DOI:10.20033/j.1003-7241.(2025)06-0160-06

基于全卷积的井下作业安全自动监测方法研究

陈亦寒[1]，杨静泊[1]，俞家融[1]，刘星晔[1]，平学良[2]，许 洁[2]
（1.无锡广盈集团有限公司，江苏 无锡 214000；
2.国网江苏省电力有限公司无锡供电分公司，江苏 无锡 214000）

摘 要：为避免井下作业出现大规模意外事故，保障作业安全性，研究基于全卷积的井下作业安全自动监测方法。利用视频图像捕捉技术，采集单帧井下作业监控视频图像；通过利用均方回归算法，增强监控视频图像像素，并将增强后的图像输入到全卷积神经网络中，在该网络内经过不断学习后，识别出井下作业安全状态与非安全状态，实现井下作业安全自动监测。实验验证表明，经图像增强后的视频监控图像像素更高，该方法可自动监测出井下非安全工作状态与违规进入未允许区域的工作人员，可有效获取工作人员的安全情况。

关键词：全卷积；井下作业安全；自动监测；图像增强；均方回归；图像捕捉
中图分类号：TP277 文献标识码：A 文章编号：1003-7241(2025)06-0160-06

Research on Automatic Monitoring Method of Downhole Operation Safety Based on Full Convolution

CHEN Yi-han[1], YANG Jing-bo[1], YU Jia-rong[1], LIU Xing-ye[1], PING Xue-liang[2], XU Jie[2]
(1. Wuxi Guangying Group Co., Ltd., Wuxi 214000, China;
2. State Grid Wuxi Power Supply Company of Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Wuxi 214000, China)

Abstract: In order to avoid large-scale accidents in underground operations and ensure operational safety, an automatic safety monitoring method for underground operations based on full convolution is studied. And it uses video image capture technology to capture a single frame of downhole operation monitoring video image. By using a mean square regression algorithm to enhance the pixels of the monitoring video image, and inputting the enhanced image into a full convolutional neural network, after continuous learning in the network, the safe and non safe states of underground operations are identified to achieve automatic monitoring of underground operation safety. Experimental verification, the enhanced video surveillance image has higher pixels. This method can automatically detect unsafe working conditions in the underground and workers who violate regulations and enter unauthorized areas. At the same time, during the monitoring of workers, it can effectively obtain the safety situation of workers.

Keywords: full convolution; safe downhole operation; automatic monitoring; image enhancement; mean square regression; image capture

0 引言

由于目前煤矿开采范围逐渐扩大，对于矿井的安全性需求也随之增高[1]。井下作业安全自动监测的目的是通过实时监测和分析现场环境，以及人员的行为和活动，来确保井下作业的安全性[2]。其不仅可以帮助监督人员遵守安全规定，还能及时发现危险因素，从而防止事故的发生[3]。在矿井开采作业过程中，井下作业安全性受到多种因素的影响，例如煤矿环境因素：如煤层结构、瓦斯涌出量、火灾等；或人员因素：如作业人员的技术水平、素质、经验等，因此对井下作业安全进行监测具有较高的必要性。

有较多学者对监测方法进行研究，如：张玉洁等人为了提高煤矿井下作业的施工安全监测精度，确保井下作业的安全性，设计了一种基于悬挂式巡检机器人的井下作业施工安全监测及报警系统[4]。该系统搭载四种不同类型的采集设备，采集井下参数，并通过通信网络将采集到的参数传输到监测中心，实现井下作业的施工安全监测。张志军等人为了提高井下作业人员的安全性，开发了一种基于计算机无线网络监控系统的技术方案[5]。该方案包括传输协议的选择、数据库程序的调用、数据显示和自动化实现等多个步骤，旨在实现对井下作业环境和人员状态的实时监控和预警。但是上述两种方法存在井下作业安全自动监测效果不佳的问题。

而全卷积神经网络(fully convolutional networks，FCN)是一种深度学习模型，使用卷积神经网络(convolutional neural network，CNN)来提取特征，并使用全连接层来实现分类[7]。它的主要优点是可以处理任意大

*基金项目：国家自然科学基金项目(52177112)
收稿日期：2023-12-14

小的输入，而不需要对输入进行重新调整。此外，它还可以提取更多的特征，从而提高分类的准确性[7]。为此，本文基于全卷积神经网络，研究基于全卷积的井下作业安全自动监测方法，使井下作业情况能够得到有效的自动监测。

