

doi: 10.7690/bgzdh.2025.12.015

人工智能在武器装备质量监督中的应用及挑战

于帆^{1,2}, 罗东琪², 欧阳波^{2,3}, 杨帅帅¹, 王小强¹

(1. 火箭军某军事代表室, 成都 610052; 2. 清华大学计算机科学与技术系人智所, 北京 100084;
3. 陆军炮兵防空兵学院南京校区军政训练系, 南京 211131)

摘要: 针对武器装备质量监督应用中面临的数据隐私、模型可解释性、环境适应性和部署成本等问题, 对人工智能 (artificial intelligence, AI) 在武器装备质量监督中的应用及挑战进行研究。分析 AI 技术在武器装备的预测性维护、自动化检测、实时监控及数据分析、质量评估等方面的潜在应用场景, 探讨技术的实现流程、关键算法、应用案例及其在保障装备安全性、可靠性方面的预效。为提升 AI 系统在军事装备领域的应用效能, 提出了技术创新、法规保障、跨学科合作等应对方式。结果表明: 该研究可为进一步推动 AI 技术在武器装备管理中的全面应用提供参考, 并为装备的质量监督和风险管理提供科学依据。

关键词: AI; 武器装备; 质量监督; 预测性维护; 自动化检测; 实时监控; 质量评估

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A

Applications and Challenges of Artificial Intelligence in Weaponry Quality Supervision

Yu Fan^{1,2}, Luo Dongqi², Ouyang Bo^{2,3}, Yang Shuaishuai¹, Wang Xiaoqiang¹

(1. Military Representative Office of Rocket Force, Chengdu 610052, China;
2. AI Research Lab, Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University,
Beijing 100084, China; 3. Department of Military and Political Training, Nanjing Campus,
PLA Army Artillery and Air Defense Academy, Nanjing 211131, China)

Abstract: The application of artificial intelligence (AI) in the quality supervision of weaponry and equipment has introduced transformative advancements to the management and maintenance of military assets. This paper systematically examines the potential application scenarios of AI technologies, including predictive maintenance, automated detection, real-time monitoring and data analysis, and quality evaluation. It investigates the implementation processes, key algorithms, practical case studies, and the effectiveness of these technologies in ensuring the safety and reliability of equipment. Additionally, this study discusses the multifaceted challenges AI faces in quality supervision applications, such as data privacy, model interpretability, environmental adaptability, and deployment costs. To address these issues, the paper proposes solutions including technological innovation, regulatory frameworks, and interdisciplinary collaboration to enhance the effectiveness of AI systems in the military domain. This research aims to provide a comprehensive reference for advancing the integration of AI technologies in weaponry management while offering scientific foundations for quality supervision and risk management.

Keywords: AI; weapon equipment; quality surveillance; predictive maintenance; automatic detection; real-time monitoring; quality evaluation

0 引言

在军事领域, 武器装备的质量直接影响到作战能力和人员安全。传统的质量监督方式存在人工成本高、检测速度慢以及准确性不足等问题。人工智能 (AI) 技术近年来发展迅猛, 为武器装备质量监督带来了全新的解决方案^[1]。利用 AI 进行数据分析、缺陷识别和异常检测, 能实现对装备状态的实时监控和预测性维护, 从而大幅度提升质量监督的效率和可靠性^[2]。

笔者探讨 AI 在武器装备质量监督中的应用,

分析相关技术手段和应用案例, 并提出未来发展的挑战与应对方式。

1 人工智能技术概述

AI 技术已在武器装备的质量监督领域展现出巨大的应用潜力。其核心技术涵盖机器学习 (machine learning, ML)、深度学习 (deep learning, DL)、计算机视觉 (computer vision, CV)、自然语言处理 (natural language processing, NLP) 和数据挖掘等^[3]。表 1 列出了与质量监督直接相关的 AI 技术, 这些技术通过协同作用, 可实现对装备制造的智能、精准、高

收稿日期: 2024-10-06; 修回日期: 2024-11-12

第一作者: 于帆 (1992—), 男, 山东人, 硕士。

效监管。

表 1 与质量监督直接相关的 AI 技术

AI 技术	功能描述	应用场景
机器学习	分析历史数据建模进行预测	故障维护预测
深度学习	适用于图像识别和模式检测	缺陷检测
计算机视觉	分析图像视频识别裂纹腐蚀	质量问题识别
数据挖掘	挖掘历史数据中的隐藏趋势	质量评估决策

