

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)04-0087-05

基于 AI 与数字孪生技术的高空作业安全监测方法

曾懿辉, 张 虎, 麦俊佳

(广东电网有限责任公司佛山供电局, 广东 佛山 528000)

摘要:针对虚拟空间与实际环境存在偏差,容易造成监测结果与真实场景脱节,此外,虚拟空间中通常采用特定的建模格式和表示方法,直接将其作为 AI 的输入数据可能导致可监测变化指数的数值水平较高等问题,提出基于 AI 与数字孪生技术的高空作业安全监测方法。首先,利用数字孪生技术建立高空作业环境虚拟模型,在该模型的服务单元中添加弹性材料参数,可准确地模拟高空作业环境的实际状况,提高安全监测的准确性和可靠性。然后,通过同步映射技术,将数字孪生虚拟空间转化为数字空间,为 AI 算法提供更精准的数据输入。最后,在数字空间中,利用 AI 技术中的单发多框检测器(single shot multibox detector, SSD)算法定位高空作业面中的作业人员,根据头部及脚部的关节点判定当前的安全状态,实现高空作业安全监测过程。根据实验结果可知,经该方法采集并处理高空作业场景后,可以精准定位到高空环境中的作业人员,且可监测变化指数水平较低,可以满足高空作业保障需求。

关键词:高空作业;安全监测;数字孪生技术;单发多框检测器算法;人工智能

中图分类号: TP18;TP277

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)04-0087-05

High altitude operation safety monitoring method based on AI and digital twin technology

ZENG Yihui, ZHANG Hu, MAI Junjia

(Foshan Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Foshan 528000, Guangdong, China)

Abstract: Due to the deviation between the virtual space and the actual environment, it is easy to cause the monitoring results to be disconnected from the real scene. In addition, specific modeling formats and representation methods are usually used in virtual space, and directly using as the input data of AI may result in a high value level of the monitorable change index. In this regard, a safety monitoring method for aerial work based on AI and digital twin technology is proposed. Firstly, the virtual model of aerial work environment is established by using digital twin technology, and the elastic-plastic material parameters are added to the service unit of the model, which can more accurately simulate the actual situation of aerial work environment and improve the accuracy and reliability of safety monitoring. The digital twin virtual space is transformed into digital space through synchronous mapping technology, providing more accurate data input for AI algorithm. In the digital space, the single shot multibox detector(SSD) algorithm in AI technology is used to locate the operators in the aerial work surface, and the current safety state is determined according to the joint points of the head and feet, so as to realize the safety monitoring process of aerial work. According to the experiment, this method can accurately locate the operators in the high-altitude environment after collecting and processing the high-altitude operation scene, and the monitoring change index level is low, which can meet the needs of high-altitude operation support.

Keywords: high altitude operations; safety monitoring; digital twin technology; SSD algorithm; artificial intelligence

在建筑施工及电力维护等多个领域中,往往有着大量的高空作业需求。安全监测能够及时发现并解决潜在的安全隐患,从而确保作业人员和现场施工环境的安全^[1]。在这一背景下,为了保障作业人员在高空作业中的人身安全,对高空作业过程进行监测十分关键。对此,很多研究人员提出了安全监测方法。

文献[2]提出了一种融合了高斯混合模型的高空作业失稳安全监测方法。通过在监测范围内布设多组以几

何位置分布的加速度传感器,将同一时间点加速度传感器所生成的特征数据融合处理。利用融合后的数据构建了监测范围的高空作业场景高斯混合模型,通过在该模型中分析传感器数据信号的频率及相位等特征,实现高空作业的安全监测过程。但该方法仅通过实时分析传感器数据,难以提供主动监测功能。文献[3]设计了一种神经网络滑模控制下的高空作业安全监测方法。构建卷积神经网络分析监测点的深层数据特征,并设计了双向门控循环单

收稿日期:2024-11-11;录用日期:2024-12-18

基金项目:中国南方电网公司科技项目(GDKJXM20230890)

作者简介:曾懿辉(1985—),男,硕士,高级工程师,研究方向:电力系统输电巡检研究和智能运维。

引用本文:曾懿辉,张虎,麦俊佳.基于 AI 与数字孪生技术的高空作业安全监测方法[J].自动化技术与应用,2026,45(4):87-91.(ZENG Yihui, ZHANG Hu, MAI Junjia. High altitude operation safety monitoring method based on AI and digital twin technology[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026,45(4):87-91.)

