

基于 YOLO 模型的堤坝管涌监测智能识别方法

陆公义, 欧阳鹏, 程 赞, 羌予践, 华 亮

(南通大学电气工程学院, 江苏 南通 226019)

摘要:针对堤坝管涌现象的监测识别问题,提出一种基于 YOLO 模型的堤坝管涌识别方法。该方法通过引入改进的残差块及替换模型的激活函数来提升 YOLO v3 模型的网络性能,构建了基于堤坝管涌感兴趣区域提取的 Piping YOLO 模型来提取管涌感兴趣区域,并采用二维主成分分析方法提取管涌现象的特征,将其作为多权值神经网络的输入,经训练后实现管涌状态的分类识别。基于自主搭建的管涌渗漏试验平台建立了数据集并进行了试验验证,结果表明,提出的方法能有效识别堤坝管涌现象,在堤坝管涌无人巡检领域具有一定的应用前景。

关键词:堤坝管涌;感兴趣区域;YOLO v3 模型;多权值神经网络

中图分类号:TP391

文献标志码:A

文章编号:1006-7647(2024)01-0089-06

Intelligent identification method of dyke piping monitoring based on YOLO model/LU Gongyi, OUYANG Peng, CHENG Yun, QIANG Yujian, HUA Liang (College of Electrical Engineering, Nantong University, Nantong 226019, China)

Abstract: Aiming at the problem of monitoring and identification of dike piping phenomenon, a method for dike piping identification based on the YOLO model was proposed. A Piping YOLO model based on region of interest (ROI) extraction was proposed to improve the performance of YOLO v3 network by introducing improved residual block and activation function of replacement model. After the ROI was extracted, the two-dimensional principal component analysis method was used to extract the characteristics of piping phenomenon, which was used as the input of multi-weight neural network to realize the classification and recognition of piping state through training. The experimental platform of dike piping was built, and the data set was established to verify the effectiveness of the proposed method. The results show that the proposed method can effectively identify the phenomenon of dike piping, and has a certain application prospect in the field of unmanned inspection of dike piping.

Key words: dyke piping; region of interest; YOLO v3 model; multi-weight neural network

堤坝上发生的险情中,堤基渗透破坏是其首要原因,而管涌在其中占据很大比例^[1-2]。管涌一旦发生,往往逐渐恶化,因此,及时、准确地对堤坝进行管涌渗漏检测,对维护民众的生命财产安全具有重大意义,也是识别检测领域研究的热点问题。

近年来,学者们通过多种方式对管涌渗漏检测进行了大量的研究。例如:郭波等^[3]利用数值模拟开展了堤基管涌出口位置检测试验,利用流速的异常参数来判断并预测管涌的出口位置;明攀等^[4]利用声发射技术,将声发射传感器埋设于自主搭建的堤基管涌砂槽模型,实时监测堤防的管涌过程,找出了管涌过程中水力参数和声发射参数的分布规律关系,从而提出通过监测声发射参数对管涌过程进行判别的方法;王霜等^[5]使用有限元分析方法,确定

了管涌各阶段颗粒流失的相关参数信息,并总结了其破坏规律。随着科学技术的发展,人工智能与机器学习等技术在堤坝险情的识别上也得到了较广泛的应用。例如:翟越等^[6]建立了堤防管涌发生可能性预测的支持向量机(support vector machine, SVM)模型,并采用网格搜索寻优方法对其进行优化,最终获得了较高的识别准确率;戴豪^[7]将时域有限差分法与神经网络相结合,建立了地质雷达(ground penetrating radar, GPR)管涌正演模型,提出了一种基于时域有限差分法的管涌隐患识别方法,提高了地质雷达管涌隐患检测的效率。

堤坝管涌的发生具有突发性,目前对堤坝管涌的视觉巡查排险多为人工巡查,存在效率低、检测不及时等问题。通过无人机巡检结合机器学习方法可

基金项目:南通市市级社会民生科技重点项目(MS22021032)

