

李晓宇, 范伟强, 刘毅, 等. 基于红外视觉特征融合的矿井外因火灾监测方法[J]. 矿业科学学报, 2025, 10(1): 116-124. DOI: 10.19606/j.cnki.jmst.2024930

LI Xiaoyu, FAN Weiqiang, LIU Yi, et al. Mine exogenous fire monitoring method using the fusion of infrared visual features[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2025, 10(1): 116-124. DOI: 10.19606/j.cnki.jmst.2024930

基于红外视觉特征融合的矿井外因火灾监测方法

李晓宇^{1,2}, 范伟强^{1,2}, 刘毅³, 霍跃华^{3,4}

1. 内蒙古大学电子信息工程学院, 内蒙古呼和浩特 010021;
2. 内蒙古自治区智慧通信感知与信号处理重点实验室, 内蒙古呼和浩特 010021;
3. 中国矿业大学(北京)人工智能学院, 北京 100083;
4. 中国矿业大学(北京)网络与信息中心, 北京 100083

摘要:为了解决矿井复杂环境下外因火灾监测误报率和漏报率较高的问题,提出基于红外视觉特征融合的矿井外因火灾监测算法。首先,改进红外小目标检测的局部对比度度量(LCM)模型,提高早期火灾目标的显著度,进而分割出火灾疑似区域;其次,通过分析不同监视场景下外因火灾和主要干扰热源在热红外图像序列中的视觉特征,选出抗干扰能力强的火灾显著特征;然后,优选火灾显著特征提取方法和相似度估计策略,以获取热红外图像序列中火灾疑似区域的主要视觉特征,并构建火灾特征向量;最后,通过建立特征向量集,构建基于支持向量机(SVM)的矿井外因火灾检测模型,对所提算法进行验证。结果表明:所提算法不仅能监测不同场景下的外因火灾,还能够监测远距离和早期阶段的外因火灾,其正确率和检测率分别达到96.93%、96.24%,误检率低至2.56%;相较于对比算法,所提算法在火灾监测的准确率、误报率和漏报率方面均有较大的改善。

关键词:矿井外因火灾;红外视觉特征;局部对比度度量(LCM)模型;特征向量;支持向量机(SVM)

中图分类号:TD 75+2

文献标志码:A

文章编号:2096-2193(2025)01-0116-09

Mine exogenous fire monitoring method using the fusion of infrared visual features

LI Xiaoyu^{1,2}, FAN Weiqiang^{1,2}, LIU Yi³, HUO Yuehua^{3,4}

1. School of Electronic Information Engineering, Inner Mongolia University, Hohhot Inner Mongolia 010021, China;
2. Inner Mongolia Key Laboratory of Intelligent Communication and Sensing and Signal Processing, Hohhot Inner Mongolia 010021, China;
3. School of Artificial Intelligence, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing 100083, China;
4. Network and Information Center, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing 100083, China

Abstract:In order to solve the problems of high false positive and false negative rates of external fire monitoring in complex mine environments, a monitoring algorithm using infrared visual feature fusion was proposed. Firstly, the Local Contrast Measure (LCM) model for infrared small target detection was improved to enhance the saliency of early-stage fire targets, thereby segmenting out suspected fire are-

收稿日期:2024-08-09 修回日期:2024-09-10

基金项目:国家自然科学基金(52364017);内蒙古自治区高等学校科学研究基金(NJZY23056)

作者简介:李晓宇(1991—),女,内蒙古凉城人,博士,讲师,主要从事煤矿智能化方面的研究工作。E-mail: L_xiaoyu@126.com

通信作者:范伟强(1992—),男,河南浚池人,博士,讲师,主要从事矿井监控与监视方面的研究工作。E-mail: fan_weiqiang@163.com

as. Then, by analyzing the visual features of exogenous fires and major interfering heat sources in thermal infrared image sequences under different surveillance scenarios, the salient features of fires with strong anti-interference ability were preferred. Next, fire salient feature extraction methods and similarity estimation strategies were optimized to obtain the main visual features of suspected fire areas in the thermal infrared image sequences and construct a fire feature vector. Finally, by establishing a feature vector set and constructing a mine exogenous fire detection model using Support Vector Machine (SVM), the proposed algorithm was experimentally validated. The results show that the proposed algorithm realizes exogenous fire monitoring in different scenarios, as well as in remote and early stages, with accuracy and detection rates of 96.93% and 96.24%, respectively, and a false detection rate of 2.56%. Compared to the described comparison algorithms, the proposed method has better improvements in the accuracy, false alarm rate, and leakage alarm rate of fire monitoring.

