

文章编号:1671-1637(2016)02-0090-10

典型舱室火灾智能识别的贝叶斯网络模型

谢田华^{1,2}, 林 焰¹, 杨祖耀³, 金良安²

(1. 大连理工大学 船舶工程学院, 辽宁 大连 116024; 2. 海军大连舰艇学院 航海系, 辽宁 大连 116018;

3. 海军装备研究院 标准规范研究所, 上海 200235)

摘 要:基于先进传感器,建立了火灾大小和类型智能识别的贝叶斯网络模型,上层温度、下层温度、CO浓度、CO₂浓度、O₂浓度和遮光度等6个火灾特征参数为识别模型的输入变量,火灾大小和类型为输出变量,并推导了输入变量与输出变量之间的关系。分别在住舱、指挥室、机舱和机库等4种典型舱室模拟了床垫火、电缆火、油池火和喷射火等4种火源,利用CFAST软件得到了2 880组模拟样本数据,对模型参数进行了训练,并根据全尺度火灾试验数据对训练后的识别模型进行了验证。验证结果表明:在火灾传感器数据完整时,对小火、中火和大火状态的平均识别正确率分别为88.0%、95.0%、85.7%,对固体火和油料火的平均识别正确率分别为90.2%、81.5%;在火灾损害严重或武器打击致使单个传感器失效的情况下,对火灾大小和类型的平均识别正确率分别为82.4%、82.7%,比火灾传感器数据完整时分别降低8.1%、2.8%。可见,识别模型具有良好的识别能力和鲁棒性,可应用于舰船损管监控系统,为指挥员选择最有效的灭火方法和战术提供实时的决策支持。

关键词:舰船工程;舱室火灾;贝叶斯网络;智能识别;火灾传感器;火灾大小;火灾类型

中图分类号:U661.7

文献标志码:A

Bayesian network model for intelligent recognition of typical compartment fire

XIE Tian-hua^{1,2}, LIN Yan¹, YANG Zu-yao³, JIN Liang-an²

(1. School of Naval Architecture, Dalian University of Technology, Dalian 116024, Liaoning, China;

2. Department of Navigation, Dalian Naval Academy, Dalian 116018, Liaoning, China; 3. Institute of Specifications and Standards, Naval Academy of Armament, Shanghai 200235, China)

Abstract: Based on advanced fire sensors, the Bayesian network model of recognizing fire size and category intelligently was established, six fire characteristic parameters including upper temperature, lower temperature, CO concentration, CO₂ concentration, O₂ concentration and light obscuration were considered as the input variables of the model, fire size and category were considered as the output variables of the model, and the relationship between input and output variables was deduced. Four kinds of fire sources including mattress fire, cable fire, pool fire and spill fire were simulated in living room, combat center, engine room and hangar respectively, 2 880 groups of simulated sample data were generated by using CFAST software, the parameters of the model were trained, and the trained recognition model was validated by using full-scale fire

收稿日期:2015-12-17

基金项目:“十二五”国防预研项目(4010403010208);武器装备军内科研重点项目(2014HJ0030)

作者简介:谢田华(1976-),男,辽宁丹东人,海军大连舰艇学院副教授,大连理工大学工学博士研究生,从事舰船安全保障与防护研究。

导师简介:林 焰(1963-),男,福建福州人,大连理工大学教授,工学博士。

experimental data. Validation result indicates that when the data of fire sensors are intact, the average recognition accuracy rates are 88.0%, 95.0% and 85.7% for small, medium and large fires respectively, and the average recognition accuracy rates are 90.2% and 81.5% for solid and oil fires respectively. When one sensor can't work because of serious damage or the hit of anti-ship weapon, the average recognition accuracy rates are 82.4% and 82.7% for fire's size and category, only 8.1% and 2.8% less than the rates with integrated fire sensors data respectively. So, the proposed model has good recognition ability and robustness, and can be integrated into ship damage control supervisory system (DCSS) to assist commanders in timely selecting the most effective firefighting methods and tactics. 11 tabs, 20 figs, 25 refs.

Key words: ship; compartment fire; Bayesian network; intelligent identification; fire sensor; fire size; fire category

Author resumes: XIE Tian-hua(1976-), male, associate professor, doctoral student, +86-411-85856210, tianhua_xie@sina.com; LIN Yan(1963-), male, professor, PhD, +86-411-84707485, linyanly@dlut.edu.cn.

0 引言

火灾是舰船上极易发生的危害性较大的事故之一。作为舰船上重要的工作和生活舱室,机舱、泵舱、机库、机电集控室、住舱等舱室拥有柴油、煤油、电缆、床垫等易燃物质^[1],火源荷载大,一旦发生火灾,由于舱室的封闭性和受限性特点,热量传播较快,烟气蔓延迅速,火势容易扩大。舰船上消防设备和器材十分有限,只适用于特定类型的火灾,并且当火灾发展到不同规模时,必须采用相应的灭火战术和方法才能行之有效^[2]。正确判断和准确识别舱室火灾的大小和类型,是制定合理的灭火决策方案、有效配置人力和损管资源、及时采取最佳的灭火行动的重要依据和前提。

目前,国内外学者在火灾图像识别、火灾多传感器数据融合以及降低火灾误报率和虚警率的改进算法等方面开展了大量的工作^[3-8],但这些成果主要立足于舰船早期火灾的探测研究,在火灾识别方面鲜有报道。Wilkins等基于空间传感器对舰船损害情况进行研究,建立了态势感知的黑板模型,能够识别火灾、进水等主要损害类型^[9];Rose-Pehrsson等研制了性能比传统烟雾传感器和视频图像传感器更为先进的空间传感器样机系统,能够有效识别舱室发生的真实火灾和干扰火^[10-11];李卡麟等提出了基于二叉树的LS-WSVM模型,基于材料燃烧特性差异对早期火灾进行了分类^[12-13],但方法仅限于几种固体材料;孙福志等提出了一种基础粗糙集-支持向量机的火灾识别算法,主要用于区分明火、阴燃火和干扰火^[14],但算法仅研究了木柴、纸张等几种固体材料;赵亚琴提出了一种基于模糊神经网络的火灾识别算法,主要用于