元分析该特征的温度残差值。在此基础上建立安全监测的温度模型,并通过滑膜控制计算安全指数,实现安全监测过程。但该方法无法准确解析低维的数据特征,这些低维特征将导致温度模型受到较大的干扰,进而影响了安全评价的输出。文献[4]中为了更合理地对高处作业进行综合风险分析,提出了一种基于改进贝叶斯理论的分析方法。该方法在常规贝叶斯理论的基础上,利用动态赋权修正原始计算权重,用评价指标的实际“分值距离”取代原始加权距离,并引入“得分均衡度”,通过对比得分均衡度阈值实现现场安全监测。但该方法的数据处理过程较为复杂,制约了检测效果。

文献[5]中提出了一种提出基于云计算的作业安全监控方法。该方法在分析影响作业环境安全的物理因素、化学因素和本质因素的基础上,提取作业环境安全数据,然后利用云计算设计基于 Hadoop 的安全监控系统,通过该系统中的分布式计算功能确定作业环境中的异常情况。但该方法忽略了作业面中复杂施工设备材料和结构的影响,监测效果有待提高。

考虑到上述文献所提出的安全监测方法无法满足当前高空作业领域的安全监测管理需求,本研究结合 AI 与数字孪生技术,提出新的高空作业安全监测方法。在该方法中,通过构建与实际环境高度相似的虚拟模型,并引入弹塑性材料参数以提升模拟精度。之后,利用同步映射技术,将虚拟空间的数据实时转换至数字空间,为 AI 算法提供精准数据。AI 技术中的 SSD 算法则用于在数字空间中定位作业人员,并通过分析关节判断安全状态。该方法结合了数字孪生的逼真模拟与 AI 的高效处理,实现了高空作业安全监测的实时性、准确性提升,为高空作业安全管理提供了有力支持。

1 方法设计

1.1 数字孪生模拟高空作业环境

数字孪生技术能够实现对物理世界的虚拟映射,通过构建高空作业环境的虚拟模型,可以实现对实际作业环境的全面、精确模拟。这种模拟不仅有助于对高空作业环境进行深入分析,还可以为后续的 AI 技术应用提供基础数据支持。因此,本研究采用数字孪生技术,结合传感器将所监测的高空作业环境的数据信息,经回传并整合构建数字孪生虚拟模型,其结构如图 1 所示。

图 1 中,1) 高空作业环境的物理实体是指实际存在于高空作业现场中的各种物理实体,如建筑物、设备、工具等。通过传感器对这些物理实体进行监测,收集其状态、位置以及其他相关数据。2) 虚拟实体。基于所采集的物理实体数据构建的虚拟实体,通过数字化的方式在计算机中模拟高空作业环境的各个方面,包括形状、位置、属性等。虚拟实体与物理实体之间具有一定的对应关系,能够准确反映高空作业环境的状况。3) 服务单元是指数字孪生技术中负责处理和管理数据信息的计算单元。通过传

感器获取的高空作业环境数据会被送入服务单元进行处理、整合和分析,从而生成相应的数字孪生数据。4) 孪生数据。由服务单元生成的数字孪生数据,它是对高空作业环境实时状态的数字化描述,包括各种物理量、位置信息、安全指标等。孪生数据与物理实体和虚拟实体之间形成了连接,是数字孪生模型的核心。5) 图 1 中的虚线部分为数字孪生模型中各部分的连接。数字孪生模型中物理实体、虚拟实体、服务单元和孪生数据之间通过连接建立起联系和交互。这种连接使得各个部分能够相互影响和反馈,保持模型更新和同步,实现对高空作业环境的准确动态建模和监测。

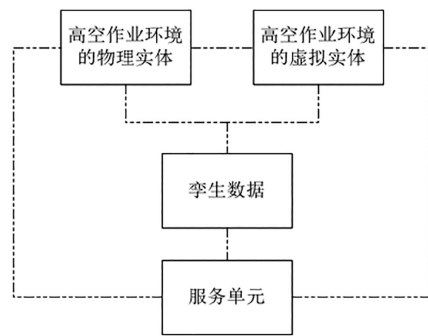


图 1 高空作业环境数字孪生虚拟模型结构

Fig. 1 The digital twin virtual model structure of high-altitude work environment

在高空作业环境中,作业面往往涉及到各种复杂的材料和结构,这些材料和结构在受到外力作用时,会表现出不同的弹塑性特性^[6],因此,在上述构建的数字孪生虚拟模型的服务单元中添加材料参数,从而更准确地模拟高空作业环境的实际状况,提高安全监测的准确性和可靠性。