Key words: mine exogenous fire; infrared visual features; local contrast measure (LCM) model; eigenvector; support vector machine (SVM)

矿井外因火灾是煤矿最主要的灾害之一,对矿井外因火灾的准确监视已成为矿井灾害智能化防控的主要研究方向^[1]。当前,基于视觉特征的矿井外因火灾监测主要包括可见光监测、近红外监测和远红外监测等。可见光监测和近红外监测具有时空分辨率高和细节特征丰富的优点,但这2种监测方法易受井下各种干扰光源的影响^[2-3];远红外监测不仅具有对物体温度变化敏感、监视距离远和监测结果准确率高等优点,还能发现遮蔽区域的火灾目标。因此,开展矿井外因火灾的远红外(热红外)视觉监测,已经成为外因火灾智能防控的研究热点。

当前,矿井外因火灾视觉监测的相关研究主要集中于可见光和近红外波段,对远红外波段的监测研究较少。相关工作包括红外热图像增强、火源或烟雾的温度场特征分析以及利用分类器实现火灾检测等^[4-6],主要是通过分析火源和烟雾温度场的静、动态特征,提取矿井场景中目标物的高亮区域、亮度变化率和面积变化率等温度场特征,并结合红外热图像增强和SVM、K最邻近法(K-Nearest Neighbor, KNN)、反向传播(Back-Propagation, BP)等分类器检测算法,实现不同场景下火灾的检测和报警^[7-9]。这类方法能够实现蔓延阶段的火灾监测,但无法排除环境中移动的高温物体,并且对早期火源目标的检测效果较差,无法实现井下远距离、大范围的火灾监测。

为实现矿井外因火灾的可靠监测,冯加宇等^[10]通过探究井下视频中存在的大量干扰源,分析了红外成像技术在输送带火灾监测中存在的主要难题,并提出了相应解决策略。SUN等^[11]利用热红外视频中火灾初期的前后帧信息,设计了一种

自增强的多趋势反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)模型,通过多分类器方式实现地下火灾的增强融合预测。孙继平等^[12-13]在综述煤矿外因火灾感知技术的基础上,指出了矿井图像在外因火灾监测中的关键作用,并探讨了热红外与可见光图像特征相结合的外因火灾监测方法以及趋势预测方法。桂小红等^[14]通过FDS火灾模拟软件,模拟了4种工况下电缆巷火灾烟气分布云图、空气浓度分布云图和点火源顶棚温度变化,得到了不同通风条件下巷道烟气含量和扩散规律,相关结论为工矿区电缆巷的火灾防治提供了参考。段佳磊等^[15]通过分析钢丝绳芯阻燃输送带在摩擦事故早期的升温规律与烟气成分,总结了阻燃输送带表面的温度场分布、最高温度区域聚集状态、烟气成分与温度变化的规律等。火灾初期的可燃物燃烧不充分、烟雾较大且火源面积较小,导致红外图像中呈现的火灾特征不显著以及干扰热源与火灾的视觉特征趋于相似^[16]。上述问题造成现有火灾检测算法仅适用于井下特定的场景,在复杂环境中的检测效果较差。

为提高矿井外因火灾监视的准确率,并实现火灾的远距离和早期监测,本文结合矿井热红外视频中外因火灾的视觉特征,提出基于红外视觉特征融合的外因火灾识别方法。主要工作如下:①分析矿井热红外图像序列中火灾和干扰热源的视觉特征,采用改进的局部对比度量(Local Contrast Measure, LCM)模型分割疑似区域;②优选矿井外因火灾的静、动态特征,并结合特征提取方法获取火灾疑似区域的视觉特征;③构建矿井外因火灾检测模型,并采用建立的样本特征向量集,通过消融试验和对比试验对所述算法进行性能分析。

1 火灾区域分割与检测模型

1.1 火灾区域分割

红外小目标提取是红外视频分析中的一个重要内容, 阈值法、高斯混合模型 (Gaussian Mixed Model, GMM) 和区域生长法等分割法适用于提取显著的固定目标或慢变的移动目标, 当分割目标与背景的差异小或移动速度低时, 易导致提取的目标特征模糊或缺失^[17]。在矿井外因火灾监测中, 特别是火灾初期阶段或远距离监测时, 火源在红外图像中呈现为尺寸小、移动速度慢和信噪比低等特点, 直接采用上述分割法易出现早期火灾目标丢失。

为有效提取矿井红外图像中的火灾区域, 结合火源在红外图像中产生的温度场 (高亮区域) 特征, 提出了改进的 LCM 模型^[18], 将模型中局部区域取最大值策略改为计算局部区域的均值策略, 以减小环境噪声对对比度值的影响, 并引入多尺度策略提高图像中火灾目标的显著度。改进的 LCM 模型的显著值计算过程如下:

$$C_j = \max(L_j c_{i,j}) = \max\left(L_j \frac{L_j}{m_{i,j}}\right) = \max\left(\frac{L_j^2}{m_{i,j}}\right) \quad (1)$$

式中, C_j 为尺度 j 下中心区域的显著值; L 为中心区域的灰度最大值; $c_{i,j}$ 为尺度 j 下中心区域与第 i 个邻域的对比度, $c_i = L/m_i$, i 取 4 或 8 邻域, m_i 为第 i 个邻域的灰度平均值。

