

基于多源数据融合的电力作业机载感知设备设计

胡益菲¹,魏然²,陈志华¹,李威³,史成亮³

(1. 国网天津市电力公司滨海供电分公司,天津 300450;

2. 国网天津市电力公司,天津 300010;

3. 国网瑞嘉(天津)智能机器人有限公司,天津 300450)

摘要:随着电力作业场景对实时性和准确性要求的不断提高,传统单一数据源的感知方法在处理复杂环境和决策支持中面临较大的挑战。为了解决这一问题,提出了一种基于多源数据融合技术的电力作业机载感知设备设计。该设备通过融合激光雷达、Realsense 深度相机和双目相机的多源数据,结合多源数据自适应旋转卷积(MSDARC)和最大概率距离交并比(MPDIoU)算法,显著提升了对目标物体的感知能力和实时响应速度。通过在配网带电作业机器人上的应用验证,该系统在点云拼接、引线识别等任务中表现出色,点云拼接的最大时间不超过 0.14 s,精确度达到 0.852,表明其在复杂环境下的应用潜力。不仅为电力作业中的智能化感知提供了理论支持,也为多源数据融合技术在其他领域的应用提供了新的思路和方法。

关键词:多源数据融合;电力作业;机载感知设备;多源数据自适应旋转卷积;引线识别

中图分类号:TP273 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqcd26587

Design of an On-board Perception Device for Power Operations Based on Multi-source Data Fusion

HU Yifei¹, WEI Ran², CHEN Zhihua¹, LI Wei³, SHI Chengliang³

(1. State Grid Tianjin Electric Power Company Binhai Power Supply Branch, Tianjin 300450, China;

2. State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300010, China;

3. State Grid Ruijia (Tianjin) Intelligent Robot Co., Ltd., Tianjin 300450, China)

Abstract: As the requirements for real-time performance and accuracy in power operation scenarios continue to rise, traditional single-source perception methods face significant challenges in complex environments and decision making support. To address this issue, the design of an on-board perception device for power operations based on multi-source data fusion technology was presented. The instrument integrates multi-source data from lidar, Realsense depth cameras, and stereo cameras, and combines multi-source data adaptive rotational convolution (MSDARC) and maximum probability distance intersection over union (MPDIoU) algorithms to significantly enhance target perception and real-time response. The system was applied in a power grid live-line operation robot, where it excelled in tasks such as point cloud stitching and wire recognition, with the maximum time for point cloud stitching not exceeding 0.14 s and an average precision (AP) of 0.852. These results demonstrate the potential of the system for use in complex environments. This study provides theoretical support for intelligent perception in power operations and offers new ideas and methods for applying multi-source data fusion technology in other fields.

Key words: multi-source data fusion; power operation; on-board perception device; multi-source data adaptive rotational convolution(MSDARC); wire recognition

近年来,随着信息技术和传感器技术的迅速发展,电力作业场景中的感知与维护对实时性和准确性提出了更高要求。传统依赖单一数据源的感知方法在应对复杂作业环境、决策支持方面

存在一定局限。因此,利用多源数据融合技术提升感知效果成为该领域的重要研究方向^[1]。现有研究主要集中在以下几个方面:1) 数据预处理与质量控制;如何对不同传感器采集的异构数据进

基金项目:国网天津市电力公司科技项目(滨海-研发 2024-01)

作者简介:胡益菲(1990—),男,硕士研究生,高级工程师,主要研究方向为人工智能、智慧配电网,Email: frederick1207@163.com

行标准化处理,抑制噪声并保证数据质量。2) 实时数据融合算法设计:针对电力作业场景中数据更新迅速、数量庞大的特点,设计高效低延迟的实时数据融合算法。3) 系统集成与智能决策支持:将多源数据有机集成到感知系统中,构建智能决策与预警机制,为现场作业提供可靠的信息支持。

然而,当前研究仍存在数据异构性带来的有效整合问题、复杂算法带来的计算开销及实际应用适应性不足等挑战。例如,基于深度学习模型的融合方法在实际应用中对数据噪声敏感^[2];系统集成方案虽提高了数据处理效率,但在面对大规模实时数据时仍显不足^[3]。

