

9-15-2024

The Synchronous Grasping Method of Virtual-real Assembly Robot Based on Digital Twin

Jian Xu

School of Electronic Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China

Gaofeng Liu

School of Electronic Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China

Yijian Zhao

School of Electronic Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China

Zili Zheng

School of Electronic Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

The Synchronous Grasping Method of Virtual-real Assembly Robot Based on Digital Twin

Abstract

Abstract: A method based on digital twin for assembly robot virtual-real synchronization and grasping is proposed to address the issues of poor intelligent grasping accuracy and difficult data processing in assembly tasks for industrial robots. Based on the digital twin, a digital twin assembly robot virtual-real synchronization and grasping architecture is designed. The OPC UA information model is built by classifying multi-source heterogeneous data, and the OPC UA communication protocol is used as a bridge for data communication of the assembly robot, achieving virtual-real synchronization. The convolutional neural network is further trained using the virtual robot to improve the grasping accuracy of the materials. The correctness and effectiveness of the proposed method are validated in the developed robot digital twin prototype system, providing a new solution for achieving digital twin virtual-real synchronization and precise grasping for assembly robots.

Keywords

digital twin, assembly robot, real-time data, grab, OPC UA, virtual and real synchronization

Authors

Jian Xu, Gaofeng Liu, Yijian Zhao, Zili Zheng, and Huanying Yan

Recommended Citation

Xu Jian, Liu Gaofeng, Zhao Yijian, et al. The Synchronous Grasping Method of Virtual-real Assembly Robot Based on Digital Twin[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(9): 2181-2192.

装配机器人的数字孪生虚实同步及抓取方法

徐健¹, 刘高峰¹, 赵一剑¹, 郑自立¹, 闫焕营²

(1. 西安工程大学 电子信息学院, 陕西 西安 710048; 2. 深圳市罗博泰尔机器人技术有限公司, 广东 深圳 518109)

摘要: 针对工业机器人进行装配任务时对物料智能抓取精度差和数据处理难等问题, 提出一种基于数字孪生的装配机器人虚实同步及抓取方法。以数字孪生为基础, 设计了数字孪生装配机器人虚实同步及抓取架构。通过对多源异构数据的分类实现 OPC UA 服务器和客户端的信息模型搭建, 并以 OPC UA 通信协议为桥梁进行装配机器人的数据通信, 实现虚实同步。通过虚拟机器人对卷积神经网络进行进一步训练, 提高对物料的抓取精度。在所开发的机器人数字孪生原型系统中验证所提方法的正确性和有效性, 为实现装配机器人的数字孪生虚实同步和精确抓取提供新方案。

关键词: 数字孪生; 装配机器人; 实时数据; 抓取; OPC UA; 虚实同步

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)09-2181-12

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0575

引用格式: 徐健, 刘高峰, 赵一剑, 等. 装配机器人的数字孪生虚实同步及抓取方法[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(9): 2181-2192.

Reference format: Xu Jian, Liu Gaofeng, Zhao Yijian, et al. The Synchronous Grasping Method of Virtual-real Assembly Robot Based on Digital Twin[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(9): 2181-2192.

The Synchronous Grasping Method of Virtual-real Assembly Robot Based on Digital Twin

Xu Jian¹, Liu Gaofeng¹, Zhao Yijian¹, Zheng Zili¹, Yan Huanying²

(1. School of Electronic Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

2. Shenzhen Municipal Robotel Robot Technology Co., Ltd, Shenzhen 518109, China)

Abstract: A method based on digital twin for assembly robot virtual-real synchronization and grasping is proposed to address the issues of poor intelligent grasping accuracy and difficult data processing in assembly tasks for industrial robots. *Based on the digital twin, a digital twin assembly robot virtual-real synchronization and grasping architecture is designed. The OPC UA information model is built by classifying multi-source heterogeneous data, and the OPC UA communication protocol is used as a bridge for data communication of the assembly robot, achieving virtual-real synchronization. The convolutional neural network is further trained using the virtual robot to improve the grasping accuracy of the materials.* The correctness and effectiveness of the proposed method are validated in the developed robot digital twin prototype system, providing a new solution for achieving digital twin virtual-real synchronization and precise grasping for assembly robots.

Keywords: digital twin; assembly robot; real-time data; grab; OPC UA; virtual and real synchronization

收稿日期: 2023-05-15 修回日期: 2023-08-17

基金项目: 陕西省科技厅项目(2018GY-173); 西安市科技局项目(GXYD7.5)

第一作者: 徐健(1963-), 男, 教授, 硕士, 研究方向为数字孪生、人工智能。

0 引言

随着全球智能制造的快速发展,工业装配机器人作为一种关键设备被广泛应用于制造业,以提高生产效率,实现智能生产^[1]。在装配机器人拥有的众多功能中,物体的抓取是最为基础且重要的,但传统抓取方式使用的是离线编程,为在固定环境中进行装配抓取而设计,造成抓取精度差、处理难等问题。为使机器人能够在非结构化的环境中拥有自主检测、抓取和放置物体的能力,基于深度学习的卷积神经网络(CNN)被逐渐应用于机器人抓取系统中的目标识别和姿态规划^[2]。

为提高装配机器人对物料的抓取精度,主要通过设计开发不同的CNN架构,以有效处理图像输入并得到物体最佳抓取位置,网络架构的变化能够显著提高抓取预测的性能。文献[3]开发一种基于进化算法的搜索架构,并获得接近最佳性能的优化结果,但整个优化训练过程花费3 150 h;文献[4]提出一种基于视觉的抓取体系结构搜索方法,通过在580个真实机器人上进行实验验证,抓取精度提高6%。综上可知,提高网络对物料的抓取精度需要通过多台机器人来对其进行训练,但在现实世界中通过机器人训练是一个耗时、高成本并且存在安全隐患的过程。数字孪生(DT)的出现为上述问题提供一种新型的解决方案^[5]。

数字孪生的概念是由Michael Grieves提出,其定义为通过虚拟模型和相关子系统来表示真实空间中的物理实体,并提出数字孪生三维模型架构,为数字孪生的发展奠定基础^[6]。文献[7]对模型架构进行补充和完善提出数字孪生五维模型架构,用于结构复杂设备的状态监控。目前,随着各国智能制造发展战略的实施,装配机器人数字孪生处于学术界当前研究的热点。因为,数字孪生能够创建一个动态的、涵盖产品全生命周期的数字孪生装配机器人抓取系统^[8],虚拟机器人在进行装配作业过程中不仅能够准确反映真实机器人的状况,并且可用于收集训练数据,为解决抓取