由式(1)可知, 若中心区域为目标区域, 则 $L \geq m_i$, 且 $c_i \geq 1$; 若中心区域为背景区域, 则 $L \leq m_i$, 且 $c_i \leq 1$ 。为了实现矿井红外图像中噪声的抑制, 并对早期和远距离火源目标的增强, 利用式(1)和多尺度变换策略抑制图像噪声和增强火源目标, 并得到红外图像对应的显著图。其中, 式(1)选取的滑动窗为 9×9 像素, i 取 8 邻域, 每个区域大小为 3×3 像素。

通常, 显著图中目标的灰度与目标邻域的灰度差异较大。为此, 采用文献[18]中基于 LCM 的目标分割策略提取所述显著图中的火灾区域。

1.2 基于 SVM 分类器的检测模型

矿井环境存在干扰热源, 若直接采用前述的分割方法, 将无法准确辨识火源和干扰热源。为此, 通过红外视觉特征融合策略, 并采用机器学习模型进一步辨识火灾目标。

矿井外因火灾的静、动态特征融合检测是典型的非线性数据分类问题^[16,19]。为此, 采用非线性

的 SVM 分类器检测火灾目标, SVM 的最优分类示意如图 1 所示, 图 1 中 D_0 是最优分割超平面, D_1 和 D_2 是通过 D_0 得到的间隔 d 最大时的超平面。

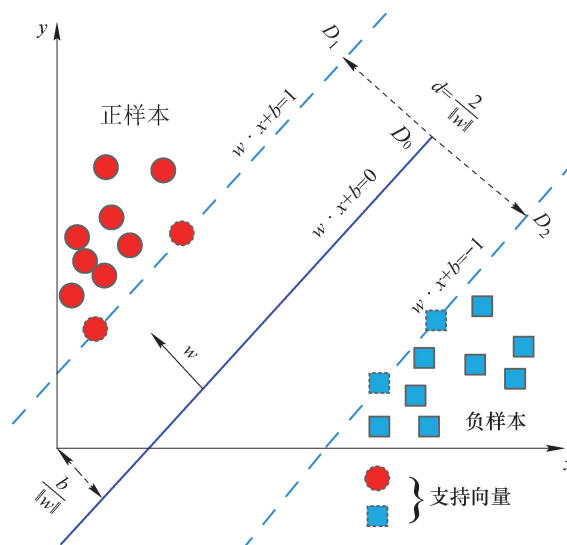


图 1 SVM 最优分类示意

Fig. 1 Schematic diagram of SVM optimal classification

2 火灾红外视觉特征分析与提取

在矿井红外视频中, 按时空关系可将外因火灾的视觉特征划分为 2 类 (图 2): 光谱信息和空间结构等静态特征; 整体运动和随机运动等动态特征。

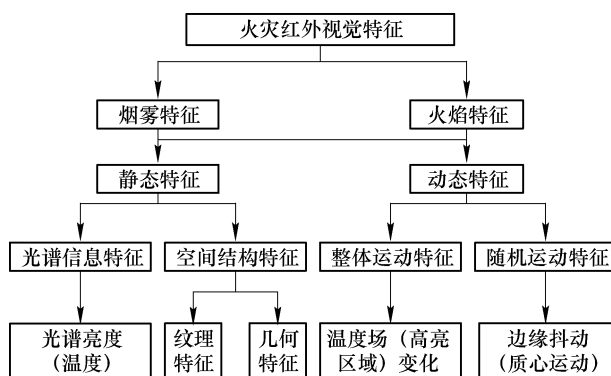


图 2 矿井外因火灾红外视觉特征

Fig. 2 Infrared visual characteristics of mine exogenous fire

在矿井外因火灾的初期阶段和蔓延阶段, 其静态特征不仅与热像仪的成像质量、监视距离和背景辐射等固有因素有关, 还与可燃物质、风流扰动和监视角度等未知因素有关^[7,12]。在上述因素作用下, 外因火灾的特征易呈现多样性, 如随着监视距离的增大, 火源在图像中逐渐呈现亮斑状; 可燃物质密度不均匀和井下通风容易导致早期火焰飘忽

不定。为此,采用融合外因火灾视觉特征的监测方法,即用改进的 LCM 模型分割出视频中火灾疑似区域,并提取火灾疑似区域的视觉特征,结合训练后的分类器判识疑似火灾目标。其中,在矿井红外图像的显著图中,提取静、动态特征是实现外因火灾精确监测过程中最重要的步骤之一^[3]。

2.1 静态特征分析

(1) 圆形度。在红外图像中,目标越接近圆形,其圆形度值就越接近 1.0^[4]。由于火源燃烧时的形状不规则,其对应的圆形度较小,而井下指示灯等干扰热源的外形接近圆状。因此,分析矿井红外图像中火灾疑似区域的圆形度,可判识火灾与圆形度近似于 1.0 的干扰热源。

(2) 矩形度。一个待检测的目标越接近矩形时,矩形度值就越接近 1.0^[3]。在红外图像中燃烧的火源形状不规则,其对应的矩形度较小,而井下主要干扰热源的形态稳定,且形状较为规则。因此,分析红外图像中火灾疑似区域的矩形度,可判识火灾与形状规则的干扰热源。

