

引文格式: 康瑞浩, 胡俊山, 田威, 等. 面向工业机器人的数字孪生建模精度补偿方法[J]. 航空制造技术, 2023, 66(6): 50-59.

KANG Ruihao, HU Junshan, TIAN Wei, et al. A digital twin modelling accuracy compensation method for industrial robots[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2023, 66(6): 50-59.

面向工业机器人的数字孪生建模精度补偿方法*

康瑞浩¹, 胡俊山¹, 田威¹, 张嘉伟¹, 马创业²

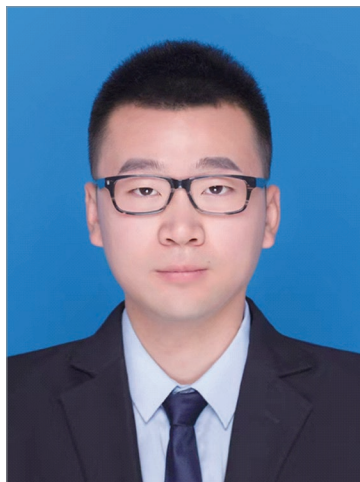
(1. 南京航空航天大学, 南京 210016;

2. 中国空空导弹研究院, 洛阳 471000)

[摘要] 针对现有工业机器人智能装备建模感知监测精度缺失, 依靠理论参数建模精度低等问题, 本文以工业机器人铣削系统为研究对象, 构建了高精度光栅尺实时测量机器人关节转角的数字孪生监测系统, 避免了齿轮间隙、编码器丢码等关节转角误差对数字孪生建模准确度的影响; 根据 MD-H 运动学建模方法建立了数字孪生驱动模型, 采用 L-M 算法对工业机器人建模参数进行辨识修正, 减少了机器人数字孪生模型中几何误差的影响; 开发了数字孪生交互系统平台, 用以监测、控制物理空间的工业机器人铣削系统的作业运动。利用辨识后的机器人关节参数构建的数字孪生模型, 使得工业机器人铣削系统运动点位的建模精度从 ± 1.6905 mm 提高到了 ± 0.3304 mm, 提高了 4.12 倍, 表明本文针对工业机器人数字孪生建模方法的正确性和建模参数辨识方法对建模精度补偿的可行性。

关键词: 参数辨识; 辅助传感器; 数字孪生; 工业机器人; 建模精度

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2023.06.050



康瑞浩

博士研究生, 研究领域为数字孪生建模、飞机智能装备与工艺。

随着机器人技术的快速发展, 以工业机器人为载体的智能装备在航空航天智能生产线中的应用愈加广

泛, 如飞机翼面钻铆、型面铣削、部件装配等场合^[1]。同时, 对机器人作业过程的动态监测需求也变得更加迫切。数字孪生技术 (DT) 能够对装备、产线乃至全工厂进行实时、有效的监测, 而数字孪生能否准确地映射物理空间状态取决于数字孪生建模的准确度。现有机器人数字孪生建模方法大多依赖理论参数来构建模型, 在传感器数据驱动下, 往往导致数字孪生模型的运动轨迹与物理空间的实际轨迹不一致, 影响到后续的预测与控制效果。因此, 如何建立高精度、高保真的数字孪生模型面临着巨大挑战。

2003 年 Grieves 教授于密歇根大学的产品生命周期管理 (PLM) 课程上首次提出数字孪生概念^[2], 描述为物理系统的数字化信息结构, 数字

孪生模型是将数字信息嵌入到物理系统中而形成的独立实体。北航陶飞教授团队^[3-6]是国内较早深入开展数字孪生理论与技术研究的团队, 提出了数字孪生“五维模型”并建立了数字孪生模型评价指标体系。不同的研究者也从各个方面不断丰富数字孪生的概念^[7-8]。Li 等^[9]构建面向全生命周期动态演化的数字孪生驱动信息架构。Xia 等^[10]从制造结构层面建立数字孪生驱动的智能工厂, 进而在此基础上实现智能感知^[11]、预测^[12]、过程优化^[13]和控制策略^[14]等功能。但这些研究都集中在工厂、车间、产线等宏观生产数据的孪生可视化, 针对实际物理装备的数字孪生建模技术研究报道较少。

在物理装备孪生建模方面, Kuts 等^[15]基于 AR/VR 技术构建了工业机器人虚拟模型和虚拟操控界面, 可

* 基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (2019YFB1310101, 2019YFB1707403)。

以通过 AR/VR 头盔实现对虚拟机械臂的运动控制。王春晓等^[16]利用 M-Works 对三轴数控铣床构建了综合机械、电气等多学科领域的数字孪生模型。Guo 等^[17]采用 Focas 数据采集方法,研发了智能制造车间数控机床数据采集与监控系统。这些研究虽然从装备的运动机理和运行状态等进行了数字孪生建模研究,但忽略了数字孪生建模的精度问题。

在面向工业机器人数字孪生建模中,通常采用理论参数来描述机器人内部结构的关联,但由于制造、装配、零部件磨损、重力及负载、温度等因素都会导致机器人本体与理论模型之间存在偏差^[18],严重影响机器人数字孪生建模精度。其中,机器人各连杆的参数误差以及造成的累积误差属于几何误差^[19];齿轮间隙、关节柔性变形等难以量化和衡量的误差属于非几何误差;还存在一些动态误差,会随着机器人使用时间和使用强度的增大而发生变化。

无论是几何误差、非几何误差还是动态误差,它们的存在都是无法避免的,在建模过程中需要对各误差造成的精度损失进行补偿。对于几何参数误差,通常可以采用基于运动学模型参数标定法^[20-22],通过修正机器人关节参数,来准确反映工业机器人在物理空间的位置, Dennis^[23]、Judd^[24]、Renders^[25]等提出了基于几何误差识别最大似然法的机器人标定方法,用来纠正连杆和关节参数误差。此外,许多学者建立了非运动学参数标定方法^[26],如 Zeng 等^[27-28]建立了基于误差相似度的精度补偿方法,王东署等^[29]采用前馈神经网络建立了机器人实际位姿和相应的关节角误差之间的关系,以确定位姿处补偿转角误差值,从而提高机器人的绝对定位精度。