1 井下作业监控视频图像采集与处理

现今煤矿井下作业均配备视频监控设备，如开采工作面，运输机械设备等，井下作业过程可得到全面的监控，利用这些监控视频信息，可以为设备后续检修、人员作业安全提供有效保障[8]，因此，本文借助井下作业视频监控内容，对作业安全进行自动监测。

1.1 井下作业监控视频图像采集

井下作业监控视频图像采集主要是指从工业视频中捕获单帧图像，在Windows系统中，VFW(video for windows)制造的工具包具备有效的视频捕获函数，可以利用VFW从工业监控视频中截取单帧图像[9-10]。在图像捕获时，采用VFW的AVICap子集，截取单帧图像。具体的图像采集流程如图1所示。

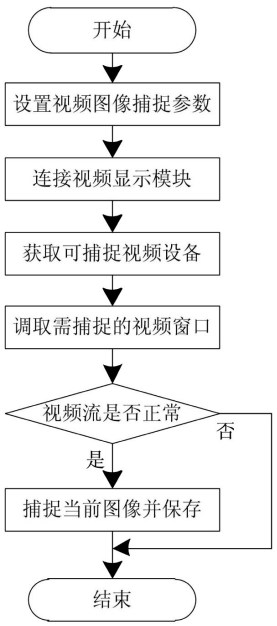


图1 单帧图像采集过程

在图1的视频图像采集过程中，需设置视频捕捉参数，当开启视频图像捕捉后，通过视频软件的接口程序，在视频显示窗口完成图像捕捉[11]。同时，在捕捉过程中需判断视频流是否正常，保证在正常情况下捕捉监控视频图像[12]。当图像捕捉完成后，对图像进行合理地预处理，使图像能够合理应用至后续监测中。

1.2 井下作业监控视频图像增强

图像增强是指通过提升图像的视觉效果，使后续处理更加方便。由于井下作业视频监控存在光照不均匀问题，因此需要对采集到的监控视频图像进行处理，本文通过图像增强方法，抑制图像高亮度区域，并增强图像低亮度区域。通过均方回归(mean square regression，MSR)算法，对井下作业监控视频图像进行增强，具体内容如下。

按照land理论，若井下作业监控视频理想图像为$I(x,y)$，则：

$$I(x,y)=R(x,y)\times L(x,y) \tag{1}$$

式中，$R(x,y)$为景物反射函数，$L(x,y)$为环境亮度函数；两者的乘积，即可构成图像$I(x,y)$。通过公式(2)表示MSR增强算法的计算方式：

$$R_a(x,y)=\sum_{k=1}^{K}W_k\left\{\begin{matrix}\log I_a(x,y)-\\ \log\left[F_k(x,y)*I_a(x,y)\right]\end{matrix}\right\} \tag{2}$$
$$a=1,...,T$$

式中，a表示光谱带序号；T为光谱带数量；井下作业监控视频灰度图像与彩色图像分别由T=1、T=3表示；$R_a(x,y)$是指输出图像函数；$F_k(x,y)$为环境函数，本文选取高斯函数作为环境函数；$I_a(x,y)$为输入图像的分布函数；k为高斯函数数量；根据不同的标准差σ_k，$F_k(x,y)$可挑选不同高斯函数的尺度；W_k与F_k为权重系数。在利用MSR算法进行图像增强时，该算法可结合场景处理需求，挑选具体的尺度个数，通常情况下，一般挑选三个不同层次的尺度，并对三者的权重系数进行融合，完成井下作业视频监控图像增强。

由于经过MSR算法增强后的图像灰度值可能会发生负值现象，所以在增强过程中需通过gain/offset方法，不断修正图像中的像素点，并将修正完成后的灰度值映射到合理的灰度值范围内，具体映射过程如公式(3)所示：

$$R_0(x,y)=G\times R_a(x,y)+offset$$
$$R(x,y)=255\times\frac{R_0(x,y)-r_{\min}}{r_{\max}-r_{\min}} \tag{3}$$

