

文章编号: 0253-2239(2003)09-1086-4

# 基于神经网络的火灾烟雾识别方法\*

赵建华 方俊 疏学明

(中国科学技术大学火灾科学国家重点实验室, 合肥 230026)

**摘要:** 提出了一种基于神经网络的火灾烟雾识别方法,以波长为 670 nm、1060 nm、1550 nm 的三束激光的三对消光系数比作为网络的输入,网络的输出为“火灾烟雾”和“非火灾因素”,从典型火灾烟雾和非火灾因素对多波长激光的衰减实验中选取数据,组成 26 种网络样本模式定义表,经 391 次仿真训练后,输出误差小于 0.0001,并经验证实验表明,本方法对火灾烟雾和非火灾因素能进行有效的识别,是处理烟雾识别等非结构问题的一种行之有效的方法。

**关键词:** 信息光学;神经网络;反向传播网络;火灾信号处理;烟雾识别;消光系数比

中图分类号: TN247 文献标识码: A

## 1 引言

据美国消防协会(NFPA)的研究表明<sup>[1]</sup>,大量与人员伤亡和财产损失相关的火灾事故都与非火灾因素引起的误报警有关,而对火灾烟雾和非火灾因素进行分类识别是火灾探测领域提高火灾探测系统的可靠性、降低误报警的关键所在,对火灾烟雾和非火灾因素进行分类识别,已成为各国火灾科技工作者关注的一个重要研究方向。

神经网络自 20 世纪 80 年代复兴以来,以其自适应性、学习能力、容错能力和并行处理性能优异,在信息处理、模式识别、系统辨识、智能控制等领域得到了广泛应用<sup>[2~9]</sup>,同时也为火灾烟雾识别开辟了崭新的发展方向。Okayama<sup>[2,3]</sup>首先提出了火灾探测的神经网络方法,采用三层前馈网络和反向传播学习算法,网络的输入对应光电烟雾信号的斜率、持续时间和烟雾浓度、温度,其网络输出分别对应“火灾概率”、“火灾危险性”和“阴燃概率”;Chen 等人<sup>[4]</sup>测量了火灾烟雾中各种气体的浓度(如一氧化碳、二氧化碳、甲烷、甲醛等)的变化,并以烟雾中各种气体的浓度作为神经网络的输入,从而实现明火、阴燃火和环境干扰的辨识、报警。

本方法以三层反向传播(Back-propagation, BP)神经网络作为火灾烟雾识别神经网络模型,用表征

火灾烟雾本质特征的消光系数比作为烟雾识别神经网络的输入,能够对火灾烟雾和非火灾因素进行有效的分类、识别,表明神经网络方法是处理烟雾识别等非结构问题的一种行之有效的方法。

## 2 烟雾识别神经网络模型

### 2.1 神经网络结构

烟雾识别神经网络的结构如图 1 所示,以三层反向传播神经网络作为火灾烟雾识别神经网络模型<sup>[7]</sup>,网络的输入层为 3 个神经元,分别为  $I_1$ 、 $I_2$ 、 $I_3$ ,对应三对波长的消光系数比<sup>[10,11]</sup>( $R_{1.55\mu\text{m}/1.06\mu\text{m}}$ ,  $R_{1.55\mu\text{m}/0.67\mu\text{m}}$ ,  $R_{1.06\mu\text{m}/0.67\mu\text{m}}$ ),输入值全部归一化到 0~1,输出层为 2 个神经元,分别为  $O_1$  和  $O_2$ ,对应“火灾烟雾”和“非火灾因素”,输出值范围也归一化到 0~1,中间隐含层为  $j$  个神经元( $M_1, M_2, \dots, M_j$ ),在输入层与隐含层之间有  $3 \times j$  条连线,其权值为  $\omega_{ij}$ ,而在隐含层与输出层之间