为了减少传动误差等非几何误差,任永杰等^[30]利用激光跟踪仪进行末端位姿的在线测量与修正,实现

了机器人末端作业全闭环控制。在航空大部件加工中,Moeller 等^[31]利用激光跟踪仪对工业机器人系统进行实时位姿控制,该方法能够给数字孪生模型提供高精度映射,但需要增加激光跟踪仪等外部辅助设备,不仅提高了作业复杂度,同时只能对机器人末端数据采集,难以获得机器人各个活动关节的精确位置。国外学者将光栅尺安装在机器人各关节轴上,在机器人工作过程中读取光栅尺传感数据获得关节转角^[32-35],计算末端位姿与误差修正量,并在控制器中进行反馈控制^[36]。该方法可有效减小关节转角误差,提高机器人的建模精度。

本文从工业机器人数字孪生建模机理出发,对数字孪生建模精度进行了理论定义。通过在机器人上安装光栅传感器,建立数字孪生测量系统,并对测量系统进行标定,从而减少了数字孪生建模中关节传动引起的非几何误差。采用 L-M 算法^[37]对工业机器人建模参数进行辨识修正,补偿了数字孪生建模中的几何误差。试验结果表明了数字孪生建模方法的正确性和建模参数辨识对建模精度补偿的可行性。

1 数字孪生建模

1.1 数字孪生模型初始化

数字孪生模型可以定义为由传感器数据驱动的、具有物理实体运动约束的可视化表征。而模型初始化是在不考虑建模准确度的情况下获得与物理实体结构和功能近似的数字孪生模型。首先,利用 OpenGL (开放式图形库)建立数字孪生可视化环境,并对模型显示的材质、场景、光照条件进行全局设置;其次,鉴于工业机器人的运动是各主要运动部件相互协调运动的结果,对工业机器人机械结构进行拆分,确定工业机器人运动所需的各关键运动部件,将其三维模型导入数字孪生可视化环境

下;最后,由于 OpenGL 读取的各个模型位置和姿态是不固定的、任意的,所以需要参考实际机器人各部件模型的位置和装配方式,在可视化环境中进行调整并建立部件模型之间的从属关系。部件模型之间的关系可划分为相对运动与刚体固连关系,机器人各部件模型的从属关系如图 1 所示。

在定义机器人各部件从属关系的基础上,采用 MD-H 模型^[38]表达工业机器人各运动部件之间的关联关系,对各关键运动部件三维模型进行运动约束。为了避免 D-H 建模中两相邻连杆平行时到达奇异位置难以求解的情况,引入关节平行度参数 β_i : 当关节平行时,定义 $\beta_i \neq 0, d_i = 0$; 关节不平行时,定义 $\beta_i = 0$ 。此时,通过 MD-H 建立的机器人的第 i 节连杆相对 $i-1$ 节连杆的齐次变换矩阵

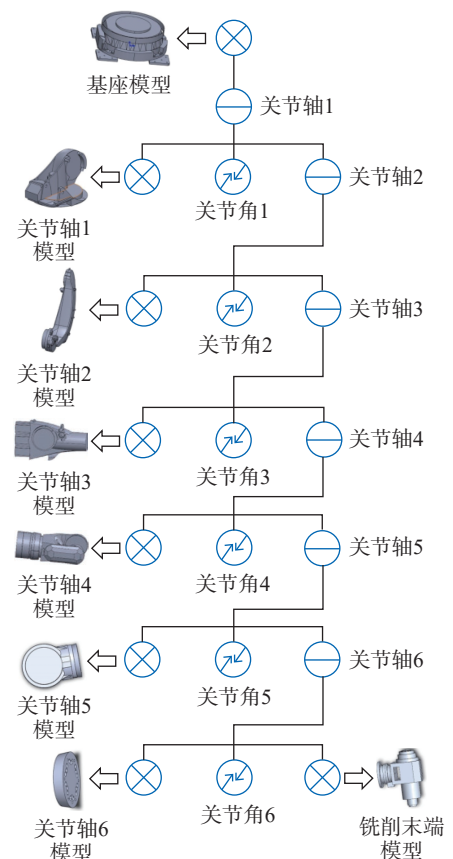


图 1 铣削工业机器人部件从属关系图
Fig.1 Subordination diagram of milling industrial robot moving parts

可以表示为

$${}^{i-1}A_i = \text{Rot}(z, \theta_i) \cdot \text{Trans}(0, 0, d_i) \cdot \text{Trans}(a_i, 0, 0) \cdot \text{Rot}(x, \alpha_i) \cdot \text{Rot}(y, \beta_i) \quad (1)$$

式中, x, y 和 z 分别为连杆坐标系的坐标轴; a_i 为连杆长度; α_i 为连杆扭转角; d_i 为连杆偏距; θ_i 为关节转角; β_i 为关节平行度。

针对工业机器人转动关节数量的不同,可以推导相对应的齐次变换矩阵。若转动关节数为 n ,根据式(1)和理论设计参数,可得出其末端位姿在基坐标系下的齐次变换矩阵^[39],并定义为

$$F(\theta_s, \mathbf{X}) = {}^0T_n = {}^0A_1 A_2 \cdots A_n \quad (2)$$

式中, $F(\theta_s, \mathbf{X})$ 为数字孪生驱动模型,用以后续建模参数标定; θ_s 为关节驱动角度; \mathbf{X} 为建模结构参数组成的向量; T 为旋转矩阵; n 为关节数。

最后,利用传感器读取物理实体各关键部件的相对运动量,从而在可视化环境中驱动三维模型运动,保证与物理空间实际机器人具有完全一致的运动行为。

此时完成了数字孪生模型的初始化工作,但由于物理空间的工业机器人并不是理论参数构建的完全复刻体,存在着诸多误差,因此还需要对机器人数字孪生建模精度进行分析。

1.2 数字孪生建模精度

为了更好地表达数字孪生模型和物理实体之间的映射关系,将数字孪生模型与实际物理装备的运动映射误差定义为建模误差,孪生模型对物理空间映射的精准度评价指标定义为建模精度。在建模中应尽量按照工业机器人实际尺寸进行绘制,以保证孪生模型与物理装备运动的一致性。

图2描述了数字孪生的位置建模精度, O_c 为物理空间中工业机器人末端测点到达的位置点; G 点为孪生模型计算所到达的位置点; O_c 点与 G 点之间误差值为该测点的建模误差 AP , 表达为

$$AP = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2 + (z_j - z_i)^2} \quad (3)$$

式中, x_j, y_j, z_j 为末端测点到达位置的空间笛卡尔坐标, x_i, y_i, z_i 为孪生模型中计算位置点的空间笛卡尔坐标。

在笛卡尔空间中各个方向的建模误差定义为 AP_x, AP_y, AP_z , 即

$$\begin{aligned} AP_x &= x_j - x_i; \\ AP_y &= y_j - y_i; \\ AP_z &= z_j - z_i \end{aligned} \quad (4)$$