识别明火、阴燃火和无火的情况^[15];Kim等研究了一种基于红外图像的实时概率方法,主要用来识别火灾、烟雾、热量反射以及其他目标等^[16]。

上述研究主要致力于几种典型固体材料发生明火、阴燃火和无火情况的识别,而对于舰船舱室中最易发生的油料火灾与火灾发展过程的识别缺少研究。针对此问题,本文提出了基于先进传感器的舰船典型舱室火灾的智能识别思想,建立了传感器信息不确定、不完整条件下的火灾大小和类型的智能识别模型,利用模拟样本数据对识别模型参数进行了训练,并通过全尺度火灾试验数据对模型进行了验证,对于舰船指挥员快速采取有效的灭火行动具有重要的应用价值。

1 贝叶斯网络模型

贝叶斯网络(Bayesian Network, BN)是一种具有网络结构的有向图解非循环图(Directed Acyclic Graph, DAG),用有向图表达各个信息要素间的关联关系及其影响程度,用节点变量表达各个信息要素,用连接节点之间的有向弧表达信息要素间的关联关系,用条件概率表达信息要素间的影响程度^[17]。贝叶斯网络 B 为

$$B=(S,Q)=(V,L,Q) \quad (1)$$

$$S=(V,L) \quad (2)$$

$$V=\{V_1,V_2,\dots,V_n\} \quad (3)$$

$$L=\{V_iV_j|i,j=1,\dots,n\} \quad (4)$$

$$Q=\{P(V_i|V_1,V_2,\dots,V_{i-1},V_i)|i=1,\dots,n\} \quad (5)$$

式中: S 为变量域的 DAG; V 为随机变量集合, 包含 n 个有限变量; L 为有向边的集合; Q 为条件概率分布集合; V_i, V_j 分别为变量集合 V 中第 i, j 个随机变量。

根据条件独立的性质, 联合概率分布为

$$P(V_1, V_2, \dots, V_n | V) = \prod_{i=1}^n P(V_i | V) \quad (6)$$

条件概率为

$$P(V_i | V_j) = \frac{P(V_i, V_j)}{P(V_j)} \quad (7)$$

对于多值随机变量, 设节点变量集合 E 为 V 的子集, 给定变量中的某些值 $E=e$ 作为证据, 查询节点变量集合为 F , 给定变量中的某些值 $F=f$ 作为证据, 条件概率可表示为

$$P(F=f|E=e) = \frac{P(F=f, E=e)}{P(E=e)} \quad (8)$$

贝叶斯网络在不完整知识表达和不确定推理等方面具有独特的优势, 已应用于舰船监控系统^[18]、舰船安全评估^[19]与火灾危险性分析^[20]等领域。

2 技术思想

目前, 多数舰船上安装的火灾传感器只具有报警和早期探测功能, 火灾大小和类型的识别主要依赖人工探火与指挥员自身的经验, 所需时间长, 判断准确率低, 而且会威胁探火人员的生命安全, 使得指挥员无法在短时间内制定出有效的灭火方案和战术, 从而贻误灭火的最佳时机, 势必造成火势的扩大和蔓延。

舱室火灾的大小和类型不同, 其灭火方法和应对战术也各不相同。就火灾发展过程而言, 小火一般使用灭火器, 中火一般采用固定式消防系统, 大火则进行封舱灭火。就可燃物类型而言, 水适用于灭固体火, 泡沫适合灭油火, 干粉适合灭气体火。

舱室火灾的物理和化学特性主要通过热量、气体温度、烟气释放率、烟气毒性、火焰、燃烧产物、声光等参数特征值来反映, 而这些特征值因火灾发展过程所处阶段和可燃物类型的不同而相差较大。除了火灾释放的能量外, 烟雾和气体产物也是必不可少的因素。遮光度主要由烟气浓度决定, 它会降低舱室的能见距离而影响舰员的逃生和灭火行动。燃烧产物中 CO 和 CO₂ 的毒性会影响甚至威胁到舰员的生命安全, 因此, 气体温度、能见距离、氧气浓度和气体产物浓度被确定为舰船舱室火灾的识别特征参数, 而能够识别这些特征参数的温度传感器、气体 (O₂、CO 和 CO₂) 传感器和光密度计被定义为先进

火灾传感器。

先进火灾传感器可能会在火灾事故中因高温作用而部分失效, 也可能在战时因武器打击而造成部分损坏, 因此, 必须考虑在传感器失效情况下仍能有效识别火灾的类型和大小。贝叶斯网络在处理不确定、不完整信息方面具有明显的优势, 因而可作为建立传感器信息不完整条件下火灾智能识别模型的技术基础。

综上分析, 本文提出了舰船典型舱室火灾的智能识别技术思想, 即根据先进火灾传感器获得的舱室火灾状态信息, 利用建立的火灾智能识别模型, 智能判断火灾发展阶段所处的小火、中火和大火状态, 并自动识别典型舱室发生的固体火和油料火类型, 从而为消防设备和灭火战术的合理选配提供决策支持。

智能识别模型的建立过程见图 1, 包括模型结构建立、模型参数训练和模型验证等 3 部分。模型结构建立主要是确定火灾特征参数之间的拓扑结构, 并根据贝叶斯网络理论明确参数之间的关系; 模型参数训练主要是利用多区域火灾模拟软件 CFAST 产生典型舱室的火灾样本数据, 并对识别模型参数进行训练和模拟, 从而得到智能识别模型; 模型验证主要是根据全尺度火灾试验数据实际验证识别模型的有效性。

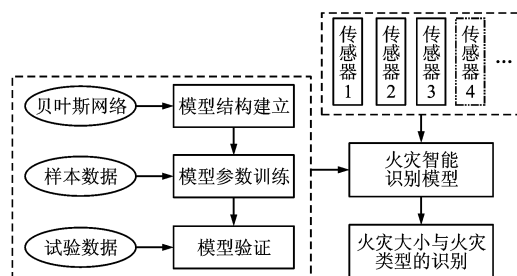


图 1 模型建立过程

Fig. 1 Establishment process of model

3 模型结构

3.1 模型拓扑结构

基于提出的技术思想, 考虑不同类型可燃物在火灾发展过程中物理、化学特征参数的变化规律, 建立的火灾智能识别模型的拓扑结构见图 2, 主要包括模型输入、状态评估和模型输出 3 部分。

