

DOI: 10.11835/j.issn.2096-6717.2024.095



开放科学(资源服务)标识码 OSID:



建筑设施巡检软件机器人系统设计与实现

蒋海刚¹, 蒋小强², 吴增强¹

(1. 上海市安装工程集团有限公司, 上海 200080; 2. 上海城建职业学院, 上海 200438)

摘要: 针对建筑设施人工巡检方式效率低下、成本高昂、存在安全隐患等问题, 提出一种基于软件机器人(robotic process automation, RPA)技术的建筑设施虚拟巡检系统方案。首先, 基于 BIM 数据构建动态的数字孪生建筑模型更新算法, 与现场设施运行状态形成实时虚实映射关系; 然后, 设计多模态深度学习设备缺陷检测网络, 对设备缺陷实现自动高精度检测; 最后, 基于软件机器人技术架构实现异构系统间的无缝集成和智能调度算法的运用。在实验场景中初步验证了该一体化软件机器人巡检系统的性能, 结果表明: 基于软件机器人技术架构的虚拟巡检机器人系统对设施缺陷检测的精度达到 97% 以上, 优于单模态检测方法; 与传统方式相比, 其作业效率提高了 62.3% 以上, 运维人力需求则降低至 60%~80%, 具有一定的工程应用价值。

关键词: 软件机器人; 数字孪生; 机器视觉; 智能巡检; 建筑设施运维

中图分类号: TU17; TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-6717(2025)05-0044-12

Building facility virtual inspection system design and implementation based on software robotics technology

JIANG Haigang¹, JIANG Xiaoqiang², WU Zengqiang¹

(1. Shanghai Installation Engineering Group Co., Ltd., Shanghai 200080, P. R. China; 2. Shanghai Urban Construction Vocational College, Shanghai 200438, P. R. China)

Abstract: The study aims to address the issues of low efficiency, high cost, and safety hazards associated with manual inspection of building facilities. To address these issues, the study proposes a virtual inspection system based on robotic process automation (RPA) technology. First, a dynamic digital twin building model and an update algorithm are constructed based on BIM data, forming a real-time mapping relationship with the on-site facility operation status. Next, a multi-modal deep learning-based device defect detection network is designed to achieve automatic high-precision defect detection. Finally, the heterogeneous system integration and the application of intelligent scheduling algorithms are realized based on the software robotics technology architecture, and an integrated software robotics inspection system is developed. Preliminary verification was carried out in experimental scenarios. The results show that the virtual inspection robot system based on the software robotics technology architecture has: the facility defect detection accuracy improved to over 97%, surpassing single-modal detection methods; the operation efficiency is increased by an average of more than

收稿日期: 2024-08-05

基金项目: 上海市“科技创新行动计划”自然科学基金(23ZR1421100); 上海建工集团股份有限公司重点课题(23JCSF-38)

作者简介: 蒋海刚(1975-), 男, 高级工程师, 主要从事机器学习、数据挖掘、电力传动研究, E-mail: haigang@139.com。

Received: 2024-08-05

Foundation items: Shanghai Science and Technology Innovation Action Plan Natural Science Foundation (No. 23ZR1421100); Shanghai Construction Group Co., Ltd. Key Project (23JCSF-38)

Author brief: JIANG Haigang (1975-), senior engineer, main research interests: machine learning, data mining, electric power transmission, E-mail: haigang@139.com.

62.3% compared to traditional methods; the maintenance manpower demand is reduced to 60%-80%, exemplifying its substantial engineering application value.

Keywords: software robotics; digital twin; machine vision; intelligent inspection; building facility maintenance

随着城市化进程的深入推进,建筑设施系统的规模和复杂度不断攀升,对其运行状态的实时监控和高效运维也提出了更高要求。建筑设施的安全可靠运行不仅关系到城市运行质量,更是保障公众生命财产安全的基本需求^[1]。然而,传统建筑设施运维模式普遍存在一些亟待解决的问题。首先,传统的人工巡检方式效率低下。由于大量建筑设施分布广、环境复杂,人工巡检作业费时费力,难以满足高频次、全覆盖的巡检需求^[2-3]。其次,人工巡检成本高昂。巡检作业需要大量人力和物力投入,并且巡检人员还面临一定的安全隐患,给运维单位带来沉重的经济负担和安全压力。再次,人工视觉检测存在明显的主观性和局限性。人眼难以精准发现微小或隐蔽的缺陷,且无法直观感知诸如设备内部磨损等无形缺陷,影响了检测质量和决策的准确性^[4-5]。为解决上述问题,迫切需要通过技术创新实现建筑设施运维的智能化升级。近年来,对人工智能、物联网、虚拟现实等前沿技术在建筑领域的应用研究日益深入,为智能巡检提供了技术基础^[4-7]。具体来说,利用数字孪生技术能构建与实体设施状态高度一致的虚拟模型;利用机器视觉算法能自动高精度检测出各类缺陷;自主导航机器人系统则能根据检测结果智能规划作业路径,完成设施现场的自动化巡检。在现有技术基础上,笔者提出一种创新的建筑巡检解决方案,将软件机器人(robotic process automation,RPA)技术引入到建筑设施巡检领域,实现机器人技术软硬件系统的深度融合,以提高建筑巡检系统的灵活性和可扩展性。与此同时,提出一种面向建筑设施运维场景的多模态融合检测算法,该算法结合视觉、热成像、声学等多种传感数据,提升设备缺陷检测的准确性和全面性。该算法与软件机器人巡检系统集成,提高了建筑有限空间环境下巡检缺陷检测的效果。

1 相关研究

近年来,随着人工智能、物联网、虚拟现实等前沿技术的快速发展,将这些新兴技术应用于建筑设施的智能运维领域已成为研究热点。建筑企业和学者们都在积极探索,并取得了一些有价值的研究成果,为基于软件机器人技术的建筑设施虚拟巡检系统的设计和研发提供了理论和应用研究的基础。数字孪生技术被认为是实现建筑设施智能管理的

关键性支撑技术之一^[8-9],如El Marai等^[8]提出了基于数字孪生概念监测和分析道路的方案,为智慧城市和自动驾驶汽车的关键功能提供支撑。Kim等^[9]提出将建筑信息模型(building information modeling,BIM)数据与设施管理(facility management,FM)系统中的维护工作记录进行语义化关联的方法,以便更有效地管理BIM数据在设施运营和维护阶段的使用。上述研究为建筑设施全生命周期的数字化管理提供了有力支持,但主要停留在BIM静态数据应用,对真实动态映射设施实时运行状态的应用研究较少涉及。在设备缺陷检测方面,深度学习算法的发展推动了视觉检测技术在建筑领域的应用^[10-13]。卢昱杰等^[12]提出一种基于三维建模引擎的施工机械图像生成与自动标注的检测方法,大幅提升了施工机械检测精度。林本丰等^[13]将机器视觉与三维BIM技术相结合,对数据中心等设施进行了无损检测技术应用的研究。这些算法展现出卓越的检测能力,但检测场景往往针对单一缺陷类型,泛化能力和鲁棒性仍有待加强。

