

doi: 10.3969/j.issn.1673-3185.2013.05.016

期刊网址: www.ship-research.com

网络出版地址: http://www.cnki.net/kcms/detail/42.1755.TJ.20130822.0915.016.html

一种船舶舱室火灾报警优先级评估模型

姚绪梁, 蔡晶

哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001

摘要: 舱室是船舶的重要组成部分。当某舱室发生火灾时,其相邻舱室极易引发连锁性起火,此时如果报警系统不能及时、准确、可靠地给出各舱室的关联报警信息,就会对整个船舶造成严重危害。为了增加船舶火灾报警系统的早期预警与关联报警功能,分析了通常情况下典型船舶舱室的火灾报警判别要素并对其进行量化,建立舱室火灾报警优先级BP神经网络评估模型,运用LM算法对该评估模型进行学习训练,并通过测试样本验证该船舶舱室火灾报警优先级评估模型的可行性与准确性。该方法有助于提高报警系统对各舱室火灾探测报警的准确性,从而可降低由于舱室关联起火而导致发生船舶重大损失的概率。

关键词: 舱室; 火灾; 判别要素; 优先级; 神经网络; BP算法

中图分类号: U664.88

文献标志码: A

文章编号: 1673-3185(2013)05-91-06

An Evaluation Model of Alarm Priority for Ship Cabin Fires

YAO Xuliang, CAI Jing

College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China

Abstract: When fire breaks out in a ship cabin, the adjacent cabins may also suffer from chain effects and catch fire. In that case, if the fire alarm system does not provide accurate and reliable information concerning the afflicted cabins timely, the entire ship could be seriously damaged. In order to improve the early warning and alert correlation function of the ship fire alarm system, this paper analyzes the diagnostic features of typical cabin fires quantitatively and establishes a BP neural network evaluation model regarding the fire alarm priority. The model is then trained via the LM algorithm. In order to validate the proposed evaluation model, several testing samples have been employed. The results show that the method significantly improves the accuracy of the fire alarm system and lowers the chance of catastrophic losses due to cabin chain fires.

Key words: cabin; fire; diagnostic feature; priority; neural network; BP algorithm

0 引言

随着海上科技的迅速发展,人们对船舶安全性能的要求越来越高,而火灾则是威胁船舶安全的重要因素之一。由于船舶环境较为复杂,各个舱室、水密区、甲板均为紧密连接,因此,当某舱室发生火灾时,其相邻舱室必然会受到牵连。如果未能及时发现火情,随着火势愈演愈烈,大火会通过墙壁或相互连接的通风管道、油气运输管道、线

缆等蔓延至数个舱室,从而引发连锁性起火,并对船舶主体及人员安全构成巨大威胁^[1]。然而,目前大部分船舶火灾自动报警系统对各舱室间火灾报警关联性的关注不够,其集中报警控制器仅提供发生火灾的舱室火情信息,而无法为多舱同时报警提供决策,也无法为不同环境的相邻舱室发生关联性起火提供预防措施与及时警报。例如:2002年英国“宾夕法尼亚”号运输船在航行时,其机舱发生火灾,由于未能及时发现并处理,

收稿日期: 2012-09-21

网络出版时间: 2013-08-22 09:15

作者简介: 姚绪梁(1969-),男,教授,博士生导师。研究方向:电力电子与电力传动,船舶火灾报警技术。

E-mail: yao_1126@163.com

蔡晶(1988-),女,硕士生。研究方向:船舶火灾报警技术,先进控制理论及应用

通信作者: 姚绪梁

而导致火势蔓延,致使全船几乎报废;2003年“鑫华泰8号”和“海王星1号”集装箱船在航行途中由于输油管路故障而造成燃油喷射到高温排烟管,从而引发关联性起火。综上所述,由于考虑火情信息不全面而造成重大损失的例子不计其数。故在火灾发生初期,报警系统能够针对发生火灾的多个舱室进行及时预警及准确报警,从而给出正确的决策信息以处置火情并启动联动设施十分重要。因此,有必要对船舶舱室火灾报警判别要素进行分析,并提出合理的舱室火灾报警优先级评估模型。在获知各舱室报警级别后,消防人员就可以有主次地提早做好预防工作,以降低发生重大火灾事故的概率。

