

基于关键点匹配和深度特征的水电站 无人机巡检图像异常目标识别

崔杰连, 于洋[†]

(国网东北分部绿源水力发电公司太平湾发电厂, 辽宁 丹东 118000)

摘要:为了满足不断上涨的电力能源需求,分布式能源并入大电网规模逐渐加大,尤其是水力发电机组(水电站),其占据比重最大,对电网运行安全性影响最大,需要保障水电站运行的可靠性,因此提出了基于关键点匹配和深度特征的水电站无人机巡检图像异常目标识别方法研究。预处理水电站无人机巡检图像,提升巡检图像的清晰度,以此为基础,采用方向梯度直方图模式提取巡检图像深度特征,选取较重要的深度特征作为关键点,对巡检图像进行匹配,将同一水电站场景巡检图像整合为一个集合,根据深度特征是否具有离群点判定巡检图像是否存在异常目标,计算异常目标深度特征与已知异常目标特征之间的相似度,从而实现巡检图像异常目标的识别。实验数据显示:应用提出方法获得的异常目标识别结果与实际异常目标识别结果一致,异常目标识别平均精度最大值为95%,充分证实了提出方法应用性能更优。

关键词:异常目标识别;深度特征提取;水电站;关键点匹配算法;无人机巡检图像

中图分类号:TP183

文献标识码:A

Recognition of Abnormal Targets in UAV Inspection Images of Hydropower Stations Based on Key Point Matching and Depth Features

CUI Jieliang, YU Yang[†]

(State Grid Northeast Branch Luyuan Hydroelectric Power Company Taipingwan
Power Plant, Dandong, Liaoning 118000, China)

Abstract: In order to meet the constantly increasing demand for power energy, the scale of integrating distributed energy into the large power grid is gradually increasing, especially for hydropower units (hydropower stations), which account for the largest proportion and have the greatest impact on the safety of power grid operation. It is necessary to ensure the reliability of hydropower station operation. A method for identifying abnormal targets in unmanned aerial vehicle inspection images of hydropower stations based on key point matching and deep features is proposed. Preprocess the UAV patrol image of the hydropower station to improve the clarity of the patrol image. On this basis, use the directional gradient histogram mode to extract the depth features of the patrol image, select the more important depth features as the key points, match the patrol image, integrate the patrol image of the same hydropower station scene into a collection, and determine whether there are abnormal targets in the patrol image according to whether the depth features have outliers. Calculate the similarity between the depth features of abnormal targets and known abnormal target features, in order to achieve the recognition of abnormal targets in inspection images. The experimental data shows that the abnormal target recognition results obtained by applying the proposed method are consistent with the actual abnormal target recognition results. The maximum average accuracy of abnormal target recognition is 95%, fully confirming that the proposed method has better application performance.

Key words: abnormal target recognition; deep feature extraction; hydropower stations; key point matching algorithm; unmanned aerial vehicle inspection images

现今社会电力能源已经跃升成为人们生产与生活中必不可少的能源种类之一,在多个领域中扮演着重要的角色,例如国防领域、医疗领域、交通领域等。随着化石能源储量的逐渐匮乏,可再生能源发电技术研究力度大大增加,水力发电技术、风力发电技术、光伏发电技术等逐渐成熟与普及,尤其是水力发电技术,其发电能力位于可再生能源发电技术的首位^[1]。近年来,伴随着电力能源需求量的增加,水电站建设规模与数量呈现逐渐上升的趋势,其并入大电网的规模也越来越大,对水电站运行状态稳定性提出了更高的要求。由此可见,如何对水电站运行状态进行实时监测具有一定的现实意义。

水电站建设初期主要采用人工定期巡检方式对其运行状态、设备情况等进行检测与维修,此种方式存在工作人员工作量大、巡检效率低、漏检率高等缺陷,已经无法满足现今水电站的巡检需求。而无人机具有高效、灵活等优势,更加适用于水电站精细化巡检任务。无人机能搭载视觉设备、探测设备等对水电站内部进行全面检测,获取相应的巡检图像,以此为基础,对水电站内部运行情况进行分析与判定。由于无人机巡检图像数量庞大,加之环境因素的影响,致使巡检图像存在较多的干扰信息,造成异常目标识别性能较差,因此需要研究无人机图像目标识别方法。对此,研究者仲林林等人^[2]提出一种基于生成对抗网络的无人机巡检图像异常目标检测方法。结合两种监督学习方法构件生成对抗网络模型,利用压缩激活网络对其进行改进;利用迁移学习策略进一步提升模型的泛化性能,实现人机图像目标识别。该方法解决了图像背景复杂情况下的正负样本不均衡问题,但未预处理无人机巡检图像,影响了图像的清晰度,导致异常目标识别精度不够理想。研究者陈旭等人^[3]研究了基于 YOLOv5 算法的无人机图像实时目标检测方法。引入残差空洞卷积网络提高空间特征的利用率,基于 YOLOv5s 构建目标识别网络;通过局部特征自监督融合多尺度特征,通过目标位置回归与分类解耦完成无人机图像异常目标识别。该方法可以在目标尺度差异较大的条件下完成目标实时识别。但该方法未对巡检图像进行特征匹配,异常目标的识别精度还有提升空间。