本研究采用广义 Mises 屈服准则^[7-8]作为材料添加的屈服准则,构建与实际高空环境所一致的材料理想弹塑性行为。这一准则在服务单元中的屈服定义通过特定的数学表达式来实现,它综合考虑了材料应力偏量的第一和第二不变量,从而得出材料的等效应力。该准则在服务单元中的屈服定义如下所示。

$$F = \beta I_1 + \sqrt{I_2} - \sigma_0 \quad (1)$$

式中, β 表示材料参数, I_1 和 I_2 分别表示材料应力偏量的第一和第二不变量, σ_0 表示作业环境材料的等效应力。

在数字孪生模型中,材料参数的设置至关重要。通过设定合适的材料参数接口,可以确保模型能够准确地反映实际高空作业环境中材料的性能。这些参数不仅包括了广义 Mises 屈服准则中的相关参数,还可能涉及其他与材料弹塑性行为相关的属性。因此,材料参数 β 在数字孪生模型中的属性设置如下所示。

$$\beta = \frac{2 \sin \varphi}{\sqrt{3}(3 - \sin \varphi)} \quad (2)$$

式中, φ 表示数字孪生模型的材料参数接口。

根据高空作业环境中可能含有的材料的基本弹塑性性质,本研究在数字孪生模型中共设置两个类别的材料参

数,如图2所示。

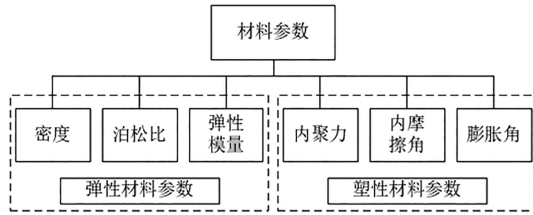


图2 数字孪生模型材料参数单元设置

Fig. 2 Unit setting of material parameters for digital twin models

图2中分别设置了弹性材料参数及塑性材料参数两个设置单元,两者又分别包含3个小单元,由此在数字孪生模型中添加高空作业的环境材料参数。

然而,针对高空环境中的作业人员,由于数字孪生虚拟空间中通常采用特定的建模格式和表示方法,直接将其作为AI的输入数据可能会增加数据处理的复杂性,影响安全监测的时效性。为此,在添加了材料参数的数字孪生模型中,通过映射的方法构造同步的虚拟高空作业环境数字空间^[9]。将这一同步关系定义为

$$\kappa = \frac{M(D) - F \cdot s}{Q} \quad (3)$$

式中, κ 表示映射系数, s 表示模型单元的分割参数, Q 表示高空作业环境的工作面几何参数。

根据式(3)计算的映射系数,将高空作业的实时工作面数据同步映射到数字孪生模型中,得到相应的数字空间,为后续AI技术提供了更精准的数据输入,使AI算法可以更好地识别和定位高空作业面中的作业人员,从而更准确地评估作业人员的安全状态。

1.2 基于AI定位作业面人员

在上述建立的高空作业数字孪生空间中,本研究采用AI技术中的(SSD)算法对作业面中的作业人员进行识别与定位。

首先,定义高空作业人员在SSD框架中的先验框尺寸,尺寸的设定考虑了高空作业面与地面的平均距离,以及算法边界框和聚类框在映射系数下的计算。这样的设计使得先验框更加贴近实际作业环境,如式(4)所示^[10-13]。

$$l = d - \frac{B_{\kappa} \cap J_{\kappa}}{B_{\kappa} \cup J_{\kappa}} \quad (4)$$

式中, l 表示先验框尺寸, d 表示高空作业面与地面的平均距离, B_{κ} 和 J_{κ} 分别表示计算的映射系数下的算法边界框及聚类框。

根据该先验框尺寸,分别计算作业人员与高空作业面的预测框与先验框之间的参数关系,作为作业人员位置定位的关键依据,如式(5)~(7)所示^[14]。

$$w = l - O + \frac{\rho^2(b, b')}{a^2} + \alpha v \quad (5)$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} (\arctan l_0 - \arctan l)^2 \quad (6)$$

$$\alpha = \frac{v}{(l - O) + V} \quad (7)$$

式中, w 表示重叠面积, O 表示算法框架的特征层, ρ 表示孪生数据在算法框架中的批尺寸, b 及 b' 分别表示区域框面积, t 表示孪生数据的时域特征, a 表示边角线距离, v 表示权重参数, l_0 表示预测框尺寸, α 表示长宽比的相似性^[15], V 表示中心距离。