式中，$R_a(x,y)$、$R_0(x,y)$依次描述图像输入与输出灰度值；$offiset$为偏移量；G为增益系数。

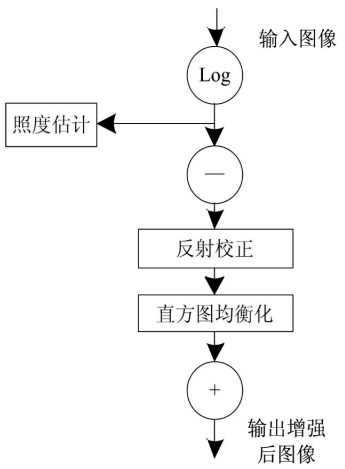


图2 基于MSR算法的图像增强过程

当经过MSR算法进行井下作业图像增强后，由于部分图像可能会出现过亮现象，本文增强过程中引入直方图均衡化，强化图像对比度，使图像细节更加完整。该算法具体的图像增强步骤如图2所示。

2 井下作业安全自动监测

为了利用井下视频监控图像实现有效的作业安全自动监测，本文采用全卷积神经网络，进行井下作业安全自动监测方法设计，具体内容如下。

2.1 全卷积神经网络研究

全卷积神经网络(FCN)是一种深度学习技术，其使用卷积层来提取井下作业监控视频图像特征，从而实现井下作业监控视频图像分类和识别，衡量井下作业安全。它的结构类似于传统的神经网络，但是该网络使用卷积层来替代全连接层，从而提高了模型的识别准确性和效率。因此，通过全卷积神经网络，可以有效处理井下作业安全监测问题。FCN将监控视频图像监测视为一个像素回归问题，可通过公式(4)表示其目标函数：

$$\varepsilon(\theta)=\sum_p e\left(X_e(p),l(p)\right) \tag{4}$$

式中，p表示井下作业监控视频图像的像素点，点p的回归函数为$X_e(p)$；损失函数为$e(X_e(p),l(p))$；利用损失函数，可以衡量输出$X_e(p)$与*ground–truth* $l(p)$的误差情况，通过最小化损失函数，可以使模型的预测结果更加接近于真实标签，进而提高模型的准确率。按照全卷积神经网络的原理，当模型效果越强，则$\varepsilon(\theta)$值越小。通过以下子网络组成FCN的具体模块：

(1) 卷积层：该层的功能与滑动窗口的功能类似，将卷积核作用于不同的位置，以此生成特征图，即提取井下作业监控视频图像的特征。

(2) 激活层ReLU(Layers)：ReLU又叫做激活函数，该函数是指对输入的非线性映射，其表达式为：$f(x)=\max(0,x)$。通过这种非线性映射，可以提升训练的收敛速度。

(3) 池化层：通常情况下，池化存在两种状态，分别为最大池化与平均池化，FCN一般采用最大池化，该层的主要目的用于实现采样，通过采样，可以缩小井下作业监控视频图像的尺寸，还能够降低其网络参数，通过该层可以避免训练出现过拟合现象。

(4) 反卷积层：该层主要进行卷积层的反处理，即实现上一层输入的上采样，即获取池化层下采样图像同样尺寸的内容。

(5) Softmax层：该层用于进行网络输出与ground–truth误差的计算。

这个模块是FCN的具体组成部分，包括卷积层、激活层、池化层、反卷积层和Softmax层。这些层次结构共同组成了FCN的基础模型，用于实现对输入图像的像素级别分类，是FCN的核心模块之一，为后续的井下作业安全自动监测提供技术支持。

2.2 基于全卷积神经网络的安全监测

本文结合FCN的基础模型，对井下作业安全进行自动监测，在上一步骤中，建立了FCN的基础模型，用于对井下作业监控视频图像进行像素级别分类。在第二个步骤中，利用FCN网络对大量的井下作业监控视频图像进行训练，学习井下作业视频监控图像中安全操作的特征，以实现输入到输出的端到端井下作业安全监测。在监测过程中，通过FCN网络训练大量井下作业监控视频图像，学习井下作业视频监控图像中安全操作的特征，实现输入到输出的端到端井下作业安全监控视频图像自动监测。具体监测过程如图3所示。