模型输入包括上层烟气层温度 (简称上层温度)、下层烟气层温度 (简称下层温度)、CO 浓度、CO₂ 浓度、O₂ 浓度和遮光度等火灾特征参数。

状态评估根据当前输入的舱室火灾特征参数,

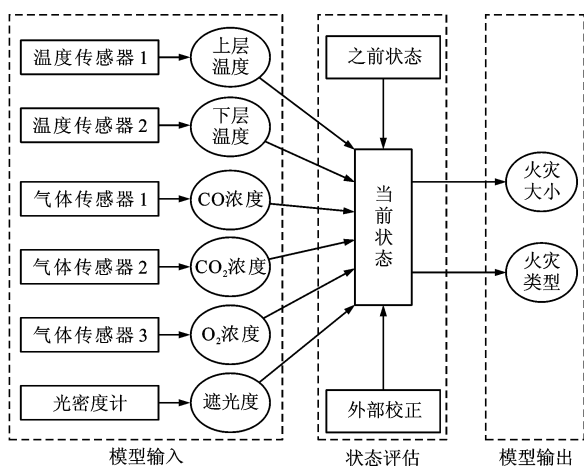


图 2 模型拓扑结构

Fig. 2 Topology structure of model

并结合舱室之前所处的火灾状态,综合分析和判断舱室当前所处的火灾状态。此外,还可根据邻舱火灾状态和舰员报告信息等外部证据对当前的火灾状态进行校正。之前状态对当前状态的影响主要在于保持状态的时间连续性,通常认为,在较短时间内,舱室的火灾状态一般不会出现大幅度的跳变,否则应该考虑系统判断是否出现了错误。外部校正主要利用邻舱状态、人员报告、其他传感器或系统信息等对当前状态进行修正,以获得更加准确的火灾状态信息。

模型输出主要包括火灾的大小和类型。火灾大小分为小火、中火和大火 3 种状态,火灾类型选取舰船舱室最常见的固体火和油料火。

在因平时火灾事故或战时武器打击而造成的部分传感器失效的情况下,模型依靠可用的传感器数据进行状态评估,得出当前的火灾状态。

模型的主要输入和输出变量见表 1。

表 1 模型输入变量与输出变量

Tab. 1 Input and output variables of model

输入变量						输出变量				
						火灾大小			火灾类型	
上层温度	下层温度	CO 浓度	CO ₂ 浓度	O ₂ 浓度	遮光度	小火	中火	大火	固体火	油料火

3.2 模型变量关系

将识别模型的 6 个输入变量和 2 个输出变量代入式(3),得到随机变量集合为

$$V = \{T_U, T_L, C_{CO}, C_{CO_2}, C_{O_2}, D, X, Y\} \quad (9)$$

式中: T_U 、 T_L 、 C_{CO} 、 C_{CO_2} 、 C_{O_2} 、 D 分别为上层温度、下层温度、CO 浓度、CO₂ 浓度、O₂ 浓度与遮光度; X 、 Y 分别为火灾的大小与类型。

根据图 2 的模型拓扑结构,将 6 个输入变量和 2 个输出变量的关系代入式(4),得到有向边的集合为

$$L = \{T_U X, T_L X, C_{CO} X, C_{CO_2} X, C_{O_2} X, DX, T_U Y, T_L Y, C_{CO} Y, C_{CO_2} Y, C_{O_2} Y, DY\} \quad (10)$$

当获得了某时刻的全部检测量(假定为 M),则可认为

$$P((T_U, T_L, C_{CO}, C_{CO_2}, C_{O_2}, D) = M) = 1 \quad (11)$$

根据式(8),得到火灾大小和类型(假定为 N)的条件概率为

$$P((X, Y) = N | (T_U, T_L, C_{CO}, C_{CO_2}, C_{O_2}, D) = M) = \frac{P((T_U, T_L, C_{CO}, C_{CO_2}, C_{O_2}, D) = M, (X, Y) = N)}{P((T_U, T_L, C_{CO}, C_{CO_2}, C_{O_2}, D) = M)} \quad (12)$$

通过大量样本数据对模型进行训练得到式(12)中 $P((T_U, T_L, C_{CO}, C_{CO_2}, C_{O_2}, D) = M, (X, Y) = N)$ 。此时,可通过式(9)~(12)计算火灾大小和类型的概率,并取其最大概率作为判定的火灾大小和类型。

4 模型参数训练与仿真测试

4.1 模拟样本数据

为了对识别模型参数进行训练,对模型效果进行仿真测试,利用火灾模拟软件 CFAST 产生了 2 880 组模拟样本数据,其火源设置、舱室尺寸、通风条件等模拟环境均与后续模型验证中的全尺寸试验数据条件完全相同,以确保模型训练仿真和验证环境的一致性。

选取舰船上具有代表性的住舱、机舱、机库与指挥室为典型舱室,通风条件为舱室门开启的自然通风状态,温度、气体浓度等传感器获得的是火灾特征参数的平均值,模拟舱室环境信息见表 2。

表 2 模拟舱室

Tab. 2 Simulated compartments

舱室	住 舱	机 舱	机 库	指挥室
尺寸/m	4.5×5.5×2.5	13.0×9.0×5.7	15.5×5.5×6.5	5.5×11.4×2.5
舱门/m	0.65×1.65	0.65×1.65	4.50×1.65	0.65×1.65

舰船舱室中最常见的是固体火和油料火,其中,固体可燃物主要包括装饰材料、电缆、床垫、桌椅等,油料主要包括煤油、柴油、滑油、汽油等,根据其着火形式不同又可分为油池火和喷射火。根据设置的典型舱室类型,火源选取电缆火、床垫火、油池火和喷射火 4 种,分别代表慢速、中速、快速和极快速 4 种典型的火焰蔓延速度^[21-22]。图 3~6 分别为电缆火、床垫火、油池火和喷射火 4 种火源的热释放速率曲