目前,国内外研究的船用火灾报警系统在火灾探测、报警及灭火控制方面都具有一定的智能化判断处理能力,尤其是智能化火灾探测技术。这种技术采用了具有一定自学习与自适应性的神经网络与模糊推理融合方法,目前已得到广泛应用^[2],可有效降低火灾误报率,并将预警时间提前。其次,是多传感器信息融合火灾报警技术,但该技术着重研究火情探测识别处理,旨在得出准确可靠的火情信息,而未对舱室火灾关联报警以及多舱报警时的优先级评估进行研究,这就对早期火情识别及联动处理问题造成了影响。少数国外公司对船舶舱室火灾报警智能评估方法进行了量化研究,并对火灾动力学因素、船舶舱室结构、消防报警系统和防灭火设施等评估过程加以考虑。本文根据船舶火灾报警控制系统在发生火灾时采集的各类探头报警信号以及由CFAST、FDS等火灾模拟软件和专家建议得出的舱室火灾危险度信息,建立了船舶舱室火灾报警优先级评估学习样本,构造了BP神经网络,以通过训练学习样本、改善网络参数及仿真实验验证来得到一个准确可行的舱室报警优先级评估模型。

1 船舶舱室火灾特点及报警优先级判别要素

1.1 船舶舱室火灾特点

当代船舶种类繁多,虽然其结构用途各不相同,但在船舶火灾方面却有很多相似之处。由于船舶舱室空间狭小、机械设备安放紧密、气体和液体运输及电路线路复杂,从而导致火源种类多、预警难度大、火势难以控制,故船舶上的火灾危险程度及可能造成的损失远远大于一般建筑火灾,船舶舱室火灾特点如下^[3]:

- 1) 容易同时产生多种不同类型火灾,如普通火、油火、电火等;
- 2) 可燃物多且集中,火灾载荷量较大,可导致火势迅速蔓延;
- 3) 着火舱内热量不易散发,船舶主体一般为金属结构,温度上升较快;
- 4) 舱内通风和排烟效果较差,火情很难辨别;
- 5) 灭火设备和人力有限,地方狭小,行动不便,逃生通道狭窄,且在海上不易得到外援;
- 6) 各个舱室连接紧密,电气线路复杂,火势容易通过各种介质蔓延至邻近舱室。

综上所述,船舶舱室火灾情况相当复杂,一旦发生火灾,极易引起严重后果。所以,在发生火灾时,各舱室报警信息的全面性、准确性和可靠性以及报警后联动灭火的及时性十分重要。在船舶火灾自动报警系统中,应增加可根据舱室报警优先级信息来启动相应舱室的预警或报警功能,这样有助于减少因漏报、误报以及报警不全面而造成的船舶火灾巨大损失。

1.2 船舶舱室火灾报警优先级的判别要素

通过对船舶舱室火灾特点进行分析,通常情况下,典型舱室火灾报警优先级的判别因素可选择:感烟火灾探测器信号、感温火灾探测器信号、可燃气体探测器信号以及舱室火灾危险度信息。将多个传感器的信息融合与已知的各舱火灾危险等级情况进行综合,可以提高火灾报警系统报警的准确性与可靠性,防止单一探测器给出错误报警信息,同时提高系统报警的全面性与容错性^[4]。

1.2.1 感烟火灾探测器信号

烟雾是火灾的早期现象,目前的感烟火灾探测器能够对可见烟雾和不可见悬浮颗粒做出响应,并将探测到的烟雾浓度变化转化为电信号来启动报警,故利用感烟火灾探测器的优点是可以较早探测到火灾的发生^[5]。

1.2.2 感温火灾探测器信号

通常,感温探测器将温度变化转换为电信号以用于火灾报警。根据温度参数的不同,一般分为定温式、差温式与差定温式等多种类型^[6]。船用感温火灾探测器是利用热敏元件对温度的敏感性来检测环境温度,适用于发生火灾时有剧烈升温的场所。将其与感烟火灾探测器配合使用,能够提高火灾探测的准确性,并减少损失。

1.2.3 可燃气体探测器信号

可燃气体探测器是对单一或多种可燃气体浓

度进行响应的探测器,分为催化型、红外光学型2种类型。当空气中有被测气体或液体挥发时,探测器即产生与空气中被测气体浓度成正比的电信号,电信号经处理后即发出报警信号。