本文旨在设计一种基于多源数据融合技术的电力作业机载感知设备,以应对传统感知方法在数据处理、实时响应和系统集成方面的不足。作者工作的意义在于:

1) 理论与实践的融合:在借鉴和改进现有成果的基础上,构建一个高效、稳定的机载感知设备。

2) 提升感知效能:通过优化数据预处理和融合算法,提高系统在复杂电力作业场景中的感知准确性和响应速度。

3) 推动智能化应用:为智能电力作业(如配网带电作业机器人)领域提供理论支持和实践指导,具有良好的推广前景。

因此,本文将从机载感知设备的整体架构、数据采集与预处理、融合算法设计及其在实际电力作业中的应用等方面展开讨论,并通过实验验证所提系统的有效性,为多源数据融合技术在电力作业感知中的应用提供新的思路和方法。

1 设备简介

1.1 任务分析

机载感知设备的任务是对电力作业场景中的目标作业对象进行监测和感知。其中,在诸如接搭引流线之类的作业流程中,配网带电作业机器人需要知道引线和行线在自身所处空间坐标系中的位姿,位姿包含空间坐标系中的3个方向位移(x, y, z)和3个方向的姿态(rx, ry, rz),以使得其能够携带作业工具接触到引线和行线进行相应的抓、举、穿和剥线等操作。上述各类操作要求:以引线和行线的中心线为基准,机载感知设备对识别出的空间位姿偏差应不超过6 mm。

1.2 设备组成

机载感知设备中的感知组件主要由激光雷达、Realsense深度相机和双目相机这三个感知传感器组成。其系统组成如图1所示。

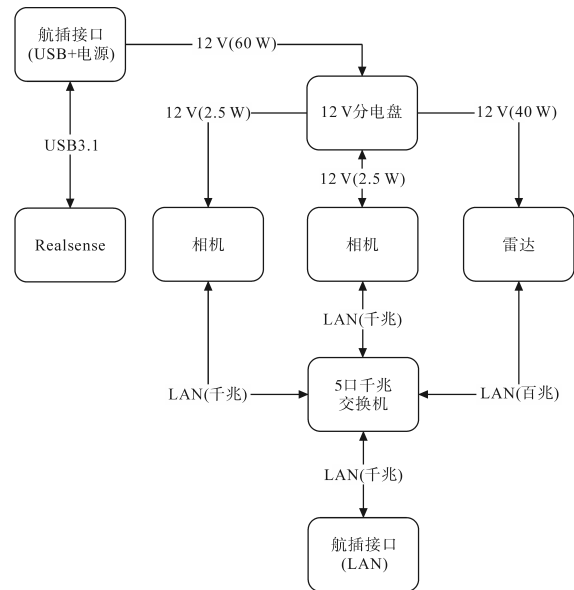


图1 机载感知设备系统组成

Fig.1 Architecture of on-board perception device

机器感知设备中的激光雷达是一种采用非接触激光测距技术的扫描式传感器,其工作原理与一般的雷达系统类似,通过发射激光光束来探测目标,并通过收集反射回来的激光光束来形成点云和获取数据。

双目相机用来对目标物进行高精度识别和测量。其主要原理是利用目标点在左右两幅视图上成像的横向坐标直接存在的差异,即视差^[4],利用对极几何原理获取深度数据,形成三维点云。

Realsense深度相机获取深度原理与双目相机相同,但主要差别在于,为了解决低纹理场景下普通双目相机测量深度信息精度较低的问题,Realsense深度相机采用了主动双目视觉技术,通过红外投射器透射光斑,在低纹理的环境中提供红外图案,来提高双目测量精度^[5-6]。

激光雷达对环境的适应性好,可靠性高,但精度略低。双目相机精度高,但在户外强光环境下,精度会受到影响,而Realsense深度相机性能则介于二者之间。本设备充分考虑了各个传感器的特点,进行性能互补,较好地解决了环境适应性与高精度要求等问题。