基于上述研究方法的成果与不足,为了进一步提升无人机巡检图像异常目标识别精度,保障水电

站运行的安全性与可靠性,本文提出了基于关键点匹配和深度特征的水电站无人机巡检图像异常目标识别方法研究。

1 水电站无人机巡检图像异常目标识别方法研究

1.1 无人机巡检图像预处理

无人机在作业过程中,主要视角为空中向下的视角,具有独特的观测优势,但由于光照与天气的影响,尤其是雾天,巡检图像清晰度较差,严重的还会造成图像失真,影响后续异常目标识别的效果^[4]。因此,为了提升异常目标识别性能,对无人机巡检图像进行一定的预处理,具体流程如图 1 所示。

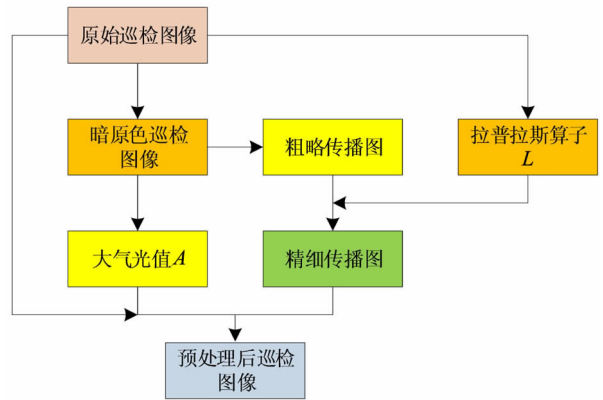


图 1 无人机巡检图像预处理流程图

如图 1 所示,原始无人机巡检图像表达式为:
$$I(x,y) = p(x,y)\alpha(x,y) + A[1 - \alpha(x,y)] \quad (1)$$

式(1)中, $I(x,y)$ 表示原始无人机巡检图像; $p(x,y)$ 表示 (x,y) 处的颜色数值; $\alpha(x,y)$ 表示 (x,y) 处的光照透射率; A 表示大气光值。

利用 He 算法将原始无人机巡检图像处理成暗原色巡检图像^[5],表达式为:

$$I' [p^{\text{dark}}(x,y)] = \min_{p(x,y) \in I(x,y)} [p(x,y)] \quad (2)$$

式(2)中, $I' [p^{\text{dark}}(x,y)]$ 表示的是暗原色巡检图像,呈现为暗原色像素点分布函数形式; $p^{\text{dark}}(x,y)$ 表示的是 (x,y) 处的暗原色数值。

依据暗原色巡检图像生成粗略传播图,联合拉普拉斯算子 L ,获取精细传播图,结合大气光值影响,即可完成无人机巡检图像的预处理^[6],最终结果表示为:

$$\begin{cases} f(x,y) = \frac{\beta_2(x,y) - A \times p^{\text{dark}}(x,y)}{I(x,y)} \\ \beta_2(x,y) = \frac{\beta_1(x,y) * [L]^2}{\varepsilon(x,y)} \\ \beta_1(x,y) = \frac{I'[p^{\text{dark}}(x,y)]}{9 * \chi^{\Delta}} \\ L = \nabla^2 F(x,y) \oplus \nabla F(x,y) \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中, $f(x,y)$ 表示预处理后的无人机巡检图像; $\beta_2(x,y)$ 表示巡检图像精细传播图; $\beta_1(x,y)$ 表示巡检图像粗略传播图; $\varepsilon(x,y)$ 表示精细化处理因子,取值范围为 $[1,5]$; χ^{Δ} 表示粗略传播图生成的辅助参量;取值范围为 $[0,10]$; $\nabla^2 F(x,y)$ 表示 (x,y) 处的梯度数值; $\oplus$ 表示拉普拉斯算子 L 的特殊运算符号; $\nabla F(x,y)$ 表示 (x,y) 处的散度数值。