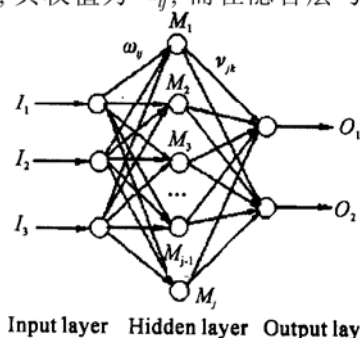


Fig. 1 Architecture of neural network for smoke identification

\* 国家重点基础研究专项经费(2001CB409600)和安徽省“十五”科技攻关项目(01013041)资助课题。

E-mail: zhaojh@ustc.edu.cn

收稿日期: 2002-06-14; 收到修改稿日期: 2002-09-16

有  $2 \times j$  条连线, 其权值为  $v_{jk}$ 。

当输入为  $I_i$  时, 隐含层的输入和为

$$N_1(j) = \sum_{i=1}^3 I_i \omega_{ij}, \quad (1)$$

$N_1(j)$  用对数 Sigmoid 函数转换到 0~ 1, 即表示成

$$M_j = \frac{1}{1 + \exp[-N_1(j) \cdot r_1]}. \quad (2)$$

同样地, 输出层的输入和为

$$N_2(k) = \sum_{j=1}^5 M_j v_{jk}, \quad (3)$$

$N_2(k)$  与式(2) 一样转换到 0~ 1, 即表示成

$$O_k = \frac{1}{1 + \exp[-N_2(k) \cdot r_2]}. \quad (4)$$

网络的输入  $I_1, I_2, I_3$  与输出  $O_1, O_2$  之间的关系用权值联系在一起, 如式(1) ~ (4) 所示, 式中  $r_1$  和  $r_2$  可以调节对数 Sigmoid 函数曲线的形状, 通常取 1.0. 在烟雾识别神经网络中, 只要确定输入、输出和隐含层神经元数, 以及输入层与隐含层之间的权值  $\omega_{ij}$  和隐含层与输出层之间的权值  $v_{jk}$ , 网络模型即确定。

Table 1 Pattern definition of network samples

Pattern No.	$R_{1.55/1.06}$ ( $I_1$ )	$R_{1.55/0.67}$ ( $I_2$ )	$R_{1.06/0.67}$ ( $I_3$ )	Fire smoke ( $T_1$ )	Non-fire factor ( $T_2$ )
1	0	0	0.70	0	1.0
2	0	0.70	0	0	1.0
3	0.70	0	0	0	1.0
4	0.15	0.15	0.15	0	1.0
5	0.30	0	0	0	1.0
6	0	0.30	0	0	1.0
7	0	0	0.30	0	1.0
8	0.55	0.55	0.55	0	1.0
9	0.75	0.75	0.75	0	1.0
10	0	0.30	1.00	0	1.0
11	0.44	0.29	0.65	1.0	0
12	0.50	0.60	1.00	0	1.0
13	0.64	0.39	0.61	1.0	0
14	0	0.67	0	0	1.0
15	0.58	0.32	0.56	1.0	0
16	0	1.00	0	0	1.0
17	0.68	0.40	0.58	1.0	0
18	0	0	0	0	1.0
19	0.99	0.85	0.85	0	1.0
20	0	0.85	0	0	1.0
21	0.99	0	0	0	1.0
22	0	0.85	0.85	0	1.0
23	0.99	0	0.85	0	1.0
24	1.00	0.90	0.80	0	1.0
25	0.99	0.99	0.99	0	1.0
26	0.92	0.92	0.92	0	1.0

在进行网络仿真训练前, 从典型火灾烟雾和非火灾因素对多波长激光的衰减响应实验数据<sup>[11]</sup>, 定义一个 26 种样本模式定义表, 如表 1 所示, 表中  $T_1$  和  $T_2$  为网络输出的期望值。