单一的测点难以表征整个数字孪生模型的建模精度,需在物理空间中取 N 个测点,分别计算出各单一测点的建模误差 AP_N ,并求出 N 个测点的建模误差平均值 \overline{AP} , 即

$$\overline{AP} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N AP_j \quad (5)$$

由于随机性误差符合正态分布规律,因此在平均值 \overline{AP} 的基础上增加3倍的标准偏差量 S_{AP} ,能得到一个包围所有测点位置的球体直径的最小值,即数字孪生模型的建模精度 AP_p :

$$AP_p = \overline{AP} + 3S_{AP} \quad (6)$$

此时则标准偏差 S_{AP} 值为

$$S_{AP} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N (AP_j - \overline{AP})^2}{N-1}} \quad (7)$$

2 数字孪生实时测量系统

2.1 构建数字孪生测量系统

通常在任何辅助测量设备的

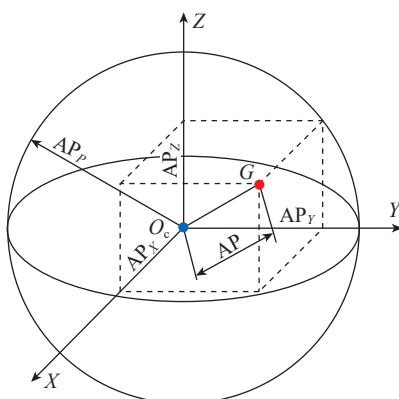


图2 数字孪生位置建模精度定义图
Fig.2 Position of digital twin modelling accuracy definition diagram

情况下,数字孪生模型可以通过伺服电机自带的编码器进行传动比换算,间接获得关节的转角值,从而驱动数字孪生模型运动。但由于伺服电机、减速器内部传动的齿轮存在间隙,同时机器人各连杆自重、负载和运动过程中自身的惯性力作用会导致关节处产生柔性变形,使得编码器间接得到的关节转角值与实际关节转角值之间存在角度偏差。因此,在工业机器人各个关节处安装高精度光栅尺传感器作为数字孪生实时测量反馈系统,即通过光栅尺直接测量各关节转角,将获取的光栅数据导入数字孪生模型,进而获得机器人末端的位置和轨迹信息,并通过实时映射来驱动机器人数字孪生模型。工业机器人转动关节部位驱动结构图如图3所示。

虽然圆光栅对于测量转角类数据更为合适,但是安装圆光栅需要拆卸机器人的转动轴,再次安装时难以保证光栅和转动轴的同轴度,从而影响传感器的信号采集精度,并且还会破坏机器人自身的传动精度。因此,本文采用将直线光栅粘贴到转动轴外环表面,通过“以直代曲”的方式对机器人关节转角数据进行测量采集,并根据工业机器人各个关节常用转角范围确定光栅尺长度。工业机器人共有6个旋转关节,从基座到末

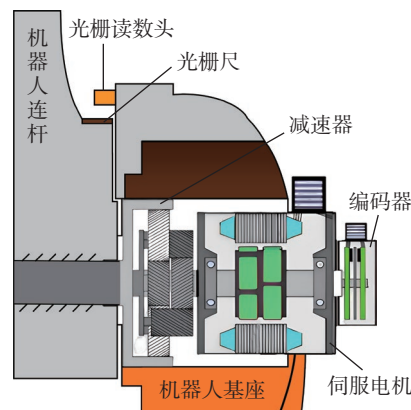


图3 工业机器人转动关节部位驱动结构图
Fig.3 Diagram of drive structure of rotating joint part of an industrial robot

端将各关节定为 A1~A6, 机器人各个关节安装情况如图 4 所示。

2.2 测量系统传感器标定

“以直代曲”的方式需要根据工业机器人各个关节的转角范围将直线位移测量转换成角度测量, 为保证关节角映射的准确性, 要对光栅尺的读数系统进行重新标定。在光栅尺进行标定时, 必须先确定机器人各关节在 Home 位置、负极限位置、正极限位置的光栅读数, 避免在标定过程中出现超限位等安全问题, 并将 Home 位置定为光栅尺新零位。具体的标定过程如下(以 A1 轴光栅尺标定为例)。

(1) 使用示教器控制 A1 轴关节以 3% 的均匀速度分别从不同转角返回 Home 点, 重复 10 次, 并依次记录相应的光栅尺读数, 求出读数的平均值, 定为 A1 轴的光栅尺新零位。

(2) 控制 A1 轴关节从正极限位置向负极限位置方向以 3% 的速度匀速转动, 以每 2° 为一个间隔记录光栅尺的读数。到达负极限位置后, 以同样的速度和间隔向正极限位置匀速转动 A1 轴, 并记录光栅尺读数。同时在 A1 关节处安装靶标, 使用激光跟踪仪测量靶球当前位置。

(3) 通过空间测量分析软件

Spatial analyzer (SA) 对所采集到的靶标点拟合得到圆 A1' 和 A1'', 依次连接各靶标点与相应 A1'、A1'' 圆心, 可得到相邻靶球位置对应的圆心角, 即为 A1 轴两次转动所对应的实际转角。

(4) 将所得到的实际关节转角增量与光栅尺读数进行拟合, 可得到关节转角与光栅尺读数之间的对应关系。

(5) A2~A6 轴光栅尺标定按步骤(1)~(4) 分别进行, 即可完成机器人各关节轴光栅传感器标定。

3 基于参数辨识的建模方法

3.1 建模误差模型

机器人结构参数误差是导致数字孪生建模过程中物理空间末端实际位姿与孪生模型期望位姿之间误差的来源, 数字孪生建模过程中, 采用机器人理论参数进行建模可以获得孪生模型的末端理论位姿 O_T , 但由于机器人加工装配中各连杆参数存在误差, 使得机器人末端运动过程并未到达理论位置, 而当前到达的实际位姿记为 O_r , 在机器人基座安装等不确定因素影响下, 机器人在物理空间的实际基坐标系 O_B 很难确定, 但可以利用测量设备对机器人基坐

标系进行拟合, 并将测量所得的基坐标系定为 $O_{B'}$, 后续工作将围绕测量坐标系 $O_{B'}$ 来完成机器人结构参数标定。各坐标系构建如图 5 所示。