依据图 1 对无人机巡检图像进行相应的预处理,获得巡检图像预处理结果如图 2 所示。



(a) 原始无人机巡检图像 $I(x,y)$



(b) 预处理后无人机巡检图像 $f(x,y)$

图 2 无人机巡检图像预处理示例图

如图 2 所示,应用图 1 所示流程可以实现无人机巡检图像的预处理,大幅度地提升巡检图像的清晰度,为后续图像深度特征提取奠定坚实的基

础^[7]。

1.2 巡检图像深度特征提取

以上述预处理后的无人机巡检图像 $f(x,y)$ 为基础,将其转换为方向梯度直方图形式,提取深度特征,为后续巡检图像关键点选取与匹配做好充足的准备工作。

巡检图像深度特征提取步骤如下所示:

步骤一:采用 Gamma 变换方法对巡检图像进行归一化处理,降低光照与噪声对于图像的负面影响,获取巡检图像对应的方向梯度直方图^[8],表达式为:

$$g(x,y) = [f(x,y)]^{\gamma} \quad (4)$$

式(4)中, $g(x,y)$ 表示巡检图像对应的方向梯度直方图; γ 表示 Gamma 变换因子。

步骤二:衡量巡检图像 X 与 Y 方向梯度数值^[9],计算公式为:

$$\begin{cases} g_X(x,y) = H(x+1,y) - H(x-1,y) \\ g_Y(x,y) = H(x,y+1) - H(x,y-1) \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中, $g_X(x,y)$ 与 $g_Y(x,y)$ 表示巡检图像 X 与 Y 方向梯度数值; $H(\cdot)$ 表示某像素点对应的梯度数值。

步骤三:衡量巡检图像的梯度幅值与方向,表达式为:

$$\begin{cases} G(x,y) = \sqrt{g_X(x,y)^2 + g_Y(x,y)^2} \\ \Phi(x,y) = \tan^{-1} \frac{g_Y(x,y)}{g_X(x,y)} \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中, $G(x,y)$ 表示巡检图像的梯度幅值; $\Phi(x,y)$ 表示巡检图像的梯度方向。

步骤四:将方向梯度直方图 $g(x,y)$ 合理划分为 N 个单元,对每个单元进行加权投票,投票结果就是每个单元特征向量,对其进行整合,即可获得巡检图像深度特征集合^[10],表达式为:

$$\begin{cases} \delta = \{\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_i, \dots, \delta_N\} \\ \delta_i = \frac{G(x,y) * Q_i}{\Phi(x,y) * g_i(x,y)} \pm \varphi_i \end{cases} \quad (7)$$

式(7)中, δ 表示巡检图像深度特征集合; δ_i 表示巡检图像第 i 个深度特征; $g_i(x,y)$ 表示方向梯度直方图中的第 i 个划分单元; Q_i 表示 $g_i(x,y)$ 的加权投票结果; φ_i 表示深度特征提取的辅助参量,取值范围为 $[2,15]$ 。

上述过程完成了巡检图像深度特征的提取,为后续研究进行提供支撑^[11]。

1.3 巡检图像关键点选取与匹配

以上述巡检图像深度特征提取结果 $\delta = \{\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_i, \dots, \delta_N\}$ 为依据,在其中选取较重要的深度特征作为关键点,以此为基础,对巡检图像进行匹配,将同一水电站场景巡检图像整合为一个集合,为后续异常目标的识别提供一定的便利。

依据深度特征对于巡检图像的潜在价值,计算深度特征的权重系数^[12],表达式为:

$$\omega_i = \frac{\delta_i \times P_i}{P_{\text{total}}} \quad (8)$$

式(8)中, ω_i 表示巡检图像深度特征 δ_i 的权重系数; P_i 表示巡检图像深度特征 δ_i 的潜在价值; P_{total} 表示巡检图像的全部价值。

以式(8)计算结果为依据,对巡检图像深度特征进行降序排列,选取前 M 个深度特征作为关键点(需要注意的是,关键点数量需要根据实际情况进行具体设置),记为 $\delta = \{\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_i, \dots, \delta_M\}$,以此为基础,获取每个巡检图像关键点,制定关键点匹配规则,具体如下式所示:

$$\left\{ \begin{array}{l} \eta_{ij} = \frac{\text{cov}(\delta[f_i(x,y)], \delta[f_j(x,y)])}{\omega_i \sigma(\delta[f_i(x,y)]) \sigma(\delta[f_j(x,y)])} \\ \eta_{ij} \geq \eta^{\Delta} \quad \delta[f_i(x,y)] \text{ 与 } \delta[f_j(x,y)] \text{ 匹配成功} \\ \eta_{ij} < \eta^{\Delta} \quad \delta[f_i(x,y)] \text{ 与 } \delta[f_j(x,y)] \text{ 匹配失败} \end{array} \right. \quad (9)$$