作为一种降低人力成本的解决方案,机器人技术在建筑全生命周期的设计、施工和运维各阶段展现出巨大的应用潜力^[14-15]。刘巍等^[15]设计了一种可在水下自主导航的机器人系统,用于水电站大坝裂缝的检测。Wang等^[16]针对工业焊接机器人的自动路径规划,设计了一种智能优化算法,提高了焊接效率和质量。Bai等^[17]设计了一种基于视觉监控的自主导航机器人系统,在复杂多变的环境下实现了精确导航。然而,现有的机器人控制系统大多是指令集的重复执行,其控制逻辑难以根据现场检测结果自主做出决策和任务规划。作为一种新兴的自动化技术,RPA能模拟人类在软件系统上执行重复性操作的行为,通过配置规则和参数,可以在不修改现有系统的前提下实现跨应用的自动化集成与协同^[18]。近年来,RPA技术已经在建筑设计阶段得到一定的应用^[18-22]。然而,在建筑设施的智能巡检场景,RPA技术的应用还处于探索阶段。建筑设施的智能巡检涉及数字孪生建模、机器视觉检测、机器人控制等多个复杂系统的集成和协同,这给传统的软件集成方法带来了巨大挑战^[19],而RPA机器人跨系统的集成和协同能力能很好地解决上述问题。

基于以上研究,笔者提出在建筑智能巡检系统中引入RPA技术,通过构建基于规则-模型融合的

巡检智能调度与优化算法,并基于BIM的数字孪生技术和多模态检测算法赋予RPA更强的现场任务执行能力,增强其在建筑巡检任务复杂决策和自主任务规划场景下的适配能力,以实现更高效、更智能的建筑设施巡检系统^[21-22]。这种创新方法有望突破现有技术的局限性,为建筑设施智慧运维开辟新的技术路线。

2 关键技术

2.1 动态数字孪生建筑模型构建

传统数字孪生建模方法通常仅基于BIM数据构建虚拟模型,这种静态模型无法及时反映实体设施的动态变化,难以满足智能化巡检的任务需求^[23]。因此,设计了基于BIM数据和物联网感知数据的混合驱动模型更新算法,用于实现数字孪生模型与实体设施状态的闭环同步。其算法的核心思路是将BIM几何模型数据与现场各类物联网传感器采集的运行数据相融合,通过建立参数化映射关系和实时数据驱动机制,实现虚拟模型的动态更新^[24-25]。其实现逻辑见图1。

BIM和物联网混合驱动模型更新算法与传统方法的对比结果见表1。由表1可以看出,在数据源的丰富性和更新机制的动态性方面,提出的混合驱动方法能更好地满足智能化巡检等现代化设施管理的需求。通过建立参数化映射关系和实时数据驱动机制,不仅提高了模型更新的效率,还显著增强了数字孪生模型与实体设施状态的同步性和准确性。通过BIM数据与物联网大数据的融合,虚拟模型能实时映射和更新,更好地体现了“数字孪生”

的本质要求。以实验生活水泵房数字孪生系统构建为例,见图2。在数据采集与预处理阶段,系统不仅提取了BIM数据中的关键几何特征和属性信息,如变频给水泵组的尺寸(长1.2 m、宽0.8 m、高1.5 m)和额定流量(120 m³/h),还融合了现场部署的压力传感器、流量计等设备采集的实时数据,如每秒记录的水泵出口压力(4.2 bar)。通过数据清洗与标准化,系统去除异常值(如由于传感器故障导致的负压力读数),并统一单位(如将bar转换为Pa),为后续建模提供全面、准确的数据基础。在模型构建环节,系统基于BIM数据构建高精度的3D几何模型,包括水泵、水箱、管网等设备的精确几何表示。同时,建立水泵、水箱等设备运行参数与性能的数学模型,如水泵的 $H-Q$ 曲线($H=40-0.002Q^2$,其中 H 为扬程, Q 为流量)以及描述设备状态转换和交互逻辑的行为模型,如水泵的启停逻辑(水箱水位低于1.5 m时启动,高于3 m时停止)。实现了静态结构与动态行为的有机结合,使数字孪生模型能准确反映系统的实际运行状态。通过建立BIM属性与物联网数据的对应关系,设计了参数更新规则和触发机制。例如,水泵模型的“运行状态”属性与电机电流传感器数据关联,电流大于0表示水泵运行中;水箱模型的“水位”属性则与超声波液位计数据关联,实时更新水箱3D模型中的水位高度。更新规则包括当水泵出口压力变化超过50 kPa时触发模型更新或每5 min强制更新一次所有参数等。这些参数更新机制使虚拟模型能实时响应物理实体的状态变化,确保数字孪生体与实际水泵房系统运行状态的高度同步。

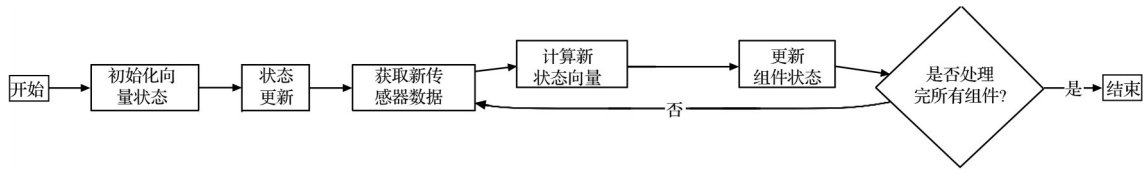


图1 动态数据孪生模型物联网数据动态更新逻辑

Fig. 1 Dynamic data update logic for Internet of Things data in dynamic digital twin models

表1 基于BIM的传统数字孪生建模方法与本文混合驱动方法对比

Table 1 Comparison of traditional BIM-based digital twin modeling methods with the proposed hybrid-driven approach

对比项	传统方法	本文方法	本文方法优势
数据源	仅BIM数据	BIM数据与物联网感知数据融合	信息维度更全面,能反映实时状态
更新机制	定时更新	实时自动更新	及时反映实体设施的动态变化
参数化映射	无	建立参数化映射关系	实现虚拟模型的动态更新
数据驱动机制	无	实时数据驱动	实现与实体设施状态的闭环同步
应用适应性	难以满足智能化巡检需求	适应智能化巡检等动态任务需求	提高数字孪生模型的适用性

