

基于红外热成像的 LNG 接收站关键设施漏冷缺陷智能监测方法

胡瑾秋^{1,2*}, 董绍华¹, 徐康凯¹, 郭海涛³, 闫雨曦¹

1 中国石油大学(北京)安全与海洋工程学院, 北京 102249

2 中国石油大学(北京)油气资源与探测国家重点实验室, 北京 102249

3 中石油江苏液化天然气有限公司, 南通 226400

* 通信作者, hujq@cup.edu.cn

收稿日期: 2020-08-28

北京市科技新星计划(编号: Z181100006218048) 和国家重点研发计划(2017YFC0805801) 联合资助

摘要 LNG接收站的红外热成像监测具有关键设施体积大、场地情况复杂等特点,对红外热成像的数据清洗、漏冷缺陷识别与定位等提出了更高的要求。运用红外热成像技术对LNG接收站关键设施监测,可以表征设备运行状态与表面温度的对应关系,同时传递LNG接收站关键设施当前的运行信息或故障情况,对LNG场站设施的早期泄漏监测预警具有重要意义。针对红外热成像监测技术在液化天然气(LNG)接收站应用过程中易出现的问题,本文提出融合数据清洗、漏冷缺陷监测及智能识别的LNG接收站关键设施漏冷缺陷智能监测方法。首先建立了基于方向梯度直方图与支持向量机(Histogram of Oriented Gradients, HOG; Support Vector Machine, SVM)相结合的红外热成像监测数据清洗方法,能够准确识别异物闯入镜头视野的视频帧,并标定为异常,减少异常物体对监测过程的干扰,清洗准确率在95%以上。进一步针对LNG接收站关键设施异常数据极少导致异常识别误判和不及时、红外监测易受到周边环境的影响的问题,提出了基于卷积神经网络的异常监测方法。经过对比分析,本文提出的方法可以去除边界设置的限制,有效识别人员进入监测画面不同程度的场景,通过学习同类设施的某一设施的异常,从而较为准确的识别出同类设施中另一设施的异常。选取储罐作为研究对象,构建特定的卷积神经网络,通过训练历史数据,进而识别出储罐异常时刻。优势在于在同类设施的不同个体间具有很好的学习性,且识别准确率最高可达99%。

关键词 LNG接收站; 红外热成像; 方向梯度直方图; 支持向量机; 卷积神经网络; 漏冷缺陷识别;

Intelligent monitoring method for leakage defect in key facilities of LNG receiving station based on infrared thermal imaging

HU Jinqiu^{1,2}, DONG Shaohua¹, XU Kangkai¹, GUO Haitao³, YAN Yuxi¹

1 College of safety and Ocean Engineering, China University of Petroleum-Beijing, China

2 State Key Laboratory of Petroleum Resources and Prospecting, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 102249, China

3 CNPC Jiangsu LNG Co. Nantong 226400, China

引用格式: 胡瑾秋,董绍华,徐康凯,郭海涛,闫雨曦. 基于红外热成像的LNG接收站关键设施漏冷缺陷智能监测方法. 石油科学通报, 2022, 02: 242-251

HU Jinqiu, DONG Shaohua, XU Kangkai, GUO Haitao, YAN Yuxi. Intelligent monitoring method for leakage defect in key facilities of LNG receiving station based on infrared thermal imaging. Petroleum Science Bulletin, 2022, 02: 242-251. doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2022.02.022

Abstract Infrared thermography monitoring of LNG receiving stations has the characteristics of large size of key facilities and complex site conditions, which put forward higher requirements on data cleaning, identification and location of cold leakage defects of infrared thermography. Using infrared thermal imaging technology to monitor key facilities of LNG receiving stations can characterize the correspondence between equipment operation status and surface temperature, and at the same time convey the current operation information or fault situation of key facilities of LNG receiving stations, which is important for early leakage monitoring and early warning of LNG site facilities. This paper proposed an intelligent monitoring method for leakage defects of key facilities in LNG receiving stations, which integrated data cleaning, leakage defects monitoring and intelligent identification, in order to address the problems that easily occur in the application of infrared thermal imaging monitoring technology in liquefied natural gas (LNG) receiving stations. Firstly, a cleaning method of infrared thermal imaging monitoring data based on the combination of Histogram of Oriented Gradients (HOG) and Support Vector Machine (SVM) was established, which can accurately identify the video frames of foreign objects intruding into the field of view of the lens and mark them as abnormal, reduce the interference of abnormal objects to the monitoring process, and reduce the cleaning accuracy. The cleaning accuracy rate is over 95%. Further, for the problems that the abnormal data of key facilities in LNG receiving stations are very few, which leads to misjudgment and untimely abnormality identification, and the infrared monitoring is easily affected by the surrounding environment, an abnormality monitoring method based on convolutional neural network was proposed. After comparison and analysis, the method proposed in this paper can remove the limitation of boundary setting, effectively identify the scenes where personnel enter the monitoring screen to different degrees, and identify the abnormality of another facility in the same category more accurately by learning the abnormality of a facility in the same category. That is the convolutional neural network can well identify the case of one insulation defect by learning the normal scene and the scene containing two insulation defects in advance. The storage tank is selected as the research object, and a specific convolutional neural network is constructed to identify the abnormal moments of the storage tank by training the historical data and then. The advantage is that it has good learning among different individuals of the same kind of facilities and the recognition accuracy is up to 99%.