式(9)中, η_{ij} 表示的是巡检图像关键点 $\delta[f_i(x,y)]$ 与 $\delta[f_j(x,y)]$ 的匹配数值; cov 与 σ 表示的是协方差与方差数值; η^{Δ} 表示的是关键点匹配阈值。

依据式(9)所示规则将水电站巡检图像匹配为多个集合,记为 $\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$,为研究目标的实现提供依据。

1.4 巡检图像异常目标识别

以上述关键点匹配结果 $\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ 为依据,以巡检图像深度特征为基础,根据深度特征是否具有离群点判定巡检图像是否存在异常目标,若存在异常目标,则对其进行进一步识别,为水电站的稳定运行提供保障。

巡检图像异常目标判定规则如下式所示:

$$\left\{ \begin{array}{l} d(\delta_i, \delta_c) \geq D \quad \text{存在异常目标} \\ d(\delta_i, \delta_c) < D \quad \text{不存在异常目标} \end{array} \right. \quad (10)$$

式(10)中, $d(\delta_i, \delta_c)$ 表示的是深度特征 δ_i 与其中心深度特征 δ_c 之间的欧氏距离; D 表示的是离群点判定阈值。

当巡检图像存在异常目标时,分割异常目标区域,依据 1.2 节所示流程提取异常目标深度特征,计算其与已知异常目标特征之间的相似度,以此为依据,实现异常目标的识别^[13],表达式为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \zeta(\delta_j, \delta_k^{\prime\prime}) \geq \Psi \quad \text{完成识别} \\ \zeta(\delta_j, \delta_k^{\prime\prime}) < \Psi \quad \text{继续识别} \end{array} \right. \quad (11)$$

式(11)中, $\zeta(\delta_j, \delta_k^{\prime\prime})$ 表示的是巡检图像异常目标深度特征 δ_j 与已知异常目标特征 $\delta_k^{\prime\prime}$ 之间的相似度; Ψ 表示的是异常目标识别阈值。

上述过程实现了水电站无人机巡检图像异常目标的判定与识别,为水电站可靠运行提供帮助。

2 实验与结果分析

选取基于改进生成对抗网络的无人机电力杆塔巡检图像异常检测(文献[2])与基于改进 YOLOv5s 的无人机图像实时目标检测(文献[3])作为对比方法 1 与对比方法 2,联合提出方法共同进行水电站无人机巡检图像异常目标识别对比实验,以此来验证提出方法的应用效果。