2.2 基于深度学习的设备缺陷智能检测

针对建筑设备运行缺陷智能检测这一复杂问题,设计了多源异构缺陷检测融合算法,其本质是

一种多模态数据融合的分层次缺陷检测网络,核心在于融合视觉、热成像、声波、振动等多种异构检测数据源,通过构建多流多级特征融合机制,增强设

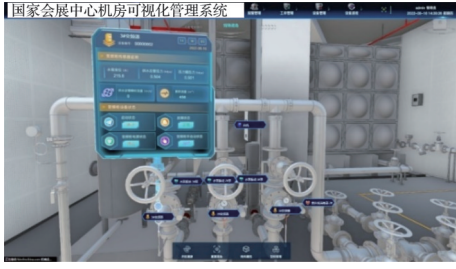


图2 实验生活水泵机房BIM模型数据动态更新场景

Fig. 2 Dynamic data update scenario of BIM model for experimental domestic water pump room

备异常检测算法对复杂环境干扰的适应性和鲁棒性,提升缺陷检测的精确性和可靠性,突破传统单一模态检测算法的瓶颈和局限^[26]。传统的基于机器视觉的缺陷检测方法,只利用视觉图像信息,对于一些微小、隐蔽或无明显视觉特征的缺陷,检测能力较差。而本文算法融合了多源异构检测数据,增强了对缺陷的多角度、多维度感知能力^[27-29]。该算法的网络架构由三大模块组成:多模态特征编码模块、特征融合模块和分类检测模块,针对输入的不同模态数据(如视觉图像、热成像、振动等),设计对应的深度卷积子网络分支,用于提取并编码每种模态的特征表示,各模态特征编码子网络使用共享部分浅层特征提取层。

2.2.1 多模态特征编码模块

针对建筑巡检过程中需要处理大量时序数据的需求,对建筑设备巡检中的振动数据提出了一种改进的长短期记忆(long short-term memory, LSTM)特征编码方法^[30-31]。与传统方法不同,该方法设计了一个多尺度时间特征融合架构,同时处理短期(20个时间步)、中期(50个时间步)和长期(100个时间步)振动序列。这种设计能同时捕获电机运行中的瞬时异常、渐变故障和长期劣化趋势。此外,还引入了自注意力机制,使模型能自适应地关注序列中最具诊断价值的片段,如电机启动或负载变化时的异常振动。考虑到电机振动数据的复杂频谱特性,在LSTM之前增加了一个基于快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)的频域特征提取层,以捕获振动信号的谐波和边频带特征。这种多维度的特征提取方法显著提高了模型对各类电机故障的识别能力,尤其是对于轴承缺陷、转子不平衡和定子绕组故障等典型问题的早期检测。试验结果表明,相比传统的单模态方法,该改进模型故障检测的准确率提升了15%,误报率降低了20%,且对不同负载、速度和环境条件下的故障模式识别具有更强的泛化能力。

2.2.2 特征融合模块

在该模块中设计了一种多层次特征融合机制。

首先在特征编码模块的不同特征层级分别融合来自各分支同层次的模态特征,形成不同层次的融合特征;然后,设计一种基于注意力机制的加权融合策略,自适应确定各模态在不同层级的权重贡献,从而实现不同层级融合特征的自优化^[32-33]。该机制的优势在于,既能挖掘底层的共享特征,又能关注不同模态间高层语义特征的差异,使特征融合的效果达到最优,其处理逻辑见图3。

针对建筑巡检任务的特点,对自适应注意力权重确定机制进行两个方面的改进。首先,引入时序注意力机制来处理建筑巡检中的时序数据。具体而言,对于每个特征层级 l ,引入一个时序注意力模块TS_Att $_l$,该模块接收 T 个时间步的特征 $\{F'_i\}_{i=1}^T$,输出融合后的特征 F_l^{fused} ,其时序注意力模块输出融合后的特征算法,见式(1)。

$$F_l^{\text{fused}} = \text{TS_Att}_l(\{F'_i\}_{i=1}^T) = \sum_i \alpha_i \cdot F'_i \quad (1)$$

式中: α_i 为时间步 i 的注意力权重,通过多层感知机(MLP)机制得到不同时间步的重要信息,见式(2)。

$$\alpha_i = \text{softmax}(\text{MLP}(F'_i)) \quad (2)$$

其次,为了解决建筑缺陷检测中的样本不平衡问题,在特征融合过程中引入一个动态平衡策略。即对于每个特征层级 l 和模态 m ,引入类别平衡权重计算逻辑,见式(3)。

$$w_l^m = \exp\left(-\beta \frac{n_m}{N}\right) \quad (3)$$

式中: n_m 为模态中样本数量最多的类别的样本数; N 为总样本数; β 为一个可调节的超参数。

其次,将上述权重应用到模态融合过程中,见式(4)。

$$F_l^{\text{fused}} = \sum_m w_l^m \cdot \alpha_l^m \cdot F_l^m \quad (4)$$

式中: α_l^m 为原有的注意力权重; F_l^m 为模态 m 在层级 l 的特征。

这种自适应注意力权重适配策略能动态地调整不同模态、不同类别的贡献,有效缓解样本不平衡问题对模型性能的影响。

2.2.3 分类检测模块

基于多层次优化后的融合特征,设计了一种多任务卷积分类网络,用于输出全面的检测结果。该网络通过并行分支结构同时执行缺陷类型识别、位置定位和置信度评估任务,核心采用了改进的ResNeXt骨干,结合空间金字塔池化(Spatial Pyramid Pooling, SPP)模块,以增强对多尺度特征的捕获能力。为优化不同模态特征的贡献,引入基于通道注意力的动态权重分配机制,通过可学习的参数自适应调整各模态在决策中的重要性^[34-35]。在损失函数