(3) 温度。物体的红外辐射能力与物体自身的温度呈正比,其自身温度越高,在红外图像中相应位置的像素值就越大^[16]。此外,热像仪与目标物体越接近,接收到的辐射度越多,在红外图像中呈现的像素值越大。由于矿井干扰热源的红外辐射能力远低于燃烧火源,分析红外图像中火灾疑似区域的温度(亮度)可判识近场火源与干扰热源。火灾疑似区域的温度用灰度均值表示:

$$R_T = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} I_i \quad (2)$$

式中, R_T 为火灾疑似区域的灰度均值; N_1 为火灾疑似区域的像素数目; I_i 为火灾疑似区域中第 i 个像素点的灰度。

(4) 纹理。矿井火灾区域的纹理特征^[20]易受到多种因素的影响,包括火源湍流燃烧、井下风流及背景光照等。上述因素导致火灾的纹理特征不稳定,而干扰热源的温度场相对稳定。因此,通过分析红外图像中火灾疑似区域的纹理特征,可判识火源与温度场相对稳定的干扰热源。火灾疑似区域的纹理用图像熵^[20]表示:

$$R_{IE} = - \sum_{q=0}^{\lambda-1} P_q \log P_q \quad (3)$$

式中, R_{IE} 为图像熵; P_q 为火灾疑似区域中灰度 q 出现的频率; λ 为火灾疑似区域的灰度级。

(5) 边缘。在红外图像中,燃烧的火源形状不规则,对应的边缘特征(离心率)较大。相比之下,矿井下轮廓简单的干扰热源形状较为规则,对应的

离心率较小^[16]。因此,通过分析红外图像中火灾疑似区域的离心率,可判识火灾与轮廓简单的干扰热源。

2.2 动态特征分析

在环境因素和分割算法性能的综合作用下,矿井外因火灾静态特征易呈现多样性,仅依赖静态特征无法准确地判识火灾与干扰热源^[21]。现有的数据增强方法可增加火灾静态特征的多样性,提高算法的泛化能力^[22],但算法整体性能仍待进一步提升。为此,结合图像序列的时空关系^[23],采用相似度估计策略获取矿井红外视频中外因火灾的动态特征,并融合其静、动态特征以提升算法的整体性能。

(1) 相似度估计策略。相似度估计策略能够衡量同一目标在视频邻近帧中的相似程度^[24],矿井同一火源目标在邻近帧中具有特征相似性,而非同一目标不具有该特点。因此,结合视频相邻帧中分割区域对应的静态特征,构建其对应的静态特征向量 μ_i, μ_{i-1} ,并通过 μ_i, μ_{i-1} 的均方相对误差来衡量相邻帧的分割区域是否为同一火灾疑似区域。相似度估计策略采用均方相对误差的倒数衡量,计算过程如下:

$$R_{MSRE} = \frac{1}{N_2} \sum_{k=1}^{N_2} \left(\frac{\mu_{t,i} - \mu_{t-1,k}}{\mu_{t-1,k}} \right)^2 \quad (4)$$

式中, R_{MSRE} 为均方相对误差值; N_2 为静态特征总数; $\mu_{t,i}, \mu_{t-1,i}$ 分别为第 t 帧和 $t-1$ 帧中火灾疑似区域的第 k 个静态特征值, $k \leq N_2$ 。

(2) 温度变化率。火灾发生时,火源温度先升高后趋于稳定,在红外视频中对应灰度先逐渐增大,并逐渐趋于稳定,而井下恒温式的固定干扰源灰度相对稳定。因此,分析红外视频中同一火灾疑似区域的温度变化率,可判识火源与恒温式固定干扰源,并提高干扰热源与火源的静态特征趋于相近时的判识度。温度变化率用相邻帧中 R_T 的相对变化率表示:

$$D_T = |R_{T,t} - R_{T,t-1}| / R_{T,t} \quad (5)$$

式中, D_T 为温度变化率; $R_{T,t}$ 和 $R_{T,t-1}$ 分别为第 t 帧和 $t-1$ 帧的 R_T 值。

(3) 面积增长率。随着火源面积逐渐扩大,红外视频中亮区域的面积逐渐变大,而干扰热源的亮区域则相对稳定^[16]。为此,分析红外视频中同一火灾疑似区域的面积变化率,可判识火源与形态稳定的固定干扰热源,并提高非显著阶段火源的判识能力。

(4) 周长变化率。随着火灾的持续及井下通风的作用,红外视频中亮区域的边缘逐渐扩大且不

规则增长^[3],而井下干扰热源对应的高亮区域边缘相对稳定。为此,分析矿井红外视频中同一火灾疑似区域的周长变化率,可辨识火源与形态固定的干扰热源,并提高火源与干扰热源静态特征相近时的火灾判别能力。

(5) 质心运动。井下风流扰动引起火源的质心在一定范围内持续运动^[25],而固定的电气设备等干扰源的质心相对稳定,移动的电气设备等干扰源的质心运动存在一定方向性。因此,分析红外视频的相邻帧中同一火灾疑似区域的质心位移距离^[25],可判别矿井火源与近似恒温的干扰源。