过程中真实机器人训练耗时、成本高等问题提供一种有效的方法。目前,专家学者对装配机器人数字孪生进行大量研究,文献[9]通过从几何、物理、行为、规则4个维度对装配机器人进行建模,精确实现真实机器人在虚拟空间的映射;文献[10]提出一种对机器人进行模块化建模的方法,能够快速有效地对机器人进行虚拟模型的构建并实现虚实同步。虽然各国学者对数字孪生的理解不尽相同,但普遍认为当前对数字孪生装配机器人的研究难点是如何通过实时生产数据驱动孪生模型运动,以此来精确实现虚实同步^[11]。

针对装配机器人抓取精度差、数据处理难等问题,本文依照装配机器人实际装配流程,提出装配机器人数字孪生框架,并依次对机器人虚实同步的关键技术进行具体实现;在VC软件中开发机器人数字孪生系统平台,通过虚拟机器人对CNN进一步训练,提高其对物料的抓取精度。

1 数字孪生机器人虚实同步及抓取架构

1.1 系统框架

本文以数字孪生五维建模框架为基础,从3个层面来开发装配机器人数字孪生系统框架,各层之间通过数据进行连接。系统框架如图1所示。

物理层:主要包括机器人、物料、传感器等部件。物理层具有对机器人生产单元实时数据的感知和集成能力,通过RGB传感器和其他设备收集和传输底层设备的数据,封装了多类型、多尺度的物理数据,以此实现可操作性和可追溯性数据的统一标准化处理。

数字层:主要包括生产要素的物理模型和多源模型,是对物理层的忠实映射。数字层接收信息融合层统一规范的信息数据,并把相应属性的数据和虚拟机器人各部件关联,使虚拟模型的物理、行为、属性、规则在几何模型中得到集成,以此映射各生产要素在现实中的状态。

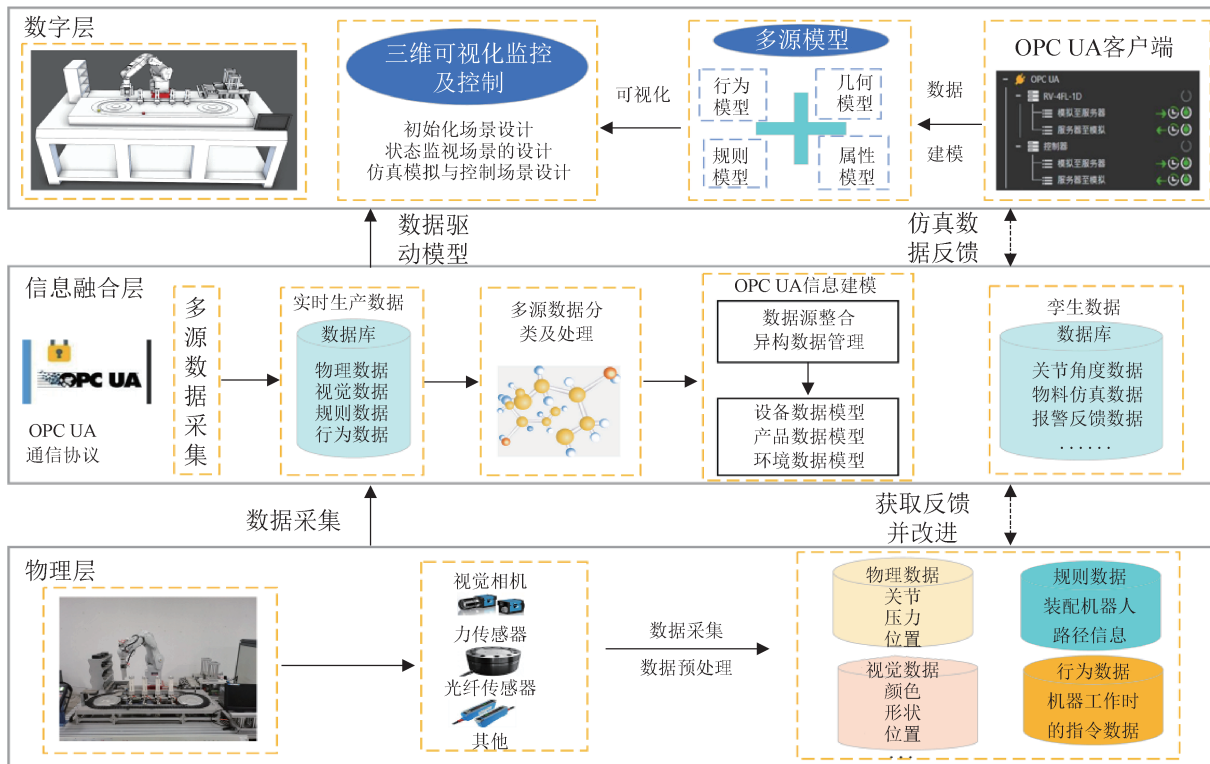


图 1 机器人虚实同步系统框架
Fig. 1 Framework of virtual real synchronization system for robots

信息融合层：融合层是实现物理层和数字层两者之间数据交互的驱动程序。通过 OPC UA 通信网络协议^[12]将从物理层底层设备采集到的多源异构数据进行规范化分类处理，并将其作为实时生产数据上传到数字层，驱动虚拟模型运动，同时信息融合层将数字层产生的孪生数据反馈到物理层。信息融合层与物理层、数字层持续交互，以此达到机器人运动过程的虚实同步。

1.2 数字孪生机器人手眼标定

本文结合实验室设施，采用“眼在手外”的相机安装方法来对虚拟机器人进行标定，为数字孪生机器人抓取系统提供关键支撑^[13]。手眼标定的实质就是求解出物料位置在机器人基座坐标系下的坐标。为方便计算，将基座坐标系与世界坐标系重合，建立以下坐标系：机械臂基座坐标系 $O_w x_w y_w z_w$ ；机械臂末端坐标系 $O_c x_c y_c z_c$ ；标定板坐标系 $O_b x_b y_b z_b$ ；相机坐标系 $O_e x_e y_e z_e$ 。定义转

换矩阵： ${}^b T$ 表示标定块到末端执行器坐标系之间的转换矩阵； ${}^c T$ 表示末端执行器到基座坐标系的转换矩阵； ${}^e T$ 表示标定板到相机坐标系的转换矩阵； ${}^w T$ 表示相机到基座坐标系的转换矩阵。具体手眼标定流程如图 2 所示。