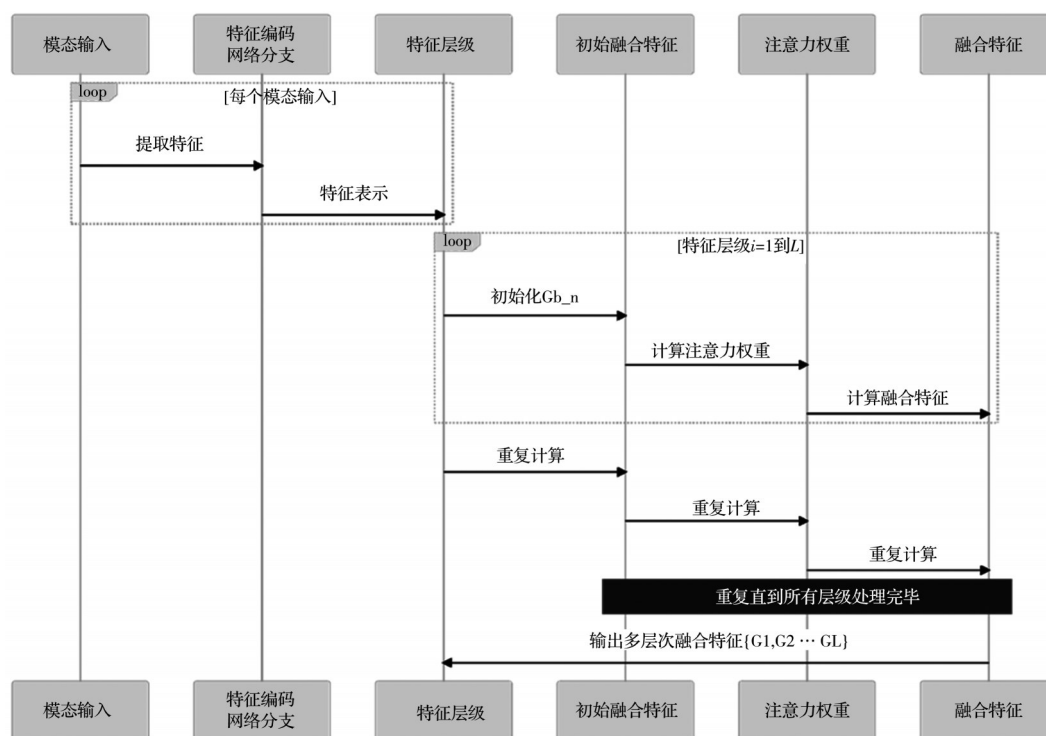


图3 多模态特征融合算法的时序交互逻辑

Fig. 3 Temporal interaction logic of the multi-modal feature fusion algorithm

设计上,采用多任务学习框架,包括用于分类的焦点损失(focal loss)、用于定位的平滑 L1 损失以及用于置信度评估的 KL 散度损失。这种层次化的损失函数设计能有效平衡并协同优化多个检测任务的性能^[36]。为充分利用异构数据的互补性,本模块实现了端到端的联合训练。以实验电力设备机房巡检场景为例,该算法融合了视觉监控图像、红外热成像和振动波形等多源数据。针对每种模态设计了特定的特征编码子网络:视觉分支采用深度可分离卷积网络,热成像分支使用改进的 U-Net 结构,振

动数据分支则结合了 1D-CNN 和双向 LSTM。在特征融合阶段,通过多级注意力机制。首先,在单模态内部应用自注意力机制,捕获长程依赖关系;其次,在跨模态融合时采用转换器(transformer)结构,实现动态特征对齐和融合。这种多层次的特征融合策略有效提升了算法在建筑复杂环境下的鲁棒性。基于高度优化的融合特征,端到端训练的分类检测网络可输出稳定的检测结果。该检测网络的架构如图 4 所示。

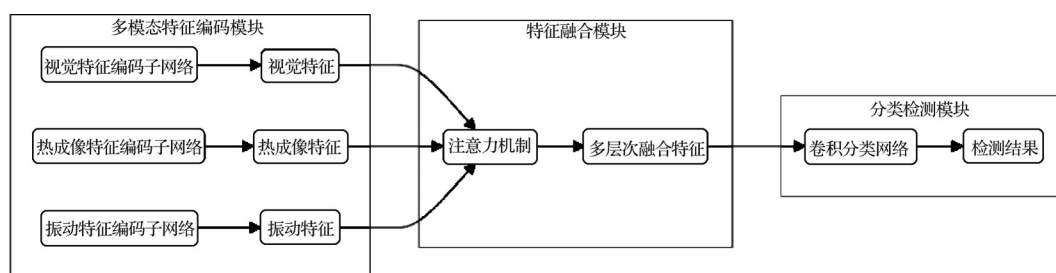


图4 设备系统缺陷检测多模态特征融合网络框架

Fig. 4 Multi-modal feature fusion network framework for equipment system defect detection

2.3 软件机器人驱动的系统集成与智能调度

在软件机器人建筑巡检任务的智能调度方面,传统方法往往依赖预设的固定规则或简单的数据模型,难以应对复杂多变的运维场景。而基于软件机器人的智能调度系统则可以通过融合规则推理和数据驱动模型,实现更加灵活和智能的决策过程。因此,在软件机器人(RPA)技术框架中构建了

基于规则-模型融合的智能调度与优化算法^[37-39],其调度算法逻辑如下。

1) 设置如式(5)所示目标函数。

$$P(G|S, A, R, M) = \max [P(G|S, A, R) \cdot P(G|S, A, M)] \quad (5)$$

式中: G 为目标; S 为当前状态; A 为调度策略; R 为规则库; M 为模型。该函数旨在计算最大化在给定

条件下达成目标的概率。

2)将目标函数进一步分解为规则推理概率和模型预测概率的乘积,如式(6)、式(7)所示。

$$P(G|S,A,R)=\sum w_i f_i(S,A) \tag{6}$$

$$P(G|S,A,M)=g(S,A,\theta) \tag{7}$$

式中: w_i 为规则*i*的权重; f_i 为对应的评分函数; g 为数据驱动模型的概率预测函数; θ 为模型参数。

上述调度算法使用蒙特卡罗树搜索法实现算

法自主学习和改进,基于强化学习机制不断优化规则评分函数 f_i 和模型参数 θ 。其优势在于规则库基于领域专家的显式知识,而模型预测揭示了系统的隐式模式,通过两者融合,获得了更准确、更鲁棒的调度决策。自主优化机制确保了算法持续的进化能力,为复杂系统的智能协同控制提供有力支持,软件机器人调度任务工作流程如图 5 所示。



图 5 软件机器人调度任务工作流程
Fig. 5 Workflow of software robots for scheduling tasks

以配电机房智能巡检为例,首先基于专家知识构建包含设备参数、检测结果等规则库,预设不同情况下的作业流程,如“油温过高,切换至人工监控模式”“检测出绝缘层开裂隐患,安排维修作业”等。同时,基于历史运维数据训练机器学习模型,自动发现设备系统的一些隐含模式,如“变压器线圈温升幅度与负载存在非线性关系”等。在实际调度时,软件机器人引擎将获取当前的设备状态参数、视频检测结果等上下文信息,并与规则库、模型进行匹配推理,综合确定最优的任务分派策略^[34-38]。比如,当检查发现绝缘层存在缺陷时,软件机器人将根据规则自动规划小型巡检机器人的移动路径,并指挥其前往目标部位进行复核和精细检测;如果

确认为严重故障隐患,则自动切换至人工监控模式,并通知维修人员响应。在整个过程中,所有模块都由软件机器人进行智能协调,无需人工干预。同时,软件机器人会记录并分析每次调度操作的输入、输出,用于更新规则库和模型参数,以期获得更准确的决策能力。如软件机器人能自动发现“线圈温升幅度达到某个阈值时,极有可能出现绝缘层故障”,并将这一经验加入规则库,从而优化后续的任务调度,提高效率和作业质量。软件机器人驱动的智能调度算法在整个建筑巡检系统中扮演着“数字员工”的角色,大幅提高了建筑运维工作的流程自动化和决策效率。软件机器人方法和传统系统集成开发方法差异点的比较如表 2 所示。

表 2 软件机器人和传统系统集成开发方法比较

Table 2 Comparison of software robot and traditional system integration development methods