O_B 相对于 $O_{B'}$ 存在微动误差 ${}^B T_B$, 矩阵 ${}^B T_B$ 表示为

$${}^B T_B = \begin{bmatrix} 1 & -\delta_{z_B} & \delta_{y_B} & d_{x_B} \\ \delta_{z_B} & 1 & -\delta_{x_B} & d_{y_B} \\ -\delta_{y_B} & \delta_{x_B} & 1 & d_{z_B} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中, O_B 相对于 $O_{B'}$ 分别在 x 、 y 和 z 轴方向上产生的微小移动量为 d_{x_B} 、 d_{y_B} 和 d_{z_B} ; O_B 相对于 $O_{B'}$ 假设中心点的微小转动量为 δ_{x_B} 、 δ_{y_B} 和 δ_{z_B} 。

O_T 相对 O_B 产生微分运动, 表示为

$${}^B T_T = {}^B T_T + dT \quad (9)$$

式中, ${}^B T_T$ 和 ${}^B T_T$ 分别为 O_T 和 O_T 相对于 O_B 的齐次变换矩阵; dT 为微动齐次变换矩阵。

末端位姿的微小变化是由 O_T 相对于 O_B 产生的微分变换矩阵, 表示为

$$dT = \Delta \cdot {}^B T_T \quad (10)$$

由式(9)和(10)可知, O_T 相对于 $O_{B'}$ 的齐次变换矩阵 ${}^B T_T$ 为

$${}^B T_T = {}^B T_B \cdot {}^B T_T = {}^B T_B \cdot (I_4 + \Delta) \cdot {}^B T_T \quad (11)$$

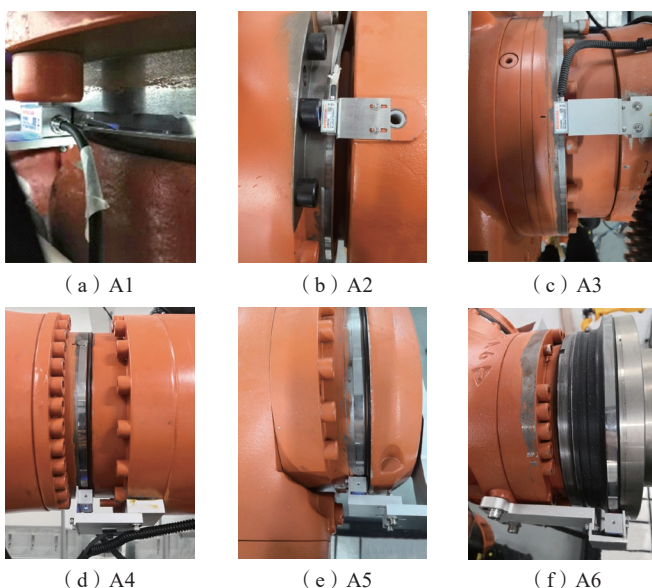


图 4 工业机器人各关节光栅尺安装图

Fig.4 Installation diagram for each joint of an industrial robot



图 5 参数标定坐标系

Fig.5 Parametric calibration of the coordinate system

式中, I_4 为 4×4 的单位矩阵。对式 (11) 进行变换, 并忽略其中高阶微小量, 则

$${}^B T_T ({}^B T_T)^{-1} - I_4 \approx {}^B T_B - I_4 + \Delta \quad (12)$$

式中, ${}^B T_T ({}^B T_T)^{-1} - I_4$ 为系统的线性标定误差矩阵; ${}^B T_B - I_4$ 为 O_B 相对于 $O_{B'}$ 的微分变换。

式 (12) 表示机器人末端的位姿精度, 是由测量基坐标系与实际基坐标系存在的构造误差和机器人运动学参数误差两者引起的。

其中, ${}^B T_B - I_4$ 可简化为矩阵形式, 即

$${}^B T_B - I_4 = \begin{bmatrix} d_B \\ \delta_B \end{bmatrix} = I_6 \cdot [d_{x_B} \ d_{y_B} \ d_{z_B} \ \delta_{x_B} \ \delta_{y_B} \ \delta_{z_B}]^T \quad (13)$$

式中, d_B 和 δ_B 分别为 O_B 相对于 $O_{B'}$ 的微分平移和旋转矢量; I_6 为 6×6 的单位矩阵; $\Delta \delta$ 为 O_B 相对于 $O_{B'}$ 的微小变动量所构成的矩阵。

用两个相邻连杆的 5 个运动学参数误差来表示连杆 i 的微分变换 δ_{A_i} 和位姿误差 d_{A_i} , 多关节机器人的关节数 n 代表着机器人的自由度, 由于机器人运动学具有 5 个关节参数, 故此机器人末端到基坐标系的位姿误差可以用 $5n$ 个运动学参数误差表示。

设机器人相邻两连杆之间的理论齐次变换矩阵为 A_i^N 时, 由于机器人结构几何参数误差 ($\Delta \theta_i$, Δd_i , $\Delta \alpha_i$, $\Delta \alpha_i$ 和 $\Delta \beta_i$) 的存在, 两相邻连杆之间的实际齐次变换矩阵 A_i^R 会与理论齐次变换矩阵 A_i^N 存在一个误差 d_{A_i} 。机器人末端实际位姿 O_T 相对于 O_B 的齐次变换可表示为

$${}^B T_T = {}^B T_T + dT = \prod_{i=1}^n A_i^R = \prod_{i=1}^n (A_i^N + dA_i) \quad (14)$$

将上式展开, 忽略高阶无穷小, dT 可简化为

$$dT = \sum_{i=1}^n {}^B T_{T_{i-1}} \delta A_i ({}^B T_{T_{i-1}})^{-1} {}^B T_{T_i} \quad (15)$$

式中, ${}^B T_{T_{i-1}}$ 和 ${}^B T_{T_i}$ 分别为连杆 $i-1$ 和

n 的理论位姿相对于 O_B 的齐次变换矩阵。

由式 (10) 和 (15) 可知, 机器人末端实际位姿相对于 O_B 的微分变换矩阵 Δ' 为

$$\Delta' = \sum_{i=1}^n {}^B T_{T_{i-1}} \delta A_i ({}^B T_{T_{i-1}})^{-1} \quad (16)$$

机器人各连杆坐标系相对于上一连杆坐标系的微分变换 Δ' 可以由微分矢量 d_Δ 和 δ_Δ 表示为

$$\begin{bmatrix} d_\Delta \\ \delta_\Delta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{d\theta} & J_{dd} & J_{da} & J_{d\alpha} & J_{d\beta} \\ J_{\delta\theta} & 0 & 0 & J_{\delta\alpha} & J_{\delta\beta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\theta \\ \Delta d \\ \Delta\alpha \\ \Delta\alpha \\ \Delta\beta \end{bmatrix} \quad (17)$$