2 人工智能在武器装备质量监督中的应用

2.1 预测性维护

预测性维护(predictive maintenance, PdM)是人工智能在武器装备质量监督中的关键应用之一。与传统的预防性维护不同,预测性维护利用历史数据和实时数据,通过 AI 模型预测装备的未来故障情况,以便在问题发生前进行干预^[4]。该方法既能降低装备维护的成本,又能提高使用效率,延长装备寿命。

2.1.1 预测性维护的实现流程

预测性维护的实现流程通常包括:

1) 数据采集:传感器和物联网设备从武器装备上持续收集各种关键数据,如温度、振动、压力和其他运行参数。这些数据为故障预测提供了基础。

2) 数据预处理:原始数据通常包含噪声和缺失值,因此在输入 AI 模型前需要进行预处理。预处理包括数据清洗、去除异常点、平滑数据等,以提高模型预测的准确性。

3) 特征提取与选择:通过特征工程从原始数据中提取有价值的信息。常见的特征包括振动频率、温度波动、压力变化等。特征选择有助于提升模型的性能,并减小计算负担。

4) 预测模型的构建:使用历史数据训练机器学习模型,模型包括回归模型、神经网络和时间序列分析模型等。深度学习模型(如循环神经网络 RNN)和局部可解释模型(local interpretable model-agnostic explanations, LIME)常用于处理时间序列数据,可更有效地捕捉装备的运行模式。

5) 故障预测与维护建议:在系统实际运行时,模型会实时分析新数据,预测出设备何时可能发生故障,并生成维护建议。预测性维护系统可以根据分析结果生成详细的维护计划,帮助维护团队在问题发生前进行有效干预。

2.1.2 常见的预测性维护模型与算法

在预测性维护中,不同的 AI 算法适用于不同的数据类型和故障预测需求。常用算法:

1) 线性回归与逻辑回归:适用于处理简单的线性关系和二分类问题(如故障/无故障)。

2) 支持向量机(support vector machine, SVM):在分类和回归分析中表现出色,尤其适合处理少量且高维数据。

3) 决策树与随机森林:用于从多种特征中提取信息,并有效分类故障类型。随机森林能够提高模型的稳定性和精度。

4) 神经网络(RNN 和 LSTM):在时间序列分析中,LSTM 因其在长序列依赖关系上的优势而被广泛应用于故障预测,可捕捉设备运行的长期趋势。

5) 贝叶斯网络:基于概率的模型,适用于处理不确定性和决策分析。

2.1.3 应用案例

基于技术特性和实际需求的设想,预测性维护在军事装备中的应用案例有:

1) 战斗机引擎的预测性维护:通过传感器实时监控引擎的温度和振动参数,并使用 LSTM 模型进行故障预测。该方法可有效降低非计划性维修的发生率。

2) 坦克履带系统的磨损预测:通过监测履带的压力和磨损数据,并结合支持向量机模型,预测出履带系统的磨损状态,从而及时更换受损部件,保障战场上的机动性。

2.2 自动化检测与缺陷识别

自动化检测与缺陷识别是人工智能在武器装备质量监督中的另一重要应用。相比于传统的人工检测,自动化检测利用 AI 技术(尤其是计算机视觉和深度学习)快速、准确地发现装备表面或内部的缺陷,从而提高检测效率、降低误判率,保障装备质量^[5]。该技术可广泛应用于检测生产和维护过程中的裂纹、腐蚀、磨损等问题。

2.2.1 自动化检测的实现流程

自动化检测通常包含以下步骤:

1) 图像采集:利用高清摄像头、红外相机或 X 射线等成像设备获取装备的图像数据。这些设备通常安装在装备生产线、检修台或维护站点,自动化采集数据。

2) 图像预处理:获取的图像通常需要进行预处理,以提高后续缺陷识别的效果。预处理包括图像去噪、边缘增强、灰度化等操作。

3) 缺陷识别模型的构建:使用计算机视觉和深

度学习技术构建缺陷识别模型，常用模型包括卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、区域卷积神经网络(region-based convolutional neural network, R-CNN)等。这些模型能够识别出图像中的裂纹、磨损或腐蚀等缺陷。