Keywords LNG unloading system; infrared thermal imaging; histogram of oriented gradients; support vector machine; convolutional neural network; leakage defect recognition

doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2022.02.022

0 引言

LNG 泄漏是制约接收站安全平稳运行的重要隐患,在接收站设施的故障类型中,保温层漏冷高达 80%。关键设施的漏冷缺陷影响工艺正常运行,制约 LNG 接收站的长期发展。LNG 具有低温性,运用红外热成像技术对 LNG 接收站关键设施监测,可以表征设备运行状态与表面温度的对应关系,同时传递 LNG 接收站关键设施当前的运行信息或故障情况,这对 LNG 场站设施的早期泄漏监测预警具有重要意义。

场站红外监测的范围,即储罐、阀门、再冷凝器等设施外,会有车辆、人员等进入红外热成像内,从而阻挡仪器接受红外辐射,使被测对象的监测数据出现异常,对后续的泄漏等隐患的判断造成干扰。近年来,针对标号噪声下的图像数据的清洗和特征学习^[1]、数据质量问题^[2]、低分辨率人脸与高分辨率图像特征的不对应的情况^[3],学者依据不同的数据质量问题归纳总结出相应问题所面临的挑战和进一步研究的方向。文献考虑了关联数据的一致性和时效性,并采取数据

聚类的思想对异常数据进行清洗^[4-6]。国外研究机构提出了基于知识的数据清洗方法,可用于降低由复杂不确定性引起的噪声,进而有效清除管理系统中的异常数据^[7-9]。上述方法均在降噪的层面上对异常值进行删除、替换,未能针对红外图片中的异物数据进行准确清除,难以提取监测对象的纹理及特征。在考虑数据降噪的基础上,文献利用方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradients, HOG)方法提取图像梯度边缘和相似形状等几何特征并进行特征向量融合,试验在高维特征响应上得到良好效果^[10]。文献针对不同光照、表情条件下的人脸特征识别及纹理提取,利用 HOG 方法较好地提高了识别率和算法鲁棒性^[11]。为更好的体现分类效果,同时考虑 HOG 特征维数过高对分类器识别能力的影响,文献引入困难样本挖掘过程训练支持向量机(Support Vector Machine, SVM),使模型训练更加充分,降低了误检率^[12]。同时有学者针对棉花行数动态计数^[13]、高压电器隔离^[14]、跳频信号检测^[15]等问题运用 HOG 与 SVM 相结合的方法,为红外图像数据特征提取及分类提供了新的思路。在红外热成像监测及缺陷识别方面,研究人员提出了基于自组织神经

网络(SOM)^[16]判别变电站设备热故障类型的红外图像诊断方法,并探讨了在石化工业中带保温层设备的检测与诊断^[17]的应用,同时针对气体泄漏监测,提出一种基于热像图局部熵差的密闭容器泄漏定位方法^[18]。上述方法在诊断方面有一定的效果,然而算法未能实现精简,计算量大。目前,轻量级的卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)已经广泛应用于图像分类^[19]、文本挖掘^[20]、目标检测及特征构造^[21]等领域中。学者针对抽油机故障诊断问题,运用CNN提高了故障诊断性能、减少诊断模型的存储,满足了工况检测的诊断精度要求^[22]。在旋转叶片缺陷诊断中,为解决叶尖定时技术中因信号严重欠采样的问题,文献利用一维CNN模型,自动挖掘能够表征旋转叶片状态的敏感特征,得到适用于旋转叶片缺陷判别的诊断模型,在节省算力的同时保证了诊断的准确性^[23]。

LNG接收站环境、条件以及可能事件具有特殊性和复杂性,监测介质发生漏冷应有提前量。现有方法面对视频或多帧时序图像的批量处理时,运算效率和成本无法保证,不能满足现场监测对信息实时处理、呈现的需求,且算法复杂度越高,处理步骤就越多,进而处理对象数量越大,导致实时性越差。本文提出融合数据清洗、漏冷缺陷监测及智能识别的LNG接收站关键设施漏冷缺陷智能监测方法。同时提出了基于卷积神经网络的异常监测模型,可以在准确判定漏冷位置的基础上有针对性的进行预警。

1 基于HOG与SVM结合的红外热像数据清理方法

考虑LNG接收站环境、条件以及可能出现事件的特殊性和复杂性,LNG接收站红外热像多有异物闯入。现有方法针对视频或多帧时序图像的批量处理时,运算效率和成本无法保证,不能满足现场监测对信息实时处理、呈现的需求。目前,红外热像异常监测信息的识别、清洗是以图像帧或帧段为单位,涉及大量的像素点数据,异常数据的提取或删除重构难度较大。本文提出基于HOG与SVM相结合的数据清理方法,运用HOG提取异物边缘信息特征,SVM作为特征识别分类器,以达到红外图像数据清洗的效果^[24]。

本文采用HOG与SVM结合的数据清洗方法,主要分为训练过程和清洗过程。

(1)训练过程中对于每一单帧关键设施红外热像监测图片的操作步骤

步骤1:图像预处理。①所有图像进全部缩放为

256×256。②色彩Gamma归一化,如式1所示。

$$Y(x, y) = I(x, y)^{Gamma} \quad (1)$$

式中, $Gamma=0.5$, $I(x, y)$ 为像素点 (x, y) 位置的像素值, $Y(x, y)$ 为Gamma校正后的值。

步骤2:计算图像梯度,如式2、3所示。

$$G_x(x, y) = H(x+1, y) - H(x-1, y) \quad (2)$$

$$G_y(x, y) = H(x, y+1) - H(x, y-1) \quad (3)$$

式中, $G_x(x, y)$, $G_y(x, y)$, $H(x, y)$ 分别为输入图像中 (x, y) 像素点位置的水平方向梯度、垂直方向梯度和像素值。进而由式4、5可以得出 (x, y) 像素点位置的梯度幅值和梯度方向。