1.3 结构设计

为了保证设备可以方便地安装在基座、转台等载体上,以适应更多的电力作业设备,机载设

备体积应小巧、灵活。为了不受温度、泥沙和灰尘等环境因素的影响,以及防电磁干扰,机载设备采用封闭式设计,对外采用8PIN航空插头进行连接。结构设计如图2所示。

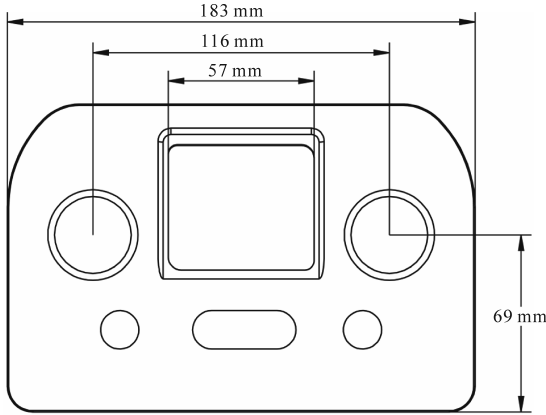


图2 机载感知设备结构设计

Fig.2 Structural design of on-board perception device

1.4 通信协议

机载感知设备内部的双目相机和激光雷达直连千兆交换机, Realsense 深度相机通过航插接口 USB 与千兆交换机连接。内部各模块之间采用 Modbus RTU 协议通信。机载感知设备对外采用 8PIN 航空插头与外部模块进行连接, 采用 TCP 协议进行通信。

2 多源数据融合感知算法设计

2.1 多源数据融合自适应旋转卷积(MSDARC)模块

在处理涉及复杂方向的目标检测任务时,传统单源视觉数据卷积神经网络由于其固定的卷积核方向,往往难以有效捕捉不同角度的特征。这一问题在金属引线头识别等领域尤为显著,由于引线头在不同图像中的方向变化较大,会显著影响模型的识别性能。为了解决这个问题,文献[7]提出了多源数据融合自适应旋转卷积(multi-source data adaptive rotational convolution, MSDARC)模块,该模块根据输入数据的具体情况动态调整卷积核的旋转角度。这种方法不仅增强了特征的旋转一致性,还提高了模型识别不同方向物体的能力。本文引入 MSDARC 模块,该模块的构建过程包括以下关键步骤:

1) 扩展卷积核空间。MSDARC 模块将标准卷积权重矩阵扩展到更大的空间。通过旋转标签中心点的坐标,获得新的坐标。基于这些旋转后的坐标,从原始核空间中采样新权值,如下式:

$$W_{rot}(i,j) = W[\cos(\theta) \cdot i - \sin(\theta) \cdot j, \sin(\theta) \cdot i + \cos(\theta) \cdot j] \quad (1)$$

式中: θ 为旋转角度; W 为原始卷积权重矩阵; W_{rot} 为旋转后的卷积权重矩阵。

这一旋转操作确保卷积操作能够动态适应不同方向,改善对不同方向物体的特征提取过程。

2) 构建路由函数。路由函数基于特征归一化和激活操作构建。它预测旋转角度和相应的权重,通过利用平均池化技术,构建适当的输出通道。特征归一化和激活确保输入特征处于适合后续步骤的范围内。归一化后的特征用于预测卷积核的旋转角度 θ 和相应权重 λ ,基于输入数据 X 动态调整卷积操作^[8]。平均池化汇聚特征,构建输出通道,确保后续卷积操作的正确组合和配置。

$$\begin{cases} \theta = \text{pooling} \{ \text{softsign} [\text{linear} (X_{i,j})] \} \\ \lambda = \text{pooling} \{ \text{sigmoid} [\text{linear} (X_{i,j})] \} \end{cases} \quad (2)$$

3) 合并旋转卷积核。根据预测值计算每个卷积核的旋转角度 θ ,并使用相应的权重 λ 合并这些旋转后的卷积核。然后将这些合并后的卷积核 W 应用于输入特征图,生成最终变换后的特征图 Y 。这个过程有效捕捉图像中旋转物体的特征,增强模型识别不同方向物体的能力。

$$\begin{cases} W' = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot \text{Rotate}(W_i, \theta_i) \\ Y = W' \cdot X \end{cases} \quad (3)$$

2.2 最大概率距离交并比(MPDIoU)模块

在目标检测领域,传统的交并比(IoU)损失函数在处理特定挑战时往往表现不佳,特别是对于金属引线头检测,引线头的方向多样且在图像中占据的面积相对较小。金属引线头通常以不同的角度和不同的大小出现,这些变化显著影响模型在精确定位边界框方面的性能。例如,当引线头因强光反射而部分特征丢失或由于不同的操作角度导致姿态显著旋转时,传统的IoU计算无法有效地捕捉到这些细微差异,从而影响检测精度。