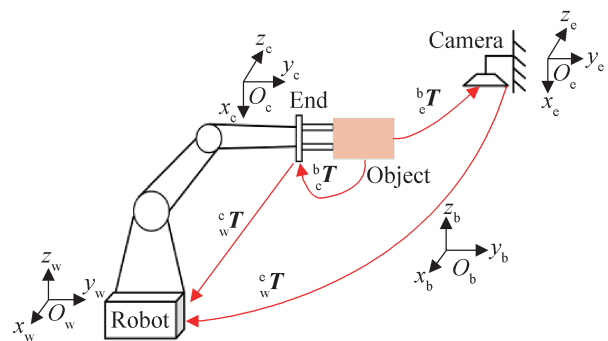


图 2 手眼标定示意图
Fig. 2 Schematic diagram of hand eye calibration

由于标定板固定在机械臂末端，因此随着机械臂的移动 ${}^b T$ 始终不变。随机记录机器人运动过程中任意两个姿态的位置，由转换关系可以得到：

$${}^cT_m {}^bT = {}^wT {}^cT_m \quad (1)$$

$${}^cT_n {}^bT = {}^wT {}^cT_n \quad (2)$$

式中： m 、 n 分别为装配机器人运动过程中第 m 次和第 n 次的位姿。因为 bT 不变，联立式(1)(2)可得

$${}^cT_n {}^cT_m^{-1} {}^cT = {}^wT {}^cT_n {}^cT_m^{-1} \quad (3)$$

式中： ${}^cT_m^{-1}$ 和 ${}^cT_n^{-1}$ 为 wT_m 和 wT_n 的逆矩阵。令 $A = {}^cT_n {}^cT_m^{-1}$ ， $B = {}^cT_n {}^cT_m^{-1}$ ， $X = {}^cT$ ，则式(3)可化简为

$$AX = XB \quad (4)$$

A 可以从机械臂的示教器中读出， B 可以从视觉相机标定的外参数中获取，因此，标定问题转换为 $AX = XB$ 求解的过程。在众多的求解方法中，由于Tsai方法^[14]原理简单、速度快、过程简单，本文选用其作为手眼标定的求解方法。Tsai方法分为两步：首先求出旋转分量 R ，其次求出平移分量 t 。使用旋转分量和平移分量表示变换矩阵：

$$\begin{bmatrix} R_A & t_A \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_X & t_X \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_X & t_X \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_B & t_B \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

对式(5)进行展开运算则有

$$R_A R_X = R_X R_B \quad (6)$$

$$R_A t_X + t_A = R_X t_B + t_X \quad (7)$$

依照Tsai两步法进行求解，首先求出旋转分量 R_X ，然后将其带入式(7)中求解出平移分量 t_X ，最后把 R_X 和 t_X 带入相应矩阵求出转换矩阵 cT ，以此实现数字孪生机器人的手眼标定，实现在虚拟空间中获取目标物体和机械臂末端夹持器的空间位置。

1.3 数字孪生机器人抓取框架

为提高装配机器人对物料的抓取精度，本文以未知物体和环境的RGB-D图像作为输入，通过丰富图像数据对CNN网络进行训练，生成最佳抓取位置作为输出。为了避免使用真实机器人对CNN网络进行训练所需的昂贵成本和时间，本文开发了数字孪生装配机器人抓取框架，实现在虚拟空间中通过虚拟机器人进一步训练CNN网络。数字孪生机器人抓取框架如图3所示。

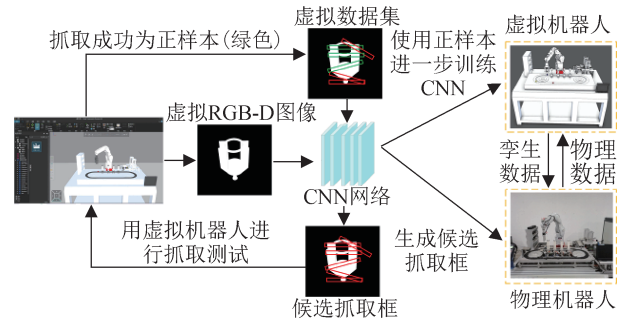


图3 数字孪生机器人抓取框架

Fig. 3 Digital twin robot grasping framework

数字孪生机器人抓取系统包括两部分：CNN神经网络、虚拟和真实的手眼机器人系统。首先，利用Solidworks对机械臂、夹持器和物料进行几何建模并用仿真软件VC^[15]对其进行渲染。其次，利用运动学、动力学以及碰撞理论对物理抓取动作进行模拟。然后，通过OPC UA通信网络架构实现数字层与物理层的数据传输，以实时数据驱动虚拟模型运动。最后，把CNN神经网络部署到虚拟环境中通过虚拟机器人进行训练，得到最佳抓取位置。

2 数字孪生机器人虚实同步

针对装配机器人单元虚实同步过程中数据异构、传输效率低、数据同步延迟高等问题，提出基于OPC UA的装配机器人虚实同步方法。

2.1 机器人数字孪生虚实同步机制

在机器人数字孪生系统中，物理层和数字层实现虚实同步是对数字层进行控制的先决条件。主要通过机器人在进行装配任务时产生的实时数据来驱动相应虚拟机器人模块进行运动，同时虚拟模型产生的仿真数据及时反馈给真实机器人，以此实现数据的融合和实时交互，保证二者在作业行为、状态、运动动作完全保持一致。从几何物理、属性信息、行为逻辑和约束规则4个方面，建立以OPC UA为通信架构的数据采集与驱动为核心的机器人数字孪生同步机制，如图4所示。

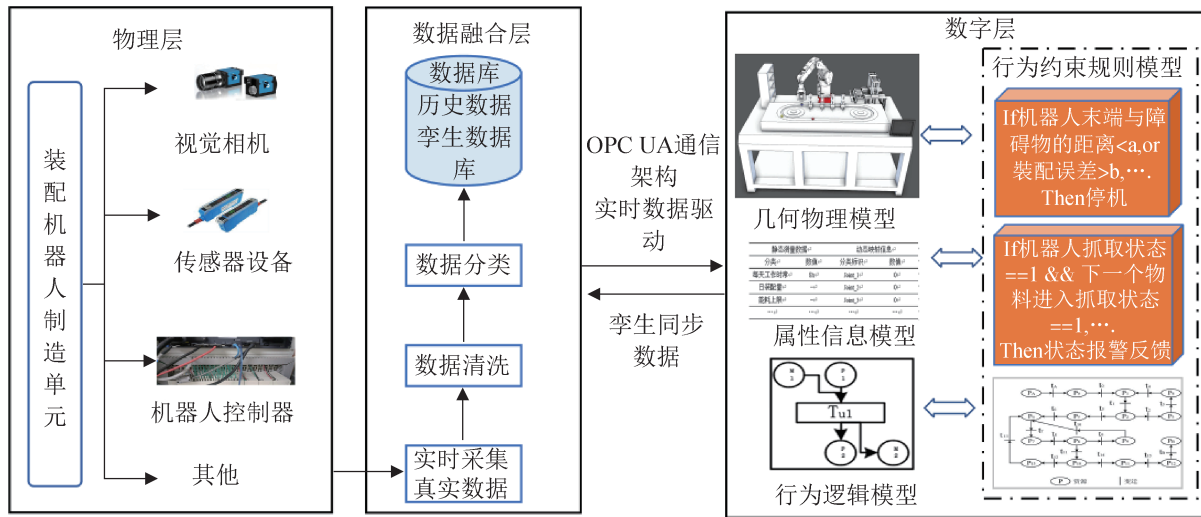


图 4 机器人制造单元数字孪生同步机制
Fig. 4 Digital twin synchronization mechanism for robot manufacturing unit