作者简介:陆公义(1999—),男,硕士研究生,主要从事机器视觉研究。E-mail:lgy19990509@163.com

有效替代人工检测,从而很好地解决此类问题。周仁练等^[8]通过无人机搭载红外摄像的方法,提出了基于无人机电式红外可见光成像的土石堤坝工程渗漏巡查实现流程,可有效地探测堤坝管涌渗漏,并通过现场试验验证了其有效性与实用性。张佳琪等^[9]通过搭建无人机巡检系统软硬件平台,实现了堤坝病害数据的自动采集以及裂缝与渗漏的识别。

YOLO(you only look once)系列算法^[10-12]具有速度快、精度高的优点,并且可以有效地学习目标高度泛化的特征,已在目标识别多个领域内得到广泛应用。本文通过引入改进的残差块、改变卷积步长及替换模型的激活函数来改进传统的 YOLO v3 模型结构,构建了基于管涌感兴趣区域^[13](regions of interest,ROI)提取的 Piping YOLO 模型。在提取出管涌 ROI 后,通过二维主成分分析(two-dimensional principal component analysis,2D-PCA)方法提取管涌现象的特征,将其作为多权值神经网络(multi-weight neural network,MWNN)的输入,以期实现管涌状态的分类识别。

1 模型构建

1.1 管涌 ROI

判别管涌现象的发生以及状态时,只需要关注是否出现管涌孔以及从管涌孔涌出的相关泥沙、水样等信息,因此提取出管涌 ROI 可以快速准确地过滤掉图片中无用的信息,便于后期直接对管涌现象进行特征提取。YOLO 模型在对管涌现象进行识别时,其锚定框会框选出所识别区域,该区域便为管涌 ROI,在获取 ROI 后便可进行模式识别方法的特征提取。本文所构建的 Pipping YOLO 模型,与传统的 YOLO v3 模型相比,提高了网络的识别准确度和识别指标,从而能够准确提取出管涌孔这一 ROI。

1.2 YOLO v3 模型

YOLO v3 模型所用的特征提取网络为 Darknet-53 网络,该网络由主干网络和多尺度预测网络组

成。输入图像在通过一系列的卷积运算之后,会从 Darknet-53 网络的后面 3 个残差块组中输出 3 张特征图,分别为 S1、S2 和 S3。S1 卷积次数最多,其特征图尺寸最小,感受域最宽,一般适合检测图像中区域占比很大的目标;S3 卷积次数最少,其特征图尺寸最大,感受域最窄,一般适合检测图像中区域占比很小的目标;S2 特征图尺寸居中,所以适合用于检测中等大小的物体。

本文检测目标为管涌孔,具有检测尺寸小、定位难度大、情况复杂等特点,虽然 YOLO v3 模型已经可以处理较为复杂的目标,但面对堤坝管涌这一较为复杂的工程情况,仍需进一步改进提升以满足实际需要。

1.3 Piping YOLO 模型

随着卷积网络的加深,在网络性能提高的同时会出现梯度下降或消失等一系列问题,而引入残差块(Sandglass 模块)可以很好地解决这一问题。在残差块中采用下采样的操作来改进残差块,将其作为新的残差块(Pipping-Sandglass 模块)来改进 YOLO v3 模型,改进后的 Pipping-Sandglass 模块结构如图 1 所示。该模块采用一个步长为 2 的 3×3 深度可分离卷积完成对管涌现象及 ROI 下采样的操作;考虑到提取过程中信息的丢失问题,创新地将第二个逐点的卷积步长 s 设为 1;为确保训练的稳定性,采用了批归一化操作;为捕获目标精细的纹理细节信息,采用了两个 1×1 深度卷积;为缓解多个模块堆叠可能造成的梯度消失和梯度爆炸现象对模型产生的影响,添加了输入和第 n 个模块输出之间的跨层连接。