为了解决这个问题,本文引入了一种改进的IoU损失函数,即最大概率距离IoU(MPDIoU)^[9]。MPDIoU将传统IoU与顶点之间的欧几里得距离相结合,有效处理边界框位置和大小上的轻微变化。这种方法减少了预测框和真实框顶点之间距离的影响,使模型能够更准确地反映图像中金属引线头的实际位置和方向^[10]。这在保持高定位

精度方面尤其有利,即使在强光环境下引线头的特征部分丢失或姿态显著变化时。*MPDIoU* 模块的构建过程包括以下关键步骤:

1) 确认顶点坐标。

首先,需要确定两个边界框的顶点坐标——预测框和真实框。预测框的左上角和右下角坐标分别为 (x_p^1, y_p^1) 和 (x_p^2, y_p^2) , 而真实框的左上角和右下角坐标分别为 (x_g^1, y_g^1) 和 (x_g^2, y_g^2) 。

2) 计算欧氏距离。

计算预测框和真实框对应顶点之间的欧几里得距离^[11]。距离 d_{tl} 和 d_{br} 分别为框的左上角和右下角之间的距离,这些距离计算如下:

$$\begin{cases} d_{tl} = \sqrt{(x_p^1 - x_g^1)^2 + (y_p^1 - y_g^1)^2} \\ d_{br} = \sqrt{(x_p^2 - x_g^2)^2 + (y_p^2 - y_g^2)^2} \end{cases} \quad (4)$$

这些距离捕捉了预测框和真实框对应顶点位置的差异。

3) 边界框回归。

结合 *IoU* 与顶点距离,将传统的 *IoU* 计算方法与顶点之间的距离结合^[12],形成 *MPDIoU* 计算公式。设输入图像的宽度和高度分别为 w 和 h , *MPDIoU* 公式如下:

$$MPDIoU = IoU - \lambda \left(\frac{d_{tl}^2 + d_{br}^2}{w^2 + h^2} \right) \quad (5)$$

这一设计有效减少了边界框位置偏差^[13]对回归结果的影响。

4) 定义损失函数。

最小化预测框和真实框之间差异的目标函数^[14],提高模型在边界框定位方面的敏感度和精度。*MPDIoU* 损失函数公式如下:

$$L_{MPDIoU} = 1 - MPDIoU \quad (6)$$

通过最小化这一损失函数,模型旨在最大化 *MPDIoU* 得分^[15],有效结合传统 *IoU* 与顶点之间的欧几里得距离。这种方法确保模型不仅关注预测框和真实框的重叠,还准确捕捉位置偏差,从而提高目标检测任务的精度。

3 人机交互界面设计

为了减少传统按钮控制方法中繁琐的操作,增强人机交互的易用性,采用带有触摸屏的工业环境地面站平板作为本文提出的机载设备上位机,通过 TCP 协议与机载设备控制板通信,使用 QT 框架设计人机交互界面。

机载设备的人机交互界面如图 3 所示,顶栏

显示当前作业类型、日期和设备的各种状态信息。中间区域左侧是机载设备的空间建模,右侧是机载设备的识别和参数调节页面。底部是对上位机、控制器作业配置的控制图标。作业人员通过点按上述列举的控制图标,并结合当前的工作状态进行设备相应的交互控制操作。

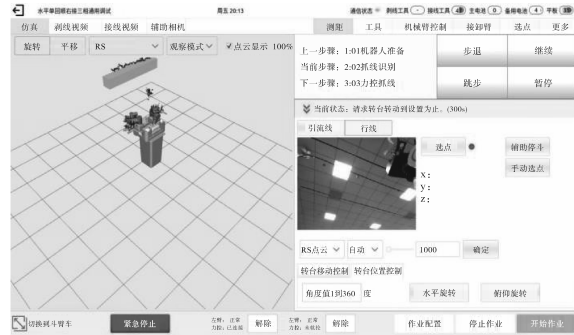


图3 主页面设计

Fig.3 Diagram of dashboard design

4 实际应用

4.1 机载设备的部署设计

针对智能配网的作业要求,将本文设计的机载设备应用在配网带电作业机器人中。该配网带电作业机器人为双六轴机械臂机器人,主要由本体结构支架、双六轴机械臂、工控机、网络模组、供电模组等组件构成。本文中的机载设备底座使用 6 个 M4×8 螺丝固定在配网带电作业机器人的转台上,实际部署如图 4 所示。