式中, $J_{d\theta}$, J_{da} , $J_{d\beta}$, $J_{\delta\theta}$, $J_{\delta\alpha}$ 和 $J_{\delta\beta}$ 均为雅克比矩阵, 是由已知的机器人理论几何参数构建的, 令向量 ΔP 为

$$\Delta P = \begin{bmatrix} d \\ \delta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_B + d_\Delta \\ \delta_B + \delta_\Delta \end{bmatrix} \quad (18)$$

将式 (10) 代入式 (18) 可以计算出系统线性标定误差向量 ΔP 、线性标定微分平移矢量 d 和旋转误差矢量 δ ; 式 (11) 可以计算出相对于 $O_{B'}$ 的微小平移矢量 d_B 和旋转矢量 δ_B , 令矩阵 J 为

$$J = \begin{bmatrix} J_{d\theta} & J_{dd} & J_{da} & J_{d\alpha} & J_{d\beta} \\ J_{\delta\theta} & 0 & 0 & J_{\delta\alpha} & J_{\delta\beta} \\ I_3 & 0 \\ 0 & I_3 \end{bmatrix} \quad (19)$$

式中, I_3 为 3×3 的单位矩阵。令参数辨识误差向量 $\Delta X'$ 为

$$\Delta X' = [\Delta\theta \ \Delta d \ \Delta\alpha \ \Delta\alpha \ \Delta\beta \ \Delta\delta]^T \quad (20)$$

则由式 (16) 到 (18) 可得

$$\Delta P = J \cdot \Delta X' \quad (21)$$

在机器人参数标定中需要采集大量的点位坐标, 用以提高标定的精度, 假设存在 m 个采样点, 上式可写为

$$\Delta P_m = J_m \cdot \Delta X_m \quad (22)$$

式中, ΔP_m 为采样点的位置误差列向量; J_m 为雅克比矩阵。

3.2 建模误差参数辨识

机器人建模参数误差辨识最优化过程是将非线性模型中高阶微分量忽略以按照线性分析, 参数辨识误差 $\Delta X'$ 越来越小时, 输入到孪生模型中获得的末端位置将越接近机器人实际位置, 在辨识参数时, 将非线性模型线性化的最常用方法是最小二乘法。最小二乘法取近似的中间值会造成计算误差, 收敛过程中会使得目标函数离极小值越来越远, 最后拟合的效果难以接受, 而 L-M 最小二乘法利用阻尼系数 μ 限制迭代运算可以避免出现奇异性, 提高了最小二乘法拟合效果。采用 L-M 最小二乘法的参数辨识基本原理如图 6 所示。

步骤 1: 初始化数字孪生模型, 首次计算建模参数向量 X_k , 并作为机器人理论结构参数;

步骤 2: 将一定数量点位作为参数辨识采样点, 通过激光跟踪仪测量机器人到达采样点的实际位置 P ;

步骤 3: 通过辅助传感器采集该采样点对应的关节转角向量 θ_s ;

步骤 4: 代入建模参数向量 X_k 下数字孪生模型, 计算当前辨识的雅克比矩阵 $J(X_k)$, 获得末端位置 P ;

步骤 5: 求解 P' 与 P 之间存在误差 $\Delta P(X_k)$;

步骤 6: 求解出建模参数误差修正量 ΔX_k , 即

$$\Delta X_k = -[J^T(X_k)J(X_k) + \mu_k I]^{-1} J^T(X_k)\Delta P(X_k) \quad (23)$$

步骤 7: 更新第 $k+1$ 次迭代时的建模参数向量 X_{k+1} 和迭代次数 k 为

$$X_{k+1} = X_k + \Delta X_k \quad k = k + 1 \quad (24)$$

步骤 8: 更新第 $k+1$ 次迭代时的阻尼系数 μ_{k+1} 为

$$\mu_{k+1} = \begin{cases} 0.001\delta & \|\Delta P(X_{k+1})\| \geq \|\Delta P(X_k)\| \\ 0.001/\delta & \|\Delta P(X_{k+1})\| < \|\Delta P(X_k)\| \\ 2.5 < \delta < 10 \end{cases} \quad (25)$$

式中, $\|\Delta P(X_{k+1})\|$ 和 $\|\Delta P(X_k)\|$ 分

别为第 $k+1$ 和 k 次迭代的位置误差的二范数; δ 为迭代参数。

步骤 9: 当 $\|\Delta P(X_{k+1})\| - \|\Delta P(X_k)\| > \varepsilon$ 时,更新第 $k+1$ 次建模参数向量;

步骤 10: 迭代运行步骤 4 到步骤 9 直至 $\|\Delta P(X_{k+1})\| - \|\Delta P(X_k)\| \leq \varepsilon$ 时,两次迭代的位置误差范数之差趋近于 $\varepsilon=0.0001$,证明已经收敛,即得出最优参数误差。

此时,用 L-M 算法辨识出的机器人结构参数误差 ΔX 修正机器人结构参数,并代入数字孪生驱动模型中,从而提高数字孪生建模精度。

4 试验验证

4.1 试验平台

为了验证本文提出的数字孪生建模方法的有效性,以及建模参数辨识对建模精度补偿的可行性,本文以工业机器人铣削系统作为试验对象,该系统为搭载铣削末端的 KR500 M2830MT 型工业机器人,利用 FARO vantage E 型激光跟踪仪作为机器人末端位姿测量设备,搭建试验平台如图 7 所示。在末端 TCP 测量过程中,将安装有激光跟踪仪靶球的特制刀柄固联在机器人末端铣削主轴上,并将靶球测量位置看作机器人末端 TCP 的位置,对比激光跟踪仪测量数据与数字孪生模型计算数据,完成建模精度试验验证。

4.2 数字孪生交互平台

数字孪生模型并不能独立存在,计算机软件为数字孪生模型的可视化表征提供了载体。综合数字孪生平台的通用性考虑,本文采用 Qt 编程软件进行数字孪生系统交互平台 GUI 开发,能够准确地描述工业机器人铣削系统中组件间的复杂相互作用,也可以连接控制器与物理空间建立永久、实时的交互模式。其主要界面如图 8 所示,包含末端位姿显示区、系统功能区、加工控制区、NC 程序操作区。

