(LVQ)神经网络算法.

1 火灾实验及数据获取

试验装置主要由美国尼高力公司的 Nexus 傅里叶变换红外光谱仪、10 m 长光程气体池、材料加热装置、辅助传感器和气体输送管道等构成.测量系统是基于傅里叶变换红外光谱技术^[2-3],根据气体对特定波长入射光的吸收程度来确定气体的体积分数大小.该方法测量精度高,可对微量气体进行测量.试验中,光谱仪采用 MCT-A 检测器,分辨率为 4 cm⁻¹,扫描次数为 64,光谱采集时间间隔为 1 min. CO 定量分析波段为 739~722, 772~746 cm⁻¹; CO₂ 定量分析波段为 2 183~2 165, 2 203~2 188 cm⁻¹.

采集时间长度依据材料的特性而定,一般都覆盖了燃烧全过程,包括吸热、热解、发烟、扩散、全燃、衰减等 6 个阶段.另外,还进行了大量虚假火灾(火灾探测干扰源)试验.每个试验中记录了气体光谱数据,燃烧过程的视频录像,材料表面温度,环境温度、感烟探测器报警时间,以及 CO 和 CO₂ 监测仪所获得的气体体积分数数据.通过对光谱数据进行定量分析,可以得到燃烧过程中表征气体 CO 和 CO₂ 体积分数的原始数据.图 1 为木块加热过程的视频截图,图 2 为实验采集的光谱瀑布图,图 3 为各类材料加热过程释放 CO 体积分数的曲线.

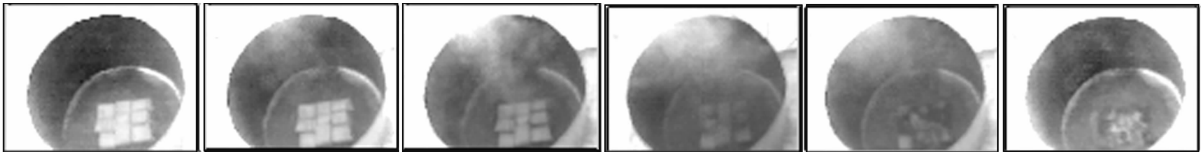


图 1 木块加热实验图像
Fig. 1 Experimental image of wood block when heated

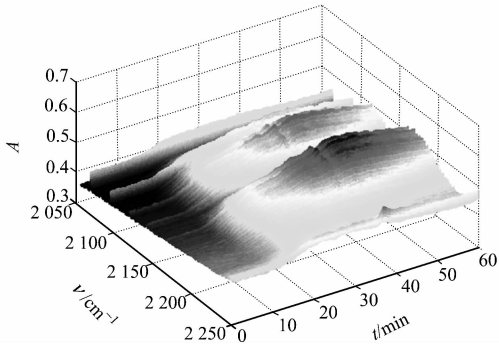


图2 木块加热过程 CO 气体光谱瀑布图
Fig. 2 Continuous spectrums of wood block when heated(CO)

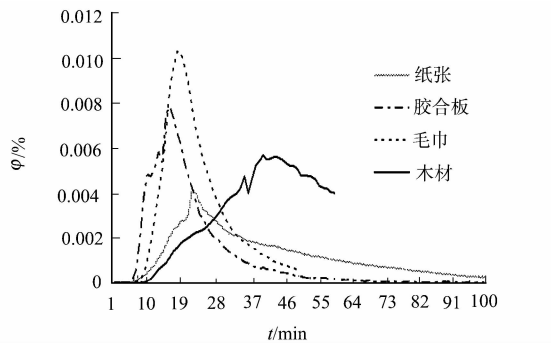


图3 4 种材料加热 CO 体积分数曲线
Fig. 3 CO concentration curves of four materials when heated

2 LVQ 神经网络结构及学习算法

LVQ 神经网络结构如图 4 所示. 设输入层由 N 个神经元组成, 与竞争层为完全连接; 竞争层由 M 个神经元组成; 输出层由 L 个向量组成. 在 LVQ 网络的训练过程中, 输入层和竞争层之间的连接权值被逐渐调整为聚类中心. 当输入样本被送至 LVQ 网络时, 竞争层神经元通过胜者为王竞争学习规则产生获胜神经元, 获胜神经元输出为 1, 其他神经元输出为 0. 具体有如下 5 个学习算法步骤^[4-5].