根据上述分析的参数关系,进一步定位高空作业面的作业人员位置。在此基础上,利用SSD定位框内提取作业人员的骨骼点。计算定位框内作业人员的边缘关节节点所对应的基准值,如式(8)所示。

$$Y(p) = \frac{1}{n_a(p)} \sum_{\vec{k}} v(p) \quad (8)$$

式中, p 表示定位框内作业人员的边缘关节节点, $Y(p)$ 表示相应的基准值, n_a 表示边角线距离的非零向量数量, k 表示孪生数据的维度, \vec{k} 表示该数据的低维特征, $v(p)$ 表示相应边缘关节节点的权重参数。

考虑到高空作业过程中的人员越界状态及环境噪声对孪生数据的影响,本研究在式(8)的基础上计算其置信度优化人员关节节点的定位精度。通过计算置信度能够优化人员关节节点的定位精度,减少误差。置信度的计算考虑了越界状态以及作业人员的辅助定位关节节点,使得定位结果更加可靠。置信度的计算公式为

$$E = \int_{u=0}^{u=1} Y(p) \cdot \frac{j_2 - j_1}{\|j_2 - j_1\|_2} \quad (9)$$

式中, E 表示置信度, u 表示越界状态, j_1 和 j_2 分别表示两个作业人员的辅助定位关节节点。

利用式(9)计算的置信度结果,结合孪生数据噪声重构边缘关节节点的基准值,如式(10)所示。

$$Y_{p(u)} = (1 - u)\lambda + \frac{E}{\nu} \quad (10)$$

式中, $Y_{p(u)}$ 表示重构的边缘关节节点基准值, λ 表示孪生数据的高斯噪声, ν 表示加性噪声。

利用重构的边缘关节节点基准值定位高空作业面中作业人员的动态信息。通过上述步骤,完成基于AI对高空作业面的监测范围内作业人员的定位过程。

1.3 跟踪监测分析作业安全状态

根据上述定位的高空作业面中的作业人员,对高空作业过程的安全状态进行监测。

分别设定两个安全阈值,分别对应作业人员的头部关节节点以及脚部关节节点。该阈值的求解分别为

$$\gamma_1 = \max(Y_{p(u)} - r)^2 + \omega \quad (11)$$

$$\gamma_2 = \max(Y_{p(u)} - h)^2 + \omega \cdot \tau \quad (12)$$

式中, γ_1 和 γ_2 分别表示两个安全阈值, r 表示作业人员的头部关节节点, h 表示脚部关节节点, ω 表示数字孪生空间的缩放系数, τ 表示动态系数。

利用该阈值,判定当前高空作业的安全状态,如式(13)所示。

$$H = \{r < \gamma_1, h < \gamma_2, r < h\} \quad (13)$$

式中, H 表示高空作业的安全状态条件。

根据式(13)的判定结果,分析当前高空作业过程的安全状态,实现安全监测。

2 实验与结果分析

2.1 实验准备

设计对比实验,对基于 AI 与数字孪生技术的高空作业安全监测方法的可行性展开测试。

选用多组高空作业的视频数据集作为本次实验的数据依托。该高空作业视频数据集中包含多组不同类型的高空现场作业场景,如图 3 所示。



(a) 脚手架高空作业 (b) 电力维修高空作业

图 3 高空作业视频图像

Fig. 3 Video images of high-altitude operations

利用如图 3 所示的高空作业场景的视频图像搭建本次实验的监测环境。将该视频数据集中的高空作业视频导入到如表 1 所示的计算机环境中。

表 1 计算机环境

Tab. 1 Computer environment

环境类别	项目	参数配置
硬件环境	图形处理器	Quadro RTX A6000 48G
	CPU	Intel(R) Core(TM) i7-10750H
	内存	32 G
软件环境	算法框架	Pycharm
	开发平台	Unity 3D 2022. 1. 9f1c1
	加速	CUDA
	语言	Python
	学习库	Pytorch
	学习框架	Tensorflow