机器人单元进行装配任务时, 物理层的传感器、PLC 控制器等部件会采集大量的实时生产数据, 如关节角度数据、物料位置数据等。将多源异构数据传输到数据融合层进行清洗处理, 并把有效数据存储到 MySQL 数据库中。分类解析后的有效数据通过 OPC UA 网络架构传输至数字层, 以生产数据驱动基于 4 个维度的机器人单元数字孪生系统实现虚实同步。

本文采用混合 Petri 网^[16]对机器人的行为逻辑进行建模, 当物理层接收到装配任务时, 数字层的虚拟模型通过虚实数据接口采集到的指令信息进行行为映射; 属性信息模型包括动态数据和静态数据, 实时数据通过 OPC UA 服务器传输到数字层各设备模型中, 更改模型属性, 实现对物理层的状态映射; 通过 Solidworks 软件对机器人几何物理模型建模, 行为动作函数接收来自机器人单元动态映射信息中的实时数据, 驱动虚拟机器人做出相应动作, 实现行为动作映射。将 3 个维度的实时映射与机器人的约束关系进行对比, 当实时映射和约束关系不一致时, 孪生同步过程会立刻停止。

2.2 数字孪生机器人 OPC UA 信息模型建立

2.2.1 多源数据分类及处理

机器人单元对物料进行装配任务时, 物理机

器人数据采集单元采集到的实时生产数据 (Realtime procession data, RPD)可划分为 3 类。

(1) 设备数据模型(equipment data, EPD)

$$EPD = \{Name_{EP}, ESD_{EP}, PSD_{EP}, ALD_{EP}\} \quad (8)$$

式中: $Name_{EP}$ 为设备名称; ESD_{EP} 为设备状态数据; PSD_{EP} 为设备生产状态数据; ALD_{EP} 为设备模拟量数据。 ESD_{EP} 表示机器人的停启、通电和程序运行状况等; PSD_{EP} 包括装配物料的进度和故障诊断等信息; ALD_{EP} 包括功率、电流以及运动参数等。

(2) 产品数据模型(product data, PRD)

$$PRD = \{Name_{MR}, STD_{MR}, AMD_{MR}, QLD_{MR}\} \quad (9)$$

式中: $Name_{MR}$ 为物料名称; STD_{MR} 为物料当前状态数据; AMD_{MR} 为物料异常数据; QLD_{MR} 为物料质量检测数据。利用 RFID 阅读器实时获取物料的运动轨迹, 一旦物料当前状态与装配逻辑不符, 则为异常物料; 物料质量通过相机手眼标定实时获取物料的状态图像数据, 如颜色、位置等, 对各种信息综合分析获得结果。

(3) 环境数据模型(environment data, END)

$$END = \{Name_{EN}, ASD_{EN}, HFD_{EN}, CFD_{EN}\} \quad (10)$$

式中: $Name_{EN}$ 为环境名称; ASD_{EN} 为环境异常状态数据; HFD_{EN} 为末端执行器与危险源距离; CFD_{EN} 为末端执行器与物料间接触力数据。环境数据主要指特殊传感器采集的数据。

机器人单元的实时数据采集模型描述为

$$RPD = \{EPD, PRD, END\} \quad (11)$$

机器人单元进行装配时会产生海量的异构数据，数据的类型、格式和结构均不一致。为保证虚实同步的准确性，根据创建的数据模型类型对异常和重复的底层数据进行反复清洗等操作，直到数据满足机器人作业需求。数据是以 JSON 格式传输到数字层的，不能直接驱动虚拟模型的运转，需要通过数据解析字典对属性和信号进行定义。本文搭建的多源异构数据处理的框架如图 5 所示。

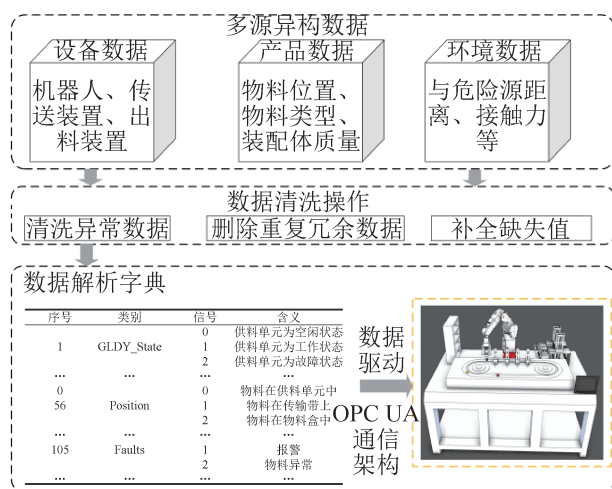


图 5 多源异构数据处理
Fig. 5 Multi source heterogeneous data processing

2.2.2 建立 OPC UA 信息模型

为方便准确地采集海量的生产数据，采用 OPC UA 通信协议对其进行统一获取。信息建模是 OPC UA 的核心技术，通过信息建模可以实现多源、多层次的实时数据融合，提高数据的传输效率。在数字孪生模型中，每个子系统都有一个与之对应的节点，节点属性包括传感器数据、执行器状态和控制器参数等。节点数量是影响 OPC UA 服务器和客户端之间数据传输时间的主要因素，在构建 OPC UA 服务器过程中以每个数据类型为一个节点，并对节点数据进行轻量级的自适应压缩，以缩短传输时间。本文采用对象与节点的建模方法，根据数据模型中的设备、产品、环境这三类实时数据建立信息模型^[17]，如图 6 所示。

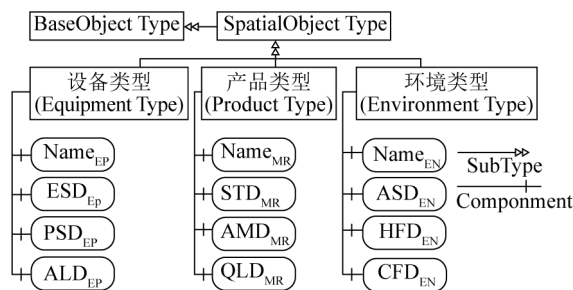


图 6 基于数字孪生的实时数据 OPC UA 信息模型
Fig. 6 Real time data OPC UA information model based on digital twin

2.3 OPC UA 服务器/客户端开发

根据机器人数字孪生同步机制和 OPC UA 通信协议，针对机器人单元，利用计算机搭建 OPC UA 服务器，通过 VC 软件创建虚拟层客户端，将 OPC UA 服务器分别连接虚拟层客户端与物理层控制器进行实际测试，如图 7 所示。