图4 机载设备在配网带电作业机器人的部署图

Fig.4 Airborne equipment in live working robots for distribution networks

4.2 接引线作业中的实际应用

4.2.1 接引线作业中的点云拼接

接引线作业过程中,需要对作业场景进行3维点云拼接,形成作业场景的点云图。实际应用效果如图5所示。

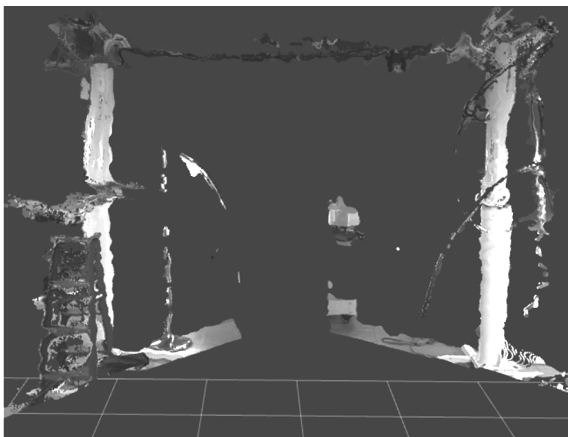


图5 点云拼接效果图

Fig.5 Diagram of pointcloud registration

4.2.2 接引线作业中的引线识别

接引线作业中的抓线操作,在执行抓线步骤前需要知道引线的空间位姿,通过在人机交互界面中选择抓线识别操作,实际应用效果图如图6所示。

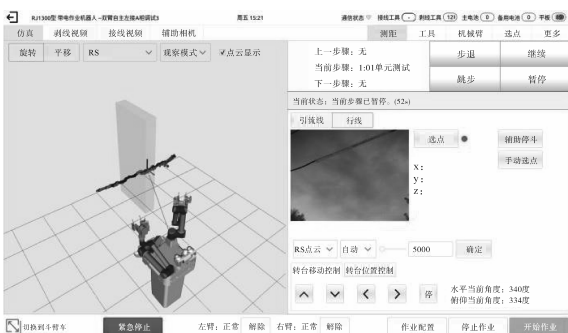


图6 引线识别效果图

Fig.6 Diagram of lead wire recognition

5 实验测试

5.1 实验配置

实验所使用的服务器配备 Intel Xeon Gold 6240R CPU 和 NVIDIA GeForce RTX 3090 GPU,确保足够的计算资源来处理深度学习任务。

5.2 实验评估

本文首先评估了多源数据融合机载设备在点云拼接任务上的性能。多源数据融合机载设备进行多次点云拼接实验,并记录每次的测试数据。测试数据表明多源机载感知设备在点云拼

接任务上的最大时间不超过 0.14 s,满足实际应用中的点云拼接任务性能要求。根据测试结果,多源数据融合感知稳定地执行了点云拼接任务,同时保持了高效的性能。实验结果如表1所示。

表1 多源机载感知设备点云拼接性能

Tab.1 Table of point cloud registration performance for multi-source perception device

序号	拼接时间/s	滤波时间/s
1	0.127 025	0.027 551 3
2	0.139 131	0.033 250 5
3	0.137 149	0.029 222 5
4	0.138 513	0.030 919 7
5	0.132 173	0.028 159 5
6	0.127 980	0.030 303
7	0.126 761	0.032 173
8	0.130 904	0.029 383
9	0.130 511	0.029 714 2
10	0.128 671	0.033 924
平均时间	0.131 881 8	0.030 460 07
最大时间	0.139 131	0.033 924
最小时间	0.126 761	0.027 551 3

在精度方面,本文设计了一组对比实验,使用多源数据融合机载设备进行多次点云拼接实验,并记录每次的测试数据,以评估多源数据融合和多尺度特征提取技术在设备中的作用,并验证设备在引线识别任务中的性能提升效果。实验结果显示,机载设备在引线识别任务上的平均精度(AP)达到了0.852。