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (4)$$

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \right) \quad (5)$$

步骤3:构建直方图。为每个细胞单元构建梯度方向直方图。

步骤4:形成区间。把各个细胞单元组合成空间上连通的区间。

步骤5:收集HOG特征。将上一步所有重叠的区间进行HOG特征的收集,并将它们结合成最终的特征向量供分类使用。

步骤6:标定训练标签,生成SVM分类器。

(2)清洗过程步骤

步骤1:输入原始的关键设施红外热成像测试集。

步骤2:按照上述训练过程中的步骤1至步骤5对其进行处理,得到HOG特征。

步骤3:将提取特征后的图像输入SVM分类器,实现二分类。

步骤4:预测并显示分类效果图。

步骤5:含异物图像剔除至异物数据集,正常监测图片返回监测数据集,以待下一步的状态异常识别。数据清洗流程如图1所示。

2 基于卷积神经网络的异常监测模型

针对LNG接收站关键设施的漏冷缺陷识别误判和不及时的的问题,本文提出了基于卷积神经网络的异常监测模型。红外监测数据经过数据清洗后,作为卷积神经网络的输入层。下面是模型的具体步骤。

(1)红外图像实时监测、数据收集,建立数据清洗后的图像数据集,划分训练集、测试集。

(2)基于卷积神经网络对图像所属情况识别和分类。

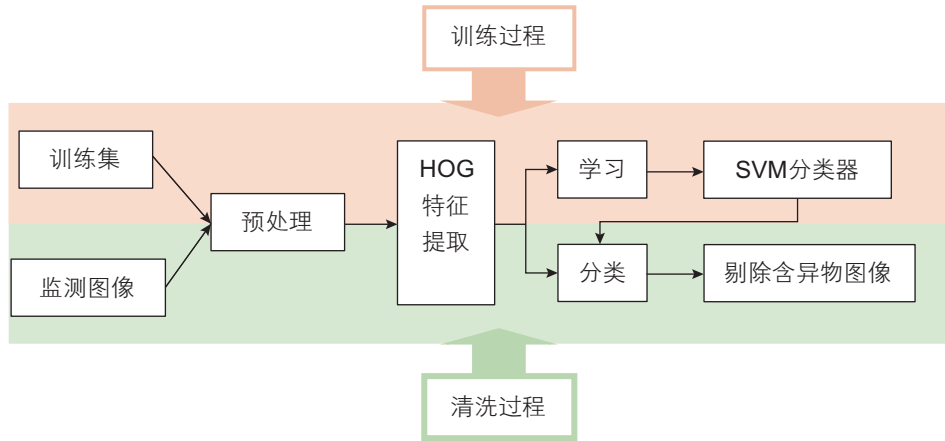


图 1 数据清洗流程图

Fig. 1 Data cleaning flowchart

①数据读取：读取图像数据集，并将像素区间值从 0–255 归一化至 0–1。

②数据扩充：为增加模型的可靠性，解决数据相对较少的情况，利用水平和垂直翻转增加数据样本。

卷积神经网络架构说明如图 2 所示，从输入图像到输出结果，大体经过特征提取和特征输出两部分。卷积神经网络基础结构设计部分如③~⑧所示。

③卷积层设计：卷积核大小为 3×3 ，步长为 1，输出 64 个特征图。

④激活函数选择：为控制训练时间，选择收敛最快的 Relu 函数。

⑤池化层设计：选择 Maxpool2D，即最大池化，卷积核为 2×2 ，步长为 2。

⑥全连接层设计：设置为 10 个节点。