1.2.4 舱室火灾危险度信号

查阅相关文献得知,世界各国的船舶火灾危险性评估已成为船舶生命力评估的重要组成部分。舱室作为船舶的重要组成部分,其火灾危险度评估也相当重要^[7]。由火灾产生及蔓延机制可知,船舶火灾与船舶舱室可燃物的数量和特性、舱室通风状态、消防系统状态以及人员因素有关。将这些因素进行归纳与量化,并根据广义指标体系对其进行非线性合成,可产生一个新指标,即船舶舱室火灾危险度,主要用于衡量舱室火灾危险性的大小。

2 基于BP算法的船舶舱室火灾报警优先级评估模型

在船舶火灾报警系统中可增加舱室火灾报警优先级智能化判别功能,从而能够进一步提高整个报警系统的可靠性和准确性,并降低误报和漏报频率。人工神经网络是由许多简单且相互连接的处理单元组成的复杂网络,该模型建立在实际样本学习的基础上,不仅具有很强的学习、容错以及并行处理的能力,而且还拥有联想、记忆以及归纳推理能力。通过其处理的火情信息更接近于人的思维,可提高报警系统对变化环境的适应能力,并降低误报率。通过该神经网络模型进行样本学习与训练仿真,可以准确可靠地为集中火灾报警控制器提供各舱室火灾报警的优先级信息,以便控制器能够针对各舱室的不同报警信息采取相应的预防警报及联动灭火动作^[8],从而提高船舶火灾报警系统的火灾初期预警及各舱关联报警能力。

2.1 BP神经网络结构

BP神经网络是一种多层前向型神经网络,通常拥有1个或多个sigmoid隐层和线性输出层,具有很强的映射能力。该网络的学习过程由正向传播与误差的反向传播组成,并且在此过程中其权值不断调整,即学习与训练过程^[9]。采用BP算法的多层前馈网络是现今应用最广泛的神经网络,其中单隐层前馈网络(即3层前馈网络)应用最普遍,这是因为该网络可以以任意精度逼近任意连续函数。

根据船舶舱室的环境特点以及火灾报警系统主要报警优先级的判别要素,本文使用的3层结

构BP神经网络由输入层、一层输出层和一层隐含层组成。可选取船舶舱室火灾报警系统采集的感烟火灾探测器信号^[10]、感温火灾探测器信号、可燃气体探测器信号以及某舱室火灾危险度信号这4个参数作为输入层神经元,并将报警系统发出的初级警报、中级警报和高级警报概率这3个参数作为输出层神经元,某舱室火灾报警优先级评估BP神经网络结构如图1所示。

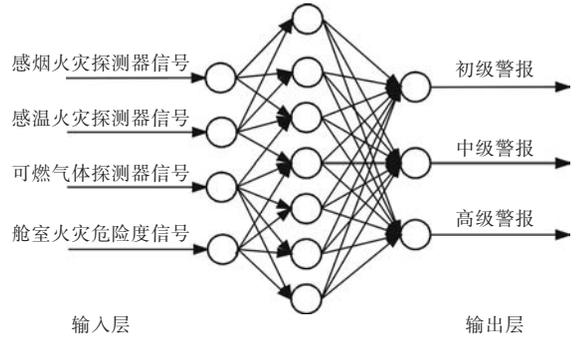


图1 舱室火灾报警优先级评估BP神经网络结构
Fig.1 The cabin fire alarm priority assessment model structure based on BP neural network

对于火灾报警系统采集的探测器信号以及各舱室火灾危险度信息,BP神经网络模型通常以S函数作为转移函数,其值域为 $[0,1]$ 。所以,在对网络进行训练之前要对原始数据进行预处理,将这些数据规范至 $[0,1]$ 区间内。常用数据预处理方法有:变换法、标准化法、压缩系数法等。本文对这4个数据进行预处理,归一化至 $[0,1]$ 范围内,从而为下一步舱室火灾报警优先级评估模型的建立奠定基础。归一化公式选择如下:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

式中: $x \in [x_{\min}, x_{\max}]$, x 为原始输入变量; x_{\max} 和 x_{\min} 分别为各个输入变量的最大值与最小值。