比较维度	软件机器人方法	传统系统集成开发方法
集成效率	通过模拟人工操作流程实现跨平台、跨应用的无缝集成	依赖人工编码实现模块间的通信和交互
异常处理	支持灵活的业务流程控制,可处理复杂的异常情况	难以处理复杂的异常情况和决策需求
智能化	通过规则-模型融合实现智能化的任务协同调度	以人工编码为主,智能化程度有限
自主学习	可记录分析每次调度操作,优化决策策略	无自主学习优化能力
跨平台性	软件机器人具有跨平台特性	需要针对不同系统进行专门开发
开发难度	无需底层通信和接口的复杂开发	需要实现模块间的底层通信协议
维护成本	易于维护和升级	系统间耦合度高,修改困难

3 实验

3.1 实验环境

为充分验证建筑虚拟巡检平台的适用性和性能,部署了 3 个典型的实验环境场景(水泵房、配电房和空调机房),并收集了多源异构的虚拟建模和感知数据。为精准构建上述场景的数字孪生虚拟模型,实验前采集并整合了多源异构的建模数据,在实验机房中还部署了大量物联网感知设备,如温湿度计、能耗计、视频监控等,将其采集的实时运行

数据也纳入模型。在算力和网络支撑方面,部署了功能强大的云计算集群,为深度学习模型训练、大规模数据处理等密集型计算任务提供了高性能并行算力支持;同时在现场布设多个边缘计算节点,负责低延时机器视觉推理、控制指令下发等关键任务。云端和边缘之间通过高速网络连接,确保高效的计算协同。此外,还在场景区域内部署了 5G 无线和无线网络通信基础设施,为 AGV 机器人和智能终端提供低延迟、高带宽的通信保障。软件机器人系统的 3 个实验场景整体设计见图 6。

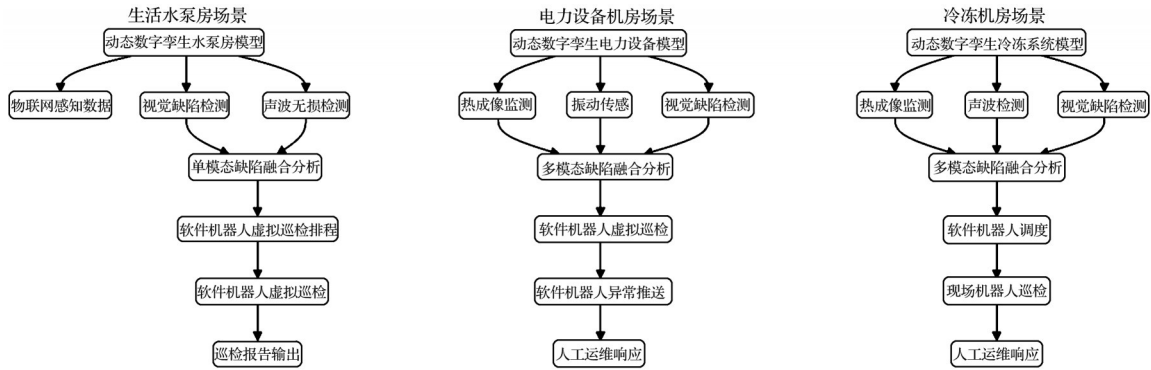


图 6 软件机器人系统实验场景设计

Fig. 6 Experimental scenario design of the software robot system

3.2 实验过程

按照 3 类典型建筑设施场景,验证软件机器人系统在不同建筑环境下的适应性和性能表现。实验场景配置见表 3。

表 3 软件机器人实验场景配置

Table 3 Experimental scenario configuration of the software robot

实验场景	数字孪生模型数据	缺陷检测模态	移动巡检机器人
水泵房	BIM 模型+压力/流量传感器	视觉、声波	
配电房	BIM 模型+温度/红外传感器	视觉、热成像、振动	
冷冻机房	BIM 模型+制冷参数传感器	视觉、声波、振动	AGV

3.2.1 生活水泵房智能巡检

在生活水泵房场景中,重点考察软件机器人系统的数字孪生模型数据动态更新算法和多模态设备缺陷检测能力。首先,基于设计阶段的 BIM 数据、现场精细测绘数据等,构建高精度水泵房数字孪生模型,其中包括水泵、水箱、各种管线的三维模型。然后将这些模型与现场部署的压力传感器、流量计、泄漏监测装置等设备的实时数据进行关联,使数字孪生模型能动态映射供水系统的实际运行状态,如图 7 所示。

针对常见的管线渗漏、水泵故障等重点检测对象,部署基于深度学习驱动的视觉缺陷检测算法和基于声波的无损检测技术。其中,视觉检测主要侦测地面和管线表面的渗漏、结垢等缺陷;声波检测发现管线内部的裂缝、堵塞等隐患。通过实验测试软件机器人巡检系统基础算法和功能模块的有效性。

3.2.2 电力设备机房多模态智能检测

电力设备机房实验场景中的变压器、开关柜等关键设备时常面临严峻的运行环境,稍有失误就可能引发重大电力供应事故。将变压器、开关柜的油温、线圈温度、绝缘层老化等监测数据实时融入模型,使其能动态模拟各设备的运行状态。随后,部署集成视觉监控、热成像、振动分析等模态的人工智能检测算法。其中,视觉算法专注于识别设备外壳锈蚀等表面缺陷;热成像监测着眼于发现异常发热点;振动分析侧重于设备内部故障征兆的发现。上述多模态数据通过注意力融合网络实现检测能力增强以及模态间的状态检测优势互补。多模态异常检测网络通过自动学习,分配各模态在不同语义层级的关注权重,充分挖掘底层的共享特征和高层的差异特征,进而提升异常检测的鲁棒性和准确



图 7 软件机器人系统自动激活远程巡检功能场景

Fig. 7 Scenario of automated activation of remote inspection functionality in software robotics systems

性。实验用例包括:变压器局部绝缘层老化、开关柜外壳锈蚀导致的发热风险等,重点测试设计的多模态融合智能检测方法与传统单模态检测方法在检测性能和检测结果上的鲁棒性差异,结果见表 4。

表 4 多模态融合智能检测网络检测性能测试

Table 4 Performance testing of the multimodal fusion intelligent detection network

设备	缺陷场景	检测模态	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F_1 分数/%
变压器	绝缘层老化	视觉	95.2	94.8	94.5	94.7
		热成像	96.1	95.7	95.3	95.5
		融合	97.6	97.3	97.0	97.2
开关柜	外壳锈蚀	视觉	94.9	94.6	94.2	94.4
		热成像	95.8	95.3	94.9	95.1
		融合	97.5	97.2	96.9	97.1