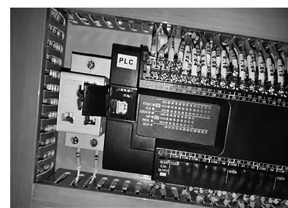
按照如表 1 所示配置两台计算机,并在未导入高空作业视频图像数据集的计算机中构造 AI 与数字孪生技术的运行环境。其中,数字孪生技术所依托的 PLC 以及 AI 技术所依托的 ASIC 如图 4 所示。

将如图 4 所示的 PLC 及 ASIC 连接到选用的计算机中,实现 AI 与数字孪生技术的实现。其软件配置如表 2 所示。

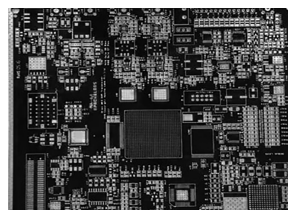
表 2 AI 与数字孪生技术的软件配置

Tab. 2 Software configuration of AI and digital twin technology

项目	配置参数
数据管理平台	Tecnomatix
数据采集工具	KEPServer
虚拟调试部件	Process Simulate
运动学编辑器	Blender
开发容器	Docker
虚拟环境	Virtualenv
自动化工具	Ansible
数据处理	HDFS



(a) 数字孪生技术—PLC



(b) AI 技术—ASIC

图 4 PLC 和 ASIC

Fig. 4 PLC and ASIC

在此基础上,将两台计算机置于同一环境下,并更改适配器设置,通过标准 568B 线序实现两台计算机的连接,由此实现本研究所提方法以及本次实验所涉及的其他安全监测方法对高空作业环境的安全监测。

完成上述准备后,开展本次高空作业安全监测的实践测试实验。

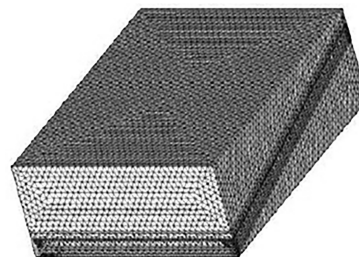
2.2 高空作业安全监测效果分析

采用本研究所提出的高空作业安全监测方法,在实验所依托的实验场景中开展相应的安全监测测试,并根据实验结果分析本研究方法所提方法的实践应用可行性。

随机选用一组高空作业的视频场景,并采用本研究所提方法对其进行安全监测。该场景如图 5(a) 所示。采用本研究所提方法对该高空作业场景进行数字孪生技术的处理,得到结果如图 5(b) 所示。



(a) 高空作业场景



(b) 数字孪生技术处理

图 5 高空作业场景及处理

Fig. 5 High altitude operation scenarios and handling

在此基础上,采用 AI 技术对数字孪生技术下的高空作业过程进行监测。其中,高空作业人员的定位如图 6 所示。

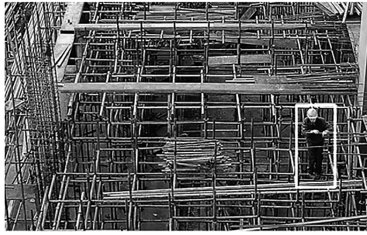


图 6 高空作业人员定位监测

Fig. 6 Positioning and monitoring of high-altitude workers

由图 6 可知,本研究所提方法通过数字孪生技术构建的高空作业场景虚拟环境中,利用 AI 技术对作业人员进行定位,相应的数字孪生虚拟环境的定位单元为 (1.26, 15.78, 21.58)。基于此,跟踪定位的作业人员实现了高空作业的安全监测过程。从这一实验结果可以初步判断,本研究所提方法能够有效对高空作业的过程进行安全监测,具备一定的可行性。

2.3 监测效果对比分析

为了更加直观地体现出本次高空作业安全监测实验结果的有效性,设置一个定量指标来评价本次实验中,不同安全监测方法的实验结果。基于实际需求,本次实验采用最小可监测变化指数来定量分析不同方法对高空作业安全监测的有效性。其计算方法如式(14)所示。

$$\mu(\varepsilon) = e^{-\frac{\varepsilon-c}{b}} \quad (14)$$

式中, ε 表示高空作业场景编号, $\mu(\varepsilon)$ 表示相应的最小可监测变化指数, e 表示自然底数, b 表示宽度参数, c 表示置信度。

为了保证本次实验结果的有效性,采用对比分析的方法对本次实验结果进行评价。分别采用文献[2]、文献[3]、文献[4]中提出的安全监测方法作为本次实验的对比方法。基于上述设定的结果评价指标,分析并讨论不同方法监测结果的有效性。