⑦输出层设计：本单元设置 2 个节点，输出向量 $[0,1]$ 表示异常， $[1,0]$ 表示正常。

⑧网络结构中其他参数设计：优化器选择 Adam；学习率 lr 设置为 0.001；损失函数 Loss 选择信息熵。

(3)告知存在异常情况的关键设施名称。卷积神经网络的训练过程如图 3 所示。

3 漏冷缺陷识别的实验研究与分析

(1)漏冷缺陷场景设计：低温物料储存箱被打开，冷气从中溢出，即为异常(泄漏)情况，否则为正常情况。

(2)实验场景：可见光下泄漏场景(如图 4)、红外热像下泄漏场景(如图 5)，图 5 中红色边框示意低温物料泄漏口。

(3)实验距离：热像仪与低温物料储存箱的距离为 1 米。通过改变热像仪与低温物料储存箱的距离，由于受实验空间及环境的限制，最远可距离 10 m，均可显

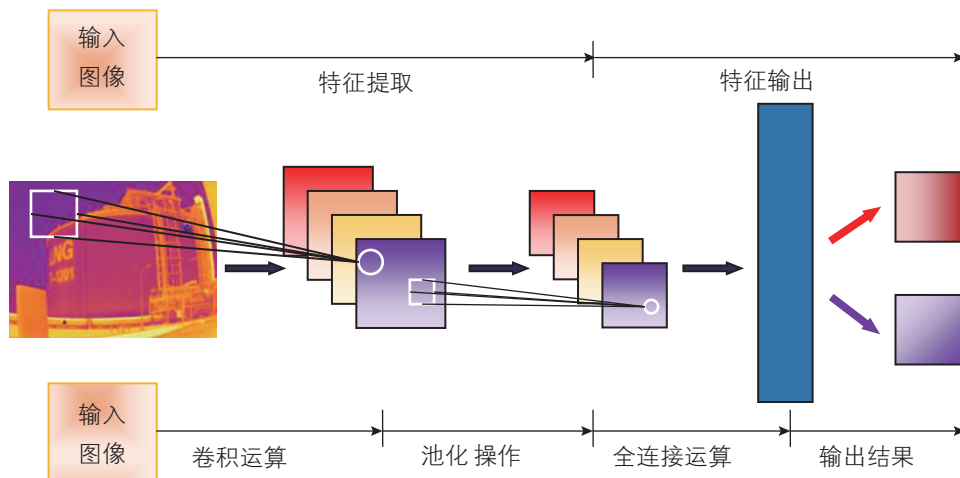


图 2 卷积神经网络架构说明图

Fig. 2 Convolutional neural network architecture illustration

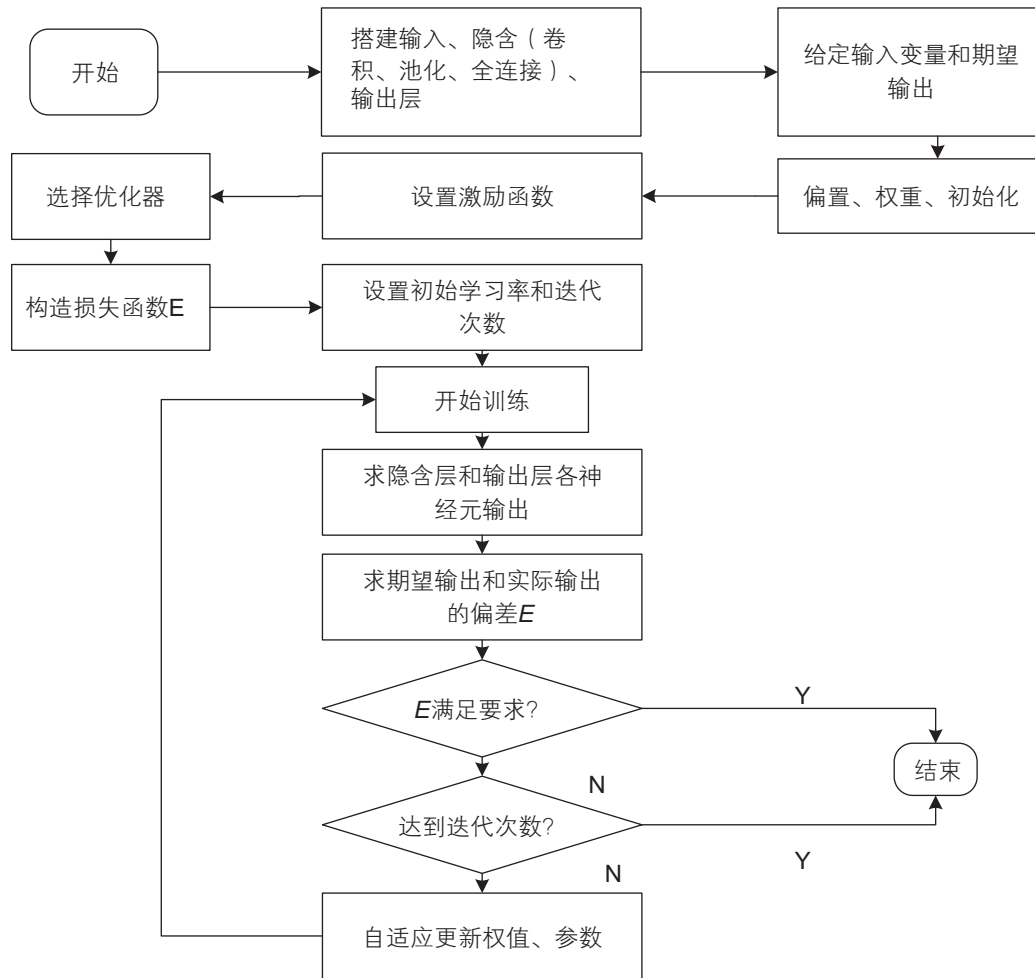


图3 卷积神经网络训练流程图

Fig. 3 Convolutional neural network training flowcharts

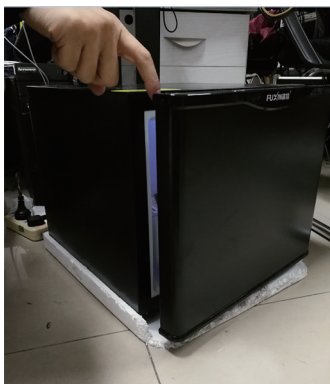


图4 可见光下泄漏场景

Fig. 4 leakage scene under visible light



图5 红外热像下泄漏场景

Fig. 5 Leakage scene under infrared thermal image

示并判断出低温物料储存箱的最低温度值及所在区域(泄漏点)。但是随着距离的增大,最低温度逐渐升高。

(4)实验过程:先将检测到的红外视频,帧帧截图并保存,将部分图像数据输入卷积神经网络进行训练直至寻训练完毕。



(5)识别结果:选取另一部分图像数据作为测试

集,将其输入卷积神经网络进行测试。注:图片名称即标签,“0”代表正常情况,“1”代表泄漏情况。结果表明,系统测试结果和实际结果全部吻合,即“正常=>正常”、“泄漏=>泄漏”,如表1所示。