Pipping YOLO 模型结构包括特征提取、下采样以及残差结构,结构与 Darknet-53 相似,其模型结构如图 2 所示。图 2 虚线框内为卷积核及下采样残差块,作为特征提取的主要部分,同时为尽可能地得到管涌孔的相关特征信息,将一个 3×3 的普通卷积用来代替 Pipping-Sandglass 的下采样,即第一个模块

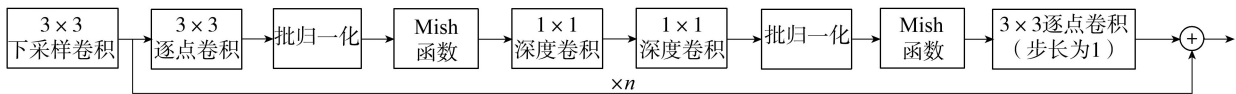


图 1 Pipping-Sandglass 模块结构

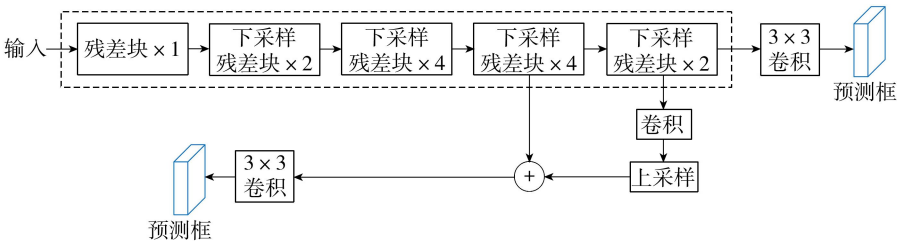


图 2 Piping YOLO 模型结构

使用 3×3 的卷积核,并将步长像素变为 2。使用上采样及普通卷积的方式作用于 Pipping YOLO 模型来改进最后输出的特征图,以尽可能地使特征图的信息保留完整。将改进后的特征图与上一输出特征图直接相加,最终的回归分支是由 Piping YOLO 模型网络的末端采用普通卷积操作得到,模型末端的 2 个预测框里包含了管涌孔周围边框信息、管涌孔的置信度等信息。

为进一步增强模型的非线性能力,本文还将模型所用的激活函数由 Leaky ReLU 函数替换为 Mish 函数^[14],因为 Mish 函数的曲线相对更加平滑,对负值容忍度更高,能够更好地提高网络的精准度。

YOLO v3 模型会在目标中预先生成锚定框(anchor box),其步骤为:先将目标图像等分成若干网格,再以每个网格为中心,划分 3 个不同尺度的框,这些框就是锚定框,能够覆盖整幅图像,在通常情况下不会刚好和目标真实框重合,一般起到作为目标位置的参照物的作用。显然,生成锚定框所用的三个尺度会较大程度地影响预测框。而在实际训练识别的过程当中,预测框中心点和物体中心点往往无法落在同一网格内,所以通常会采用 Sigmoid 函数防止其过量偏移,本文的 Piping YOLO 模型创新地移除了 Sigmoid 归一化的过程,并用 a_x 和 a_y 表示预测框中心点相对于锚定框中心的水平和垂直偏移量,如图 3 所示。模型预测的边框信息等表达式为

$$\begin{cases} m_x = a_x + n_x \\ m_y = a_y + n_y \\ m_w = p_w e^{t_w} \\ m_h = p_h e^{t_h} \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} p_x = p_w(a_x + \lambda) + n_x + 0.5 \\ p_y = p_h(a_y + \lambda) + n_y + 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

式中: m_x 、 m_y 分别为预测框中心点的 x 轴和 y 轴坐标; n_x 、 n_y 分别为锚定框中心点的 x 轴和 y 轴坐标; m_w 、 m_h 分别为预测框的宽和高; p_w 、 p_h 分别为锚定框的宽和高; t_w 、 t_h 为预测的尺度调整参数; (p_x, p_y) 为预测的目标中心点的真实坐标; λ 为参数,本文取