(1) 末端位姿显示区。该区域显

示由数字孪生模型计算得出的机器人铣削系统末端 TCP 的位姿,以及执行任务中所要到达的目标点位信息。

(2) 系统功能区。该区域主要承担整体系统的初始化、项目工程的管理、加工任务执行进程的应急处置等功能。

(3) 加工控制区。该区域是整个交互平台的核心区域,包含了铣削、主轴、电机、基准、法向、加工辅助、刀库、工艺、坐标系、孪生虚拟模型显现

窗口等模块,在孪生模块子窗口内,用户可以实时观察到孪生模型对机器人铣削装备任务执行过程的实时映射,而且可以通过平移、旋转、缩放等操作切换不同的视角和细节,能够全面观察机器人的加工运行状态。

(4) NC 程序操作区。该区域主要负责 NC 加工程序的编辑和运行。在加工过程中,查阅编辑框可跟随加工进程自动定位到正在执行的程序,方便用户掌握加工的进度。

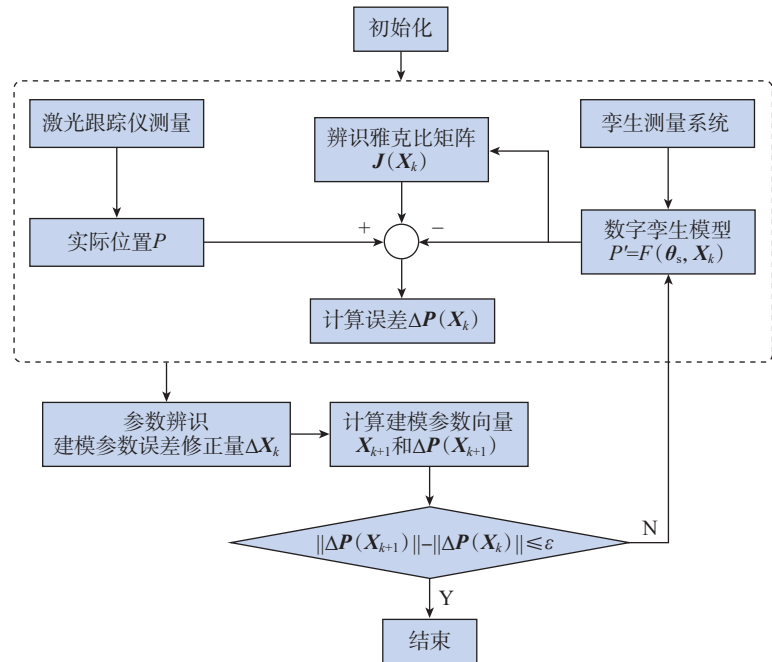


图 6 参数辨识基本原理

Fig.6 Basic principles of parameter identification

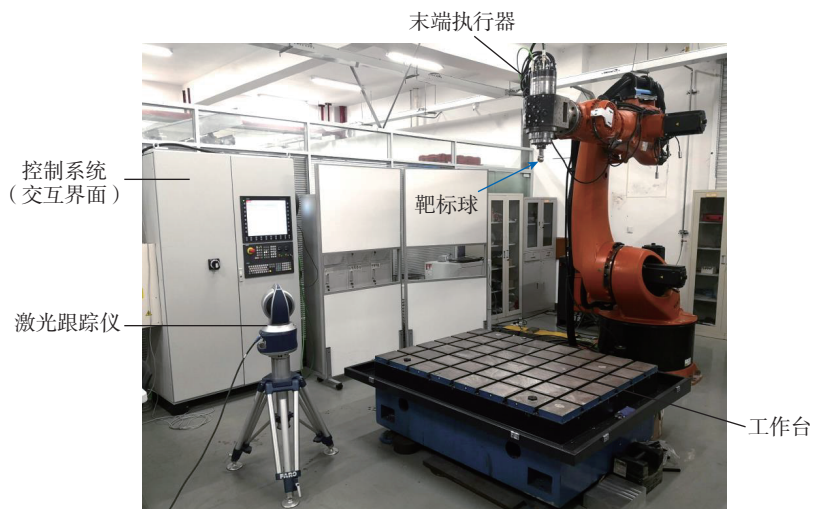


图 7 试验平台

Fig.7 Test platform



图 8 数字孪生系统交互平台界面
Fig.8 Digital twins interactive platform interface

4.3 试验验证

为了验证本文提出的数字孪生模型参数修正方法的有效性、正确性,对试验平台 KR500 机器人的 A1~A6 轴增加光栅尺,根据上文提到的标定方法对各个关节进行标定,确定光栅尺零点,标定结果如表 1 所示,后续将测量数据用来驱动数字孪生可视化模型运动。

在 KR500 工业机器人的运动可达范围内随机生成 100 个采样点和 150 个目标点的位置坐标,将 100 个采样点使用 L-M 算法进行参数辨识,另外用 150 个目标点进行建模误差和建模精度的试验验证。试验过程可分为以下 6 步。

(1) 利用激光跟踪仪建立 World 坐标系、Base 坐标系和末端 TCP 坐标系,然后在 SA 软件中建立 Base 坐标系作为测量基准。

(2) 将 100 个采样点写入 NC 程序控制机器人运动,使用激光跟踪仪完成建模参数辨识前采样点位置采集,并将各光栅尺读数代入理论建模参数构建的数字孪生模型中以计算末端位置。

(3) 将激光跟踪仪测量值与理论参数构建的数字孪生模型计算值对

表 1 光栅尺标定结果

Table 1 Calibration results for optical scale

关节轴	光栅尺有效量程/(°)	关节转角范围/(°)	零位读数
A1	-90~+90	-85~+85	126547
A2	-100~+20	-95~+15	70234
A3	+20~+145	+15~+140	35462
A4	-170~+170	-165~+165	108154
A5	-110~+110	-105~+105	75413
A6	-170~+180	-165~+175	57461

比,计算理论参数建模精度。并利用 L-M 算法对采样点进行参数辨识,机器人建模参数修正结果如表 2 所示。

(4) 将辨识后的参数输入数字孪生交互平台,以修正数字孪生模型建模参数。

(5) 将 150 个目标点写入 NC 程序控制机器人运动,使用激光跟踪仪测量实际到达位置,以及将各光栅尺读数代入修正的数字孪生模型中计算末端位置。

(6) 将激光跟踪仪测量值与修正参数构建的数字孪生模型计算值对比,计算修正参数建模精度。

4.4 试验结果

将激光跟踪仪采集到的点位坐标数据分别与数字孪生模型中理论

建模参数和修正建模参数所计算的点位坐标进行对比分析,根据式(3)、(4)和(7)计算综合建模误差、各方向建模误差和建模精度,如表 3 所示。

图 9~12 分别为根据理论建模参数、修正建模参数建立的数字孪生模型反映的点位信息和激光跟踪仪采集到的点位信息的差值。对比发现,采用机器人理论建模参数构建的数字孪生模型与修正建模参数构建的数字孪生模型的差别较大,两者差值最大可达到 1.49 mm;最大综合建模误差从修正前的 1.4920 mm 减少到了 0.2962 mm;最小建模误差从 0.2590 mm 减少到了 0.0078 mm;平均建模误差从 0.8672 mm 减少到了 0.1452 mm,映射精度提高了 4.97