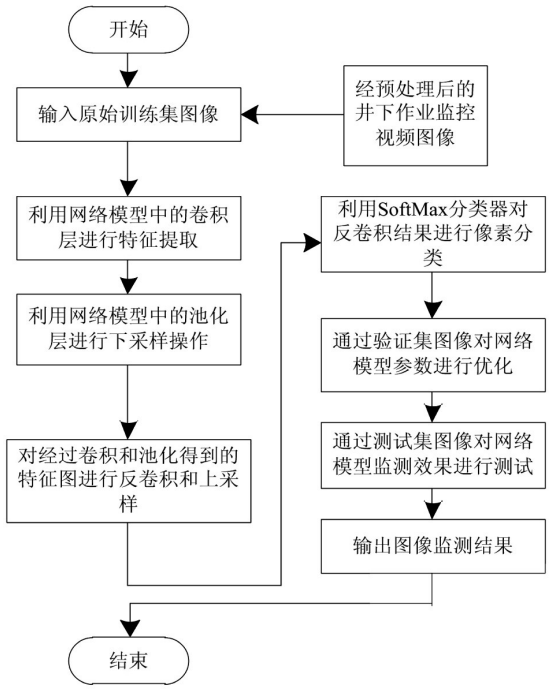


图3 井下作业安全自动监测流程

图3的监测方法具体通过以下方式实现：

(1) 将经过预处理后的井下作业监控视频图像输入到FCN中，开始进行卷积操作，获取监控视频图像的初始特征图。在卷积层中，存在K个大小为$N\times N\times C$的卷积核，将卷积核与输入到FCN中的图像进行卷积运算后，利用非线性激活函数，改善卷积层的提取能力，以此获取更精准的K个图像特征图，每个特征图的大小为$(M-N+1)\times(M-N+1)$。可通过公式(5)表示该卷积层计算过程：

$$x_i^{(l)}=f\left(\sum_{i\in\delta_j}^{M} w_i^{(l)}x_i^{(l-1)}+b_i^{(l)}\right) \tag{5}$$

式中，第$l-1$个隐层输出为$x_i^{(l-1)}$；第l个隐层的映射权值矩阵为$w_i^{(l)}$、偏置矩阵为$b_i^{(l)}$；输入层输入的井下作业监控视频图像为$x_i^{(l)}$；激活函数由f表示。

(2) 当完成卷积层处理后,开始进行池化层操作。通过池化层的处理,可以降低FCN的运算量。该主要功能是接收卷积层传来的特征图,并对其进行下采样,使得特征图可以通过低分辨率的状态表示。本文通过最大池化方法,对特征图进行下采样操作,并在下采样处理后通过激活函数提升FCN的非线性。通过公式(6)表示池化层的计算过程:

$$\begin{aligned} x_i^{(l)} &= w_i^{(l)} down\left(a_i^{(l-1)}\right) + b_s \\ a_i^{(l)} &= f\left(x_i^{(l)}\right) \end{aligned} \tag{6}$$

式中,现阶段池化层的层数为l;下采样方式为$down$;偏置与权值矩阵分别为b_s、w。

(3) 通过池化层的下采样处理后,降低了井下作业监控视频图像的分辨率,为此,通过反卷积与上采样处理,将图像分辨率恢复到原始状态。

(4) 在通过FCN进行自动监测时,主要是指执行端到端的逐像素分类过程,当通过卷积与池化提取图像特征后,需要将特征结果输入到分类器中,并进行像素分类,通过分类即可获取井下作业安全状态与非安全状态图像,本文FCN模型采用Softmax分类器,该分类器计算过程如公式(7)所示:

$$Soft\max\left(x_i\right) = \frac{\exp\left[w_i^T x^{(i)}\right]}{\sum_{j=1}^{C}\exp\left[w_j^T x^{(i)}\right]} \tag{7}$$

式中,卷积层输出特征图的像素矩阵为w_i。

(5) 当通过分类器实现特征图像素分类后,还需利用损失函数判断模型训练结果,当训练得到的损失值越小,说明FCN模型的监测效果就越好,通过公式(8)表示本文使用的损失函数:

$$L(P) = \frac{1}{2N}\sum_{i=1}^{n}\left\|E_i\left(I_i, P\right) - D_i\right\|_2^2 \tag{8}$$