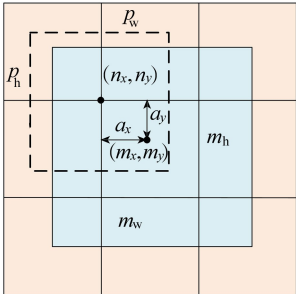


图 3 预测框的生成方式

0.2 时,其预测框生成效果较好。

1.4 评价指标

选取查准率、查全率、平均精度和 F1 分数作为目标检测的评价指标,查准率、查全率可用来衡量 ROI 的误检及漏检程度,查准率、查全率、F1 分数^[15]和平均精度的值越高,则代表模型预测目标的性能越强。

为评价对管涌状态分类的结果,选取模式识别中应用较广泛的总体分类精度、Kappa 系数以及识别时间作为分类的评价指标。

2 基于 MWNN 的堤坝管涌识别分类

考虑到堤坝管涌现象具有很高的瞬时性与不确定性,在实际中堤坝出现管涌现象很难及时进行图片取样,所以在样本不充足的情况下运用 Piping YOLO 模型提取出管涌 ROI 后,采用基于 MWNN^[16]的堤坝管涌特征现象的分类识别方法识别出管涌的类别状态。使用 MWNN 这一小样本学习网络可以有效地解决样本不足问题,2D-PCA 方法^[17-18]提取出 ROI 内的特征信息后,将特征矩阵作为输入,经过 MWNN 训练后,输出管涌的状态分类。

MWNN 的建立可以看成对传统神经网络的一种扩展,在实际应用中,样本的空间排列情况一般很复杂,而 MWNN 可以完成在高维复杂空间中构建相应的空间进行训练。在处理复杂情况和覆盖样本方面相比传统神经网络有着显著提高,而且不依赖于样本数量。MWNN 构建完成后,基于 2D-PCA 方法的 MWNN 堤坝管涌现象识别分类流程图如图 4 所示。

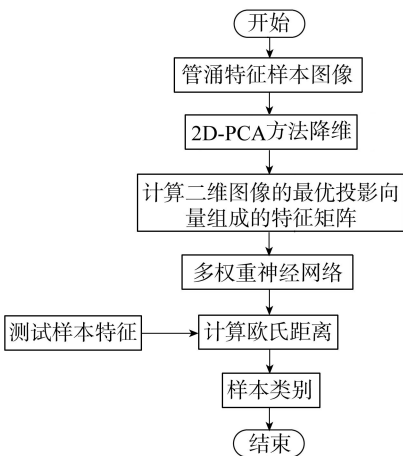


图 4 基于 MWNN 的堤坝管涌现象识别分类流程

3 试验结果与分析

3.1 试验数据

考虑到真实堤坝上管涌现象产生原因和表现形

式的复杂性及取样的困难性,本文在自主搭建的管涌渗漏试验平台上进行验证尝试。如图 5 所示,试验平台主要包括:上游进水装置、稳水石子、透水隔离板、砂样、玻璃盖板等,在尽可能贴近实际工程环境下,模拟较为简单情况下的堤坝管涌现象。在成功模拟出管涌发生的全过程后,拍摄采集管涌的特征现象样本,建立堤坝管涌渗漏数据集。



图5 管涌渗漏试验平台

结合试验特征现象以及管涌机理过程,管涌特征现象分为三个阶段,分别为①管涌开始阶段:与玻璃盖板紧密接触的砂样土体微微隆起,并伴随大量气泡;②管涌剧烈发生阶段:管涌口持续涌出大量浑水,且夹带大量粗细不等的较细砂样;③管涌结束阶段:管涌口出水变清,且没有夹带砂样颗粒。