当第  $n$  种样本模式送入输入层时, 首先设定网络权值  $\omega_{ij}$  和  $v_{jk}$  的初始值, 再由式(1) ~ (4) 计算出网络的输出值  $O_1$  和  $O_2$ , 并与相应的输出期望值  $T_1$  和  $T_2$  进行比较, 此样本模式的均方差为

$$E_n = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^2 (O_k - T_k)^2, \quad (5)$$

总均方差为

$$E = \sum_{n=1}^N E_n, \quad (6)$$

不断调整网络权值  $\omega_{ij}$  和  $v_{jk}$ , 使总均方差  $E$  小于期望误差。

### 2.2 神经元数目的确定

烟雾识别神经网络的结构确定后, 其输入、输出层的神经元数由给定的网络输入、输出关系决定, 在本方法中输入层为 3 个神经元, 输出层为 2 个神经元, 在确定隐含层神经元的数目时, 采用不同神经元数对网络进行仿真对比, 然后确定隐含层神经元的数目。

根据网络样本模式定义表, 选择不同的隐含层神经元的数目, 通过对网络仿真时所需的循环次数和输出误差来观察网络的求解效果, 经过仿真观察, 隐含层神经元数目的选择范围较宽, 当隐含层神经元数目为 5 时, 网络的输出效果最佳, 其最小输出误差能达到  $9.09 \times 10^{-5}$ 。

### 3 仿真训练

利用图 1 给出的烟雾识别神经网络结构和 Matlab 神经网络工具箱<sup>[12]</sup>, 对表 1 所定义的 26 种样本模式进行网络仿真训练, 为加快网络的训练速度, 避免陷入局部极小值, 本方法采用自适应学习速率和附加动量相结合方法, 经过 391 次仿真训练, 网络的输出误差小于 0.0001, 即可满足工程应用, 并得到烟雾识别神经网络的各项参量, 如输入层与隐含层之间的权值  $\omega_{ij}$ 、隐含层与输出层之间的权值  $v_{jk}$ 、隐含层的阈值  $B_1(j)$  和输出层的阈值  $B_2(k)$ 。

表 2 为经过仿真训练后得到的网络权值表,  $\omega_{ij}$  为由输入层神经元  $i$  到隐含层神经元  $j$  之间的连接权值,  $v_{jk}$  为由隐含层神经元  $j$  到输出层神经元  $k$  之间的连接权值。

表 3 为经过仿真训练后得到的网络阈值表,  $B_1(j)$  为隐含层神经元  $j$  的阈值,  $B_2(k)$  为输出层神经元  $k$  的阈值。

Table 2 Weight values after simulation training of network

$i, j$	$\omega_{ij}$	$j, k$	$v_{jk}$
1, 1	5.6693	1, 1	7.9994
2, 1	6.1699	2, 1	- 14.4954
3, 1	10.3039	3, 1	- 5.9903
1, 2	9.6512	4, 1	- 13.7328
2, 2	- 11.5057	5, 1	8.3359
3, 2	- 2.0627	1, 2	- 9.0267
1, 3	- 2.4603	2, 2	14.2474
2, 3	2.1027	3, 2	7.6073
3, 3	12.5471	4, 2	11.9637
1, 4	- 3.5040	5, 2	- 12.3740
2, 4	17.8557		
3, 4	- 1.4047		
1, 5	14.3093		
2, 5	- 9.5835		
3, 5	4.3698		

Table 3 Threshold values after simulation training of network

$j$	$B_1(j)$	$k$	$B_2(k)$
1	- 8.2136	1	- 6.6314
2	- 4.2032	2	11.3503
3	- 9.1283		
4	- 5.6797		
5	- 4.7919		