2.1 关键点数量确定

提出方法应用了关键点匹配算法,而关键点数量的选择至关重要,直接关系着关键点匹配效率的高低。因此,在实验进行之前,需要对关键点最佳数量进行确定。

通过测试获得关键点数量与关键点匹配效率之间的关系如图 3 所示。

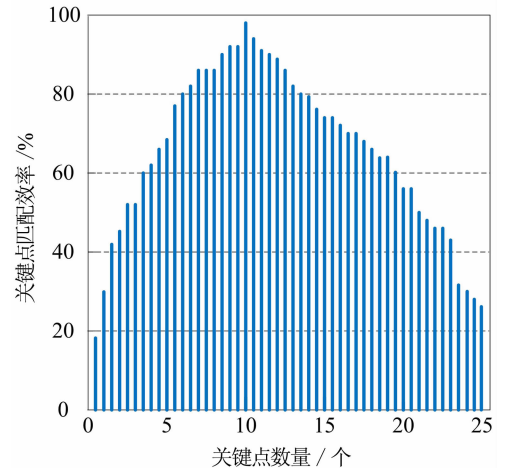


图 3 关键点数量与关键点匹配效率关系图

如图 3 所示,随着关键点数量的增加,关键点匹配效率呈现先增加后下降的变化趋势。当关键

点数量为 10 个时,关键点匹配效率达到峰值 98%。因此,确定关键点最佳数量为 10 个。

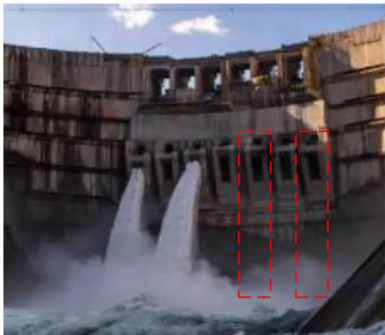
上述过程完成了关键点最佳数量的确定,为后续实验的顺利进行提供一定的便利。

2.2 实验结果分析

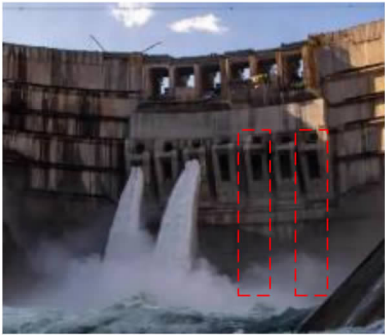
以上述确定的关键点最佳数量为依据,联合标准实验环境进行水电站无人机巡检图像异常目标识别对比实验,通过巡检图像异常目标识别结果与异常目标识别平均精度来显示提出方法的应用性能,具体实验结果分析过程如下所示。

2.2.1 巡检图像异常目标识别结果分析

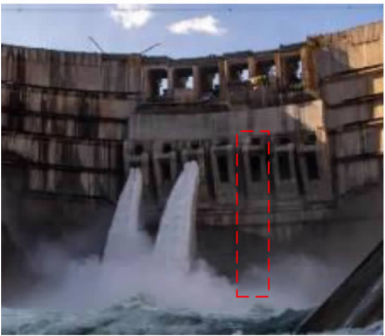
以某一幅水电站无人机巡检图像(泄洪口共为 7 个,从左到右编号为 1~7,水电站开启 1、3、5 与 7 泄洪口进行泄洪发电)作为实验对象,应用提出方法、对比方法 1 与对比方法 2 对其异常目标进行识别,获得识别结果如图 4 所示。



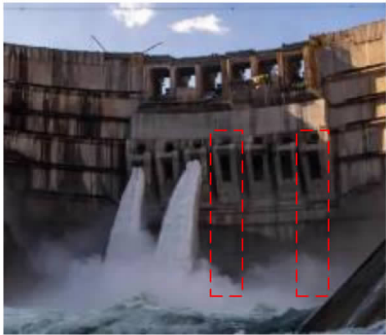
(a)实际异常目标识别结果



(b)提出方法



(c)对比方法 1



(d)对比方法 2

图 4 巡检图像异常目标识别结果示意图

如图 4 所示,实验对象——巡检图像存在泄洪口未开启异常,应用提出方法获得的异常目标识别结果与实际异常目标识别结果一致,而对比方法 1 存在异常目标未识别现象,对比方法 2 存在异常目标未识别及其识别错误现象,充分表明提出方法异常目标识别精准度更高。这主要是因为本文在目标识别前先对水电站无人机巡检图像进行了预处理,提升了巡检图像的清晰度,然后采用 Gamma 变换方法对巡检图像进行归一化处理,降低了光照与噪声对于图像的负面影响,后续从清晰图像中更容易识别出异常目标,因此精准度较高。

2.2.2 异常目标识别平均精度分析

2.2.1 节实验对象较为单一,获得的实验结论可信度较差,故设置 10 种差异性较大的实验工况,每种实验工况中的巡检图像数量、异常目标数量等均不一致,进行多次实验,计算异常目标识别平均精度,具体如表 1 所示。

表 1 异常目标识别平均精度数据表(单位:%)

实验工况	提出方法	对比方法 1	对比方法 2
1	89	66	61
2	91	56	54
3	90	64	52
4	92	51	55
5	91	50	47
6	88	48	41
7	87	49	43
8	85	52	46
9	95	57	44
10	90	60	50

如表 1 数据所示,在不同实验工况背景下,应用提出方法获得的异常目标识别平均精度远远高于对比方法 1 与对比方法 2,在第 9 种实验工况背

景下获得异常目标识别平均精度最大值为 95%。这是因为本文在预处理图像的基础上,采用方向梯度直方图模式提取巡检图像深度特征,选取较重要的深度特征作为关键点,对巡检图像进行匹配整合,为后续异常目标准确识别提供便利,因此应用性能更优。

3 结 论

电力能源需求的不断增加,使得水电站建设规模逐渐扩大,其在大电网中的占比逐渐增大,自身运行稳定性与可靠性愈加重要,故提出基于关键点匹配和深度特征的水电站无人机巡检图像异常目标识别方法研究。实验数据显示,提出方法应用后,巡检图像异常目标识别平均精度得到了大幅度的提升,为水电站可靠运行提供更有效的方法支撑。

参考文献

[1] 王军,刘春国,樊俊屹. 基于 CNN 的地震前兆台网观测数据异常图像识别方法[J]. 地震工程学报, 2021, 43(1):28—32,49.