表2 多源数据融合机载设备效果对比

Tab.2 Table of comparison for multi-source perception device

算法	MSDARC	MPDIoU	精确率	召回率	平均精度
对比1	×	×	0.897	0.722	0.811
对比2	√	×	0.925	0.718	0.822
对比3	×	√	0.917	0.735	0.834
本文	√	√	0.954	0.732	0.852

以上实验结果充分验证了本文提出的多源数据融合机载设备在复杂强光背景下,特别是在需要处理复杂动态环境的电力作业场景中进行金属引线头识别的应用潜力,相比于传统的单源数据感知设备,在效率和精度方面均表现出了优势。

另外,表2显示实验结果中召回率明显低于精确率,这可能是由于实验数据集中正负样本数量不均衡造成的。后续将考虑采用数据增强技术对数据集进行处理,并使用过采样或者欠采样

方法来平衡正负样本的数量,使设备能够充分学习到各种情况下的目标特征,提高召回率。

为了进一步验证设备在除接引线外的多种复杂场景下的鲁棒性,本文基于配网带电作业机器人的作业流程,设计了一组实验,选取安装绝缘子和安装接地环两种作业类型,采用图像识别精度、数据处理时间、三维坐标提取误差三个指标评估其性能。图7为图像识别结果,表3为实验数据。

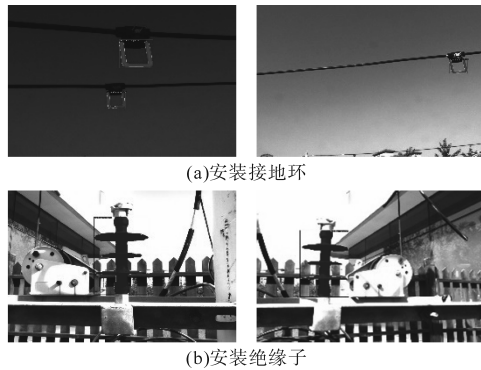


图7 接地环和绝缘子识别效果图

Fig.7 Identification effect of grounding ring and insulator

表3 设备鲁棒性验证

Tab.3 Equipment robustness verification

作业类型	识别精度	提取误差/m	处理时间/s
接地环	0.847 1	0.004 8	0.169 4
绝缘子	0.854 2	0.003 6	0.158 3

图7显示设备能准确提取出接地环和绝缘子的图像特征,表3数据显示,设备在复杂作业场景下具备较高的识别准确性、定位精度及实时性。上述指标反映出设备在实际应用中能够有效应对多种作业环境,为配网带电作业的自动化与智能化提供了可靠的技术支撑,验证了其在多种复杂场景下的良好鲁棒性表现。

6 结论

本研究设计的基于多源数据融合的电力作业机载感知设备解决了传统感知方法在数据处理、实时响应和系统集成方面的不足。通过引入自适应旋转卷积模块和最大概率距离交并比模块,显著提高了系统对复杂电力作业环境中的目标物体的识别精度和响应速度。在配网带电作业机器人的应用中,系统在点云拼接和引线识别任务中均表现出色,验证了其在复杂环境下的应用潜力。与传统方法相比,本文提出的多源数据融合机载感知设备在精度和效率方面均展现出

明显优势。总体来看,本研究不仅对现有多源数据融合技术在电力作业监测中的应用进行了有力检验和扩展,而且为未来在智能电力作业和无人巡检系统中的集成应用提供了理论和实践基础,具有一定的推广价值和发展前景。