线,可以看出不同火源的热释放速率的增长时间和最大值差异较大。

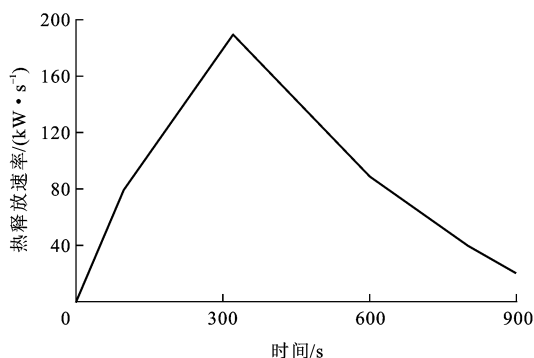


图 3 电缆火的热释放速率曲线

Fig. 3 Heat release rate curve of cable fire

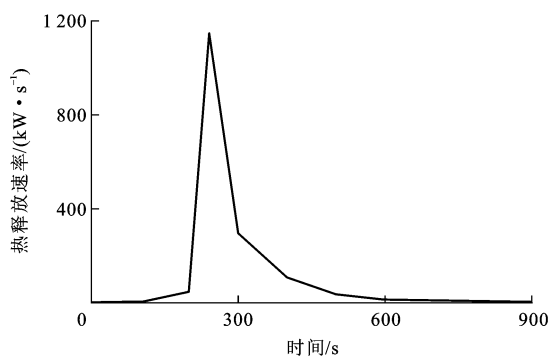


图 4 床垫火的热释放速率曲线

Fig. 4 Heat release rate curve of mattress fire

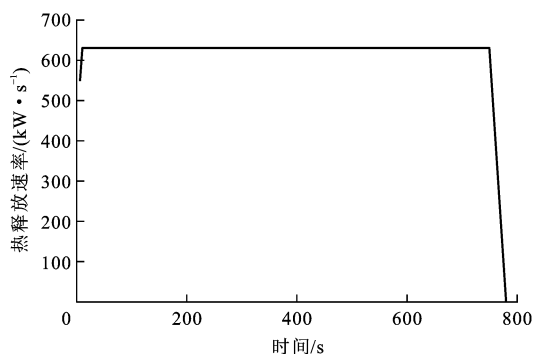


图 5 油池火的热释放速率曲线

Fig. 5 Heat release rate curve of pool fire

根据火灾经历的初起、发展、最大和衰退 4 个阶段的发展规律,分别在 4 种舱室模拟 4 种火源的火灾发展过程,数据采样间隔为 5 s,不同火源的比较见表 3。由于喷射火的增长速度极快,本文模拟环境中的喷射火在 5 s 之内就达到了最大热释放速率,此时上层温度高于 600 ℃,认定为大火,其后火势发展取决于燃料的供给,若有持续燃料供给,则大火会持续下去,若燃料有限,则随着燃料的耗尽,火势会逐渐变小,逐步转变为中火,甚至小火。

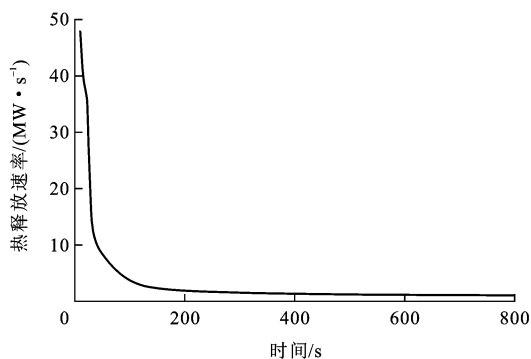


图 6 喷射火的热释放速率曲线

Fig. 6 Heat release rate curve of spill fire

表 3 火源的比较

Tab. 3 Comparison of fire sources

火源	电缆火	床垫火	油池火	喷射火
火灾类型	固体火	固体火	油料火	油料火
火焰蔓延速度	慢速	中速	快速	极快速
增长时间/s	300	240	5~10	<5
热释放速率/(kW·s ⁻¹)	182	1 141	631	48 580

表 4 为模拟产生的样本数据编号,样本总数为 2 880 组,按照住舱、指挥室、机舱和机库的顺序排列,每个舱室按床垫火、电缆火、油池火和喷射火的顺序排列,每种火源的模拟数据按时间顺序进行。

表 4 模拟样本数据编号

Tab. 4 Numbers of simulated sample data

舱室	住舱	指挥室	机舱	机库
床垫火	1~180	721~900	1441~1620	2161~2340
电缆火	181~360	901~1080	1621~1800	2341~2520
油池火	361~540	1081~1260	1801~1980	2521~2700
喷射火	541~720	1261~1440	1981~2160	2701~2880

4.2 仿真测试

采用 2 880 组样本对模型参数训练后,须对全体样本数据进行测试,以判定模型是否训练成功。

4.2.1 火灾大小

经过预先人工分类,模拟数据含有 1 775 组小火数据、729 组中火数据和 376 组大火数据。

图 7 为全部样本数据中判断为小火的识别概率。小火概率大于 0.9 的模拟数据为 1 699 组,占样本总数的 58.99%;小火概率小于 0.1 的共计 1 116 组,占样本总数的 38.75%;其余 65 组(占样本总数的 2.26%)的小火概率为 0.1~0.9。

图 8 为全部样本数据中判断为中火的识别概率。中火概率大于 0.9 的共计 718 组,占样本总数的 24.93%;中火概率小于 0.1 的共计 2 092 组,占样本总数的 72.64%;其余 70 组(占样本总数的