4) 缺陷分类与标注：通过训练好的模型自动标注缺陷的位置和类型，分类出不同的缺陷级别，以便根据严重程度采取不同的维修措施。

5) 结果报告与分析：将缺陷检测的结果自动生成报告，并分析缺陷的分布、类型和严重程度。此报告为后续维护提供依据，帮助维修人员进行针对性修复。

2.2.2 常见的检测算法与模型

在自动化检测与缺陷识别中，不同的 AI 模型适用于不同类型的检测需求。常用的算法和模型：

1) CNN：一种专门用于图像处理的深度学习模型，能够高效提取图像的空间特征。适合用于识别装备表面的裂纹、磨损等缺陷。

2) R-CNN：基于 CNN 进行目标检测和定位，能够在图像中检测出多个缺陷位置，适合用于装备表面瑕疵检测。

3) 单发多框检测器(single shot multiBox detector, SSD)和 YOLO：这些模型擅长实时目标检测，能够在一张图像中快速检测出多个缺陷，适合应用于需要快速检测的大规模装备检测场景。

4) 计算机视觉算法(如边缘检测、纹理分析)：传统计算机视觉算法在某些简单缺陷检测中仍然有效，尤其是检测装备表面简单的划痕或裂纹。

2.2.3 应用案例

在武器装备的自动化检测中，基于技术特性和实际需求的设想，典型应用案例：

1) 火箭发动机叶片裂纹检测：使用高清摄像头结合 CNN 模型检测叶片表面的裂纹，自动化识别叶片上的微小裂纹。该方法可提高检测的精度，并减少检测时间。

2) 发射车/装甲车表面腐蚀检测：利用 R-CNN 模型对载具表面进行图像采集，自动识别出装甲表面的腐蚀区域，帮助维修人员及时采取防腐措施，延长装备使用寿命。

3) 导弹外壳体磨损检测：使用 YOLO 模型对导弹外壳进行快速检测，发现壳体表面因运输和存储造成的磨损，防止物理磨损影响导弹的作战使用。

2.3 实时监控和数据分析

实时监控和数据分析在武器装备质量监督中发挥着至关重要的作用。通过传感器网络和物联网(internet of things, IoT)技术收集实时数据，AI 系统能够持续监控装备的运行状态，及时发现潜在问题，并在问题发生前采取必要的预防措施^[6]。这种实时监控不仅能够保障装备的正常运转，而且可以为预测性维护提供关键的数据支持。

2.3.1 实时监控的实现流程

实时监控和数据分析流程：

1) 传感器部署：在装备的关键部件(如引擎、传动系统、电子元件等)上安装温度、振动、压力、速度等多种传感器，确保监测覆盖全面。这些传感器将持续采集装备运行过程中的关键参数。

2) 数据传输：传感器采集的数据通过无线网络(如 LoRa、5G 等)传输到中央控制系统或边缘计算设备，确保数据能够实时上传并进行处理，减少数据延迟。

3) 数据分析与处理：AI 算法(如时间序列分析、异常检测等)对实时数据进行分析，检测出数据中的异常值或变化趋势，判断是否存在异常情况。

4) 报警与报告生成：当数据分析显示潜在风险时，系统会触发报警机制，将报警信息通过短信、电子邮件等方式发送给监控人员，或在控制面板上显示警告。

5) 数据存储与历史记录：实时数据和报警记录会同步存储在数据库中，用于后续分析与决策支持。这些历史数据可用于分析装备的长时间运行趋势，制定长期维护计划。

2.3.2 实时监控所使用的技术

实时监控和数据分析依赖多种技术的结合：

1) IoT：通过传感器和网络设备构建的物联网系统，是实时数据采集的基础。物联网技术能够实现装备与控制中心的互联互通，使得装备状态能够实时更新。

2) 边缘计算：为减少数据传输延迟和带宽需求，边缘计算将一部分数据分析任务放在装备附近的边缘设备上。这种方式可以实现实时的初步数据处理，并减少中心服务器的负担。

3) 时间序列分析：实时数据通常表现为时间序列形式，时间序列分析算法(如 ARIMA、LSTM)能够捕捉数据的变化趋势，及时识别出异常波动。

4) 异常检测算法: 异常检测算法(如孤立森林、DBSCAN)用于识别数据中不符合正常模式的异常点, 帮助系统快速检测潜在故障。

2.3.3 应用案例

在武器装备的实时监控和数据分析中, 基于技术特性和实际需求的设想, 典型应用案例:

1) 导弹武器系统的发射实时监控: 导弹发射前的压力、温度等参数需要高度精确的实时监控, 通过传感器网络和物联网技术收集实时数据, 用时间序列分析算法及时识别出异常波动, 确保一切在安全范围内, 防止发射过程中的意外故障。

2) 发射车引擎的振动监控: 通过在发射车引擎上安装振动传感器, 实时分析振动数据, 及时发现异常振动, 并提前预警, 避免引擎损坏或车辆停运。

3) 雷达系统的温度监控: 雷达系统运行时的温度波动可能影响其检测精度。通过实时温度监控系统, 系统可以自动调整运行参数, 确保雷达的性能稳定。

2.4 质量评估模型

质量评估模型是 AI 在武器装备质量监督中的关键应用之一。通过构建和应用 AI 质量评估模型, 可以对装备的整体性能、运行状态和潜在风险进行量化分析, 为装备的管理和优化提供科学依据^[7]。这种模型不仅可以预测装备的使用寿命, 而且能够在质量管理中发挥决策支持作用。

2.4.1 质量评估模型的构建流程

质量评估模型的构建步骤:

1) 数据采集: 从装备的运行数据、历史故障记录和维护记录中提取相关信息。数据类型包括振动频率、温度变化、部件磨损数据等。

2) 特征提取与选择: 通过特征工程技术, 从原始数据中提取与装备质量相关的特征, 如工作效率、能源消耗、材料老化速率等。特征选择过程旨在筛选出对质量评估影响最大的变量。

3) 模型设计与训练: 根据数据特征和评估需求, 设计适合的 AI 模型(如回归模型、神经网络)。线性回归模型用于评估简单的质量与特征之间的线性关系; 决策树模型用于处理非线性关系并对质量进行分级; 深度学习模型如 CNN 或 RNN, 适用于处理复杂的多维数据。

4) 模型验证与优化: 使用测试数据集对模型进行验证, 通过调整参数(如学习率、正则化系数)优

化模型的评估效果, 确保其对新数据具有良好的泛化能力。

5) 模型部署与应用: 将训练好的质量评估模型部署到装备管理系统中, 实时分析装备的运行状态, 输出质量评分或预警信号。

2.4.2 常见的评估模型与技术

以下是质量评估中涉及的模型与技术:

1) 回归分析模型: 适用于预测装备质量的连续变量(如寿命、故障率)。

2) 决策树与随机森林模型: 适用于分类任务(如缺陷类型)和复杂决策树分析。

3) 贝叶斯网络: 基于概率的模型, 适用于处理数据中的不确定性, 尤其是在风险评估中。

4) 深度学习模型: 通过大数据和复杂的网络结构, 捕捉装备运行数据中的复杂模式, 为多维质量评估提供支持。

2.4.3 应用案例

1) 火箭的质量评估: 通过分析材料的老化特性和历史运行数据, 预测其在极端条件下的可靠性。AI 模型将老化趋势量化为质量分数, 为火箭设计和维护提供参考。

2) 推进系统的性能评估: 基于振动、噪音和温度数据, 评估推进系统的效率和稳定性。利用 AI 模型预测推进系统在高强度任务中的故障风险, 优化任务分配。

3) 武器装备质量等级划分: 在武器生产线上, 通过自动化检测和 AI 模型对每件装备进行质量评分。根据评分结果将装备划分为不同等级, 确保高质量装备优先部署。

3 挑战与应对

人工智能在武器装备质量监督中的应用极大地提高了装备管理的自动化和智能化水平。受限于技术和环境的多种因素, 当前的应用也面临一些亟待解决的挑战。在技术进步的推动下, 未来发展方向着眼于如何进一步优化和扩大 AI 技术在武器装备质量监督中的应用。

3.1 数据隐私与安全

军事数据的高度敏感性使得数据隐私与安全成为 AI 应用中的重大挑战。武器装备的实时监控、预测性维护和质量评估都依赖于大量数据, 而这些数据一旦泄露或被篡改, 可能会对国家安全构成严

重威胁^[8]。传感器、物联网和云端存储设备的广泛应用增加了数据泄露的风险。

基于该挑战的应对：

1) 端到端加密：采用端到端的数据加密技术，确保在数据从传感器到存储服务器的整个传输过程中安全可靠。

2) 区块链技术：探索区块链在数据存储和传输中的应用，利用其不可篡改的特性，保护数据的完整性。

3) 分布式数据存储：在装备系统中实施分布式数据存储结构，减少对中央服务器的依赖，防止集中式数据存储的单点故障。

3.2 模型的复杂性与可解释性

高精度的 AI 模型(如深度学习网络)通常具有复杂的内部结构，在缺陷检测、寿命预测等任务中表现出色。由于这些模型的“黑箱”特性，操作人员难以理解其具体决策过程，这在高风险环境中可能影响决策者对 AI 模型的信任^[9]。