(6)效果评估:在低温物料泄漏的实验中,小样本测试104张图片,全部分类识别正确,检测成功

表 1 实验一识别结果示例

Table 1 Example of recognition result of experiment one

测试图片	测试图片	实际情况	测试结果	结果评价
0_1		正常	正常	correct
1_1		泄漏	泄漏	correct

率 100%。通过对比卷积神经网络和人工识别异常的方法，本文使用的卷积神经网络识别低温物料泄漏大大缩短识别时间和提高识别效率，有效的保证了低温物料存储的安全。

4 LNG 接收站现场应用研究

4.1 LNG接收站关键设施红外热成像监测数据清洗案例分析

本节以工作人员误入储罐红外热成像图的时刻检测的现场实验为例。采集正常运行过程中 LNG 接收站储罐的红外热成像图，如图 6 所示，图像呈现蓝色居多。各帧红外热成像图由 288 × 384 个像素点组成，采集频率 5 Hz，即帧频 5 fps。

(1) 设置训练集

在监测测试前，将先前采集的数据，随机抽取不

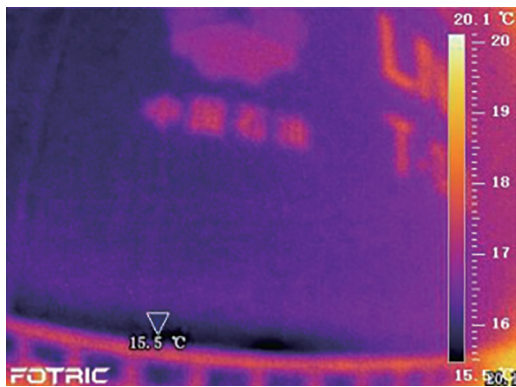


图 6 正常情况下监测对象红外热成像图

Fig. 6 Infrared thermal imaging of monitoring objects under normal condition

同时刻的图像设置样本库进而构建训练集，如图 7、图 8 所示，分为“yc”（异常）和“zc”（正常）两种工况。其中，“yc”（异常图像）特征为含有工作人员手与头部不同程度的进入画面；“zc”（正常图像）训练集特征为不含有工作人员手与头部，画面中只包含部分罐体和其他附属设施。

(2) 预处理及 HOG 特征提取

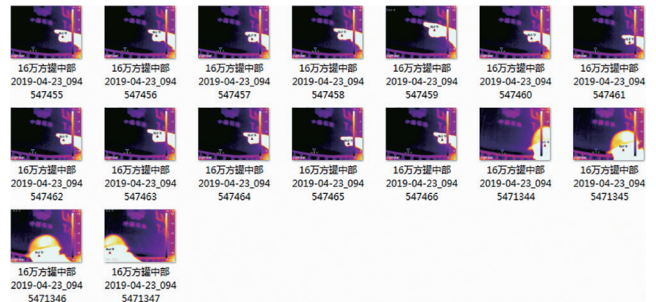


图 7 异常图像训练集

Fig. 7 Abnormal image training set

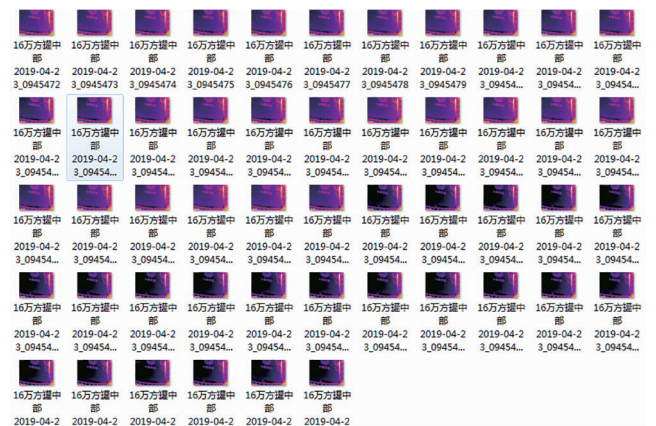


图 8 正常图像训练集

Fig. 8 Normal image training set

经图像预处理和HOG边缘检测及特征提取得到的过程图,如图9所示,图中白点为提取边缘的标记点。

(3)清洗异物入侵数据

输入在线监测的测试集,如图10所示。最终正常、异常清洗结果示例,如图11和图12所示,图像上方会显示预测的分类清洗结果,随后将识别为yc(异常)的数据存入异物数据集,以达到清洗的效果。异常数据所含白色和红色部分为人员闯入镜头的显示。识别为正常的监测图片将返回监测数据集,以待下一步的状态异常识别。

(4)分析与总结

如上述实验操作所示,进行3次独立实验测试,每次测试100张关键设施红外热像监测图,其方法准确率统计如表2所示。通过实验发现SVM方法准确率不低于69%,HOG+SVM方法相比于前者,对数据清洗的效果更好,经过HOG的特征训练,可以使得SVM分类器对于异物入侵画面的敏感度增加,本文方法准确率不低于96%。