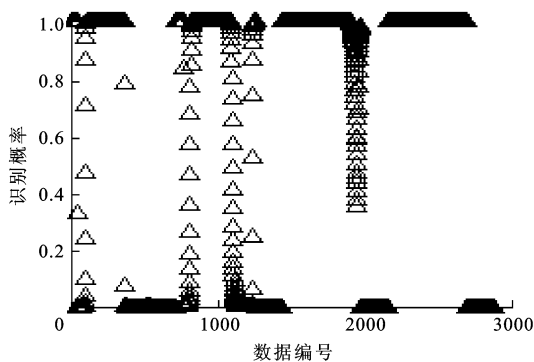


图 7 小火识别概率

Fig. 7 Recognition probabilities of small fire

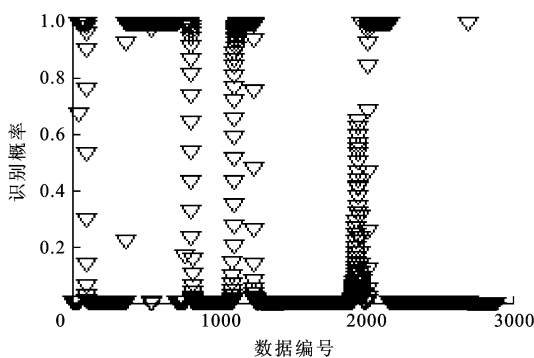


图 8 中火识别概率

Fig. 8 Recognition probabilities of medium fire

2.43%)的中火概率为 0.1~0.9。

图 9 为全部样本数据中判断为大火的认识概率。大火概率大于 0.9 的共计 393 组,占样本总数的 13.65%;大火概率小于 0.1 的共计 2 482 组,占样本总数的 86.18%;其余 5 组(占样本总数的 0.17%)的大火概率为 0.1~0.9。

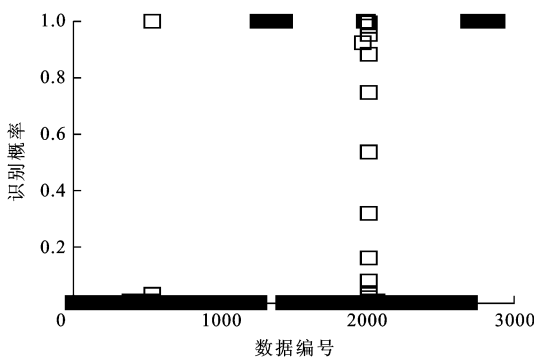


图 9 大火识别概率

Fig. 9 Recognition probabilities of large fire

表 5 为火灾大小识别概率结果的分布情况,其中 93 组小火数据、62 组中火数据和 2 组大火数据的相应识别概率低于 0.90。

图 10 为火灾大小的识别统计结果,绝大多数样本数据能够准确地识别出火灾的大小,只有 63 组小

表 5 不同火灾大小的识别率

Tab. 5 Recognition rates of different fire sizes

识别概率	识别率/%		
	小火	中火	大火
<0.90	5.2	8.5	0.5
$0.90\sim0.99$	3.0	2.9	0.3
≥ 0.99	91.8	88.6	99.2

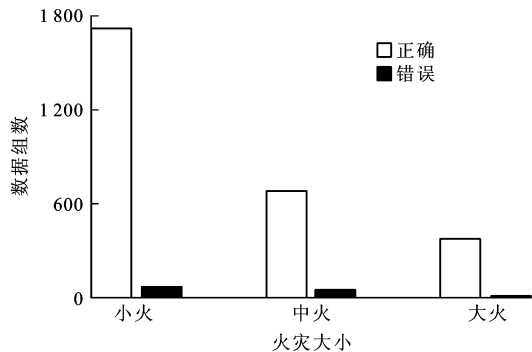


图 10 火灾大小的识别结果

Fig. 10 Recognition results of fire sizes

火数据被误判为中火,49 组中火数据被误判为小火或大火,2 组大火数据被误判为中火。

4.2.2 火灾类型

由模拟条件设置可得,模拟数据含有 1 440 组固体火数据和 1 440 组油料火数据。

图 11 为全部样本数据中判断为固体火的识别概率,其中:概率大于 0.9 的共计 1 437 组,占样本总数的 49.90%;概率小于 0.1 的共计 1 290 组,占样本总数的 44.79%;其余 153 组(占样本总数的 5.31%)的概率为 0.1~0.9。

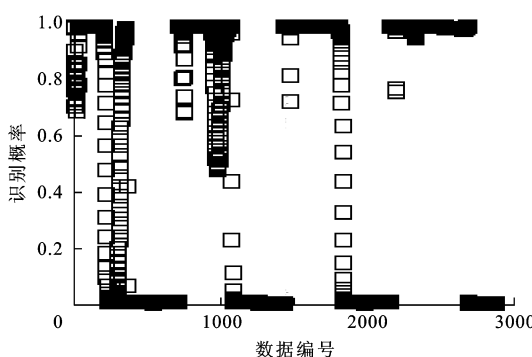


图 11 固体火识别概率

Fig. 11 Recognition probabilities of solid fire

图 12 为全部样本数据中判断为油料火的识别概率,其中:概率大于 0.9 的共计 1 290 组,占样本总数的 44.79%;概率小于 0.1 的共计 1 437 组,占样本总数的 49.90%;其余 153 组(占样本总数的 5.31%)的概率为 0.1~0.9。

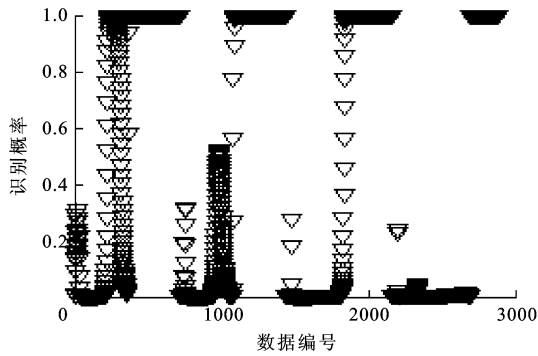


图 12 油料火识别概率

Fig. 12 Recognition probabilities of fuel oil fire

表 6 为火灾类型识别概率结果的分布情况,其中,212 组固体火数据和 223 组油料火数据的相应识别概率低于 0.9。

表 6 不同火灾类型的识别率

Tab. 6 Recognition rates of different fire categories

识别概率	识别率/%	
	固体火	油料火
<0.90	14.7	15.5
0.90~0.99	7.5	0.5
≥0.99	77.8	84.0

图 13 为火灾类型的识别统计结果,绝大多数模拟样本数据能够准确地识别出火灾的类型,只有 108 组固体火数据被误判为油料火,219 组油料火数据被误判为固体火。