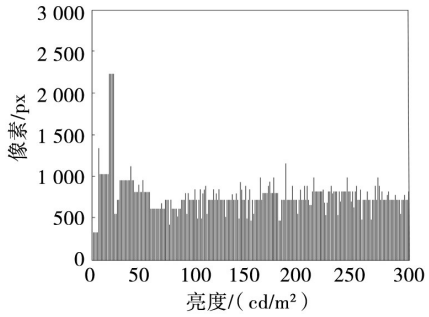
式中,FCN模型需学习的参数为P;在训练集上的图像数量为N,在该训练集中的第i张图像为I_i;D_i为标注的井下作业非安全图像;E_i为通过本文FCNN模型监测到的井下作业非安全图像;$L(P)$表示标注图像与监测图像之间欧氏距离的损失值。

3 实验分析

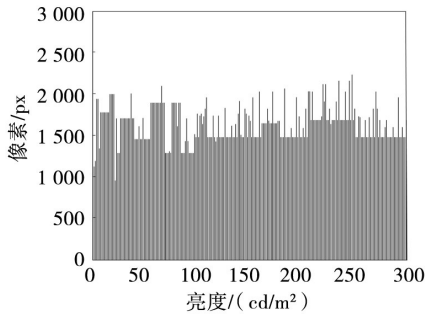
将本文监测方法应用至某煤矿区域内,对该煤矿井下作业安全进行监测。该煤矿井田面积为61.8平方公里,可采煤储量为8.3亿吨,建成投产自2000年,在该煤矿井田下的某一矿井中装置工业监控视频,并通过本文监测方法进行作业安全监测。

3.1 图像增强能力测试

首先对采集到的井下作业监控视频图像进行图像增强,选取一幅图像,分析该图像增强前后的直方图变化,具体分析结果如图4所示。



(a) 图像增强前该幅图像直方图



(b) 图像增强后该幅图像直方图

图4 图像增强能力分析

根据图4可知,在未经过图像增强处理之前,井下作业监控视频图像的直方图平均像素较低,而亮度较低的位置像素较高,说明图像像素并不均衡;而经过图像增强处理后,该幅图像的整体像素得到了提升,且亮度较高与较低位置的像素处于均衡状态,不会对视觉效果造成较大影响,为此,基于全卷积的井下作业安全自动监测方法具有较高的图像增强能力。

3.2 井下作业自动监测能力测试

(1) 井下空顶作业安全性分析

对井下作业进行为期9 d的监测,分析不同监测日期下,井下空顶作业的现场危险警报情况与监测到的违规情况,以此验证本文监测方法是否具有有效性,监测结果如图5所示。

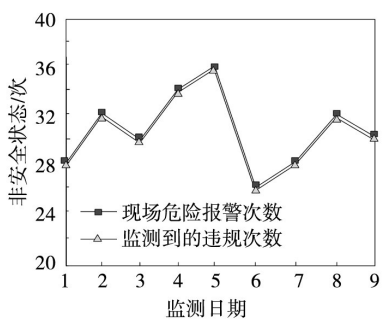


图5 井下空顶作业监测结果分析

根据图5可以看出在不同日期下,井下空顶作业的非安全次数,其中,在监测的第5日井下现场危险报警次数

最高，达到36次，而经过基于全卷积的井下作业安全自动监测方法的监测得到的违规次数与现场实际警报次数完全一致，且在其他日期下均能够有效实现监测，为此，基于全卷积的井下作业安全自动监测方法具有良好的井下空顶作业安全监测能力。

(2) 人员违规进入危险区域情况监测

当井下工作人员违规进入非允许区域时，会对井下作业安全造成严重威胁。为此，对1日内不同时段的井下作业情况进行监测，分析不同时段存在的人员违规进入非允许区域情况，监测结果如图6所示。

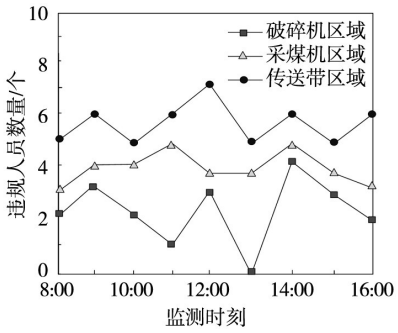


图6 人员违规进入危险区域情况监测

通过图6可以直观看出在1日内不同时间段违规进入井下非允许区域的人员数量，其中，违规进入传送带区域的工作人员相对较多，而违规进入破碎机区域的工作人员相对较少，这是由于在日常作业情况下，传送带周围需要较多的工作人员，因此导致部分其他工作人员在未经允许情况下进入该区域。经过基于全卷积的井下作业安全自动监测方法的监测，可以精准获取违规前往不同区域的工作人员。