基于该挑战的应对：

1) 可解释 AI：研究和开发可解释的 AI 模型，使操作人员能够理解模型的内部逻辑，例如通过决策树、LIME 等方法提升模型透明度。

2) 简化模型架构：探索轻量化模型(如蒸馏模型、浅层神经网络)在特定任务中的应用，以平衡模型精度和可解释性。

3) 模型可视化工具：开发更直观模型可视化工具，将 AI 模型的预测过程、关键特征等信息图示化，便于使用人员理解。

3.3 多源数据融合与复杂环境适应性

武器装备的质量监督依赖于多种数据源，包括振动、温度、湿度、图像和历史故障记录等。不同数据源的特征、格式和采集频率不一致，数据融合和分析难度较大^[9]。此外，装备在不同环境条件(如高温、高湿、极寒等)下运行，传统 AI 模型在这些复杂环境中的泛化能力较弱^[10]。

基于该挑战的应对：

1) 多模态数据融合：研究如何将多模态数据(传感器数据、图像数据、文本记录等)有效融合，以实现更全面、准确的质量监督。

2) 自适应 AI 模型：开发具有环境适应能力的 AI 模型，使其在不同环境下(如温度变化、海拔变化等)仍能保持高效的预测和检测性能。

3) 迁移学习：利用迁移学习技术，将已有领域中的训练模型应用于新的任务或环境中，减少数据需求和训练时间。

3.4 人机协作与操作员信任

尽管 AI 技术能够在装备质量监督中发挥重要作用，但完全依赖 AI 可能会忽视某些人工判断的细节。操作员可能会因为对 AI 预测的结果不理解或不信任，而不完全依赖 AI 的建议，从而降低系统的整体效率^[11]。

基于该挑战的应对：

1) 增强型人机交互界面：开发更友好的人机交互界面，使操作员能够轻松获取 AI 的预测和分析结果，并参与决策过程。

2) 操作员培训：为操作员提供关于 AI 系统工作原理的培训，使其能够更好地理解 AI 模型的输出，并提高其在装备管理中的参与度。

3) 混合决策系统：构建人机协作的混合决策系统，结合 AI 算法的分析能力和操作员的经验判断，实现更准确的质量评估和预测。

3.5 设备和系统的部署成本

AI 系统的初始部署成本较高，包括传感器安装、数据存储设备、计算资源和维护费用等^[12]。尤其是在复杂的军事环境中，设备的高强度使用和恶劣条件会增加系统的磨损，导致更频繁的维护需求，从而增加运营成本。

基于该挑战的应对：

1) 轻量化 AI 模型：研发计算资源需求较低的轻量化 AI 模型，使得装备上可以部署小型化和低成本的监控设备。

2) 边缘计算设备：采用边缘计算设备，减少对中央服务器的依赖，从而降低传输带宽需求和数据存储成本。

3) 模块化系统设计：通过模块化设计将 AI 系统分解成不同功能模块，使得各模块可以独立维护和更新，延长系统整体的使用寿命。

3.6 法规与伦理考量

在军事领域，AI 应用的法规和伦理问题备受关注。武器装备质量监督中涉及的数据可能包括敏感的军事信息，因此 AI 的应用必须符合相关法规。此外，AI 自动化决策可能引发伦理问题，例如机器对人类的代替性、决策失误的责任归属等^[13]。

基于该挑战的应对：

1) 数据使用与隐私保护法规: 制定和完善数据使用和隐私保护法规, 确保数据的采集、存储和使用过程符合道德和法律标准。

2) 责任分配机制: 建立合理的责任分配机制, 明确 AI 自动决策和人工干预的责任界限, 以应对 AI 预测和决策的潜在风险。

3) 伦理教育: 加强军事人员关于 AI 应用伦理的教育, 使其了解和理解 AI 在装备质量监督中的伦理问题, 确保技术应用符合伦理规范。

3.7 AI 技术的创新与持续优化

AI 技术在质量监督中的应用需要不断创新和优化, 以适应装备种类、任务需求和环境的变化。然而, AI 技术的更新速度较快, 如何持续跟进新技术、保持系统的前沿性和适应性是一个长期的挑战^[14]。