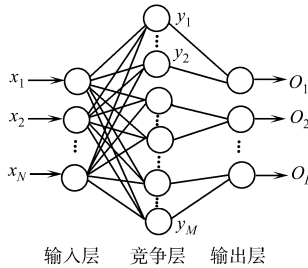


图4 LVQ 网络结构图
Fig. 4 Structure of LVQ neural network

- (1) 初始化, 将竞争层各神经元权值向量 $W_i^1 (i=1, 2, \dots, M)$ 赋于随机小数, 确定初始学习速率 $\eta(0)$ 和训练次数 K .
- (2) 输入样本向量 X .
- (3) 寻找获胜神经元 i^* , 即 $\|X - W_{i^*}^1\| = \min_i \|X - W_i^1\|, i=1, 2, \dots, M$.
- (4) 根据分类是否正确按不同规则调整获胜神经元的权值. 当网络分类结果与教师信号一致时, 向输入样本方向调整权值, 即 $W_{i^*}^1(k+1) = W_{i^*}^1(k) + \eta(k)[X - W_{i^*}^1(k)]$; 否则, 向输入样本相反方向调整权值, 即 $W_{i^*}^1(k+1) = W_{i^*}^1(k) - \eta(k)[X - W_{i^*}^1(k)]$. 其他非获胜神经元的权值保持不变.
- (5) 更新学习速率, 即 $\eta(k+1) = \eta(0)(1 - k/K)$. 当 $k < K$ 时, $k = k + 1$, 转到第 2 步并输入下一个样本, 重复各步骤直到 $k = K$.

3 火灾特征参量提取

剔除测量值中的随机变量, 获得含有缓慢变化趋势的火灾早期表征气体体积分数曲线, 提取出能代表 CO, CO₂ 变化趋势的体积分数估计值、变化率和加速度作为火灾探测的特征参量. 针对实际测量的离散数据曲线, 可用如下关系表示

$$\hat{x}(i+v) = a_0(i) + a_1(i) \cdot v + \frac{1}{2}a_2(i) \cdot v^2.$$

式中: i 代表时间 t ; v 代表 $\Delta t, v \in (-v_{\max}, v_{\max}), v_{\max} = \Delta t_{\max} / \Delta t$ 取整; i 点两侧的误差可表示为 $\Delta x(i+v) = \hat{x}(i+v) - x(i+v)$.

采用对称的哈密窗函数 $w(v)$ 对离散数据进行加窗处理, 由最小二乘法将差值 Δx 加权后取平方, 并从 $-v_{\max}$ 到 v_{\max} 求和可得

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

将 J 对系数求导, 并令其为零后得

$$J = \sum_{-v_{\max}}^{v_{\max}} w(v)^2 [\hat{x}(i+v) - x(i+v)](v^k/k!) = 0, \quad k = 0, 1, 2.$$

于是有 $W=V \cdot A$. 其中: $W = \sum_{-v_{\max}}^{v_{\max}} w(v)^2 \begin{bmatrix} x(i+v) \\ vx(i+v) \\ v^2x(i+v) \end{bmatrix}$; $V = \sum_{-v_{\max}}^{v_{\max}} w(v)^2 \begin{bmatrix} 1 & 0 & v^2/2 \\ 0 & v^2 & 0 \\ v^2 & 0 & v^4/2 \end{bmatrix}$; $A = \begin{bmatrix} a_0(i) \\ a_1(i) \\ a_2(i) \end{bmatrix}$.

由于 $V \cdot A$ 非奇异, 因此可求逆而得 $a_k(i)$ 的估计值为 $A=V^{-1} \cdot W$. 当 $v=0$ 时, $\hat{x}(i)=a_0(i)$, 表示气体体积分数本身, $a_1(i)$ 和 $a_2(i)$ 分别表示气体体积分数变化趋势的速度和加速度. 从测量数据 $x(i+v)$ 中取出在 $2v_{\max}+1$ (称为数据窗宽度) 范围内的数据用以平滑, 随着数据窗沿时间轴移动, 便可提取出火灾早期的过程特征信息. 纸张加热过程中, CO 体积分数的拟合曲线、变化速度曲线、加速度曲线和 CO₂ 体积分数的变化速度曲线, 如图 5~8 所示.