2.2 BP神经网络学习算法

BP网络的一般公式为:

$$f(x) = 1/[1 + \exp(-x)] \quad (2)$$

式中, $f(x)$ 为传递函数。节点输出可表示为

$$O_i = f\left(\sum_j W_{ij} - \theta_i\right) \quad (3)$$

式中: W_{ij} 为连接权值; θ_i 为节点阈值; i 为第 i 层隐藏节点层。第 P 个样本的误差计算公式为

$$E_P = \sum_i (t_{pi} - O_{pi})^2 / 2 \quad (4)$$

式中: t_{pi} 为网络期望输出值; O_{pi} 为网络实际输出值。由于

$$\Delta W = -\eta' \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = \eta' \delta_i' x_j \quad (5)$$

式中： η 为学习速率； $i \in [0, m]$ ， $j \in [1, n]$ ，其中， m 为隐含层数， j 为输出层数； E 为总误差； W_{ij} 为输出层和隐含层之间上次迭代后的权值； $\delta_i'x_j'$ 为输出层和隐含层之间的权值调整量。则对权值的修正为

$$W_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) + \Delta W_{ij}(k) = W_{ij}(k) + \eta' \delta_i' x_j' \quad (6)$$

式中， k 为第 k 个神经元。

标准BP梯度下降法和有动量的梯度下降法在实际应用中通常具有学习速率过慢的缺陷，且容易陷入局部极小点，所以本文提出一种改进型高效BP算法，即基于优化理论的LM训练算法^[11]。

3 BP神经网络模型的仿真实现

船舶舱室火灾报警神经网络评估模型的样本获取十分困难，故本文通过将火灾初期报警系统采集的各类探测器报警信号实验数据以及从相关文献中得到的舱室火灾危险度经验数据作为该神经网络的样本集，输出的报警优先级别概率则依据现有国内外火灾报警标准及核心期刊上已发表的文章给出。由于样本数量较多，仅给出以下部分船舶火灾舱室报警优先级别评估的学习样本，如表1所示。

表1 船舶火灾舱室报警优先级别评估模型的学习样本

Tab.1 The learning samples of ship fire cabin alarm priority assessment model

序号	感温火灾探测器报警信号	感烟火灾探测器报警信号	可燃气体探测器报警信号	高级警报	中级警报	初级警报
1	0.50	0.67	0.75	0.55	0.30	0.15
2	0.50	0.50	0.75	0.55	0.30	0.15
3	0.50	0.33	0.75	0.55	0.30	0.15
4	0.50	0.55	0.70	0.55	0.50	0.15
5	0.45	0.18	0.75	0.50	0.30	0.20
6	0.45	0.80	0.65	0.50	0.35	0.15
7	0.45	0.15	0.60	0.45	0.35	0.20
8	0.45	0.15	0.50	0.45	0.35	0.20
9	0.90	0.22	1.00	0.80	0.20	0
10	1.00	0.25	1.00	0.90	0.10	0
11	0.95	0.20	0.80	0.55	0.15	0
12	0.87	0.18	0.35	0.70	0.25	0.05
13	0.95	0.20	0.80	0.85	0.15	0
14	0.90	0.18	0.25	0.75	0.20	0.05
15	0.90	0.15	0.20	0.75	0.20	0.05

将以上经归一化预处理后得到的学习样本作为神经网络的输入量与期望输出量。该BP网络模型为3层网络，有4个输入节点，3个输出节点，依据经验这里可选定隐含层节点数范围为[7, 12]。下面通过学习训练对各训练样本的输出误差进行对比，然后选取误差较小，收敛性好的隐含

层节点数进行下一步样本学习训练。各层之间的传递函数均采用Sigmoid函数，如tansig和logsig。首先对网络进行初始化操作，然后定义神经网络的参数并训练网络，如表2所示。

表2 不同隐含层节点数的神经网络仿真比较

Tab.2 The simulation comparison of neural network with different number of hidden layer nodes

隐含层数	训练次数	最大误差
7	26	0.008 00
8	88	0.010 76
9	109	0.007 40
10	14	0.010 00
11	11	0.006 10
12	18	0.009 68

由表2可以看出，隐含层节点数为11时的误差较小，收敛性较好。因此，当选定隐含层节点数为11之后，本节又针对各种训练函数的收敛性进行了对比。

表3 不同训练函数的神经网络仿真比较

Tab.3 The simulation comparison of neural network with different trained functions