[2] 仲林林,胡霞,刘柯好. 基于改进生成对抗网络的无人机电力

杆塔巡检图像异常检测[J]. 电工技术学报, 2022, 37(9): 2230—2240,2262.

[3] 陈旭,彭冬亮,谷雨. 基于改进 YOLOv5s 的无人机图像实时目标检测[J]. 光电工程, 2022, 49(3):67—79.

[4] 卢毅,陈亚冉,赵冬斌,等. 关键点图对比图像分类方法[J]. 智能系统学报, 2023, 18(1):36—46.

[5] 杨子固,李海芳,刘剑超,等. 结合异常检测的 X 射线安检图像识别方法[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(26):11240—11245.

[6] 霍志浩,金炜东,唐鹏. 融合自监督学习的单帧图像运动视差关键点估计[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(11):2753—2759.

[7] 孙俊,张林,周鑫,等. 采用高光谱图像深度特征检测水稻种子活力等级[J]. 农业工程学报, 2021, 37(14):171—178.

[8] 尤锟,张全成,李凯勇. 基于三维激光点云的运动图像动态目标识别方法[J]. 应用激光, 2022, 42(4):147—153.

[9] 王龙号,蓝朝桢,姚富山,等. 多源遥感影像深度特征融合匹配算法[J]. 地球信息科学学报, 2023, 25(2):380—395.

[10] 顾晓东,唐丹宏,黄晓华. 基于深度学习的电网巡检图像缺陷检测与识别[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(5):91—97.

[11] 李孟锡,任笑圆,王黎雨,等. 基于 HOURGLASS 网络语义关键点提取的光学图像空间目标姿态估计方法[J]. 信号处理, 2021, 37(9):1653—1662.

[12] 李忠伟,张浩,王雷全,等. 融合空谱一梯度特征的深度高光谱图像去噪[J]. 光学精密工程, 2022, 30(5):615—629.

[13] 郑伯伦,洗楚华,张东九. 融合 RGB 图像特征的多尺度深度图像补全方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2021, 33(9):1407—1417.

(上接第 45 页)

参考文献

[1] LAU W W Y, SHIRAN Y, BAILEY R M, et al. Evaluating scenarios toward zero plastic pollution[J]. Science, 2020, 369(6510): 1455—1461.

[2] MCADAM R. Plastic in the ocean: how much is out there? [J]. Significance, 2017, 14(5): 24—27.

[3] MA D, WEI J, LI Y, et al. MLDet: Towards efficient and accurate deep learning method for marine litter detection[J]. Ocean & Coastal Management, 2023, 243: 106765.

[4] ZAABOUB N, GUEBSI R, CHAOUACHI R S, et al. Using unmanned aerial vehicles (UAVs) and machine learning techniques for the assessment of Posidonia debris and marine (plastic) litter on coastal ecosystems[J]. Regional Studies in Marine Science, 2023, 67: 103185.

[5] WINANS W R, CHEN Q, QIANG Y, et al. Large-area automatic detection of shoreline stranded marine debris using deep learning[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2023, 124: 103515.

[6] HUANG W, LI Y, ZHANG K, et al. An efficient multi-scale focusing attention network for person re-identification [J]. Applied Sciences, 2021, 11(5): 2010.

[7] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, et al. Incep-

tion-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2017, 31(1):4278—4284.

[8] WANG J, XU P, LI L, et al. DAssd-Net: a lightweight steel surface defect detection model based on multi-branch dilated convolution aggregation and multi-domain perception detection head[J]. Sensors, 2023, 23(12): 5488.

[9] CHENG Y, ZHU J, JIANG M, et al. Flow: a dataset and benchmark for floating waste detection in inland waters[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 10953—10962.

[10] SHARMA V K, MIR R N. Saliency guided faster-RCNN (SGFr-RCNN) model for object detection and recognition [J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2022, 34(5): 1687—1699.

[11] LI Y D, HAN D, LI H G, et al. Multi-block SSD based on small object detection for UAV railway scene surveillance [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(6): 1747—1755.

[12] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//Proceedings of the IEEE/ CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023:7464—7475.