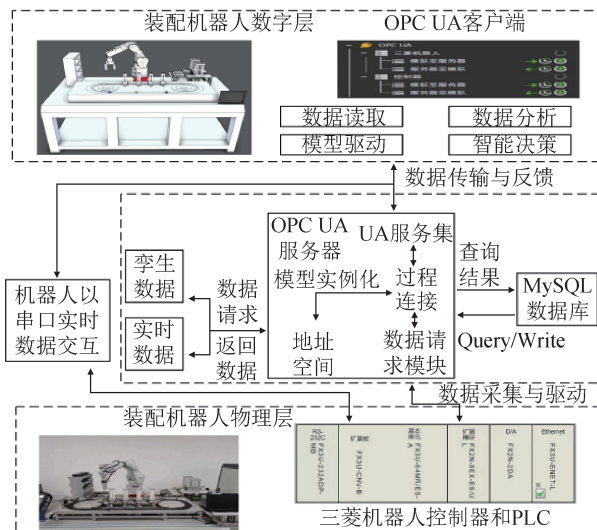


图 7 基于 OPC UA 服务器的虚实连接
Fig. 7 Virtual real connection based on OPC UA server

OPC UA 服务器连接传感器、PLC 等设备，所有生产数据均由其进行采集和存储。本文采用 Python3.7 搭建 OPC UA 服务器环境数据，其拥有集成串口和 TCP/IP 两种通信方式^[18]。通过请求模块、过程连接模块、地址空间模块等来具体创建 OPC UA 服务器。本文对建立的 OPC UA 信息模型完成数据模型的实例化，通过节点绑定在地址空间中，利用访问服务器的地址空间来读取数据并

实现数据请求模块。过程连接主要是根据数据模型分类的, 将数据传输到相对应的变量节点。客户端根据实际装配需求, 通过 UA 服务集对服务器进行相应数据请求, 进而实现模型的驱动。

综合利用 VC 仿真软件开发基于 QT 的 OPC UA 虚拟层客户端, 主要包括机器人控制器、PLC 控制器等模块。首先, 在 VC 仿真软件中输入 OPC UA 服务器地址和端口等信息建立与 OPC UA 服务器的连接。然后, 在 VC 的模型库中导入 OPC UA 服务器中的变量数据信息。最后, VC 软件自动获取 OPC UA 服务器中的变量列表, 并导入到相应虚拟模型库中。结果表明: OPC UA 虚拟层客户端能够和服务端建立通信, 并且能够对数据模型进行浏览、读取和订阅。机器人状态变量如图 8 所示。

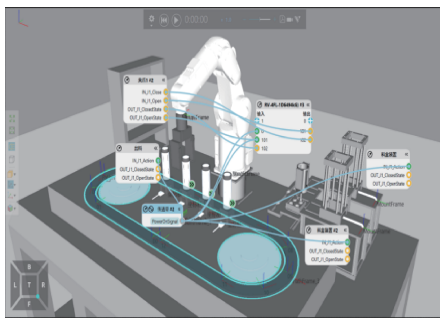


图 8 机器人状态变量连接图
Fig. 8 Connection diagram of robot state variables

2.4 机器人数字孪生数据传输与驱动

虚拟模型建立以后, 需对其赋予“动力”, 以实现机器人作业时的虚实同步, 而其核心技术是

数据的传输与驱动。通过数据分类及处理实现对数据源的规范化整合, 经过清洗建模后的实时数据存储于 MySQL 数据库中, 并对其进行周期性采集来更新数据队列。客户端通过数据 API 接口与数据库进行连接, 通过浏览地址空间实现对数据的读写以及订阅, 以此驱动虚拟模型的运转。机器人数据驱动如图 9 所示。

客户端采用 VC 软件开发的仿真平台, 实时显示虚拟机器人的运动状态数据信息, 通过在 VC 软件中编写的 C# 脚本文件实现对生产数据的读写。客户端机器人的各个虚拟模型部件的属性, 按照建立的信息数据模型以相同节点关系进行连接, 以实现客户端通过服务器来对相应节点的数据进行订阅。在虚实同步过程中, 数据传输与处理的速度直接影响虚拟模型对指令的响应速度, 因此, 在客户端采用协程机制, 当客户端从服务器获得第一个实时数据时, 同步更新虚拟机器人各部件模型参数, 以提升虚拟模型对指令的响应速度, 即实现数字孪生机器人虚实同步。

3 实验与分析

为验证虚实同步以及抓取方法的可行性, 开发了装配机器人的数字孪生系统平台。机器人三维几何模型由 Solidworks2020 创建, 虚拟模型由仿真软件 VC 构建, 算法程序通过 Python 编写。计算机核心处理器为 Intel i7-7800X, 具有 16 GB RAM 和 RTX 3090Ti 显卡。

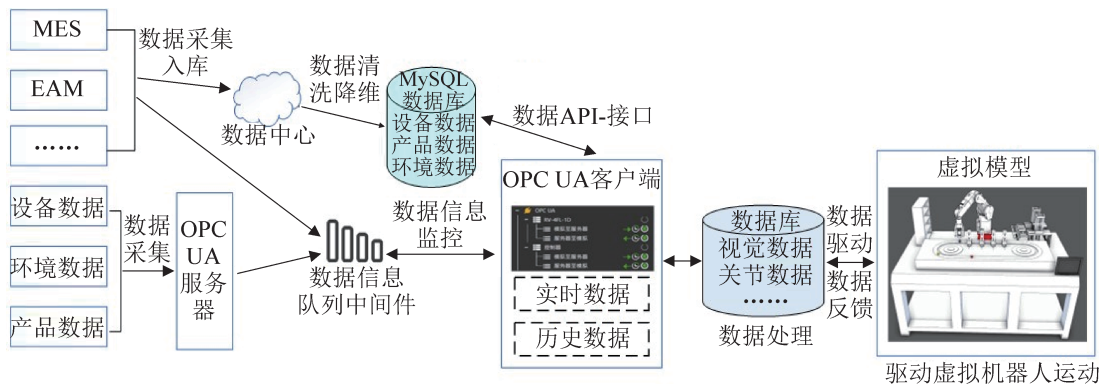


图 9 数据驱动虚拟模型运转
Fig. 9 Data driven virtual model operation

3.1 机器人虚实同步运动实验

为验证基于 OPC UA 数据通信架构的机器人数字孪生同步方法的有效性, 通过 Python 搭建 OPC UA 服务器及连接端, 利用 VC 仿真软件创建机器人单元模型的 OPC UA 连接子服务器。根据机器人单元的具体装配任务, 编写一段点到点的运动路径代码, 通过运动过程中已连接变量的状态信息来判断系统的有效性。机器人虚拟层连接画面如图 10 所示, 包含机器人单元的 OPC UA 配置、已连接变量窗口以及行为、几何、规则、属性模型等。