训练函数	最大误差	训练步长	训练目标
traingd	0.348 5	3 000	未达到
traingdm	0.387 2	2 579	达到
traingdx	0.287 3	112	达到
trainlm	0.031 0	10	达到
trainbfg	0.270 0	29	达到

表3可以看出，基本梯度下降法traingd的收敛性较差，收敛速度慢，误差也较大；带有动量项的梯度下降法traingdm要比traingd速度快；带有动量项的自适应学习算法的traingdx和BFGS-拟牛顿法trainbfg比traingdm训练速度还要快，且误差更小；LM算法trainlm的收敛性最好，误差也最小。综上所述，由对比分析可知，该船舶舱室火灾连锁报警优先级别评估BP神经网络模型算法应选用LM算法进行仿真训练，仿真后的BP网络训练误差曲线如图2所示。

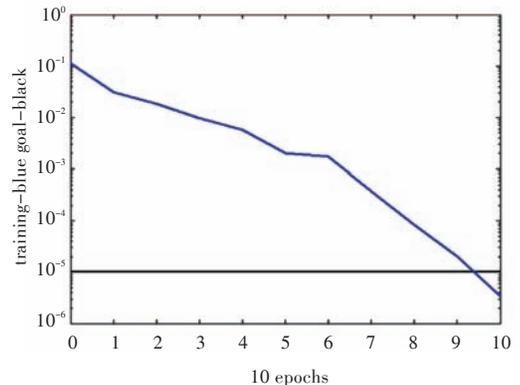


图2 BP网络训练误差曲线

Fig.2 The error curve during training based on BP network

由该误差下降曲线可以看出,经过10次迭代后的误差小于设定值,收敛效果明显,训练速度快、稳定且未发生较大震荡,满足预先设定的条件。由仿真结果可以看出,期望值与实际值的误差范围在0.1%~0.3%之间,即网络实际输出值与期望值很接近,验证并经训练后的BP神经网络模型具有可行性,且仿真训练精度高,故可以作为船舶舱室火灾报警优先级评估模型进行使用。

4 火灾报警信号仿真验证

本节选取我国规定的标准明火SH4、标准阴燃火SH1以及厨房或者香烟等典型干扰信号进行火灾报警等级判别仿真实验^[12],舱室火灾危险度取固定值0.5,以验证网络对于不同火情判别火灾等级的可行性、准确性与可靠性。

4.1 典型明火仿真实验

该部分选取标准明火中的20组火灾参数输入到前面已经训练好的船舶舱室火灾连锁报警等级评估模型BP神经网络中,其中网络输入为感温火灾探测器信号、感烟火灾探测器信号、可燃气体探测器信号、舱室火灾危险度(取0.5),网络输出则为无报警、预警和报警概率。网络仿真的输入输出曲线如图3和图4所示。

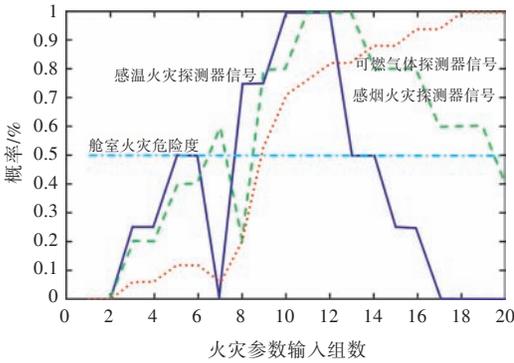


图3 某舱室发生明火时的网络输入曲线

Fig.3 The network input curves of a naked cabin fire

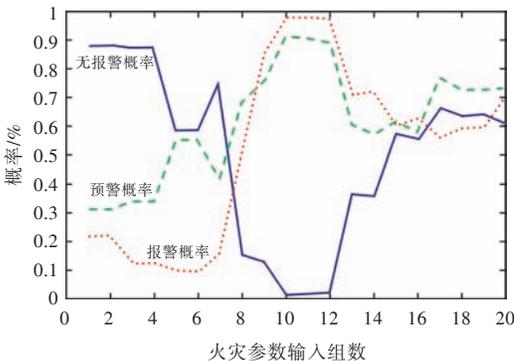


图4 某舱室发生明火时的网络输出曲线

Fig.4 The network output curves of a naked cabin fire

由图3和图4可以看出,某舱室明火的发生特

点比较明显。在中间一段时间内温度和烟雾浓度稳步升高,故网络输出即由无报警转向报警,同时CO含量一直升高,而温度和烟雾浓度则转为下降趋势,故网络输出由报警转为预警。