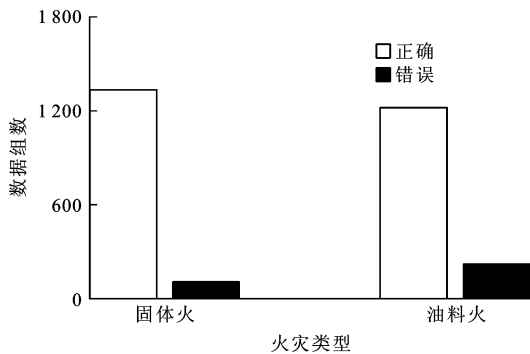


图 13 火灾类型的识别结果

Fig. 13 Recognition results of fire categories

表 7 为所有样本数据中火灾大小和类型的识别正确率,其中:火灾大小的识别正确率平均为 96.0%,火灾类型的识别正确率平均为 88.6%。

4.2.3 传感器失效分析

舰船平时发生火灾事故或战时反舰武器打击时,都有可能造成舰船上火灾传感器故障或失效。假定某一传感器数据缺失,分别去除模拟样本数据 6 种传感器数据中的相应项,测试传感器信息不完整时模型对火灾类型和大小的有效识别能力。

表 7 火灾类型和大小的识别正确率

Tab. 7 Recognition accuracy rates of fire sizes and categories

火灾大小 与类型	火灾大小			火灾类型	
	小火	中火	大火	固体火	油料火
样本组数	1 775	729	376	1 440	1 440
误判组数	63	49	2	108	219
正确率/%	96.5	93.3	99.5	92.5	84.8

表 8 为某个传感器失效时的火灾识别正确率,其中:火灾大小的平均识别正确率为 95.8%,仅比数据完整时降低了 0.2%;火灾类型的平均识别正确率为 88.5%,仅比数据完整时降低了 0.1%。

表 8 传感器失效时的识别正确率

Tab. 8 Recognition accuracy rates with failure sensor

失效传感器	识别正确率/%	
	火灾大小	火灾类型
上层温度	91.4	89.9
下层温度	97.1	87.8
CO 浓度	96.1	89.2
CO ₂ 浓度	96.1	89.2
O ₂ 浓度	97.2	89.2
遮光度	97.3	85.5

5 模型验证

选取了美海军研究实验室的 200 组全尺度试验数据^[23-25]对模型进行验证,表 9 为验证数据编号,其中固体火数据有 92 组,火源为床垫火和电缆火,油料火数据有 108 组,火源为油池火和喷射火。为了验证识别模型的有效性,其舱室尺寸、通风条件等与模拟样本数据完全一致。

表 9 试验验证数据编号

Tab. 9 Numbers of experimental validated data

火源	住 舱	机 舱	机 库
床垫火	1~20		
电缆火	21~40	41~70	71~92
油池火		93~120	121~150
喷射火		151~170	171~200

5.1 火灾大小

在 200 组试验数据中,92 组为小火数据,80 组为中火数据,28 组为大火数据。

图 14 为全部试验数据中判断为小火的识别概率验证结果,其中:概率大于 0.9 的共计 78 组,占样本总数的 39%;小于 0.1 的共 112 组,占样本总数的 56%;其余 10 组(占样本总数的 5%)的概率为 0.1~0.9。

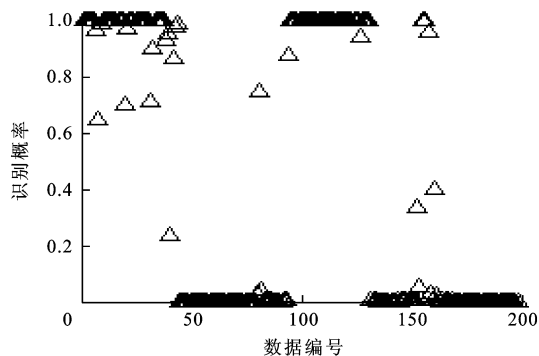


图14 小火识别概率验证结果

Fig. 14 Verification results of recognition probabilities of small fire

图15为全部试验数据中判断为中火的识别概率验证结果,其中:概率大于0.9的为88组,占样本总数的44%;小于0.1的为102组,占样本总数的51%;其余10组(占样本总数的5%)的概率为0.1~0.9。