在经过多次模拟试验后,共采集管涌图片 800 张,其中管涌开始阶段 200 张,管涌剧烈发生阶段以及管涌结束阶段均为 300 张。每一类别选取 80% 用作训练,20% 用作测试,在经过管涌 ROI 提取后,只保留样本图片 ROI 的部分,将其作为管涌分类的特征提取样本,采用 2D-PCA 方法提取特征信息,作为 MWNN 的输入,进而输出管涌的类别状态。

3.2 ROI 提取结果与分析

图 6 为管涌 ROI 提取的定性效果图,图中红色预测框为三个阶段的 ROI 范围,并且每个方框 ROI 提取置信度都超过了 0.9,表明 Pipping YOLO 模型在管涌 ROI 提取方面具有较高的可行性。



图6 管涌 ROI 范围及置信度

图 7 为 ROI 提取的相关指标曲线图。由图 7 可知,查准率、查全率、平均精度和 F1 分数分别达到了 97.96%、85.71%、97.91% 和 0.91,表明本文所提出的 Pipping YOLO 模型对堤坝管涌 ROI 的提取有着良好的性能。

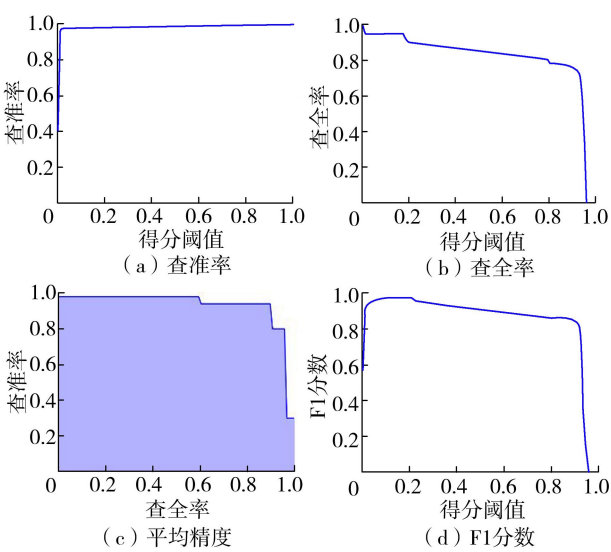


图7 ROI 提取相关指标曲线

表 1 为 Pipping YOLO 模型与 YOLO v3 以及 RetinaNet^[19]模型的 ROI 提取指标对比,作为同时期的目标检测算法,RetinaNet 模型采用焦点损失作为候选框的类别预测,有效地解决了正负样本的不平衡问题。由表 1 可知,在同样的数据集上的训练结果表明,Pipping YOLO 模型 ROI 提取的各项指标均高于其他模型。

表 1 管涌 ROI 提取各指标对比

模型	查准率/%	查全率/%	平均精度/%	F1 分数
Pipping YOLO	97.96	85.71	97.91	0.91
YOLO v3	88.75	80.62	89.93	0.85
RetinaNet	86.85	73.74	87.23	0.80

3.3 管涌状态分类识别结果与分析

图 8 为 ROI 提取后的部分特征提取样本图,MWNN 构建完成后,每一类管涌特征现象选取 10 个样本作为训练集,10 个样本作为测试集。测试样本序号 1~10 为管涌开始阶段类别,11~20 为管涌剧烈