物理层和数字层之间数据传输的时间是评价虚实同步性能的重要因素之一。为证明延迟时间可满足机器人的装配需求, 首先虚拟机器人通过虚实数据通信接口以节点的形式与物理机器人控制器进行连接。然后, 将运动控制程序传输到物理机器人控制器中, 机器人根据装配路径进行运动, 通过 OPC UA 数据通信架构把实时生产数据传输到虚拟层, 从而驱动虚拟机器人进行虚实同步运动。从图 11 中可知, 数字层和物理层之间数据传输的平均更新时间为 6.4 ms, 最大更新时间

为 6.9 ms, 平均插入时间为 6.3 ms, 最大插入时间为 6.7 ms。因此, 基于 OPC UA 开发的服务器和客户端能够准确获取并处理机器人单元数据, 可满足机器人单元的数字孪生虚实同步需求。

数字孪生系统的虚实同步不仅仅是指运动时间上的同步, 还必须保证虚实机器人运动关节位置的一致, 为进一步测试所开发的机器人数字孪生系统的性能, 对真实和虚拟机器人的运动关节角度位置数据进行实时采集。虚拟和真实机器人关节角度值如图 12 所示。

为更直观地观察机器人虚实同步的状态, 通过对机器人抓取物料路径上点位数据的采集获得位置精度。在装配物料过程中随机选择 3 个点位并分别获取每个点位的关节运动角度数据, 如图 13 所示。图中 A、B、C 三个点位分别表示机器人抓取物料时的位姿、物料识别时的位姿、物料码垛时的位姿。虚拟机器人各个点位关节角度数据由 VC 软件直接读取并记为 A1、B1、C1, 真实机器人各个点位关节角度数据可以从示教器中读取并记为 A2、B2、C2。计算同一点位虚拟机器人与物理机器人关节角度数据差的绝对值并用 Δ 表示, 如表 1 所示。

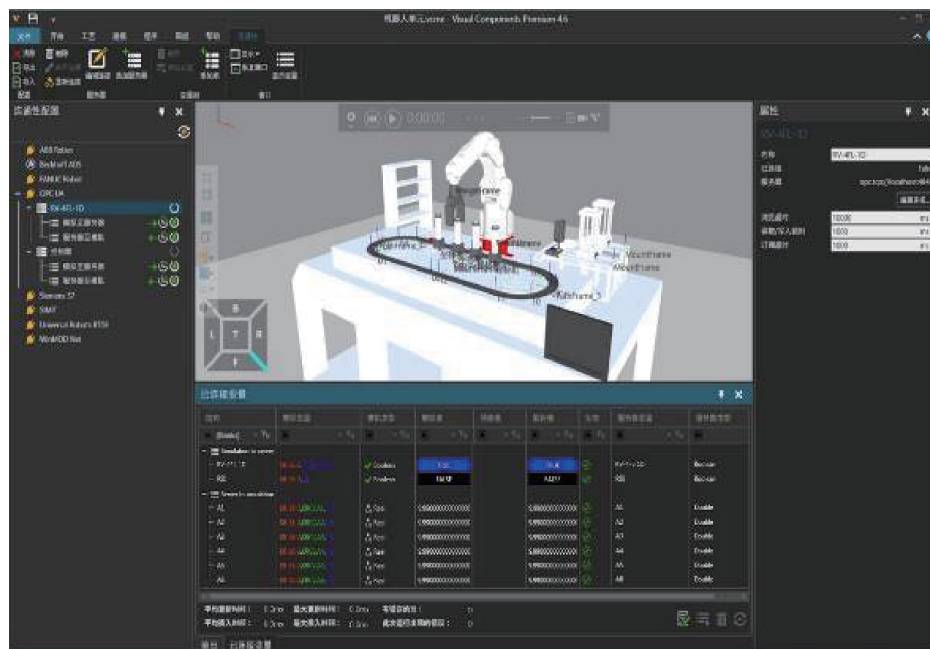


图 10 虚拟层 OPC UA 连接画面
Fig. 10 Virtual layer OPC UA connection screen

<http://www.china-simulation.com>

• 2188 •

结构	模拟变量	模拟类型	模拟值	预置值	最新值	状态	服务器变量	服务器类型
Simulation to server								
RV-4FL-1D	KR 16-2.VARPROXY	Boolean	TRUE	TRUE	TRUE	✓	RV-4FL-1D	Boolean
RSI	KR 16-2.RSI	Boolean	FALSE	FALSE	FALSE	✓	RSI	Boolean
Server to simulation								
A1	KR 16-2.KRC2.A1.A1	Real	9.990000000000000	9.990000000000000	9.990000000000000	✓	A1	Double
A2	KR 16-2.KRC2.A2.A2	Real	9.990000000000000	9.990000000000000	9.990000000000000	✓	A2	Double
A3	KR 16-2.KRC2.A3.A3	Real	9.990000000000000	9.990000000000000	9.990000000000000	✓	A3	Double
A4	KR 16-2.KRC2.A4.A4	Real	9.990000000000000	9.990000000000000	9.990000000000000	✓	A4	Double
A5	KR 16-2.KRC2.A5.A5	Real	9.990000000000000	9.990000000000000	9.990000000000000	✓	A5	Double
A6	KR 16-2.KRC2.A6.A6	Real	9.990000000000000	9.990000000000000	9.990000000000000	✓	A6	Double

平均更新时间: 6.4ms 最大更新时间: 6.9ms 有错误的对: 0
平均插入时间: 6.3ms 最大插入时间: 6.7ms 此次运行出现的错误: 0

图 11 连接变量的监测结果

Fig. 11 Monitoring results of connected variables

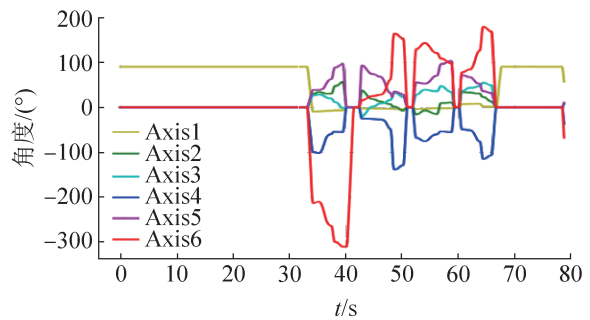
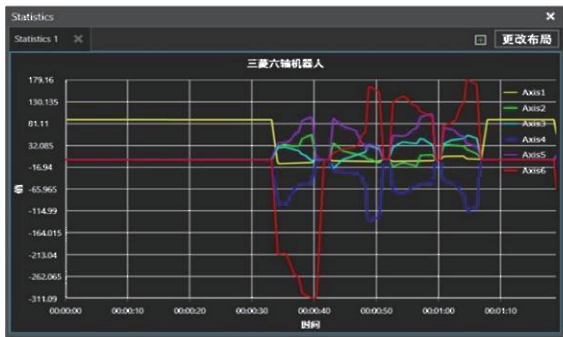