2.3 算法实现过程

步骤 1:从井下热红外视频中,按固定间隔提取图像序列,依次得到第 $t-1$ 帧与 t 帧的红外图像。

步骤 2:采用改进的 LCM 模型,分割第 $t-1$ 帧与 t 帧红外图像中的弱小热源目标,并提取 2 帧中的火灾区域或干扰热源区域。

步骤 3:根据静态特征的提取方法,依次获取第 $t-1$ 帧与 t 帧中火灾区域或干扰热源区域的静态特征。

步骤 4:采用相似度估计策略获取第 $t-1$ 帧与 t 帧中的同一火灾区域或干扰热源区域,并根据动态特征的提取方法,获取同一火灾区域或干扰热源区域的动态特征。

步骤 5:结合同一火灾区域或干扰热源区域对应的静、动态特征,构建相应的样本特征向量。

步骤 6:重复步骤 1~5,构建用于矿井外因火灾检测的样本数据集。

步骤 7:随机抽取 60% 的样本数据作为训练集交叉训练 SVM 分类器,将剩余 40% 的样本数据作为测试集输入训练好的 SVM 模型以测试模型的性能,并采用评价指标分析相应检测结果。

3 试验结果与分析

3.1 试验环境与配置

为了验证算法的有效性,试验选用图像分辨率为 384×288 像素、帧频为 25 Hz 的 Fotric 826 热像仪采集场景视频,并选取 10 段来自不同场景下的外因火灾和干扰热源视频。同时,在 MATLAB R2021a 环境下,搭配 Intel i5-10350G1 (CPU @ 1.19 GHz) 处理器、8 GB RAM、NVIDIA GeForce MX230 显卡和操作系统为 Windows 10 的计算机进行火灾检测。10 段不同监控场景红外视频信息见表 1。

表 1 10 段不同场景下的红外视频信息

Table 1 Infrared video information in 10 different scenes

编号	目标类型	场景描述	视频/帧
1	火灾	初期点状火源	1 500
2	火灾	初期燃烧火源 1	1 500
3	火灾	初期燃烧火源 2	1 500
4	火灾	初期燃烧火源 3	1 500
5	火灾	远距离点状火源	1 500
6	干扰热源	井下随机移动的巡检工	1 500
7	干扰热源	与热像仪较近的矿工	1 500
8	干扰热源	温度逐渐升高的电气设备	1 500
9	干扰热源	沿固定移动的高温设备	1 500
10	干扰热源	正常工作的固定高温设备	1 500

根据表 1 中红外视频数据以及 2.3 节算法实现步骤,构建对应的矿井外因火灾数据集。由于 SVM 分类器在训练时对样本数量要求不是很高,因此试验过程中从每段视频中选取 1 500 帧,10 段数据共计 15 000 帧,视频中图像序列的采样间隔为 1 帧,通过间隔采样获取当前帧的图像,并采用静态特征提取方法计算火灾或干扰源的静态特征。采用相似度估计策略计算相邻帧中同一火灾或干扰源的静态特征,并结合动态特征提取方法计算火灾或干扰源的动态特征。10 段不同红外监控场景图像如图 3 所示。

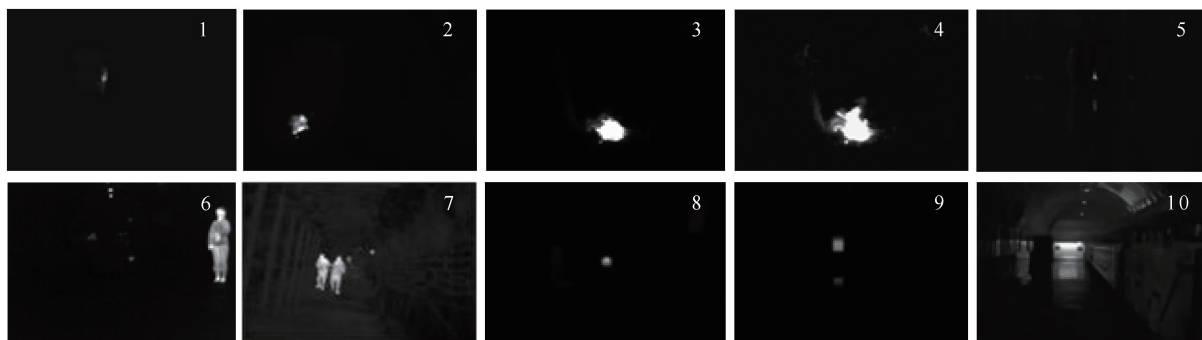


图 3 10 段不同红外监控场景图像

Fig. 3 Images of 10 different infrared surveillance scenes

3.2 试验结果

结合构建的样本数据集,从每一场景随机选取 450 个样本(共 4 500 个样本)作为 SVM 分类器的训练数据,将每一场景中剩余的 300 个样本(共 3 000 个样本)作为 SVM 分类器的测试数据。通