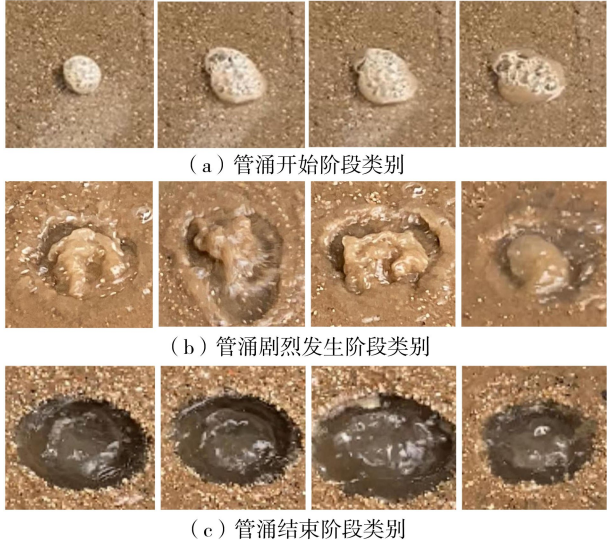


图8 特征提取部分样本图

烈发生阶段类别,21~30 为管涌结束阶段类别。

管涌状态识别结果如图 9 所示。每一张图片都被分类到某一神经元,30 个测试样本有 29 个被成功识别分类,总体分类精度达到 96.7%。测试样本序号 2 应为管涌开始阶段,其识别结果欧氏距离到管涌结束阶段这一类别神经元最小,即被错误地识别为管涌结束阶段。

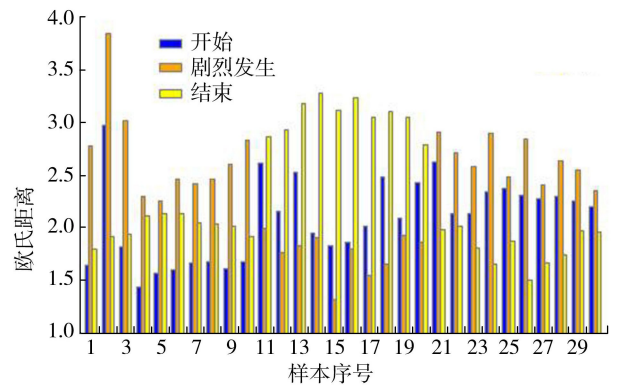


图 9 MWNN 测试集样本分类结果

为了验证 MWNN 对管涌阶段分类的性能,将同样的样本采用 SVM、原型网络^[20] (prototypical networks, PN) 以及深度神经网络^[21] (deep neural networks, DNN) 进行识别,其各项指标与识别效果等如表 2 所示。由表 2 可知,针对堤坝管涌现象的状态识别方法指标,MWNN 的指标均高于其他模型,PN 的总体分类精度与 MWNN 相同,但其 Kappa 系数低于 MWNN,表明其分类结果相较于 PN 表现出了较高的类内一致性与类间差异性。

表 2 管涌分类指标对比

识别方法	总体分类精度/%	Kappa 系数	识别时间/s
MWNN	96.71	0.96	0.71
SVM	90.01	0.88	1.29
PN	96.71	0.95	1.58
DNN	93.32	0.91	2.34

4 结 语

本文提出了基于堤坝管涌 ROI 提取的 Piping YOLO 模型,并将 ROI 内管涌的特征信息经过 MWNN 训练输出为管涌的类别。在自主搭建的管涌渗漏试验平台数据集上验证了该方法的可行性与有效性。与其他模型的对比表明,本文的模型表现出了更好的性能。

本文从设计及效果上已完成了半实物仿真试验,并取得了较好的结果,不仅在堤坝管涌无人机巡检领域有一定的应用前景,而且适用于很多工程问题,例如对混凝土坝的裂缝检测起到一定的参考作用。本文在自主搭建的管涌渗漏试验平台上进行了较简单情况下管涌现象的检测识别,但现实堤坝的管

涌成因及现象往往较为复杂,因此管涌 ROI 和其特征信息可能存在着更为复杂的对应关系。未来应该尝试根据更多的实际场景去进行模型的试验与改进,使本文方法能够更好地拓展到实际的工程应用中。

参考文献:

[1] 陈亮,滕耀宗,蔡国栋,等. 变水头下管涌细颗粒迁移试验[J]. 河海大学学报(自然科学版),2022,50(5):82-88. (CHEN Liang, TENG Yaozong, CAI Guodong, et al. Experimental study on the migration of fine particles in piping under variable water head[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2022, 50(5):82-88. (in Chinese)).