表2 机器人建模参数修正结果

Table 2 Robot modelling parameter correction results

连杆臂序号	$\Delta a/\text{mm}$	$\Delta \alpha/(\circ)$	$\Delta d/\text{mm}$	$\Delta \theta/(\circ)$	$\Delta \beta/(\circ)$
1	-0.9	+0.0001	-1.02	-0.02	0
2	+0.233	+0.03	+0.135	-0.000293	-2.6×10^{-5}
3	+0.503	-0.002	-0.0057	0.000337	0
4	+0.8	-0.0021	+0.1002	+0.28	0
5	+0.2	+0.05	+0.0003	+0.0202	0
6	-0.105	+0.01	+0.05	-0.601	0

表3 修正前后的建模精度

Table 3 Modelling accuracy before and after calibration

建模评价指标	X向建模误差/mm		Y向建模误差/mm		Z向建模误差/mm		建模精度/mm
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	
理论参数建模	0.3765	0.1272	0.1440	0.1479	-0.7297	0.3078	± 1.6905
修正参数建模	0.0743	0.0766	-0.0482	0.0853	0.0279	0.0566	± 0.3304

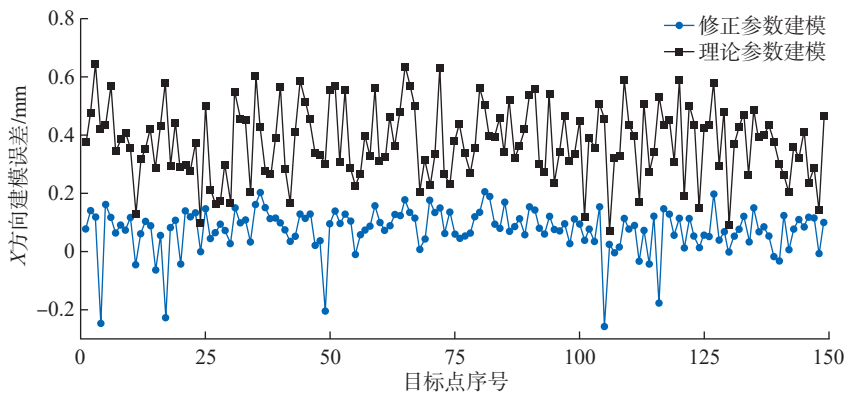


图9 X方向上建模误差对比

Fig.9 Comparison of coordinate deviations in X-direction

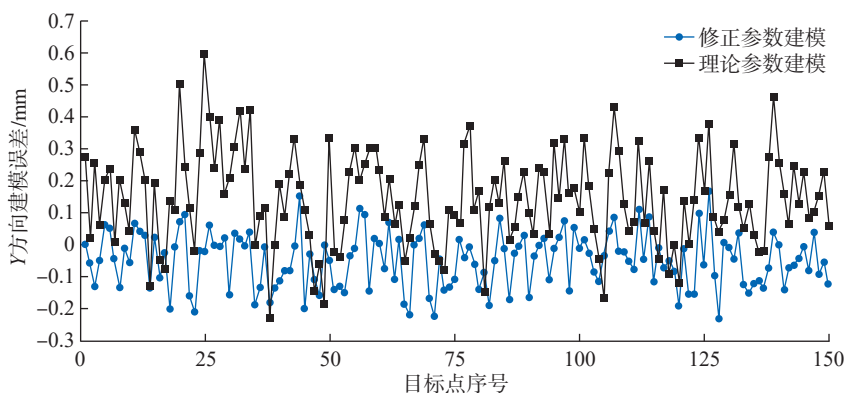


图10 Y方向上建模误差对比

Fig.10 Comparison of coordinate deviations in Y-direction

倍;建模精度从 $\pm 1.6905 \text{ mm}$ 提高到 $\pm 0.3304 \text{ mm}$,提高了4.12倍,从而更能够准确映射出机器人运动过程中的状态。虽然建立的数字孪生模型与物理模型依旧存在建模误差,但已经在数字孪生模型要求范围内。

5 结论

(1) 实现了数字孪生测量系统构建。搭建高精度光栅尺测量系统实时采集铣削机器人在铣削加工时机器人各关节的转角,避免了齿轮间隙、编码器丢码等因素造成的所获关节转角数据不准确的问题,从而提高了数字孪生的建模精度。

(2) 提出了数字孪生建模参数辨识方法。本文采用MD-H模型建立连杆坐标系,确定工业机器人铣削系统各连杆之间相互运动关系,基于L-M算法实现多源误差影响下的数字孪生建模参数修正,减小了数字孪生模型与物理空间实体之间差距,提高了数字孪生模型对装备映射的准确性。

(3) 开发了数字孪生交互系统平台。基于Qt编程软件开发了与工业机器人铣削系统相匹配的数字孪生人机交互平台,包含了控制、数据采集、可视化等多个模块。

通过激光跟踪仪进行数字孪生建模试验验证,试验结果表明,数字孪生模型建模参数修正后较修正前对工业机器人末端点位的建模精度从 $\pm 1.6905 \text{ mm}$ 提高到 $\pm 0.3304 \text{ mm}$,提高了4.12倍,验证了数字孪生模型建立的正确性和建模参数修正的必要性。

参考文献

- [1] 田威,焦嘉琛,李波,等. 航空航天制造机器人高精度作业装备与技术综述[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(3): 341-352.
TIAN Wei, JIAO Jiachen, LI Bo, et al. High precision robot operation equipment and technology in aerospace manufacturing[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(3): 341-352.