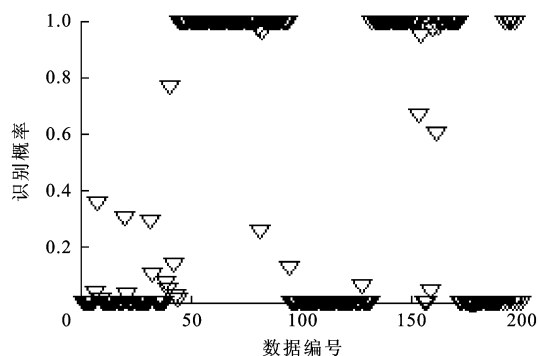


图15 中火识别概率验证结果

Fig. 15 Verification results of recognition probabilities of medium fire

图16为全部试验数据中判断为大火的识别概率验证结果,其中:概率大于0.9的为24组,占样本总数的12%;小于0.1的为176组,占样本总数的88%。

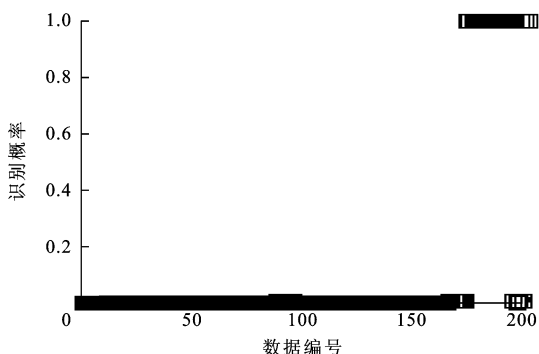


图16 大火识别概率验证结果

Fig. 16 Verification results of recognition probabilities of large fire

图17为识别火灾大小的验证结果,只有11组小火、4组中火和4组大火数据被误判。

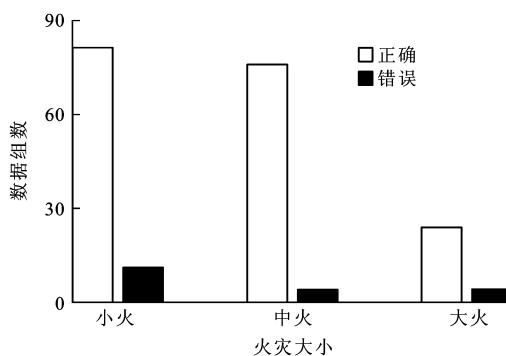


图17 火灾大小验证结果

Fig. 17 Verification results of fire sizes

5.2 火灾类型

选取的200组试验数据中包括92组固体火和108组油料火。

图18为全部试验数据中判断为固体火的识别概率验证结果,其中:概率大于0.9的为102组,占样本总数的51.0%;小于0.1的为97组,占样本总数的48.5%;其余1组(占样本总数的0.5%)为0.1~0.9。

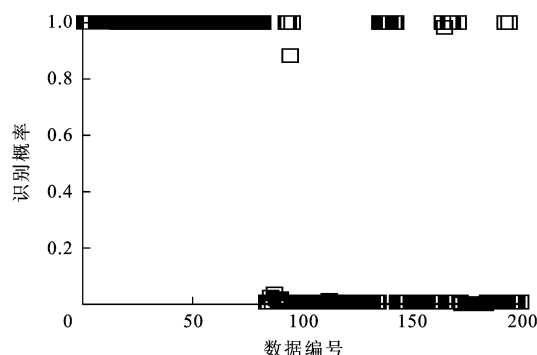


图18 固体火识别概率验证结果

Fig. 18 Verification results of recognition probabilities of solid fire

图19为全部试验数据中判断为油料火的识别概率验证结果,其中:概率大于0.9的为97组,占样本总数的48.5%;小于0.1的为102组,占样本总数的51.0%;其余1组(占样本总数的0.5%)为0.1~0.9。

图20为识别火灾类型的验证结果,智能识别模型能准确地识别出试验数据的火灾类型,只有9组固体火和20组油火数据被误判。

表10为验证试验中对火灾大小和类型的识别正确率,对火灾大小的识别正确率平均为90.5%,仅比仿真测试中样本数据降低5.5%,对火灾类型的识别正确率平均为85.5%,比仿真测试中样本数据降低3.1%。

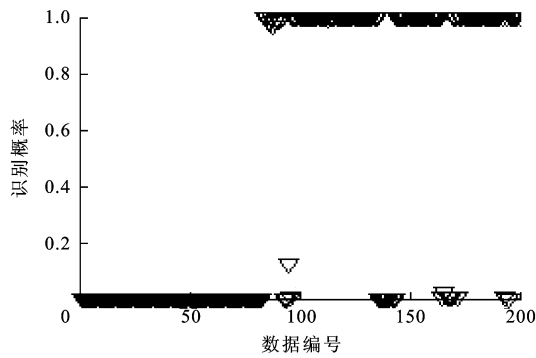


图 19 油料火识别概率验证结果
Fig. 19 Verification results of recognition probabilities of fuel oil fire

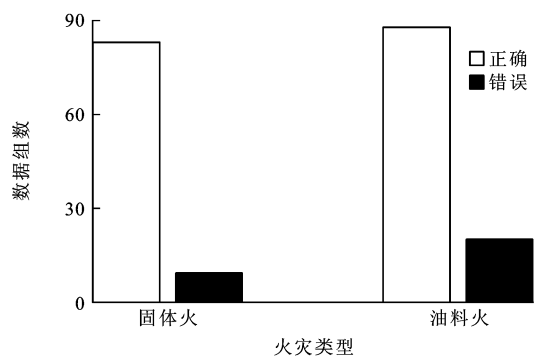


图 20 火灾类型的验证结果
Fig. 20 Verification results of fire categories

表 10 验证试验的识别正确率

Tab. 10 Recognition accuracy rates of verification test

火灾大小与 类型	火灾大小			火灾类型	
	小火	中火	大火	固体火	油料火
样本数	92	80	28	92	108
误判数	11	4	4	9	20
识别正确率/%	88.0	95.0	85.7	90.2	81.5

5.3 传感器失效

假定试验数据中某一传感器失效,验证智能识别模型的有效性。表11为传感器失效时验证试验

表 11 传感器失效时验证试验的识别正确率

Tab. 11 Recognition accuracy rates of verification test
with failure sensor

失效传感器	识别正确率/%	
	火灾大小	火灾类型
上层温度	85.5	82.5
下层温度	88.5	84.0
CO 浓度	82.5	80.5
CO ₂ 浓度	77.0	85.0
O ₂ 浓度	72.5	83.0
遮光度	88.5	81.0

中的识别正确率,其中:火灾大小的平均识别正确率为 82.4%,仅比数据完整时降低了 8.1%;火灾类型的平均识别正确率为 82.7%,仅比数据完整时降低了 2.8%。

6 结 语

(1)提出的智能识别方法能准确区分机舱、机库、指挥室、住舱等典型舱室火灾所处的小火、中火或大火状态,能有效识别发生的固体火和油料火。

(2)智能识别模型在单个传感器失效的情况下依然具有良好的识别能力,在解决损害事件不确定性和决策数据不完整性方面具有独特的优势。

(3)智能识别模型可应用于舰船损管监控系统中,为指挥员提供态势判断和决策支持。

(4)正确判断和准确识别舱室火灾的大小和类型,对有效配置人力和消防设备,快速制定合理的灭火战术和决策方案,最大限度地维护舰船安全和生命力,具有十分重要的应用价值和实际意义。