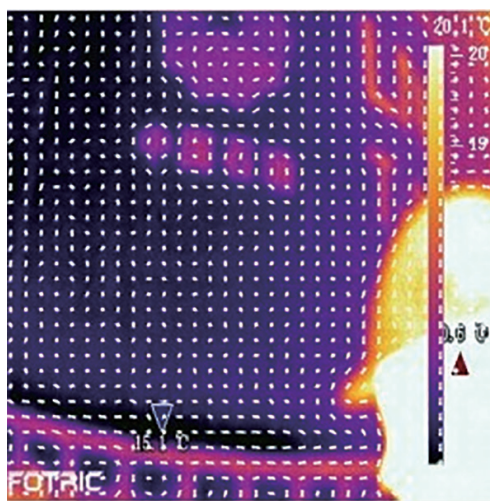


图9 HOG边缘检测及特征提取
Fig. 9 HOG edge detection and feature extraction

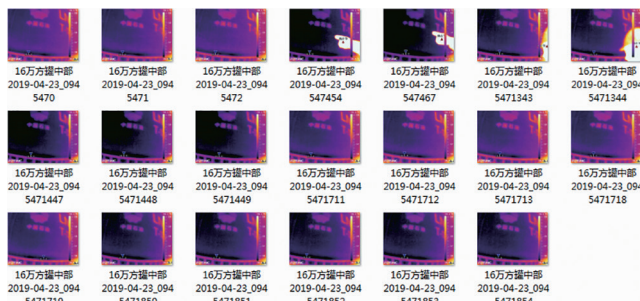


图10 测试集
Fig. 10 Test set

通过案例分析,提取红外热成像的HOG特征,训练SVM分类器,提升了LNG接收站关键设施红外热成像监测识别结果的准确性,经分析比对,本文提出的方法可以去掉边界设置的限制,有效识别人员进入监测画面不同程度的情况,识别准确率最低提高23%。

4.2 基于卷积神经网络的漏冷缺陷识别案例分析

(1)应用场景:LNG储罐保温层有填料不足的现

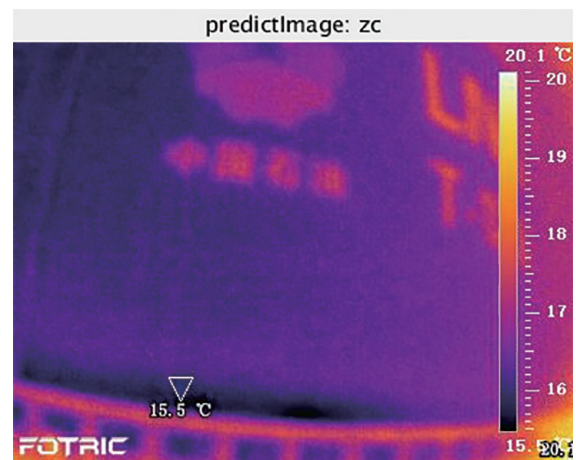


图11 分类为正常的结果
Fig. 11 Classified as normal results

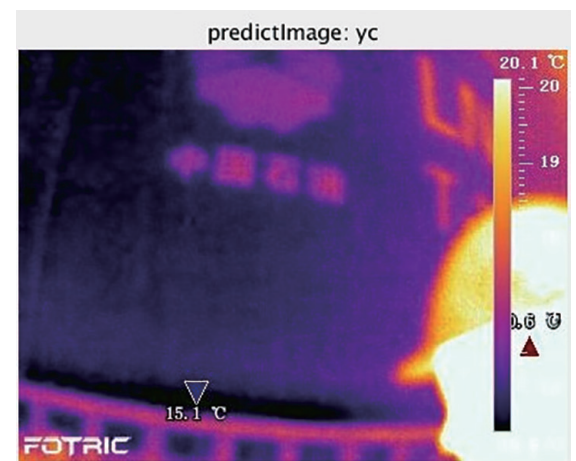


图12 分类为异常的结果
Fig. 12 Classified as abnormal results

表2 方法对比
Table 2 Method comparison

测试方法	SVM方法准确率	本文方法准确率
测试一	75%	99%
测试二	73%	96%
测试三	69%	97%

象, 体现为红外热成像中储罐体有低温区域(蓝色区域), 即为异常情况(保温层缺陷), 否则为正常情况。

(2)测试距离: 热像仪与 LNG 储罐的距离为 10 m。通过改变热像仪与 LNG 储罐的距离, 由于 LNG 接收站场的设备设施较为密集, 所以受到场地限制, 最远可距离 10 m, 但可监测到 LNG 储罐全貌, 并判断出 LNG 储罐的最低温度值及所在区域(保温层缺陷处)。

(3)应用测试过程: 先将检测到红外视频帧截图并保存, 将含有两处泄漏的红外热成像数据作为异常情况输入卷积神经网络进行训练。

(4)识别结果: 选取部分含有一处泄漏的红外热成像数据作为测试集, 将其输入卷积神经网络模型进行测试。注: 图片名称即标签, “0”代表正常情况, “1”代表泄漏情况。结果表明, 系统测试结果和实际结果全部吻合, 即“正常=>正常”、“泄漏=>泄漏”, 如表