4.2 阴燃火实验仿真验证

该部分选取标准阴燃火中的20组火灾参数,并将其输入到前面已经训练好的船舶舱室火灾连锁报警等级评估模型BP神经网络中,其中网络输入为感温火灾探测器信号、感烟火灾探测器信号、可燃气体探测器信号、舱室火灾危险度(取0.5),网络输出则为无报警、预警和报警概率。网络仿真的输入输出曲线如图5和图6所示。

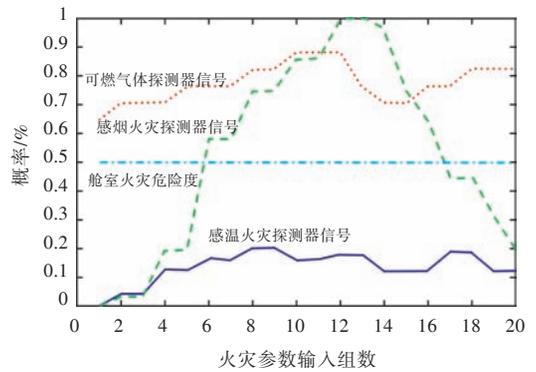


图5 某舱室发生阴燃火时的网络输入曲线

Fig.5 The network input curves of a smoldering cabin fire

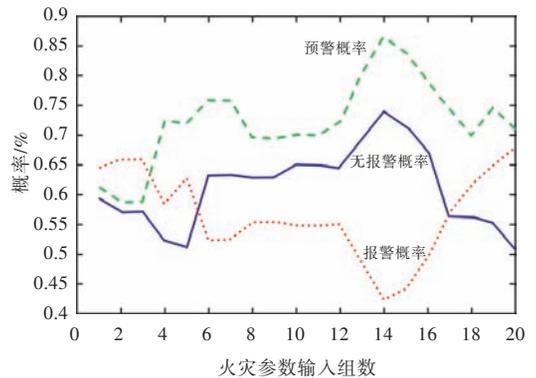


图6 某舱室发生阴燃火时的网络输出曲线

Fig.6 The network output curves of a smoldering cabin fire

由图5和图6可以看出,某舱室阴燃火的发生特点较为显著。温度一直保持较低,烟雾浓度则上升幅度较大,下降也比较突然,CO含量虽较高但一直保持稳定,故网络的输出明显是以预警为主,报警概率低,满足阴燃火的情况。

4.3 厨房或香烟干扰实验仿真验证

该部分选取通过查找相关文献而得到的厨房或香烟干扰的20组火灾参数,并将其输入到前面已经训练好的船舶舱室火灾连锁报警等级评估模型BP神经网络中,其中网络输入为感温火灾探测