过训练数据训练 SVM 分类器,获取模型参数,并通过测试数据验证训练好的 SVM 分类器。其中,红外热像仪采集的红外图像分别采用 LCM 模型、改进的 LCM 模型进行分割,分割后的目标图像见表 2。

表 2 红外图像、LCM 模型及改进 LCM 模型的分割图像
Table 2 Infrared image, segmentation image of LCM model and improved LCM model

编号	红外图像	LCM 模型	改进 LCM 模型
1			
2			
3			
4			
5			
6			
7			
8			
9			
10			

由表2可知,LCM模型及改进的LCM模型均较好地实现了红外图像中弱小目标的分割。对比编号1、5、6、8的图像可知,改进的LCM模型有效提升了小目标的显著度。对比编号3、4、7、10的图像可知,改进的LCM模型排除了一些背景光与噪声干扰。综上可知,改进的LCM模型不仅可以提高红外图像中弱小目标的显著程度,还能够有效抑制井下背景光与噪声的干扰,也为提高早期火灾的检测能力奠定了基础。

为了验证提出的红外视觉特征融合策略监视矿井外因火灾的效果,进行了消融试验和对比试验。消融试验选取静态特征 &SVM、动态特征 &SVM、LCM模型 & 多特征融合 &SVM 3种算法,用于验证所提算法是否可以提高外因火灾的监测准确率。同时,选取文献[7]算法、文献[26]算法与所提算法进行对比,分析所提算法与现有外因火灾监测方法的性能优缺点。此外,为了能够客观地评价不同算法对外因火灾的检测性能,选取正确率

(Accuracy, ACC)、检测率(True Positive Rate, TPR)和误检率(False Positive Rate, FPR)3个指标量化试验结果^[27]。

不同算法的ACC、TPR和FPR指标值见表3。

表3 不同算法的ACC、TPR和FPR值
Table 3 Values of ACC, TPR and FPR for different algorithms

算法	指标值/%		
	K_{ACC}	K_{TPR}	K_{FPR}
静态特征 & SVM	95.42	96.46	5.37
动态特征 & SVM	71.91	51.89	13.33
LCM模型 & 多特征融合 & SVM	94.32	89.56	4.08
文献[7]算法	79.27	63.32	8.22
文献[26]算法	81.15	63.52	11.15
所提算法	96.93	96.24	2.56

根据表3中的指标数据绘制不同算法的ACC、TPR和FPR指标值直方图,如图4所示。

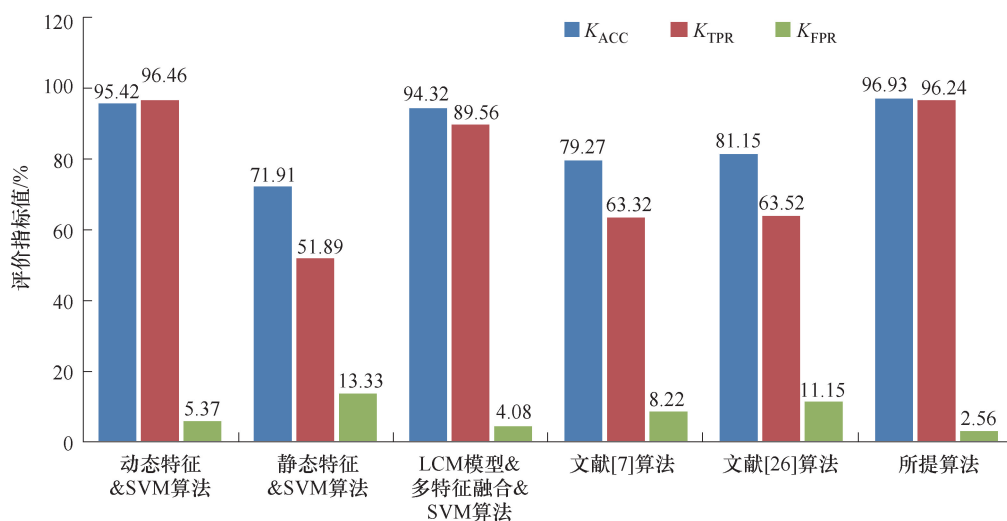


图4 不同算法指标值对应的直方图

Fig. 4 Histograms corresponding to the indicator values of different algorithms

由表3和图4可知:相较于其他算法,所提算法的ACC和FPR指标值更优,TPR指标值略小于静态特征 &SVM算法,但优于其他对比算法。

相较于静态特征 &SVM算法,所提算法的ACC值提高了1.58%,TPR和FPR值降低了0.23%和52.33%;相较于动态特征 &SVM算法,所提算法的ACC和TPR值提高了34.79%和85.47%,FPR值降低了80.80%,表明采用融合特征的监测效果优于采用单一静态和动态特征的监测效果。相较于LCM模型 & 多特征融合 &SVM算法,所提算法的ACC和TPR值提高了2.77%和7.46%,FPR值降低了37.25%,表明改进的LCM