3 所示。

现场应用测试过程中, 对蝶阀、BOG 压缩机、高压泵和再冷凝器等均开展了漏冷缺陷监测和识别, 缺陷识别并定位结果见表 4 所示。

(5)分析与总结: 在 LNG 储罐保温层漏冷缺陷异常识别的现场应用测试过程中, 样本数据库为 1000 张图片, 识别准确率高达 99%。通过与现场人工检测后结果对比, 验证了本文方法的有效性和正确性。通过对比卷积神经网络和人工识别异常的方法, 使用本文的卷积神经网络识别关键设施保温层缺陷, 可以大大缩短识别时间和提高识别效率, 有效的保证了关键设施保温层正常, 避免因保温层失效导致物料泄漏进而引发更严重的事故或灾难。

表 3 实验二识别结果示例

Table 3 Example of recognition result of experiment two

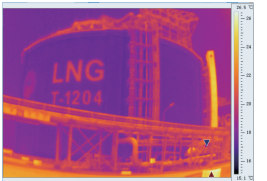

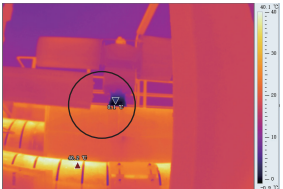


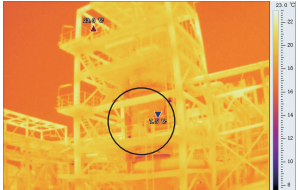
测试图片名称	测试图片	实际情况	测试结果	结果评价
0_1		正常	正常	正确
1_1		缺陷	缺陷	正确

表 4 其他典型设施红外热成像异常识别与定位

Table 4 Infrared thermal imaging abnormality identification map of other typical facilities

典型设施名称	红外热像图	典型设施名称	红外热像图
蝶阀		高压泵	
BOG 压缩机		再冷凝器	

5 结论

本文针对LNG接收站关键设施自身的特点,融合了数据清洗及卷积神经网络智能识别模型,建立了关键设施漏冷缺陷智能监测方法,开展了漏冷缺陷识别的实验研究,并在工程应用中验证其有效性。

(1)所述案例以操作人员经过红外热像仪镜头为例,清洗异物(操作人员)经过的图像数据,过程中附加提取HOG特征,再结合训练SVM分类器,清洗准

确率在95%以上,提高了关键设施的检测效率。

(2)针对LNG接收站关键设施异常数据极少导致识别误判和不及时、红外监测易受到周边环境影响的问题,提出了基于卷积神经网络的漏冷缺陷监测方法。所述案例选取储罐作为研究对象,现场应用案例选取单点保温层缺陷和多点保温层缺陷场景,验证了该方法在同类设施的不同个体间具有很好的学习性的优势,在进行数据清洗后,模型的异常识别准确率可达99%,为提高LNG接收站智能化安全管理水平提供新的思路。

参考文献

- [1] 张魏宁. 标号噪声下图像数据的清洗和特征学习[D]. 南京: 南京航空航天大学. 2019. [ZHANG W N. Image data cleaning and feature learning under label noise [D]. Nanjing: Nanjing university of aeronautics and astronautics, 2019.]
- [2] 王铭军, 潘巧明, 刘真, 等. 可视数据清洗综述[J]. 中国图象图形学报. 2015, 20(4): 468-482. [WANG M J, PAN Q M, LIU ZH, et al. Overview of visual data cleaning[J]. Chinese journal of image and graphics, 2015, 20(4): 468-482.]
- [3] 程素娜. 低分辨率人脸识别算法研究[D]. 西安: 西安理工大学. 2018. [CHENG S N. Research on low resolution face recognition algorithm [D]. Xi 'an: Xi 'an university of technology, 2018.]
- [4] 杜岳峰, 申德荣, 聂铁铮, 等. 基于关联数据的一致性和时效性清洗方法[J]. 计算机学报, 2017, 40(01): 92-106. [DU Y F, SHEN D R, NIE T ZH, et al. Cleaning method for consistency and timeliness based on correlation data [J]. Journal of computer science, 2017, 40(01): 92-106.]
- [5] 李昌华, 卜亮亮, 刘欣. 基于聚类和神经网络对建筑节能气候数据清洗的算法[J]. 计算机应用, 2018, 38(S1): 83-86+111. [LI C H, BU L L, LIU X. Algorithm for cleaning climate data of building energy saving based on clustering and neural network [J]. Computer application, 2018, 38(S1): 83-86 + 111.]
- [6] HU Y P, CHEN H X, LI G N, et al. A statistical training data cleaning strategy for the PCA-based chiller sensor fault detection, diagnosis and data reconstruction method[J]. Energy and Buildings, 2016, 112: 270-278.
- [7] LOW W L, LEE M L, LING T W. A knowledge-based approach for duplicate elimination in data cleaning[J]. Information Systems, 2001, 26(8): 585-606.
- [8] LIU H C, SIRISH S, JIANG W. On-line outlier detection and data cleaning[J]. Computers & Chemical Engineering, 2004, 28(9): 1635-1647.
- [9] HE L, HUANG G H, ZENG G M, et al. Wavelet-based multiresolution analysis for data cleaning and its application to water quality management systems[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 35(3): 1301-1310.
- [10] 张永明, 王克威, 张启兴, 等. 一种基于红外图像特征融合的高温铝液模拟泄漏监测算法[J]. 安全与环境学报, 2020, 20(02): 518-523. [ZHANG Y M, WANG K W, ZHANG Q X, et al. An algorithm based on infrared image feature fusion for simulating leakage monitoring of high temperature molten aluminum[J]. Journal of Safety and Environment, 2020, 20(02): 518-523.]
- [11] 尧佼, 于凤芹, 等. 基于候选区域定位与HOG-CLBP特征组合的行人检测[J/OL]. 激光与光电子学进展: 2020, 10(23): 1-13. [YAO Q, YU F Q, et al. Pedestrian detection based on the combination of candidate area positioning and Hog-CLBP feature [J/OL]. Advances in Laser and optoelectronics: 2020, 10(23): 1-13.]
- [12] 姚立平, 潘中良, 等. 基于改进的HOG和LBP算法的人脸识别方法研究[J]. 光电子技术, 2020, 40(02): 114-118+124. [YAO L P, PAN Z L, et al. Study on face recognition method based on improved HOG and LBP algorithm [J]. Optoelectronics technology, 2020, 40(02): 114-118+124.]
- [13] 梁习卉子, 陈兵旗, 李民赞, 等. 基于HOG特征和SVM的棉花行数动态计数方法[J]. 农业工程学报, 2020, 36(15): 173-181. [LIANG X H Z, CHEN B Q, LI M Z, et al. A dynamic count method based on HOG feature and SVM for cotton rows [J]. Chinese journal of agricultural engineering, 2020, 36(15): 173-181.]
- [14] 腾云, 雷丞, 李洪涛, 贾勇勇, 等. 基于HOG和SVM的高压隔离开关分合闸状态自动识别技术研究[J]. 高压电器, 2020, 56(09): 246-252. [TENG Y, LEI CH, LI H T, JIA Y Y, et al. Research on automatic recognition technology of switching state of high-voltage isolation switch based on HOG and SVM [J]. High voltage electrical apparatus, 2020, 56(09): 246-252.]
- [15] 张萌, 王文, 任俊星, 等. 基于HOG-SVM的跳频信号检测识别算法[J]. 信息安全学报, 2020, 5(03): 62-77. [ZHANG M, WANG W,