经过实验,得到不同方法的安全监测实验结果如图 7 所示。

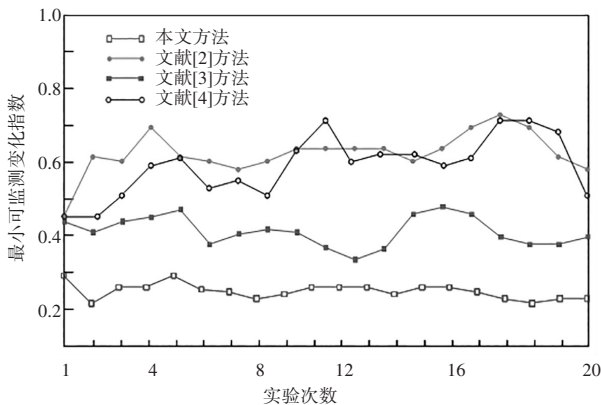


图 7 不同方法安全监测结果

Fig. 7 Results of safety monitoring using different methods

由图 7 可知,在本次高空作业的安全监测实验中,文献[2]以及文献[4]所提方法在可监测的最小变化指数较为接近,在 20 个轮次的实验中,其最小可监测变化指数分别为 6.12 和 6.03,数值较高。而文献[3]所提方法得出的最小可监测变化指数相较于文献[2]以及文献[4]的结果有着一定幅度的降低,均值为 3.62。而本研究所提方法的最小可监测变化指数均值为 2.24,相较于其他 3 种方法有着较大幅度的降低。

3 结论

本研究针对高空作业的安全保障问题,提出了基于 AI 与数字孪生技术的高空作业安全监测方法。该方法通过创新性的技术手段,实现了对高空作业环境的精准模拟与作业人员的实时定位监测,显著提升了安全监测的准确性和可靠性。

随着数字孪生技术和 AI 技术的不断发展,该方法有望在高空作业安全监测领域发挥更大的作用。通过持续优化算法和模型,提高监测的精度和效率,有望为高空作业的安全生产提供更加坚实的技术保障。同时,该方法还可推广至其他领域,为复杂环境下的安全监测提供新的解决方案。

参考文献

- [1]叶翔,刘健欣,张滔,等. AI+WebGL 技术在高空作业安全管理中的应用研究[J]. 建筑经济, 2023, 44 (增刊 2):315-318.
- [2]范文涵,林欣燕,左超,等. 高斯混合模型下建筑工人高空作业失稳检测方法[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(4):114-120.
- [3]胡海东,陈浩然. 高空作业车观测器与神经网络滑模控制器设计[J]. 机械设计与制造, 2023 (11):188-193.
- [4]翟越,杜菁,高甲艳. 基于改进贝叶斯网络的高处作业施工风险评价方法[J]. 安全与环境学报, 2022, 22(2):541-549.
- [5]幸荔芸,王涛. 基于云计算的分布式煤矿井下作业安全监控方法[J]. 煤炭技术, 2023, 42(6): 137-140.
- [6]成连华,薛思婷,曹东强. 基于社会网络分析法的建筑施工高处作业风险传递及管控措施[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(20): 8995-9003.
- [7]张萌,韩豫,刘泽锋. 深度学习下建筑工人高空安全防护装备检测方法[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(5):140-146.
- [8]曹捷,郭志彬,潘立志,等. 高空作业场景下的安全带穿戴检测[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2022, 37(1):92-99.
- [9]王添羽,韩宇翔,吴安琪. 基于 TRIZ 方法的曲臂式高空作业车优化设计[J]. 包装工程, 2022, 43 (增刊 1):161-170.
- [10]王新平,文豪,苏畅. 动态溢出奖惩机制下有限空间作业人员不安全行为博弈研究[J]. 矿业安全与环保, 2023, 50(2):130-135.
- [11]朱玉平,辛昌茂. 基于人工智能的病案质量自动核查系统设计[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(3):172-176.
- [12]黄祖源,田园,高宇豆,等. 基于交互式人工智能的用电全过程业务管理平台[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(2):155-158,171.
- [13]何敏,秦亮,赵峰,等. 面向电力系统现场作业的安全风险管控智能检测算法[J]. 高电压技术, 2023, 49(6):2442-2457.
- [14]李华,吴立舟,薛曦澄,等. 基于计算机视觉的高处临边作业安全巡检[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(9):69-75.
- [15]安慧,黄艾,安敏,等. 基于模糊故障树的建筑施工高处坠落全面风险评估[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(19):8568-8576.