模型能够更好地分割出火灾目标。相较于文献[7]中的算法,所提算法的ACC和TPR值提高了22.28%和51.99%,FPR值降低了68.86%;相比于文献[26]中的算法,所提算法的ACC和TPR值提高了19.45%和51.51%,FPR值降低了77.04%,表明文中所提算法的性能优于常用的红外火灾监测方法。

综上所述,所提算法可以提高矿井外因火灾监测的准确率,并降低漏报率。

4 结论

(1) 相较于原LCM模型,改进的LCM模型不

仅实现了红外图像中火灾区域的可靠分割,还能有效抑制井下背景光与噪声的干扰。结合提出的相似度估计策略以及矿井外因火灾的静、动态特征提取方法,可高效提取热红外视频中对应的特征,并构建矿井外因火灾的视觉特征向量。

(2) 所提算法的 ACC、TPR 和 FPR 指标值分别达到了 96.93%、96.24% 和 2.56%,表明所提算法可有效提高矿井下外因火灾监测的可靠性和准确率,并实现矿井不同场景下以及远距离和早期阶段的外因火灾监测。

(3) 相较于其他算法,所提算法的整体性能更优,显著提升了基于视觉特征的外因火灾监视准确率,并减少了误报和漏报率。相关研究能够为矿井外因火灾的智能监视与报警提供技术支撑。

参考文献

- [1] 邓军,李鑫,王凯,等. 矿井火灾智能监测预警技术近 20 年研究进展及展望[J]. 煤炭科学技术,2024,52(1): 154-177.
DENG Jun, LI Xin, WANG Kai, et al. Research progress and prospect of mine fire intelligent monitoring and early warning technology in recent 20 years[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(1): 154-177.
- [2] 孙继平,范伟强. 基于视频图像的瓦斯和煤尘爆炸感知报警及爆源判定方法[J]. 工矿自动化,2020,46(7): 1-4,48.
SUN Jiping, FAN Weiqiang. Gas and coal dust explosion perception alarm and explosion source judgment method based on video image[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(7): 1-4, 48.
- [3] 范伟强,李晓宇,刘毅,等. 基于可见光视觉特征融合的矿井外因火灾监测方法[J]. 矿业科学学报,2023,8(4): 529-537.
FAN Weiqiang, LI Xiaoyu, LIU Yi, et al. Mine external fire monitoring method using the fusion of visible visual features[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2023, 8(4): 529-537.
- [4] DENG L, CHEN Q, HE Y H, et al. Fire detection with infrared images using cascaded neural network [J]. Journal of Algorithms & Computational Technology, 2019, 13(12): 1-11.
- [5] 范伟强,李晓宇,翁智,等. 基于双域和 ILoG-CLAHE 的矿井红外图像增强算法[J]. 工矿自动化,2023,49(1): 99-108.
FAN Weiqiang, LI Xiaoyu, WENG Zhi, et al. Mine infrared image enhancement algorithm based on dual domain and ILoG-CLAHE [J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(1): 99-108.
- [6] 孙继平,范伟强. 矿井红外热成像远距离测温误差分析与精确测温方法[J]. 煤炭学报,2022,47(4): 1709-1722.
SUN Jiping, FAN Weiqiang. Error analysis and accurate temperature measurement method of infrared thermal imaging long-distance temperature measurement in underground mine[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(4): 1709-1722.
- [7] 辛颖,李禹洁,邢美净. 基于红外图像的森林凋落物阴燃火灾探测[J]. 消防科学与技术,2018,37(1): 61-64.
XIN Ying, LI Yujie, XING Meijing. Forest litter smoldering fire detection based on infrared image [J]. Fire Science and Technology, 2018, 37(1): 61-64.
- [8] 张航,赵敏,王璐,等. 基于等效椭圆特征的红外热像仪火灾检测[J]. 消防科学与技术,2018,37(11): 1563-1567.
ZHANG Hang, ZHAO Min, WANG Lu, et al. Infrared thermal imager fire detection based on equivalent elliptical feature [J]. Fire Science and Technology, 2018, 37(11): 1563-1567.
- [9] 邹富墩,孙骞. 舰艇火灾超早期探测红外热检测技术研究[J]. 消防科学与技术,2020,39(4): 503-506.
ZOU Fudun, SUN Qian. Research on infrared thermal detection technology for ultra-early detection system of warship fire disaster [J]. Fire Science and Technology, 2020, 39(4): 503-506.
- [10] 冯加宇,唐洪,贺涛,等. 基于红外热成像的煤矿输送带火灾监测预警技术研究[J]. 煤炭技术,2016,35(12): 280-282.
FENG Jiayu, TANG Hong, HE Tao, et al. Infrared image monitoring and early-warning technology of coal mine conveyor belt fire [J]. Coal Technology, 2016, 35(12): 280-282.
- [11] SUN B, XU Z D. A multi-neural network fusion algorithm for fire warning in tunnels [J]. Applied Soft Computing, 2022, 131: 109799.
- [12] 孙继平,孙雁宇,范伟强. 基于可见光和红外图像的矿井外因火灾识别方法[J]. 工矿自动化,2019,45(5): 1-5,21.
SUN Jiping, SUN Yanyu, FAN Weiqiang. Mine exogenous fire identification method based on visible light and infrared image [J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(5): 1-5, 21.
- [13] 孙继平,孙雁宇. 矿井火灾监测与趋势预测方法研究[J]. 工矿自动化,2019,45(3): 1-4.
SUN Jiping, SUN Yanyu. Research on methods of mine