图 12 虚拟和真实机器人关节角度值

Fig. 12 Joint angle values of virtual and real robots

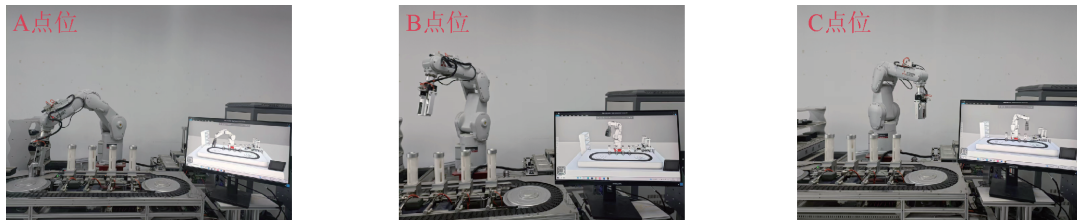


图 13 装配机器人虚实同步示意图

Fig. 13 Schematic diagram of virtual and real synchronization of assembly robot

表 1 关节角度数据
Table 1 Joint angle data (°)

点位	J1	J2	J3	J4	J5	J6
A1	-70.21	91.32	345.16	112.58	132.98	16.51
A2	-70.12	91.27	345.08	112.47	132.84	16.42
ΔA	0.09	0.05	0.08	0.11	0.14	0.09
B1	72.18	121.21	112.93	109.28	39.98	-72.56
B2	72.09	121.08	112.87	109.19	40.05	-72.49
ΔB	0.09	0.13	0.06	0.09	0.07	0.07
C1	140.31	-48.68	37.12	-65.89	48.75	94.87
C2	140.23	-48.56	37.19	-65.74	48.63	94.93
ΔC	0.08	0.12	0.07	0.15	0.12	0.06

由表 1 数据可知, 机器人虚实同步运动过程中各个点位的 6 个关节角度数据误差在 0.05~0.15° 之间, 均在运动角度误差允许范围内, 基本实现了完全同步。通过分析产生误差的原因有 2 个: 创建虚拟机器人三维模型时存在偏差、机器人运动过程中关节之间速度不稳定。本文在装配抓取过程中, 物理层和数字层之间进行实时映射, 真实机器人以 OPC 服务器为桥梁通过实时生产数据驱动虚拟机器人进行作业, 同时, 数字层对物理层的工作状态进行实时监控, 如果在抓取物料过

程中虚拟机器人的工艺生产数据与真实机器人不一致，立刻对虚拟机器人运行状态进行预警，并根据预警信息对其工作状态进行调整优化，最后，把优化后的数据反馈到真实机器人，通过在线实时调节实现虚实同步。

3.2 数字孪生系统虚拟机器人抓取

为验证该系统的实用性，本文通过虚拟机器人对 CNN 网络进一步训练，获得最优抓取位置以提高机器人对物料的抓取精度。

在数字孪生框架中训练开始之前，首先，将 CNN 在公共的 Cornell^[19] 抓取数据集上进行预训练，该数据集包含 885 张 RGB-D 图像，其中，400 张作为训练集，350 张作为验证集，135 张作为测试集用于权重训练的内部级优化。然后，将其部署到数字层通过虚拟机器人进一步训练。在数字孪生框架中进行训练，从文献[20]提供的 3DNet 数据集中选择 160 个虚拟 3D 模型，并将其导入仿真软件 VC 中对 CNN 进行训练，其中，100 个数据集用于训练，25 个数据集用于验证，35 个数据集用于测试。为加快在数字孪生框架中训练的过程，同时使用 10 个虚拟机器人作为一个批次进行训练抓取，并把 10 个批次作为一个 epoch。

在数字孪生框架中训练的具体步骤：把物料的 RGB-D 图像作为 CNN 输入，计算出特征图抓取角度、抓取宽度、抓取质量，并根据 RGB-D 图像上像素点的夹持角度和宽度确定预测抓取矩形，选取特征图中抓取质量 > 0.5 的预测抓取矩形作为候选抓取矩形。本文定义把物料抓起并保持 1 s 则认为抓取成功，此候选框为正样本，反之抓取失败。通过正样本矩形对 CNN 进行训练，并在验证数据集上计算虚拟抓取成功率的。虚拟机器人的抓取精度如图 14 所示。

在每个 epoch 结束后 CNN 权重会不断更新，根据权重更新后的 CNN 在验证集上计算抓取精度。通过多次迭代数据集，更新后的 CNN 能够广泛学习到数据特征。由图 14 知，训练在第 50 epoch

停止，且抓取精度在后续 30 个 epoch 过程中保持不变，此时 CNN 模型收敛到最优解。通过训练，抓取精度从 0.45 提升到 0.72，整个训练过程仅花费 9 h，不仅提高了抓取精度而且节省了训练时间。DT 训练过程完成后，优化后的 CNN 分别在虚拟空间中测试数据集上、真实机器人上进行抓取测试，如机器人能够稳定准确抓取物体并把其移动到规定位置，则抓取成功，结果如表 2 所示。

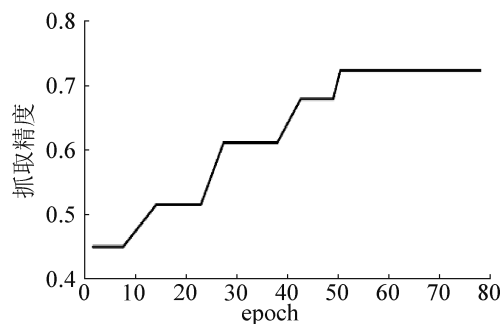


图 14 虚拟抓取精度
Fig. 14 Virtual grab accuracy

从表 2 可知，经过虚拟机器人训练的网络抓取精度高于未训练的网络。经分析可知，通过虚拟机器人进行抓取标记了正抓取矩形，扩大了训练数据集，因此，抓取精度得到提升。同时可以看出，对于同种网络，虚拟抓取率高于真实抓取率，导致这种情况的原因有 2 个：①在进行几何模型的构建时，虚拟机器人与物理实体的形状、尺寸和质量存在细微偏差；②受机器人末端执行器的影响，对于表面极度光滑的物体，虚拟机器人抓取成功率高于真实机器人。