器信号、感烟火灾探测器信号、可燃气体探测器信号、舱室火灾危险度(取0.5),网络输出则为无报警、预警和报警概率。网络仿真的输入输出曲线如图7和图8所示。

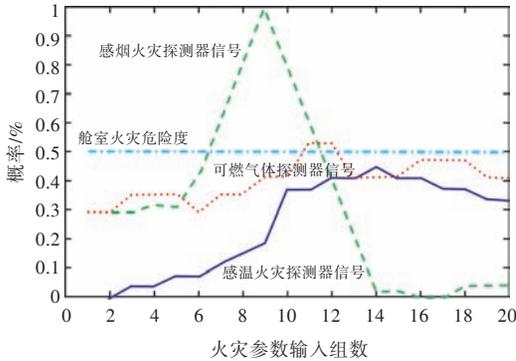


图7 某舱室发生干扰火时的网络输入曲线

Fig.7 The network input curves of cigarette smoking in a cabin

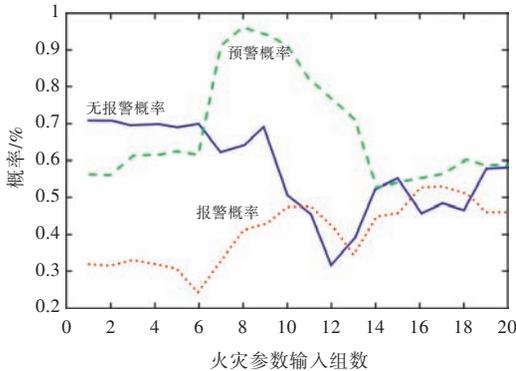


图8 某舱室发生干扰火时的网络输出曲线

Fig.8 The network output curves of cigarette smoking in a cabin

由图7和图8可以看出,厨房或者某舱室内香烟干扰下的误警火情发生特点较为显著。温度上升幅度较小,CO含量较小且变化较为平稳,但烟雾浓度则波动较大,下降也比较突然,故网络的输出明显是以无报警和预警为主,报警概率低,满足厨房或者香烟等干扰造成的误警情况。

综上所述,该BP网络评估模型可以对舱室各种火灾情况做出正确判别。并且,当多个舱室同时报警时,能够给出合理的报警优先级别信息。

5 结 语

本文分析了船舶火灾报警系统针对各舱室报警优先级的判别要素并对其进行归一化处理,建立BP神经网络模型,并采用LM算法对网络学习样本进行训练,从而得到一个可行的船舶舱室火灾报警优先级评估模型。该方法完善了船舶火灾报警系统针对发生火灾舱室以及其相邻舱室的预警与关联报警功能,让报警系统对各舱室的火情信息有了进一步了解。在获知各舱室报警优先级信息后,该系统集中报警控制器便可根据这些信息做出集中智能判断,并通过专家系统等对各舱

室实际情况和火势等级进行决策处理来发出各舱室火灾初期可靠预警以及联动报警信号。同时,还启动了相应联动设施进行灭火动作。该方法有助于降低由于船舶舱室连锁性起火以及报警信息不全面而导致发生船舶重大火灾事故的概率。

参考文献:

- [1] 浦金云,金涛,邱金水,等. 舰船生命力[M]. 北京:国防工业出版社,2009.
- [2] 王斌,赵殿礼,张春来. 新型智能船舶火灾检测、报警及消防控制系统[J]. 大连海事大学学报,2007,33(增刊1):81-83.
WANG Bin, ZHAO Dianli, ZHANG Chunlai. New pattern control system of intelligent fire detect, alarm and fire fighting of shipping[J]. Journal of Dalian Maritime University, 2007, 33(S1): 81-83.
- [3] 郭辉. 船舶火灾智能报警控制系统的研究[D]. 大连:大连理工大学,2005.
- [4] 蔡彦,李白帆. 一种运用模糊处理技术的多参量火灾预报系统[J]. 电子技术应用,1998,24(8):13-15.
CAI Yan, LI Baifan. A many parameters of fire forecast system used by fuzzy processing technology[J]. Application of Electronic Technique, 1998, 24(8): 13-15.
- [5] JONES W W. Development of a multi-criteria algorithm for fast and reliable fire detection[C]//Proceedings of the 13th International Conference on Automatic Fire Detection, 2004.
- [6] SUN T, GRATTA K T, SUN W M, et al. Rare-earth doped optical fiber approach to an alarm system for fire and heat detection[J]. AIP Journals and Magazines, 2003, 74(1): 250-255.
- [7] 李营,浦金云,侯岳. 舰艇舱室火灾危险等级的BP神经网络评估模型[J]. 船舶工程,2008,30(增刊1):123-126.
LI Ying, PU Jinyun, HOU Yue. BP neural network evaluation model of ship cabin fire risk grade[J]. Ship Engineering, 2008, 30(S1): 123-126.
- [8] 徐腊梅,何伟. 智能型船舶火灾报警系统设计[J]. 航海工程,2005(3):30-32.
XU Lamei, HE Wei. Design of the intelligent fire alarm system for ship[J]. Ship and Ocean Engineering, 2005(3): 30-32.
- [9] 施彦,韩立群,廉小亲. 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.
- [10] ZHANG W, OLENICK S M, KLASSEN M S, et al. A smoke detector activation algorithm for large eddy simulation fire modeling[J]. Fire Safety Journal, 2008, 43(2): 96-107.
- [11] YU H, WU W Q, CAO L. The improves on the standard BP algorithm and their use[J]. Computer Knowledge and Technology, 2009, 5(19): 5256-5258.
- [12] 姜岩蕾. 多传感器信息融合火灾探测器及算法研究[D]. 焦作:河南理工大学,2005.