(3) 对井下作业区域监控视频图像进行监测，分析基于全卷积的井下作业安全自动监测方法能否监测出该区域的工作人员，监测结果如图7所示。



(a) 监控视频图像



(b) 作业工作人员监测结果

图7 现场作业人员监测结果分析

通过图7(b)可以看出，红框内为井下作业工作人员，经过基于全卷积的井下作业安全自动监测方法监测后可有效获取工作人员位置，同时能够有效评估该工作人员状态，为井下作业提供安全保障，且监测精准度较高。

(4) 不同作业位置工作人员安全性监测

监测井下不同掘进距离的工作人员是否安全，监测结果如表1所示。

表1 井下作业人员监测

井下掘进距离/m	该区域工作人员是否安全	工作人员状态
10	安全	正常施工
12	安全	正常施工
14	安全	正常施工
16	非安全	存在跌倒现象
18	安全	正常施工
20	非安全	未佩戴安全帽
22	安全	正常施工
24	安全	正常施工
26	非安全	未佩戴安全帽
28	安全	正常施工
30	安全	正常施工

根据表1可知，在井下不同作业区域下，基于全卷积的井下作业安全自动监测方法均能够有效实现监测，在监测过程中可获取每一区域工作人员的安全状态，其中，针对非安全状态的工作人员，全卷积的井下作业安全自动监测方法能够迅速进行反馈，并分析非安全状态产生的原因。因此，基于全卷积的井下作业安全自动监测方法可以随时实现自动监测。

为进一步验证本文方法的实用性，以安全监测精度为实验指标，对本文方法、文献[4]方法与文献[5]方法进行实验测试，对比结果如图8所示。

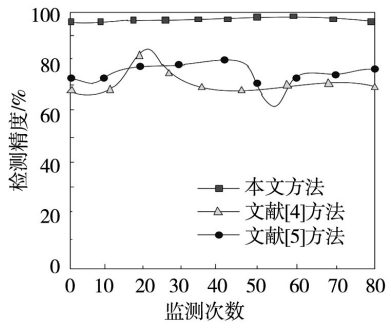


图8 三种方法安全监测结果

根据图8可以看出，本文方法的安全监测精度均达到90%以上，且最高达到98%，文献[4]方法的安全监测精度最高仅为84%，文献[5]方法的安全监测精度最高仅为81%。由此可见，本文方法的监测精度明显高于对比方法。说明本文方法对井下作业安全的监测精度较高。证明本文所提方法的技术水平和应用价值较高。

4 结束语

本文研究基于全卷积的井下作业安全自动监测方法，结合全卷积神经网络模型，精准监测井下作业状态。同时，利用现场实验验证该方法的有效性，获取应用后的监测结果。在未来研究过程中，可以现有监测方法为基础，继续进行深度优化设计，使该监测方法可以应用至多施工领域。

参考文献：

[1] 杨国葳，李宏坤，张明亮，等.基于一维深度卷积自动编码器的刀具状态监测方法[J].振动与冲击，2021，40(21)：223-233，274.

[2] 叶继阳.基于卷积算法的自动割草机目标检测应用研究[J].农机化研究，2022，44(6)：227-231.

[3] 王浩，彭力.基于改进的全卷积网络的视频摘要算法[J].激光与光电子学进展，2021，58(22)：415-423.

[4] 张玉洁，马梦娜，李嘉仪.煤矿井下作业施工安全监测及报警系统研究[J].能源与环保，2023，45(2)：250-255.

[5] 张志军，马静.煤矿井下作业人员实时安全状态监测系统设计[J].能源与环保，2021，43(11)：165-170，176.

[6] 马月红，孔梦瑶.基于改进快速区域卷积网络的目标检测轻量化算法[J].兵工学报，2021，42(12)：2664-2674.

[7] 闫贺，黄佳，李睿安，等.基于改进快速区域卷积神经网络的视频SAR运动目标检测算法研究[J].电子与信息学报，2021，43(3)：615-622.