参考文献

- [1] 葛亚明,周陈斌,孟屹华,等.基于多源信息融合的输电线路故障诊断研究[J].电气传动,2025,55(4):72-81.
GE Yaming, ZHOU Chenbin, MENG Yihua, et al. Research on fault diagnosis of transmission line based on multi-source information fusion[J]. Electric Drive, 2025, 55(4): 72-81.
- [2] 黄力,吴珈承.改进Faster R-CNN的输电线路山火图像检测方法[J].现代电子技术,2025,48(9):173-179.
HUANG Li, WU Jiacheng. Improved faster R-CNN method for detecting wildfire images in transmission lines[J]. Modern Electronics Technique, 2025, 48(9): 173-179.
- [3] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2022.
- [4] 邹正阳,伍云霞,徐倩.深度立体匹配网络的融合代价体及其代价聚合方法[J].控制与决策,2025,40(10):3145-3154.
ZOU Zhengyang, WU Yunxia, XU Qian. Fusion cost volume and cost aggregation method for deep stereo matching network [J]. Control and Decision, 2025, 40(10): 3145-3154.
- [5] DUTELL V, GIBALDI A, BANKS M S, et al. High-fidelity eye, head, body, and world tracking with a wearable device[J]. Behavior Research Methods, 2024, 56(1): 32-42.
- [6] 叶青山.基于RealSense深度摄像头的3D手势识别及应用[D].海口:海南大学,2023.
YE Qingshan. Research on 3D gesture recognition and application based on RealSense depth camera[D]. Haikou: Hainan University, 2023.
- [7] SOLAWETZ J. YOLOv5 new version-improvements and evaluation[EB/OL]. <http://blog.roboflow.com/yolov5-improvements-and-evaluation>.
- [8] PU Y, WANG Y, XIA Z, et al. Adaptive rotated convolution for rotated object detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2023: 6589-6600.
- [9] MA Siliang, XU Yong. Mpdio: a loss for efficient and accurate bounding box regression[EB/OL]. ArXiv: 2307. 07662, 2023. [2025-04-22]. <https://arxiv.org/abs/2307.07662>.
- [10] 张伟杰,叶锋,李昊珑.一种基于特征融合的轻量级姿态估计算法[J].福建师范大学学报(自然科学版),2025,41(3):19-26.
ZHANG Weijie, YE Feng, LI Haolong. A lightweight pose estimation algorithm based on feature fusion[J]. Journal of Fujian Normal University (Natural Science Edition), 2025, 41(3): 19-26.

- [11] 胡翔政,甘培,李科,等. 基于 CNN-Attention-LSTM 的 IGBT 键合线失效状态评估[J]. 电气传动,2026,56(4):68-75.
HU Xiangzheng, GAN Pei, LI Ke, et al. Failure state evaluation of IGBT bond line based on CNN-Attention-LSTM[J]. Electric Drive,2026,56(4):68-75.
- [12] 王广周,崔雪红,王旭,等. 基于编码器和多尺度特征融合的轮胎缺陷检测[J]. 电子测量技术,2024,47(23):25-32.
WANG Guangzhou, CUI Xuehong, WANG Xu, et al. Tire defect detection based on encoder and multi-scale feature fusion[J]. Electronic Measurement Technology,2024,47(23):25-32.
- [13] DOBSLAW F, FELDT R, GOMES D. Automated black-box boundary value detection[J]. PeerJ Computer Science,2023,9:e1625.
- [14] VIVIAN J, PRATAVIERA E, GASTALDELLO N, et al. A comparison between grey-box models and neural networks for indoor air temperature prediction in buildings[J]. Journal of Building Engineering,2024,84:108583.
- [15] OU J Y, SHEN Y J. Underwater target detection based on improved YOLOv7 algorithm with BiFusion Neck structure and MPDIoU loss function[J]. IEEE Access,2024,12:78899-78910.
- 收稿日期:2025-04-22
修改稿日期:2025-05-26

(上接第18页)

- provement based on the parameters adaptive online-adjusting for the robot servo system[C]/Technical Committee on Control Theory, Chinese Association of Automation, 2018.
- [14] LIN F J, CHEN S G, LI Shuai, et al. Online auto-tuning technique for IPMSM servo drive by intelligent identification of moment of inertia[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 23(8):7579-7590.
- [15] HAN Jingqing. From PID to active disturbance rejection control [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009, 56(3): 900-906.
- [16] 韩京清. 控制理论——模型论还是控制论[J]. 系统科学与数学,1989(4):328-335.
HAN Jingqing. Control theory: is it a model analysis approach or a direct control approach[J]. Journal of Systems and Mathematical Sciences, 1989(4):328-335.
- [17] GAO Zhiqiang. Scaling and bandwidth-parameterization based controller tuning[C]/Proceedings of the 2003 American Control Conference, 2003:4989-4996.
- 收稿日期:2024-12-04
修改稿日期:2025-05-15