3.2.3 冷冻机房智能诊断与调度

在冷冻机房场景中测试软件机器人巡检系统在复杂机房环境下的综合性能。基于冷冻的 BIM 设计模型和现场实测数据,构建动态数字孪生虚拟模型,并将其与大型制冷主机、冷冻水泵、冷冻水管线等核心设备的运行参数实时关联,使模型能随时反映整个空调制冷主机系统的实际运转状态。然后,部署融合视觉监控、声波探测、振动传感等技术的多模态缺陷检测算法。视觉监控主要检测管线和设备外壳的渗漏、锈蚀等明显缺陷;声波探测聚焦于发现管线内壁的微小裂缝、结垢等隐蔽隐患;振动传感感知设备内部的故障征兆。这些异构数据通过深度学习算法进行智能融合分析,评估多模态检测网络在复杂环境机房运行条件下的检测精度。实验场景包括主机内部零部件磨损、冷冻管路堵塞等,用于验证软件机器人调度现场 AGV 机器人开展精细检测和故障诊断的综合性能表现,见图 8、图 9。测试了指导远程操作员介入、启动维修流程、激活人机交互模块等前置条件的有效性。最后,评估了软件机器人系统根据缺陷类型、严重程度等智能规划暖通设备的运行模式和运行参数微调的智慧决策能力。通过实验场景测试,验证了软件机器人巡检系统在复杂大型机房环境下的操作适用性。

3.3 实验分析

3 个典型建筑设施机房场景的实验表明,软件机器人系统解决方案有一定的工程应用价值。

1)在缺陷检测精度和效率方面,软件机器人系统凭借多模态融合检测算法,对实验场景下大多数典型缺陷的召回率均超过 97%。例如:在电力设备



图 8 AGV 移动巡检机器人现场复核实验

Fig. 8 On-site verification experiment of AGV mobile inspection robot



图 9 软件机器人后台任务调度界面

Fig. 9 Task scheduling interface of the software robot backend

机房场景中,变压器外壳锈蚀和开关柜绝缘层老化的检测准确率高达 97.6%,而在生活水泵房场景中,管线裂缝、渗漏等隐患的检出率也达到 97.4%,超过传统机器学习视觉检测的精度。实验选择了 4 种主流机器学习算法和主流的单阶段、双阶段目标检测算法用于对比分析,从对比结果来看,提出的多模态融合缺陷检测算法在综合性能指标上优于对比组,体现出其在复杂建筑设施场景下具有较为稳定的检测结果鲁棒性,见表 5。

2)在优化巡检作业效率方面,软件机器人系统设计的智能化检测流程和调度机制大幅减少了巡

表 5 不同缺陷检测算法性能对比(生活水泵房场景)

Table 5 Performance comparison of different defect detection algorithms (pump room scenario)

检测算法	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F_1 分数/%
线性回归	89.20	87.30	85.90	86.60
逻辑回归	91.40	90.20	89.30	89.70
决策树	93.50	92.40	92.10	92.30
支持向量机	94.10	93.30	92.70	93.00
随机森林	95.30	94.70	94.30	94.50
YOLOv8	95.20	94.80	94.50	94.65
Faster R-CNN	95.60	95.10	94.80	94.90
RetinaNet	95.80	95.30	95.00	95.15
多模态融合(本文方法)	97.40	96.90	96.50	96.70

检作业耗时。以生活水泵房场景为例,软件机器人系统每天能自动完成多轮供水系统的全面检测,作业耗时仅为传统人工巡检的 1/5 左右。在冷冻机房实验场景中验证了系统自主安排现场机器人开展现场核查,无需重复低效的人工确认作业环节,效率提高了 4 倍以上。实验数据显示,在 3 个实验场景下,相比人工巡检,软件机器人系统分别使巡检作业耗时节省了 80%(水泵房)、62.5%(配电房)和 44.4%(冷冻机房),见图 10。

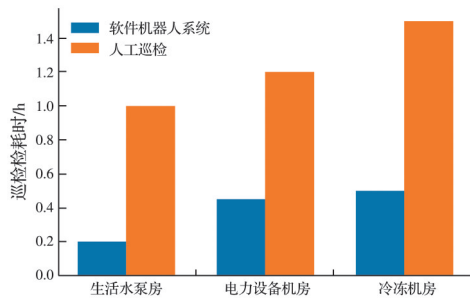


图 10 软件机器人巡检与人工巡检效率对比

Fig. 10 Efficiency comparison between software robots and manual inspection

3)在运维人力成本优化方面,受益于软件机器人巡检平台自动化巡检和智能化作业调度水平的整体提升,在 3 个实验场景中,软件机器人使巡检人力需求分别降低 70.0%、62.5% 和 83.3%,减轻了运维单位的人员配置,如图 11 所示。由于能及时发现和诊断故障隐患,系统也提高了维修效率,从而进一步降低了日常运维开支。软件机器人驱动的智能调度算法能基于领域知识和历史数据,自主作出最优的任务规划和异常处置决策,有效避免了传统硬编码系统的诸多缺陷。在电力机房场景中,该软件机器人系统自动规划针对不同缺陷类型的巡检、维修流程,自主优化设备运行模式,表明软件机器人系统具备一定的作业自主能力。

4)在计算效率方面,尽管多模态融合算法在检测精度上表现优异,但其计算复杂度也相应增加。

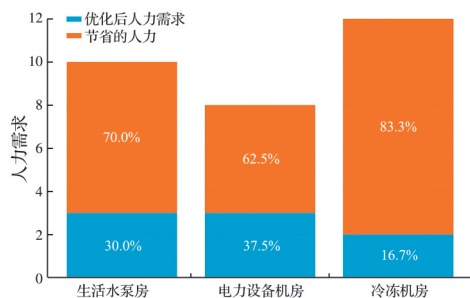


图 11 软件机器人巡检系统与人工作业的人力配置对比

Fig. 11 Comparison of human resource allocation between software robot inspection system and manual operations inspection

为评估其实际应用性能,对比多模态融合算法与单模态方法的计算时间和资源消耗,见表 6。结果显示,多模态融合算法的平均推理时间为 28.6 ms,相比最慢的单模态方法(视觉),增加了 86.9%。GPU 内存占用也相应增加,达到 2 048 MB,是单模态方法的 2~4 倍。能耗方面,多模态融合算法每 1 000 次推理消耗 0.78 W·h,比单模态方法平均约高 85%。尽管多模态融合算法在计算资源和能耗上有所增加,但考虑到其显著提升的检测精度和鲁棒性,特别是在关键设施的安全监测中,高精度检测能降低风险和避免潜在损失,抵消增加的计算成本。此外,通过优化网络结构和采用模型压缩技术,有望进一步提升多模态融合算法的计算效率。

表 6 多模态融合算法与单模态方法计算效率对比

Table 6 Comparison of computational efficiency between multimodal fusion algorithms and unimodal methods