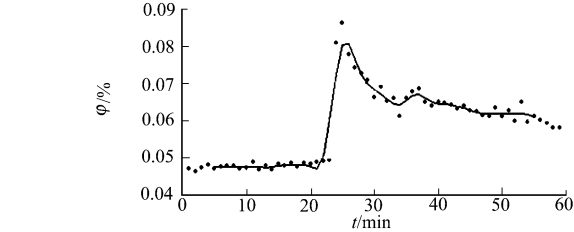


图 5 纸张加热 CO 体积分数变化速度曲线
Fig. 5 CO concentration velocity
curve of paper when heated

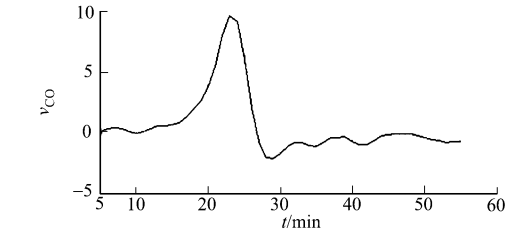


Fig. 6 纸张加热 CO 体积分数拟合曲线
Fig. 6 Fitting curve of CO
concentration when paper heated

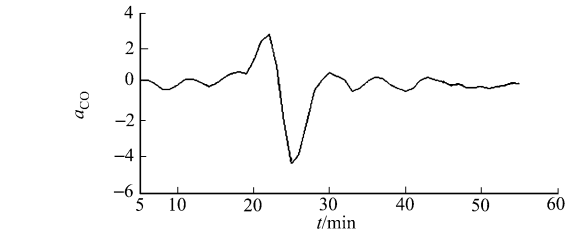


图 7 纸张加热 CO 体积分数加速度曲线
Fig. 7 Acceleration curve of CO
concentration when paper heated

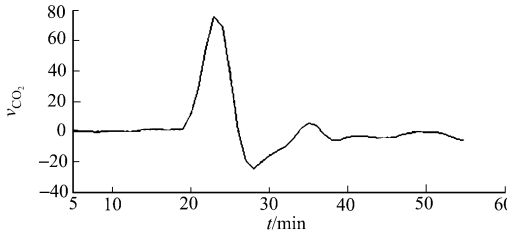


图 8 纸张加热 CO₂ 体积分数加速度曲线
Fig. 8 Velocity curve of CO₂
concentration when paper heated

在火灾数据特征提取的基础上, 将 CO 体积分数变化速度、加速度、CO₂ 体积分数变化速度, 即向量 $[v_{CO}, a_{CO}, v_{CO_2}]^T$ 作为 LVQ 网络的输入. 将向量 $[y_1, y_2]^T$ 作为网络输出. 当网络输出为 $[0, 1]$ 时, 判断为假火灾; 而当网络输出为 $[1, 0]$ 时, 判断为真火灾.

利用学习向量量化(LVQ)神经网络建立火灾探测算法. 该神经网络由输入层、竞争层和输出层组成, 网络在输入层和隐含层间为完全连接, 而在隐含层和输出层间为部分连接. 将真假火灾特征提取数据进行归一化处理后, 各随机选取 100 组对该 LVQ 神经网络进行训练. 部分训练数据如表 1 所示. 网络设定训练步数为 100, 经过 35 步训练达到稳定误差 0.066 7.