(5)本文的研究仅局限于固体火和油料火范畴,下一步可扩展到可燃金属和电器设备等更多类型火源的识别研究中。复杂环境中多个传感器数据失效情况下的火灾识别是另一个研究方向。

参考文献:

References:

- [1] LEBLANC D. Fire environments typical of navy ships[D]. London: Worcester Polytechnic Institute, 1998.
- [2] CALABRESE F, CORALLO A, MARGHERITA A, et al. A knowledge-based decision support system for shipboard damage control[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(9): 8204-8211.
- [3] OWRUTSKY J C, STEINHURST D A, MINOR C P, et al. Long wavelength video detection of fire in ship compartments[J]. Fire Safety Journal, 2006, 41(4): 315-320.
- [4] GOTLUK D T, LYNCH J A, ROSE-PEHRSSON S L, et al. Video image fire detection for shipboard use[J]. Fire Safety Journal, 2006, 41(4): 321-326.
- [5] ROSE-PEHRSSON S L, SHAFFER R E, HART S J, et al. Multi-criteria fire detection systems using a probabilistic neural network[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2000, 69(3): 325-335.
- [6] KUO H C, CHANG H K. A real-time shipboard fire-detection system based on grey-fuzzy algorithms[J]. Fire Safety Journal, 2003, 38(4): 341-363.
- [7] ROSE-PEHRSSON S L, HART S J, STREET T T, et al. Early warning fire detection system using a probabilistic neural network[J]. Fire Technology, 2003, 39(2): 147-171.
- [8] WANG S J, JENG D L, TSAI M T. Early fire detection

- method in video for vessels[J]. *Journal of Systems and Software*, 2009, 82(4): 656-667.
- [9] WILKINS D C, SNIEZEK J A, TETEM P A, et al. The DC-SCS supervisory control system for ship damage control: volume 1—design overview[R]. Washington DC: Naval Research Laboratory, 2001.
- [10] ROSE-PEHRSSON S L, MINOR C P, STEINHURST D A, et al. Volume sensor for damage assessment and situational awareness[J]. *Fire Safety Journal*, 2006, 41(4): 301-310.
- [11] MINOR C P, JOHNSON K J, ROSE-PEHRSSON S L. A full-scale prototype multisensor system for fire detection and situational awareness[C]//SPIE. *Proceedings of SPIE 6571, Multisensor, Multisource Information Fusion: Architectures, Algorithms, and Applications*. Bellingham: SPIE, 2007: 11-12.
- [12] 李卡麟. 基于二叉树的LS-WSVM模型在早期火灾分类上的研究[D]. 汕头: 汕头大学, 2010.
- LI Ka-lin. Research on LS-WSVM based on binary tree in early fire multi-class classification[D]. Shantou: Shantou University, 2010. (in Chinese)
- [13] 庄哲民, 李卡麟, 张新峰, 等. 用于早期火灾分类的非线性决策树支持向量机[J]. *火灾科学*, 2009, 18(4): 206-211.
- ZHUANG Zhe-min, LI Ka-lin, ZHANG Xin-feng, et al. Nonlinear decision tree support vector machine for early fire classification[J]. *Fire Safety Science*, 2009, 18(4): 206-211. (in Chinese)
- [14] 孙福志, 于军琪, 杨柳. 火灾识别中RS-SVM模型的应用[J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(3): 198-200.
- SUN Fu-zhi, YU Jun-qi, YANG Liu. Application of RS-SVM model for fire identification[J]. *Computer Engineering and Application*, 2010, 46(3): 198-200. (in Chinese)
- [15] 赵亚琴. 基于模糊神经网络的火灾识别算法[J]. *计算机仿真*, 2015, 32(2): 369-373.
- ZHAO Ya-qin. Forest fire recognition algorithm based on fuzzy neural network[J]. *Computer Simulation*, 2015, 32(2): 369-373. (in Chinese)
- [16] KIM J H, LATTIMER B Y. Real-time probabilistic classification of fire and smoke using thermalimagery for intelligent firefighting robot[J]. *Fire Safety Journal*, 2015, 72: 40-49.
- [17] AKHTAR M J, UTNE I B. Human fatigue's effect on the risk of maritime groundings—a Bayesian network modeling approach[J]. *Safety Science*, 2014, 62: 427-440.
- [18] GROIS E, WILKINS D C, EARMAN I, et al. The DC-SCS supervisory control system for ship damage control: volume 4—intelligent reasoning[R]. Washington DC: Naval Research Laboratory, 2001.
- [19] BAKSH A A, KHAN F, GADAG V, et al. Network based approach for predictive accident modelling[J]. *Safety Science*, 2015, 80: 274-287.
- [20] 刘志军, 纪卓尚, 林焰. 基于贝叶斯网络的船舶机舱火灾风险分析研究[J]. *中国造船*, 2010, 51(3): 199-205.
- LIU Zhi-jun, JI Zhuo-shang, LIN Yan. Fire risk analysis in ship engine room based on Bayesian networks[J]. *Shipbuilding of China*, 2010, 51(3): 199-205. (in Chinese)
- [21] WILLIAMS F W, SCHEFFEY J L, HILL S A, et al. Post-flashover fires in shipboard compartments aboard ex-USS Shadwell: phase V—fire dynamics[R]. Washington DC: Naval Research Laboratory, 1999.
- [22] WILLIAMS F W, TATEM P A, XUAN N, et al. Results of 1998 DC-ARM/ISFE demonstration tests[R]. Washington DC: Naval Research Laboratory, 2000.
- [23] HOOVER J B, WHITEHURST C L, CHANG E B, et al. Final report on fire performance of shipboard electronic space materials[R]. Washington DC: Naval Research Laboratory, 2006.
- [24] HOOVER J B, BAILEY J L, WILLAUER H D, et al. Evaluation of submarine hydraulic system explosion and fire hazards[R]. Washington DC: Naval Research Laboratory, 2005.
- [25] WONG J T, GOTTUK D T, ROSE-PETHRSSON S L, et al. Results of multi-criteria fire detection system tests[R]. Washington DC: Naval Research Laboratory, 2000.