方法	平均推理 时间/ms	GPU 内存占 用/MB	能耗/(W·h/1 000 次推理)
视觉单模态	15.3	1 024	0.42
热成像单模态	12.7	896	0.35
振动分析单模态	8.2	512	0.23
多模态融合	28.6	2 048	0.78

4 结论

提出一种基于软件机器人技术的建筑设施虚拟巡检系统,通过多学科技术的交叉融合,为建筑设施智能运维提供新的解决方案。得出以下主要结论:

1)提出的混合驱动模型更新算法结合 BIM 数据和物联网感知数据,实现了数字孪生建筑模型与实体设施状态的动态同步更新。实验表明,该方法显著提高了模型的时效性和可靠性,为智能巡检提供了准确的虚拟环境基础。

2)设计的多模态数据融合检测网络通过融合视觉、热成像、声波、振动等多源异构数据,利用注意力机制自适应融合不同模态特征,有效提升了缺陷检测的精确度和可靠性。在实验机房场景中,该方法检测精确率达 97% 以上,优于传统单模态方法。

3)引入软件机器人(RPA)技术,构建了基于规则-模型融合的智能调度与优化算法,实现了系统模块的无缝集成和智能协同控制。实验结果显示,该方法显著提高了巡检工作流程的自动化程度和决策效率,在 3 个实验场景下分别使巡检作业耗时节省了 80%、62.5% 和 44.4%。

4)在不同建筑设施环境中的实践表明,软件机器人(RPA)巡检系统具有良好的适应性和鲁棒性。

在生活水泵房、电力设备机房和冷冻机房等典型场景中,系统均展现出优异的性能,为复杂建筑设备在线监测和智能诊断提供了基于软件机器人的一体化解决方案。

对软件机器人技术的研究突破了单一技术应用的局限性,为建筑设施智能运维开辟了新的技术路线。研究成果不仅适用于建筑领域,还可推广至工业环境、市政设施等场景的智能化巡检。未来研究方向包括:整合大型语言模型(large language model, LLM)技术,深化与智能建筑管理系统(building management system, BMS)、智慧城市平台的集成等,以实现更智能化的故障诊断和人机交互,进一步提升建筑运维效率和决策质量。

参考文献

- [1] 陈晓宇, 贾琨, 张振国, 等. 基于元数据的建筑机电系统智能运维[J]. 建筑科学, 2023, 39(10): 144-149.
CHEN X Y, JIA K, ZHANG Z G, et al. Intelligent operation and maintenance of building electromechanical system based on metadata [J]. Building Science, 2023, 39(10): 144-149. (in Chinese)
- [2] 刘占省, 史国梁, 杜修力, 等. 基于数字孪生的智能运维理论体系与实现方法[J]. 土木与环境工程学报(中英文), 2024, 46(1): 46-57.
LIU Z S, SHI G L, DU X L, et al. Theory system and realization method of intelligent operation and maintenance based on digital twins [J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2024, 46(1): 46-57. (in Chinese)
- [3] 陈翀, 李星, 邱志强, 等. 建筑施工机器人研究进展[J]. 建筑科学与工程学报, 2022, 39(4): 58-70.
CHEN C, LI X, QIU Z Q, et al. Research progress of construction robots [J]. Journal of Architecture and Civil Engineering, 2022, 39(4): 58-70. (in Chinese)
- [4] 吕强, 李永强, 王辉, 等. 基于机器视觉技术的变电站巡检机器人自动导航系统[J]. 自动化与仪表, 2023, 38(4): 65-69.
LV Q, LI Y Q, WANG H, et al. Automatic navigation system of substation inspection robot based on machine vision technology [J]. Automation & Instrumentation, 2023, 38(4): 65-69. (in Chinese)
- [5] 戴军. 机器视觉技术在木结构建筑检测中的应用现状与展望[J]. 建筑经济, 2023, 44(增刊1): 350-353.
DAI J. Research progress and prospect of machine vision technology in the detection of wooden buildings [J]. Construction Economy, 2023, 44(Sup 1): 350-353. (in Chinese)
- [6] 王建文, 侯媛媛, 姚宏宇. 基于窄带物联网的电力设备状态监测技术研究[J]. 工业建筑, 2023, 53(2): 11-12.
WANG J W, HOU Y Y, YAO H Y. Research on condition monitoring technology of power equipment based on narrowband Internet of Things [J]. Industrial Construction, 2023, 53(2): 11-12. (in Chinese)
- [7] 张胜文, 杨凌翮, 程德俊. 数字孪生驱动的离心泵机组故障诊断方法研究[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(5): 1462-1470.
ZHANG S W, YANG L H, CHENG D J. Fault diagnosis method of centrifugal pump driven by digital twin [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(5): 1462-1470. (in Chinese)
- [8] MARAI O E L, TALEB T, SONG J. Roads infrastructure digital twin: A step toward smarter cities realization [J]. IEEE Network, 2021, 35(2): 136-143.
- [9] KIM K, KIM H, KIM W, et al. Integration of IFC objects and facility management work information using Semantic Web [J]. Automation in Construction, 2018, 87: 173-187.
- [10] 郭慧文, 刘晓鸣, 陈浩天, 等. 基于机器视觉的镍基高温合金表面缺陷检测系统开发[J]. 制造业自动化, 2023, 45(4): 81-87.
GUO H W, LIU X M, CHEN H T, et al. Development of detection system for surface defect of nickel-based superalloy based on machine vision [J]. Manufacturing Automation, 2023, 45(4): 81-87. (in Chinese)
- [11] 程锦锋, 方贵盛, 高惠芳. 表面缺陷检测的机器视觉技术研究进展[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(4): 967-977.
CHENG J F, FANG G S, GAO H F. Research progress of surface defect detection based on machine vision technology [J]. Application Research of Computers, 2023, 40(4): 967-977. (in Chinese)
- [12] 卢昱杰, 刘博, 刘金杉, 等. 面向施工机械的深度学习图像数据集集成方法[J]. 建筑科学与工程学报, 2022, 39(4): 100-107.
LU Y J, LIU B, LIU J S, et al. Image dataset synthetic method for construction machinery based on deep learning [J]. Journal of Architecture and Civil Engineering, 2022, 39(4): 100-107. (in Chinese)
- [13] 林本丰, 王呈, 孙悦程. 融合LSD算法与深度学习的开关状态检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(17): 181-189.
LIN B F, WANG C, SUN Y C. Switch state detection method based on LSD algorithm and deep learning [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(17): 181-189. (in Chinese)
- [14] 张佳乐, 骆汉宾, 徐捷. 建筑信息模型(BIM)在建筑自动化及机器人技术领域的研究与应用[J]. 土木工程与管理学报, 2021, 38(6): 150-157, 177.
ZHANG J L, LUO H B, XU J. Research and application of building information modeling (BIM) in construction automation and robotics [J]. Journal of Civil Engi-