## 4 验证实验

为对已确定的烟雾识别神经网络的识别能力进行验证, 从文献[11]的实验数据中抽取 15 种检验样本(非训练样本)作为神经网络的输入, 对烟雾识别神经网络进行验证实验, 实验结果表明, 识别网络能对输入样本进行有效的识别, 表 4 为烟雾识别神经网络的验证实验结果, 其最大误差仅为 0.0389, 由于火灾烟雾的消光系数比的波动范围不大, 通常在  $\pm 4.5\%$  左右<sup>[10]</sup>, 而神经网络对输入波动不太敏感, 只要使网络训练的样本模式足够多, 就能对火灾烟雾进行准确、可靠的识别。

Table 4 Results of verification experiment of neural network for smoke identification

No.	Input			Output			
	$R_{1.55/1.06}$	$R_{1.56/0.67}$	$R_{1.06/0.67}$	Fire smoke ( $O_1$ )		Non-fire factor ( $O_2$ )	
	$(I_1)$	$(I_2)$	$(I_3)$	Defined data	Calculated data	Defined data	Calculated data
1	0.09	0.06	0.69	0	0.0389	1.0	0.9991
2	0.43	0.28	0.65	1.0	0.9970	0	0.0059
3	0.46	0.30	0.65	1.0	0.9977	0	0.0039
4	0	0.19	0	0	0.0004	1.0	1.0000
5	0.64	0.39	0.61	1.0	0.9984	0	0.0012
6	0.66	0.39	0.60	1.0	0.9987	0	0.0010
7	0.40	0.50	1.00	0	0.0005	1.0	0.9999
8	0.57	0.32	0.56	1.0	0.9992	0	0.0007
9	0.60	0.33	0.55	1.0	0.9993	0	0.0006
10	0.07	0.25	1.00	0	0.0147	1.0	0.9999
11	0.68	0.38	0.55	1.0	0.9990	0	0.0007
12	0.68	0.40	0.58	1.0	0.9984	0	0.0010
13	1.00	0.91	0.85	0	0.0002	1.0	0.9995
14	0.99	0.85	0.86	0	0.0002	1.0	0.9995
15	0.96	0.84	0.87	0	0.0002	1.0	0.9996

## 5 烟雾识别的硬件实现

烟雾识别神经网络的硬件实现, 是采用抽气泵将烟雾或气溶胶吸入烟雾探测室中, 由恒流驱动电源驱动激光发射组件发出三束不同波长(670 nm、1060 nm、1550 nm)的激光, 同时入射到烟雾探测室中, 三束激光被烟雾探测室中的烟雾衰减后, 出射到光电探测组件上, 由光电管将衰减后的光强转换为电信号, 并经信号放大后, 由多路数据采集卡进行模

数转换, 转换后的数字量送入微型电子计算机, 微型电子计算机对采集到的三束激光的衰减数据进行数据分析、处理, 得到三对波长的消光系数比, 并以此作为烟雾识别神经网络的输入, 烟雾识别神经网络对输入数据进行分析判断, 确定烟雾探测室中气溶胶的类型, 识别出“火灾烟雾”或“非火灾因素”, 当确认为“火灾烟雾”时发出报警信号, 当确认为“非火灾因素”时则不报警。

**结语** 1) 采用目前应用最为广泛,且比较成熟的 3 层 BP 神经网络模型来进行火灾烟雾和非火灾因素的分类识别,以波长为 670 nm、1060 nm、1550 nm 的三束激光的三对消光系数比作为烟雾识别神经网络的输入,中间隐含层为 5 个神经元,网络的输出为“火灾烟雾”和“非火灾因素”,通过对网络进行仿真训练和验证实验表明,本方法能对火灾烟雾和非火灾因素进行有效的识别,是处理火灾烟雾识别等非结构问题的一种行之有效的方法。

2) 运用 Matlab 神经网络工具箱,采用自适应学习速率和附加动量相结合方法,能加快网络的训练速度,避免陷入局部极小值,并能获得极小的目标误差( $9.09 \times 10^{-5}$ )。

3) 基于人工神经网络的火灾烟雾识别方法,具有自学习、自适应功能,它能最大限度地利用已知的火灾烟雾样本的先验知识,且具有很强的容错能力,样本的偏差对烟雾识别网络的影响较小。