[2] 刘胜,王媛,冯迪. 堤防管涌渗流场响应特征的数值模拟[J]. 水利水电科技进展,2023,43(6):10-16. (LIU Sheng, WANG Yuan, FENG Di. Numerical simulation of response characteristics of seepage field during embankment piping [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2023, 43(6):10-16. (in Chinese))

[3] 郭波,马建业,黄彬彬. 基于渗流流速的堤基管涌出口位置检测方法[J]. 水电能源科学,2022,40(5):127-130. (GUO Bo, MA Jianye, HUANG Binbin. Location detection method of piping outlet in dike foundation based on seepage velocity [J]. Water Resources and Power, 2022, 40(5):127-130. (in Chinese))

[4] 明攀,耿晓明,陆俊,等. 基于声发射监测的堤防管涌试验[J]. 水利水电科技进展,2020,40(4):33-38. (MING Pan, GENG Xiaoming, LU Jun, et al. Experimental study on monitoring embankment piping based on acoustic emission technology [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2020, 40(4):33-38. (in Chinese))

[5] 王霜,陈建生,钟启明. 多层堤基结构管涌动态发展的数值模拟[J]. 水利水电科技进展,2021,41(6):39-45. (WANG Shuang, CHEN Jiansheng, ZHONG Qiming. Numerical study on dynamic development process of piping in multi-stratum dike foundations[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2021, 41(6):39-45. (in Chinese))

[6] 翟越,刘浪,于澍. 堤防管涌发生可能性识别的网格搜索-支持向量机方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2015, 46(4):1497-1503. (ZHAI Yue, LIU Lang, YU Shu. Utilization of nonlinear SVM with grid-search method for identification of piping occurring probability in embankment engineering [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2015, 46(4):1497-1503. (in Chinese))

[7] 戴豪. 基于时域有限差分法的管涌隐患智能识别技术研究[D]. 广州:华南农业大学,2017.

[8] 周仁练,马佳佳,苏怀智. 基于无人机载红外-可见双光成像的土石堤坝渗漏巡查方法[J]. 河海大学学报(自

- 然科学版),2023,51(3):154-161. (ZHOU Renlian, MA Jiajia, SU Huaizhi. Leakage inspection method of earth-rock embankment based on UAV with infrared and visible dual-light imaging [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51 (3): 154-161. (in Chinese))
- [9] 张佳琪,徐磊,于彦飞,等. 堤坝无人机快速巡检系统软件设计与实现[J]. 电子技术与软件工程,2021(4):46-47. (ZHANG Jiaqi, XU Lei, YU Yanfei, et al. Design and implementation of software for rapid patrol inspection system of dam UAV[J]. Electronic Technology & Software Engineering, 2021(4):46-47. (in Chinese))
- [10] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas; IEEE, 2016: 779-788.
- [11] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu; IEEE, 2017: 6517-6525.
- [12] XU Ming, WANG Zhen, LIU Xingmao, et al. An efficient pedestrian detection for realtime surveillance systems based on modified YOLOv3 [J]. IEEE Journal of Radio Frequency Identification, 2022, 6: 972-976.
- [13] 陈菊霞,闫雪,祝启斌,等. 面向感兴趣区域的高性能图像压缩方法 [J]. 激光杂志, 2022, 43 (12): 62-70. (CHEN Juxia, YAN Xue, ZHU Qibin, et al. High performance image compression method for region of interest [J]. Laser Journal, 2022, 43 (12): 62-70. (in Chinese))
- [14] MISRA D. Mish: a self regularized non-monotonic activation function [EB/OL]. (2020-08-13) [2021-03-10]. <https://arxiv.org/abs/1908.08681>.
- [15] 窦勇,乔鹏,靳若春. 探究平均准确度 AP 指标的缺陷及其影响 [J]. 中国科学: 信息科学, 2019, 49 (10): 1369-1382. (DOU Yong, QIAO Peng, JIN Ruochun. Exploring the defects of the average precision and its influence [J]. SCIENTIA SINICA Informationis, 2019, 49 (10): 1369-1382. (in Chinese))
- [16] 魏莱,徐菲菲,王守觉. 一种多权值神经元覆盖网络的构造方法 [J]. 计算机学报, 2012, 35 (5): 1031-1037. (WEI Lai, XU Feifei, WANG Shoujue. Constructive algorithm of multi-weight neuron covering networks [J]. Chinese Journal of Computers, 2012, 35 (5): 1031-1037. (in Chinese))
- [17] 赵蕾,惠燕,张忠,等. 基于二维主成分分析的图像特征提取研究 [J]. 航空计算技术, 2019, 49 (5): 40-42. (ZHAO Qiang, HUI Yan, ZHANG Zhong, et al. Research on image feature extraction based on two-dimensional principal component analysis [J]. Aeronautical Computing Technique, 2019, 49 (5): 40-42. (in Chinese))
- [18] 胡娜,马慧,湛涛. 融合 LBP 纹理特征与 B2DPCA 技术的手指静脉识别方法 [J]. 智能系统学报, 2019, 14 (3): 533-540. (HU Na, MA Hui, ZHAN Tao. Finger vein recognition method combining LBP texture feature and B2DPCA technology [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2019, 14 (3): 533-540. (in Chinese))
- [19] HOANG T M, NGUYEN P H, TRUONG N Q, et al. Deep RetinaNet-based detection and classification of road markings by visible light camera sensors [J]. Sensors, 2019, 19 (2): 281.
- [20] SONG Gege, TAO Zhulin, HUANG Xianglin, et al. Hybrid attention-based prototypical network for unfamiliar restaurant food image few-shot recognition [J]. IEEE Access, 2020, 8: 14893-14900.
- [21] WANG Tongsheng, HUANG Zhu, SUN Zhongguo, et al. Reconstruction of natural convection within an enclosure using deep neural network [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2021, 164: 120626.
- (收稿日期: 2023 - 03 - 11 编辑: 俞云利)