表 1 部分训练数据
Tab. 1 Part of training data

$[v_{CO}, a_{CO}, v_{CO_2}]$	$[y_1, y_2]$	状态	$[v_{CO}, a_{CO}, v_{CO_2}]$	$[y_1, y_2]$	状态
[0.162 7, 0.160 6, 0.181 5]	[0, 1]	假火灾	[0.350 9, 0.199 0, 0.304 3]	[1, 0]	真火灾
[0.163 4, 0.164 3, 0.212 7]	[0, 1]	假火灾	[0.361 8, 0.128 3, 0.477 7]	[1, 0]	真火灾
[0.180 8, 0.167 6, 0.239 0]	[0, 1]	假火灾	[0.171 0, 0.165 1, 0.183 9]	[0, 1]	假火灾
[0.183 3, 0.161 9, 0.244 0]	[0, 1]	假火灾	[0.166 4, 0.154 8, 0.154 6]	[0, 1]	假火灾
[0.200 1, 0.182 4, 0.268 1]	[0, 1]	假火灾	[0.160 3, 0.156 8, 0.149 9]	[0, 1]	假火灾
[0.231 3, 0.198 8, 0.289 6]	[1, 0]	真火灾	[0.257 2, 0.209 9, 0.227 5]	[1, 0]	真火灾
[0.268 3, 0.204 2, 0.283 3]	[1, 0]	真火灾	[0.316 4, 0.231 5, 0.415 1]	[1, 0]	真火灾

4 试验结果

对采集数据进行滑动加窗处理, 提取出火灾特征信息, 利用 LVQ 神经网络连续判别获得火灾发生

与否的时间关系. 通过与火灾实验过程中采用的传统火灾探测器探测进行对比,结果如表 2 所示.

从表 2 中可以看出:基于特征提取的 LVQ 神经网络火灾探测算法比传统火灾探测器报警时间提前 3~21 min,而且对于真假火灾可以进行准确识别,为火灾的及时预防扑救赢得了宝贵的时间,极大的降低火灾报警的漏报率和误报率.

表 2 LVQ 网络测试结果

Tab. 2 Testing results of LVQ network

min

材料	传统的火灾探测器			LVQ 神经网络 (滑动加窗处理)
	定温探测器	光电感烟探测器	离子感烟探测器	
木材	未报警	32	33	14
胶合板	未报警	未报警	未报警	18
毛巾	未报警	20	20	17
棉线	未报警	17	17	14
纸张	未报警	22	22	11
刨花板	未报警	23	22	13
垃圾箱	未报警	53	52	31
蜡烛	未报警	未报警	未报警	假火灾
香烟	未报警	未报警	未报警	假火灾
液化石油气	未报警	未报警	未报警	假火灾

5 结束语

利用过程特征提取手段对火灾数据进一步浓缩,将学习向量量化神经网络在模式分类方面的优势应用于火灾探测报警的研究,可实现火灾早期报警的目的.

参考文献:

[1] 施彦,韩力群. 神经网络设计方法与实例分析[M]. 北京:北京邮电大学出版社,2009.

[2] 杜建华,张认成,黄湘莹,等. CO 和 CO₂ 气体红外光谱技术在火灾早期探测中的应用研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2007,27(5):899-903.

[3] 龚雪,张认成,杜建华,等. 早期火灾 CO 气体的时间序列建模[J]. 华侨大学学报:自然科学版,2007,28(1):19-22.

[4] 孙斌,黄胜全. 一种基于经验模式分解的气液两相流流型识别方法[J]. 仪器仪表学报,2008,29(5):1011-1015.

[5] 徐涛,王祁. 基于模式识别的传感器故障诊断[J]. 控制与决策,2007,22(7):783-786.

Algorithm of Early Fire Alarm Using Infrared
Spectrum Based on LVQ Neural Network

DU Jian-hua, ZHANG Ren-cheng

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

Abstract: The process feature information standing for the whole feature of fire can be found, after the feature is extracted from the fire gas data collected in a great number of the previous experiments. And the fire feature parameters such as the estimated values of gas concentration, velocity and acceleration can be extracted through the analysis of the curve fitting of the gas concentration to establish the algorithm of learning vector quantization (LVQ) neural network suitable for early fire detection. The comparison analysis has proven that the alarm time of the algorithm can be advanced 3 to 21 minutes compared with that of the traditional fire detectors, so that it could detect precisely whether the fire is true or not, to attain early fire detection alarm.

Keywords: fire detection; infrared spectroscopy; learning vector quantization; neural network; early alarm algorithm