#### 参 考 文 献

- 1 Aggarwal S, Motevalli V. Study of smoke generated by non-flaming sources for fuel identification. In: *AUBE '95 Proceedings 10th International Conference on Automatic Fire Detection*. Duisburg, Germany, 16~ 18 March 1995, 180~ 193
- 2 Okayama Y. Approach to detection of fires in their early stage by odor sensors and neural net. In: *Fire Safety Science - Proceedings of 3rd International Symposium*. Edinburgh, UK, 1991, 955~ 964
- 3 Okayama Y. A primitive study of a fire detection method controlled by artificial neural net. *Fire Safety J.*, 1991, 17

(6): 535~ 553

- 4 Chen Y, Serio M A, Athyamoorthy S. Development of a fire detection system using FT-IR spectroscopy and artificial neural networks. In: *Fire Safety Science-Proceedings of the 6th International Symposium*. Poitiers, France, 5~ 9, July 1999, 791~ 802
- 5 Jiao Licheng. *Theory of Neural Network Systems (神经网络系统理论)*. Xi'an: Xidian University Press, 1996 (in Chinese)
- 6 Li Zuoyong. Supervised classification of multispectral remote sensing image using B-P neural network. *J. Infrared and Millimeter Waves (红外与毫米波学报)*, 1998, 17(2): 153~ 156 (in Chinese)
- 7 Zhao Jianhua. *A Study of Fire Smoke Recognition Based on Multi-Wavelength Laser Scattering (基于多波长激光散射的火灾烟雾识别研究)*. [Ph. D. Thesis], Hefei: University of Science and Technology of China, 2000 (in Chinese)
- 8 Cheng Huiquan, Liu Liren, Li Guoqing *et al.*. Optical pattern recognition based on hybrid interpattern associative neural network. *Acta Optica Sinica (光学学报)*, 1998, 18(10): 1311~ 1316 (in Chinese)
- 9 Xu Rui, Huang Daquan, Li Zhineng. The implementation of a perfect shuffle type of optoelectronic neural network system. *Acta Optica Sinica (光学学报)*, 2002, 22(1): 62~ 66 (in Chinese)
- 10 Zhao Jianhua, Yuan Hongyong, Fan Weicheng *et al.*. Characterization of the classification characteristic for fire smoke by the extinction coefficient ratio. *Acta Physica Sinica (物理学报)*, 2002, 51(3): 700~ 704 (in Chinese)
- 11 Zhao Jianhua, Yuan Hongyong, Fan Weicheng *et al.*. Multi-wavelength attenuation properties of fire smokes. *J. Infrared and Millimeter Waves (红外与毫米波学报)*, 2002, 21(3): 221~ 224 (in Chinese)
- 12 The Math Works, Inc. *Neural Network Toolbox User's Guide*, Natick: The Math Works Inc, 2001

## An Identification Method of Fire Smoke Based on Neural Network

Zhao Jianhua Fang Jun Shu Xueming

(State Key Laboratory of Fire Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230027)

(Received 14 June 2002; revised 16 September 2002)

**Abstract:** An identification method for fire smoke based on a neural network is discussed. The neural network's input used three couples of extinction coefficient ratio of three laser beams with wavelengths of 670 nm, 1060 nm and 1550 nm respectively. The network's output used fire smoke and non-fire smoke factors. Experiments of multi-wavelength lasers attenuation by typical fire smoke and non-fire smoke factors were conducted, resulting in twenty six network sample pattern definition tables acquired from selected data. Three hundred and ninety one times of simulation training resulted in an output error less than 0.0001. The verification experiments prove that this method is effective in distinguishing between fire smoke and non-fire smoke factors. This identification method has practical application for solving fire smoke recognition and other similar non-structural problems.

**Key words:** information optics; neural network; back-propagation network; fire signal processing; smoke identification; extinction coefficient ratio