(上接第 78 页)

- [19] 高元博,靳俊杰. 下凯富峡水电站碾压混凝土大坝层、缝间处理工艺 [J]. 西北水电, 2021 (4): 52-55. (GAO Yuanbo, JIN Junjie. Treatment technology for layers and joints of RCC dam of Kafue Gorge Lower Hydropower Station [J]. Northwest Hydropower, 2021 (4): 52-55. (in Chinese))
- [20] 林胜柱,陈振华,王健亮,等. 洪口胶凝砂砾石筑坝(堰)技术试验应用研究 [C]//福建省水力发电工程学会 2006 年学术论文汇编. 中国水力发电工程学会, 2006: 10-19.
- [21] 毛益飞. 福建洪口水电站上游 CSG 围堰施工技术 [J]. 中国新技术新产品, 2012 (17): 80-81. (MAO Yifei. Construction technology of CSG cofferdam upstream of Fujian Hongkou Hydropower Station [J]. China New Technology and New Products, 2012 (17): 80-81. (in Chinese))
- [22] 田育功,唐幼平. 胶凝砂砾石筑坝技术在功果桥上游围堰中的应用 [J]. 水利规划与设计, 2011 (1): 51-57. (TIAN Yugong, TANG Youping. Research and utilization of dam construction technology used by elate sand gravel on upstream cofferdam project of Gongguo Bridge [J]. Water Resources Planning and Design, 2011 (1): 51-57. (in Chinese))
- [23] 钟海祥,李俊宏,李梓铭. CSG 在老挝南欧江五级水电站围堰施工中的应用 [J]. 人民长江, 2016, 47 (4): 50-53. (ZHONG Haixiang, LI Junhong, LI Ziming. Application of cementitious sand gravel in cofferdam construction; case of 5th cascade Hydropower Station at Nam Ou River in Laos [J]. Yangtze River, 2016, 47 (4): 50-53. (in Chinese))
- (收稿日期: 2023 - 01 - 21 编辑: 俞云利)