- REN J X, et al. HOG-SVM based FH signal detection and recognition algorithm [J]. Journal of Information Security, 2020, 5(03): 62–77.]
- [16] 王佳林, 崔昊杨, 许永鹏, 等. 基于SOM神经网络的变电站设备红外热像诊断研究[J]. 上海电力学院学报, 2016, 32(1): 78–82. [WANG J L, CUI H Y, XU Y P, et al. Infrared thermal image diagnosis of substation equipment based on SOM neural network [J]. Journal of Shanghai electric power university, 2016, 32 (1) : 78–82.]
- [17] 刘晖, 陈国华. 红外热像检测技术在石化工业中的应用[J]. 石油化工设备, 2010, 39(1): 47–53. [LIU H, CHEN G H. Application of infrared thermal image detection technology in petrochemical industry [J]. Petrochemical equipment, 2010, 39 (1) : 47–53.]
- [18] 葛楠, 彭光正, 姜牧舟. 基于红外热像图局部熵差的泄漏定位方法[J]. 北京理工大学学报, 2009, 29(7): 596–599. [GE N, PENG G ZH, JIANG M Z. Leakage localization method based on local entropy difference of infrared thermography [J]. Journal of Beijing institute of technology, 2009, 29 (7) : 596–599.]
- [19] 严春满, 王铖. 卷积神经网络模型发展及应用[J/OL]. 计算机科学与探索, 2020, 12(03): 1–22 [YAN C M, WANG C. Development and application of a convolutional neural network model [J/OL]. Computer Science and Exploration, 2020, 12(03): 1–22]
- [20] 罗文慧, 蔡凤田, 吴初娜, 等. 基于文本挖掘的道路运输安全风险源辨识模型[J]. 西南交通大学学报, 2021, 56(01): 147–152. [LUO W H, CAI F T, WU C N, et al. Identification model of road transportation safety risk sources based on Text Mining[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2021, 56(01): 147–152.]
- [21] 焦瀚晖, 胡明辉, 王星, 等. 基于特征快速构造与卷积神经网络的机泵故障识别研究[J]. 机电工程, 2020, 37(09): 1063–1068. [JIAO H H, HU M H, WANG X, et al. Research on pump fault identification based on feature rapid construction and convolutional neural network [J]. Mechanical and electrical engineering, 2020, 37(09): 1063–1068.]
- [22] 杜娟, 刘志刚, 宋考平, 等. 基于卷积神经网络的抽油机故障诊断[J]. 电子科技大学学报, 2020, 49(05): 751–757. [DU J, LIU ZH G, SONG K P, et al. Fault diagnosis of pumping unit based on convolutional neural network [J]. Journal of university of electronic science and technology of China, 2020, 49(05): 751–757.]
- [23] 张继旺, 王雪莉, 谢海博, 等. 基于CNN的旋转叶片缺陷诊断方法[J/OL]. 油气储运, 2020, 52(03): 1–7. [ZHANG J W, WANG X L, XIE H B, et al. CNN-based defect diagnosis method for rotating blades [J/OL]. Oil and Gas Storage and Transportation, 2020, 52(03): 1–7.]
- [24] 马超, 袁涛, 姚鑫锋, 等. 基于HOG+SVM的田间水稻病害图像识别方法研究[J]. 上海农业学报, 2019, 35(05): 131–136. [MA C, YUAN T, YAO X F, et al. Study on HOG+SVM based image recognition method for rice disease in field [J]. Chinese journal of Shanghai agriculture, 2019, 35(05): 131–136.]

(责任编辑 王雨墨 编辑 马桂霞)