[8] 杨钧智，吴金亮，智军.基于多尺度圆周频率滤波与卷积神经网络的遥感图像飞机目标检测方法研究[J].电子与信息学报，2021，43(5)：1397-1404.

[9] 陈文康，陆声链，刘冰浩，等.基于改进YOLOv4的果园柑橘检测方法研究[J].广西师范大学学报(自然科学版)，2021，39(5)：134-146.

[10] 罗忠，徐迪，李雷，等.基于改进二阶循环平稳解卷积的轴承故障检测方法[J].东北大学学报(自然科学版)，2021，42(5)：673-678.

[11] 扎西曲达，张恒志，李畅，等.架空输电线路可视化监拍图像联合去雨雾算法研究[J].自动化技术与应用，2023，42(5)：64-67.

[12] 李舒婷，姜永峰，张良.基于全卷积网络的X光图像违禁物品检测方法[J].计算机工程与设计，2021，42(11)：3188-3195.

作者简介：陈亦寒(1992—)，男，本科，工程师，研究方向：电力通信技术与测试等。

(上接第45页)

的电位差不断升高。由此可见，接地电阻对输电线路的反击耐雷水平具有较大的影响，因此，为了更好地保证输电线路的耐雷水平，在工程中尽可能地控制接地电阻，保证耐张绝缘子有效隔离带电导线与地面。综上所述，所有实验结果表明，本文方法是可靠的。

3 结束语

本文通过计算输电线路机械荷载，耐张绝缘子配置及金具选择，校核作业工具机械强度，耐张绝缘子更换方案与实施，并取得了一定的研究成果。同时，本文研究受条件和时间的限制，尚有诸多问题有待于完善和改进，如没有涉及对于更换作业的施工质量控制研究，对更换作业关键环节的研究内容还涉及较少，在未来的研究中，将进一步对更换作业的施工工具进行设计与改进，加入对耐张绝缘子故障检测的内容，从而在实际作业中具有更好的应用效果。

参考文献：

[1] 梁利辉，赵志刚，闫敏，等.1000 kV输电线路不同检修项目带电作业防护研究[J].自动化技术与应用，2023，42(6)：155-159.

[2] 安凯月，赵建坤，赵建利，等.内蒙古电网风区分布图绘制及应用原则[J].内蒙古电力技术，2021，39(1)：26-30.

[3] 黄雄峰，颜城，姜岚，等.特高压输电线路新型碳纤维更换绝缘子闭式卡具力学性能研究[J].高压器，2021，57(4)：172-180.

[4] 普子恒，徐晨，赵伟，等.带电更换1 000 kV耐张绝缘子时的工器具和人体电场分布研究[J].高压电器，2021(5)：84-92.

[5] 范帅，王博文，李峥，等.高海拔、污秽、覆冰气候地区下高压输电线路绝缘子的选择研究[J].电瓷避器，2020(6)：164-170.

[6] 王建，舒胜文，金铭，等.±1 100 kV输电线路复合绝缘子缺陷多源特征及模式识别[J].电瓷避雷器，2022(2)：183-188.

[7] 张志劲，姬雅晴，许军，等.复合绝缘子替代瓷绝缘子对500 kV输电线路悬垂绝缘子串风偏性能影响[J].电网技术，2022，46(5)：2017-2024.

[8] 陈志豪，肖业伟，李志强，等.基于多尺度密集网络的配网架空输电线路绝缘子识别[J].激光与光电子学进展，2021，58(8)：346-355.

[9] 易继禹，陈慈发，龚国强.基于改进Faster RCNN的输电线路航拍绝缘子检测[J].计算机工程，2021，47(6)：292-298，304.

[10] 刘凯，付道睿，吴田，等.1 000 kV输电线路耐张塔带电作业电位转移电流时频特性[J].高电压技术，2021，47(11)：3863-3871.

[11] 吴田，付道睿，彭勇，等.1 000 kV输电线路耐张塔带电作业电位转移电流脉冲波形特征参数研究[J].电网技术，2022，46(5)：2009-2016.

[12] 周吉刚，李希元，徐中凯，等.基于有限元的瓷绝缘子劣化对输电线路绝缘子串轴向电场分布影响研究[J].绝缘材料，2021，54(10)：79-83.

作者简介：徐睿(1985—)，男，本科，工程师，研究方向：配电带电技术。