基于该挑战的应对:

1) 持续技术研发投入: 持续投资研发最新的 AI 算法和模型, 不断提升 AI 在武器装备质量监督中的效果。

2) 开放式技术平台: 构建开放式的 AI 技术平台, 使得新算法和模型能够灵活地接入和替换, 方便持续更新和升级。

3) 跨学科合作: 加强 AI、军事科学、材料工程等跨学科的合作, 实现不同领域技术的相互融合, 推动装备质量监督系统的全面优化。

4 结束语

笔者探讨了人工智能在武器装备质量监督中的关键应用领域, 包括预测性维护、自动化检测与缺陷识别、实时监控与数据分析、以及质量评估模型等。通过对每个应用场景的技术流程、算法选择和案例的分析, 展示了 AI 技术如何从数据驱动的角度提升武器装备的质量监督能力, 实现更高效、更精准的装备管理。需特别说明的是, 笔者提出的应用场景和技术方案主要基于理论分析与推断, 未来还需通过实验和实证研究来验证这些应用的可行性和有效性。

与此同时, AI 技术的广泛应用也面临数据隐私与安全、模型可解释性、数据融合与适应性、设备部署成本等方面的挑战, 这些问题对 AI 技术的长期可持续应用提出了新的要求。在未来应对方向上, 笔者建议从技术创新和系统优化、数据隐私保护、跨学科融合等方面入手, 推动更高效、安全、

符合伦理的 AI 应用。此外, 实时监控与动态反馈、多源数据融合、以及边缘计算等前沿技术的发展将进一步推动 AI 在武器装备管理中稳妥有效的应用。综上所述, 人工智能在武器装备质量监督中展现出巨大的潜力, 但其全面推广和实际应用需在技术进步、政策支持和伦理规范的共同推动下, 才能更好地发挥其在军事装备领域的战略价值。

参考文献:

- [1] 赵擎天. 人工智能对军事变革影响的多视角研究[J]. 兵工自动化, 2024, 43(10): 1-6.
- [2] 刘虎沉, 王鹤鸣, 施华. 智能质量管理: 理论模型, 关键技术与研究展望[J]. 中国管理科学, 2024, 32(3): 287-298.
- [3] ERTEL W. Introduction to artificial intelligence[M]. Heidelberg: Springer Nature, 2024.
- [4] 袁辉, 张永, 丁汉. 工业人工智能的关键技术及其在预测性维护中的应用现状[J]. 自动化学报, 2020, 46(10): 2013-2030.
- [5] 李少波, 杨静, 王铮, 等. 缺陷检测技术的发展与应用研究综述[J]. 自动化学报, 2020, 46(11): 2319-2336.
- [6] GÖKALP E, ŞENER U, EREN P E. Development of an assessment model for industry 4. 0: industry 4. 0-MM[C]//Software Process Improvement and Capability Determination 17th International Conference. Spain: Palma de Mallorca, Springer International Publishing, 2017: 128-142.
- [7] 杨强. AI 与数据隐私保护: 联邦学习的破解之道[J]. 信息安全研究, 2019, 5(11): 961-965.
- [8] 化盈盈, 张岱墀, 葛仕明. 深度学习模型可解释性的研究进展[J]. 信息安全学报, 2020, 5(3): 1-12.
- [9] 许海云, 董坤, 隗玲, 等. 科学计量中多源数据融合方法研究述评[J]. 情报学报, 2018, 37(3): 318-328.
- [10] LI X, ZHANG S, CHEN X, et al. Research on environmental adaptability of AI-based visual perception system under the perspective of vibration[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 231(15): 120636.
- [11] 杨康, 周慧颖, 王柏村. 数字孪生驱动的智能人机协作: 理论, 技术与应用[J]. 机械工程学报, 2022, 58(18): 279-291.
- [12] ANTUN V, RENNA F, POON C, et al. On instabilities of deep learning in image reconstruction and the potential costs of AI[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2020, 117(48): 88-95.
- [13] 卢艺, 崔中良. 中国人工智能伦理研究进展[J]. 科技导报, 2022, 40(18): 69-78.
- [14] VAN-WYNSBERGHE A. Sustainable AI: AI for sustainability and the sustainability of AI[J]. AI and Ethics, 2021, 1(3): 213-218.