- fire monitoring and trend prediction[J]. *Industry and Mine Automation*, 2019, 45(3): 1-4.
- [14] 桂小红, 游建平, 苏树君, 等. 通风换气对煤矿井下电缆巷火灾影响分析[J]. *矿业科学学报*, 2021, 6(3): 348-355.
- GUI Xiaohong, YOU Jianping, SU Shujun, et al. Analysis of the influence of ventilation on fire in underground cable roadway of coal mine[J]. *Journal of Mining Science and Technology*, 2021, 6(3): 348-355.
- [15] 段佳磊, 梁运涛, 贾宝山, 等. 阻燃输送带火灾早期温度变化与烟气成分研究[J]. *矿业科学学报*, 2024, 9(2): 135-143.
- DUAN Jialei, LIANG Yuntao, JIA Baoshan, et al. Temperature variation and smoke composition of flame-retardant conveyor belt in the early stage of friction accident[J]. *Journal of Mining Science and Technology*, 2024, 9(2): 135-143.
- [16] 范伟强. 矿井外因火灾双光谱图像监测方法研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2022.
- FAN Weiqiang. Study on dual-spectral image monitoring method of mine external fire[D]. Beijing: China University of Mining and Technology, Beijing, 2022.
- [17] 胡亮, 杨德贵, 王行, 等. 基于改进 MEANSHIFT 的可见光低小慢目标跟踪算法[J]. *信号处理*, 2022, 38(4): 824-834.
- HU Liang, YANG Degui, WANG Xing, et al. Visible light low-small-slow-target tracking algorithm based on improved MEANSHIFT[J]. *Journal of Signal Processing*, 2022, 38(4): 824-834.
- [18] PHILIP CHEN C L, LI H, WEI Y T, et al. A local contrast method for small infrared target detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(1): 574-581.
- [19] 徐宏宇, 续婷. 一种基于颜色和纹理的优化 SVM 火灾识别方法[J]. *沈阳航空航天大学学报*, 2021, 38(4): 54-60.
- XU Hongyu, XU Ting. A color/texture-based improved SVM for fire recognition[J]. *Journal of Shenyang Aerospace University*, 2021, 38(4): 54-60.
- [20] 黄景雨. 林火虚警源红外成像特征建模及检测方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- HUANG Jingyu. Study on infrared imaging feature modeling and detection method of forest fire false alarm source[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019.
- [21] 王亚, 张宝峰. 基于显著性检测的红外森林火灾监测系统[J]. *消防科学与技术*, 2018, 37(12): 1700-1703.
- WANG Ya, ZHANG Baofeng. Infrared forest fire monitoring system based on saliency detection[J]. *Fire Science and Technology*, 2018, 37(12): 1700-1703.
- [22] YANG Z K, WANG T, BU L P, et al. Training with augmented data: GAN-based flame-burning image synthesis for fire segmentation in warehouse [J]. *Fire Technology*, 2022, 58(1): 183-215.
- [23] DING H J, GONG F M, GONG W J, et al. Human activity recognition and location based on temporal analysis[J]. *Journal of Engineering*, 2018: 4752191.
- [24] 范伟强, 刘毅. 基于自适应小波变换的煤矿降质图像模糊增强算法[J]. *煤炭学报*, 2020, 45(12): 4248-4260.
- FAN Weiqiang, LIU Yi. Fuzzy enhancement algorithm of coal mine degradation image based on adaptive wavelet transform[J]. *Journal of China Coal Society*, 2020, 45(12): 4248-4260.
- [25] 骆铁楠. 基于时间平滑多特征量火灾快速识别算法[J]. *煤炭技术*, 2021, 40(5): 132-134.
- LUO Tienan. Fast recognition algorithm research of fire flame based on multifeatures longitude regression with temporal smoothing [J]. *Coal Technology*, 2021, 40(5): 132-134.
- [26] 吕宇, 张子俊. 红外热成像技术在隧道火灾检测中的研究与应用[J]. *中国设备工程*, 2023(11): 155-157.
- LÜ Yu, ZHANG Zijun. Research and application of infrared thermal imaging technology in tunnel fire detection[J]. *China Plant Engineering*, 2023(11): 155-157.
- [27] 李晓宇, 陈伟, 杨维, 等. 基于超像素特征与 SVM 分类的人员安全帽分割方法[J]. *煤炭学报*, 2021, 46(6): 2009-2022.
- LI Xiaoyu, CHEN Wei, YANG Wei, et al. Segmentation method for personnel safety helmet based on superpixel features and SVM classification [J]. *Journal of China Coal Society*, 2021, 46(6): 2009-2022.

(责任编辑: 陈骏)