表 2 抓取精度
Table 2 Grab accuracy

抓取	原始 CNN	数字孪生优化 CNN
虚拟	0.58	0.63
真实	0.48	0.56

4 结论

本文针对工业机器人进行装配任务时对物料智能抓取精度差和数据处理难等问题，基于通用的数字孪生工业机器人系统架构模型，提出了装

配机器人的数字孪生虚实同步及抓取方法。首先, 以机器人单元为对象, 设计了装配机器人数字孪生架构。其次, 提出机器人单元的虚实同步机制, 并对数据的采集和分类、信息模型的建立、OPU UA服务器和客户端的搭建, 以及数据驱动进行具体实现。最后, 在所开发的机器人数字孪生系统中通过实验验证了系统的正确性和有效性。

本文对所开发的简单装配机器人单元数字孪生系统进行了具体实现。在工业领域中, 开发的装配机器人数字孪生系统平台已经满足生产对速度和精度的要求, 因此, 可以把该系统投入到智能制造的实际应用中, 为装配机器人的生产提供一种新型的解决方案。但由于现场设备来自于国内外不同厂家, 对设备数据的采集难度较大, 以及建模时存在偏差, 造成机器人虚实同步存在微小误差。因此, 后续将在此基础上对模型进一步完善并对设备的实时生产数据进行全面采集, 同时, 针对如何通过智能算法对生产流程进行优化做具体研究。

参考文献:

- [1] Hu Fuwen. Mutual Information-enhanced Digital Twin Promotes Vision-guided Robotic Grasping[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2022, 52: 101562.
- [2] Kilian Kleeberger, Richard Bormann, Werner Kraus, et al. A Survey on Learning-based Robotic Grasping[J]. *Current Robotics Reports*, 2020, 1(4): 239-249.
- [3] Real E, Moore S, Selle A, et al. Large-scale Evolution of Image Classifiers[C]//*Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning*. Cambridge: JMLR, 2017: 2902-2911.
- [4] Akinola I, Angelova A, Lu Yao, et al. Visionary: Vision Architecture Discovery for Robot Learning[C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 10779-10785.
- [5] Liu Yongkui, Xu He, Liu Ding, et al. A Digital Twin-based Sim-to-real Transfer for Deep Reinforcement Learning-enabled Industrial Robot Grasping[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2022, 78: 102365.
- [6] Grieves M. Digital Twin: Manufacturing Excellence Through Virtual Factory Replication[J]. *White paper*, 2014, 1: 1-7.
- [7] 陶飞, 刘蔚然, 张萌, 等. 数字孪生五维模型及十大领域应用[J]. *计算机集成制造系统*, 2019, 25(1): 1-18.
- [8] Tao Fei, Liu Weiran, Zhang Meng, et al. Five-dimension Digital Twin Model and Its Ten Applications[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2019, 25(1): 1-18.
- [9] Bence Tipary, Gábor Erdős. Generic Development Methodology for Flexible Robotic Pick-and-place Workcells Based on Digital Twin[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2021, 71: 102140.
- [10] 徐健, 宋鑫, 刘秀平, 等. 基于数字孪生的装配机器人建模及系统实现[J]. *系统仿真学报*, 2023, 35(7): 1497-1507.
- [11] Xu Jian, Song Xin, Liu Xiuping, et al. Modeling and System Realization of Assembly Robot Based on Digital Twin[J]. *Journal of System Simulation*, 2023, 35(7): 1497-1507.
- [12] 刘怀兰, 赵文杰, 李世壮, 等. 数字孪生车间机器人虚实驱动系统构建方法[J]. *中国机械工程*, 2022, 33(21): 2623-2632.
- [13] Liu Huailan, Zhao Wenjie, Li Shizhuang, et al. Construction Method of Virtual-real Drive Systems for Robots in Digital Twin Workshops[J]. *China Mechanical Engineering*, 2022, 33(21): 2623-2632.
- [14] Vladimir Kuts, Tauno Otto, Toivo Tähemaa, et al. Digital Twin Based Synchronised Control and Simulation of the Industrial Robotic Cell Using Virtual Reality[J]. *Journal of Machine Engineering*, 2019, 19(1): 128-144.
- [15] 王剑, 王好臣, 李学伟, 等. 基于OPC UA的数字孪生车间信息物理融合系统[J]. *现代制造工程*, 2023(4): 43-50.
- [16] Wang Jian, Wang Haochen, Li Xuewei, et al. Digital Twin Workshop Information Physical Fusion System Based on OPC UA[J]. *Modern Manufacturing Engineering*, 2023(4): 43-50.
- [17] 乔峰明, 苗鸿宾, 纪慧君, 等. 面向数字孪生的工业机械臂手眼标定方法的研究[J]. *机床与液压*, 2023, 51(1): 31-35.
- [18] Qiao Fengli, Miao Hongbin, Ji Huijun, et al. Research on Hand-eye Calibration Method for Digital Twin Oriented Industrial Manipulator[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2023, 51(1): 31-35.
- [19] 马喜平, 李迪, 姚侠楠, 等. 基于Tsai两步法的视觉点胶系统相机标定方法[J]. *自动化与仪表*, 2018, 33(5): 1-4, 18.
- [20] Ma Xiping, Li Di, Yao Xianan, et al. Camera Calibration of Visual Dispensing System Based on Tsai's Two-step Method[J]. *Automation & Instrumentation*, 2018, 33(5): 1-4, 18.
- [21] Kyu Tae Park, Donggun Lee, Sang Do Noh. Operation Procedures of a Work-center-level Digital Twin for Sustainable and Smart Manufacturing[J]. *International*

- Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology, 2020, 7(3): 791-814.
- [16] 周学广, 吕伟栋, 袁志民. 基于着色Petri网的舰艇指挥控制信息流建模研究[J]. 系统仿真学报, 2019, 31(5): 828-842.
- Zhou Xueguang, Lü Weidong, Yuan Zhimin. Colored Petri Net Based Modeling on Warship Command and Control Information Flow[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(5): 828-842.
- [17] Alexander Perzylo, Stefan Profanter, Markus Rickert, et al. OPC UA NodeSet Ontologies as a Pillar of Representing Semantic Digital Twins of Manufacturing Resources[C]//2019 24th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 1085-1092.
- [18] 束长宝, 于照, 张继勇. 基于TCP/IP的网络通信及其应用[J]. 微计算机信息, 2006(36): 157-159.
- Shu Changbao, Yu Zhao, Zhang Jiyong. Network Communication and Its Applications Based on TCP/IP [J]. Microcomputer Information, 2006(36): 157-159.
- [19] Lenz I, Lee H, Saxena A. Deep Learning for Detecting Robotic Grasps[J]. International Journal of Robotics Research, 2015, 34(4/5): 705-724.
- [20] Walter Wohlkinger, Aitor Aldoma, Rusu R B, et al. 3DNet: Large-scale Object Class Recognition from CAD Models[C]//2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 5384-5391.