- neering and Management, 2021, 38(6): 150-157, 177. (in Chinese)
- [15] 刘巍, 葛海彬, 徐妍彦, 等. 基于智能机器人的水下建筑物裂缝检测方法与应用[J]. 长江科学院院报, 2023, 40(4): 164-169, 190.
- LIU W, GE H B, XU Y Y, et al. A crack detection method based on intelligent robot and its application to underwater building [J]. Journal of Changjiang River Scientific Research Institute, 2023, 40(4): 164-169, 190. (in Chinese)
- [16] WANG X W, ZHOU X, XIA Z L, et al. A survey of welding robot intelligent path optimization [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 63: 14-23.
- [17] BAI Y H, ZHANG B H, XU N M, et al. Vision-based navigation and guidance for agricultural autonomous vehicles and robots: A review [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 107584.
- [18] CHAKRABORTI T, ISAHAGIAN V, KHALAF R, et al. From robotic process automation to intelligent process automation: Emerging trends [M]//Lecture Notes in Business Information Processing. Cham: Springer International Publishing, 2020: 215-228.
- [19] RIBEIRO J, RUI L M, ECKHARDT T, et al. Robotic process automation and artificial intelligence in industry 4.0: A literature review [J]. Procedia Computer Science, 2021, 181: 51-58.
- [20] MOHAMMADI S, TAVAKOLAN M, ZAHRAIE B. An intelligent simulation-based framework for automated planning of concrete construction works [J]. Engineering, Construction and Architectural Management, 2022, 29(2): 916-939.
- [21] CHEN C, TANG L. BIM-based integrated management workflow design for schedule and cost planning of building fabric maintenance [J]. Automation in Construction, 2019, 107: 102944.
- [22] 毛新军. 自主机器人软件工程的研究综述[J]. 计算机学报, 2021, 44(8): 1661-1678.
- MAO X J. A systematic review on software engineering for autonomous robot [J]. Chinese Journal of Computers, 2021, 44(8): 1661-1678. (in Chinese)
- [23] 杨健, 张安山, 庞博, 等. 元宇宙技术发展综述及其在建筑领域的应用展望[J]. 土木与环境工程学报(中英文), 2024, 46(1): 33-45.
- YANG J, ZHANG A S, PANG B, et al. A review of metaverse development and its application prospect in building construction [J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2024, 46(1): 33-45. (in Chinese)
- [24] PATACAS J, DAWOOD N, KASSEM M. BIM for facilities management: A framework and a common data environment using open standards [J]. Automation in Construction, 2020, 120: 103366.
- [25] 张云翼, 林佳瑞, 张建平. BIM与云、大数据、物联网等技术的集成应用现状与未来[J]. 图学学报, 2018, 39(5): 806-816.
- ZHANG Y Y, LIN J R, ZHANG J P. Present and future of integrated applications of BIM, cloud computing, big data and Internet of Things [J]. Journal of Graphics, 2018, 39(5): 806-816. (in Chinese)
- [26] 任泽裕, 王振超, 柯尊旺, 等. 多模态数据融合综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(18): 49-64.
- REN Z Y, WANG Z C, KE Z W, et al. Survey of multimodal data fusion [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(18): 49-64. (in Chinese)
- [27] 简斌, 肖晓萍, 李自胜, 等. 机械设备多模态声源分离方法研究[J]. 计算机技术与发展, 2023, 33(6): 208-214.
- JIAN B, XIAO X P, LI Z S, et al. Research on multimodal sound source separation method for mechanical equipment [J]. Computer Technology and Development, 2023, 33(6): 208-214. (in Chinese)
- [28] 李书进, 赵源, 孔凡, 等. 卷积神经网络在结构损伤诊断中的应用[J]. 建筑科学与工程学报, 2020, 37(6): 29-37.
- LI S J, ZHAO Y, KONG F, et al. Application of convolutional neural network in structural damage identification [J]. Journal of Architecture and Civil Engineering, 2020, 37(6): 29-37. (in Chinese)
- [29] 唐和生, 王泽宇, 陈嘉缘. 基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别[J]. 土木与环境工程学报(中英文), 2024, 46(1): 110-121.
- TANG H S, WANG Z Y, CHEN J Y. Structural damage identification based on digital twin and deep learning [J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2024, 46(1): 110-121. (in Chinese)
- [30] 钟振茂. 基于噪声和图卷积神经网络的电机故障诊断[J]. 声学技术, 2024, 43(3): 426-431.
- ZHONG Z M. Motor fault diagnosis based on noise and graph convolutional neural networks [J]. Technical Acoustics, 2024, 43(3): 426-431. (in Chinese)
- [31] 费欢, 肖甫, 李光辉, 等. 基于多模态数据流的无线传感器网络异常检测方法[J]. 计算机学报, 2017, 40(8): 1829-1842.
- FEI H, XIAO F, LI G H, et al. An anomaly detection method of wireless sensor network based on multimodal data stream [J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(8): 1829-1842. (in Chinese)
- [32] 宋榕榕, 王财勇, 田启川, 等. 多层次特征融合和注意力机制的道路裂缝模型[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(13): 281-288.
- SONG R R, WANG C Y, TIAN Q C, et al. Road crack model based on multi-level feature fusion and attention mechanism [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(13): 281-288. (in Chinese)

- [33] 陆怀谷, 杨光, 李光彦, 等. 配电线路维护机器人虚拟现实仿真系统设计[J]. 计算机仿真, 2021, 38(1): 301-306.
- LU H G, YANG G, LI G Y, et al. Simulation system design for live-line maintenance robot based on virtual reality technology [J]. Computer Simulation, 2021, 38 (1): 301-306. (in Chinese)
- [34] QIU S H, CUI X P, PING Z W, et al. Deep learning techniques in intelligent fault diagnosis and prognosis for industrial systems: A review [J]. Sensors, 2023, 23(3): 1305.
- [35] LI S Q, ZOU C Q, LI Y P, et al. Attention-based multi-modal fusion network for semantic scene completion [J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 11402-11409.
- [36] REHMAN A U, ULLAH H S, FAROOQ H, et al. Multi-modal anomaly detection by using audio and visual cues [J]. IEEE Access, 2021, 9: 30587-30603.
- [37] MOLINOS E J, LLAMAZARES Á, OCAÑA M. Dynamic window based approaches for avoiding obstacles in moving [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2019, 118: 112-130.
- [38] 贺志刚, 毛剑琳, 杨邹, 等. 一种面向地下管网环境的多机器人路径规划算法[J]. 机器人, 2024, 46(1): 94-104, 117.
- HE Z G, MAO J L, YANG Z, et al. A multi-robot path planning algorithm for underground pipeline network environment [J]. Robot, 2024, 46(1): 94-104, 117. (in Chinese)
- [39] SOLIS I, MOTES J, SANDSTRÖM R, et al. Representation-optimal multi-robot motion planning using conflict-based search [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(3): 4608-4615.

(编辑 胡英奎)