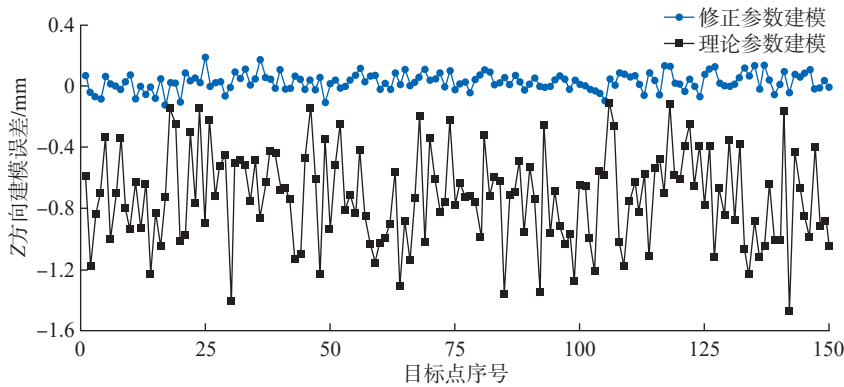


图 11 Z 方向上建模误差对比

Fig.11 Comparison of coordinate deviations in Z-direction

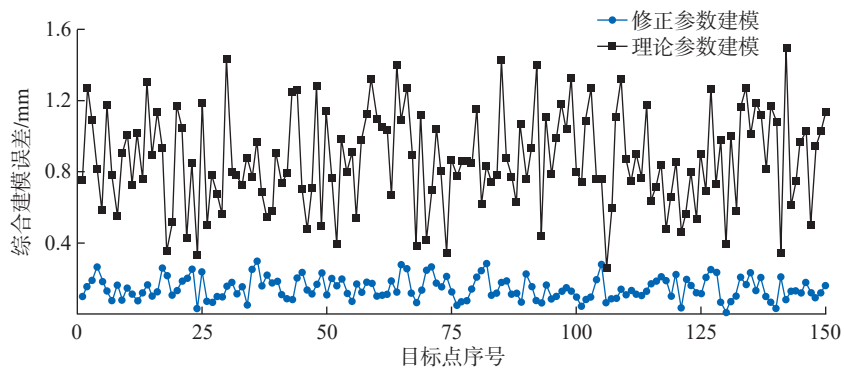


图 12 综合建模误差对比

Fig.12 Comparison of combined coordinate deviations

[2] GRIEVES M. Digital twin: Manufacturing excellence through virtual factory replication[EB/OL]. (2021-11-12) [2022-03-10]. <http://www.researchgate.net/publication/275211047>.

[3] 陶飞, 马昕, 胡天亮, 等. 数字孪生标准体系 [J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(10): 2405-2418.

TAO Fei, MA Xin, HU Tianliang, et al. Research on digital twin standard system[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(10): 2405-2418.

[4] 陶飞, 程颖, 程江峰, 等. 数字孪生车间信息物理融合理论与技术 [J]. 计算机集成制造系统, 2017, 23(8): 1603-1611.

TAO Fei, CHENG Ying, CHENG Jiangfeng, et al. Theories and technologies for cyber-physical fusion in digital twin shop-floor[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017, 23(8): 1603-1611.

[5] 张辰源, 陶飞. 数字孪生模型评价指标体系 [J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(8): 2171-2186.

ZHANG Chenyuan, TAO Fei. Evaluation index system for digital twin model[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(8): 2171-2186.

[6] TAO F, CHENG J F, QI Q L, et al. Digital twin-driven product design, manufacturing and service with big data[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 94(9-12): 3563-3576.

[7] HE B, BAI K J. Digital twin-based sustainable intelligent manufacturing: A review[J]. Advances in Manufacturing, 2021, 9(1): 1-21.

[8] LIU M N. Review of digital twin about concepts, technologies, and industrial applications[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 58: 346-361.

[9] LI L H, QU T, LIU Y, et al. Sustainability assessment of intelligent manufacturing supported by digital twin[J]. IEEE Access, 2020, 8: 174988-175008.

[10] XIA L Y, LU J F, ZHANG H, et al. A DTMEs-based digital twin system construction method for smart factory[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 119(5/6): 4159-4178.

[11] TONG X, LIU Q, PI S W, et al. Real-time machining data application and service based on IMT digital twin[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2020, 31(5): 1113-1132.

[12] LUO W C. A hybrid predictive

maintenance approach for CNC machine tool driven by digital twin[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2020, 65: 101974.

[13] ZHU Z X. Digital twin-driven machining process for thin-walled part manufacturing[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 59: 453-466.

[14] BALDERAS D, ORTIZ A, MÉNDEZ E, et al. Empowering digital twin for industry 4.0 using metaheuristic optimization algorithms: Case study PCB drilling optimization[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 113(5-6): 1295-1306.

[15] KUTS V, OTTO T, TÄHEMÄÄ T, 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.

[16] 王春晓, 骆伟超, 刘日良, 等. 基于 Modelica 的数控机床多领域建模与虚拟调试 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018(10): 102-105, 110.

WANG Chunxiao, LUO Weichao, LIU Riliang, et al. Multi-domain modeling and virtual debugging of CNC machine tool based on modelica[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2018(10): 102-105, 110.

[17] GUO Y, SUN Y, WU K. Research and development of monitoring system and data acquisition of CNC machine tool in intelligent manufacturing[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(2): 172988.

[18] ROTH Z, MOORING B, RAVANI B. An overview of robot calibration[J]. IEEE Journal on Robotics and Automation, 1987, 3(5): 377-385.

[19] LIM H K, KIM D H, KIM S R, et al. A practical approach to enhance positioning accuracy for industrial robots[C]//2009 ICCAS-SICE. Fukuoka, Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 2268-2273.

[20] VEITSCHEGGER W K, WU C H. Robot calibration and compensation[J]. IEEE Journal on Robotics and Automation, 1988, 4(6): 643-656.

[21] ZAK G, BENHABIB B, FENTON R G, et al. Application of the weighted least squares parameter estimation method to the robot calibration[J]. Journal of Mechanical Design, 1994, 116(3): 890-893.

[22] PARK I W, LEE B J, CHO S H, et al. Laser-based kinematic calibration of robot manipulator using differential kinematics[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2012, 17(6):

1059–1067.

[23] DENNIS J E Jr, SCHNABEL R B. Numerical methods for unconstrained optimization and nonlinear equations[M]. Prentice-Hall: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1996.

[24] JUDD R P, KNASINSKI A B. A technique to calibrate industrial robots with experimental verification[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1990, 6(1): 20–30.

[25] RENDERS J M, ROSSIGNOL E, BECQUET M, et al. Kinematic calibration and geometrical parameter identification for robots[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1991, 7(6): 721–732.

[26] ZHONG X L. Inverse robot calibration using artificial neural networks[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 1996, 9(1): 83–93.

[27] ZENG Y F, TIAN W, LI D W, et al. An error-similarity-based robot positional accuracy improvement method for a robotic drilling and riveting system[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 88(9–12): 2745–2755.

[28] ZENG Y F. Positional error similarity analysis for error compensation of industrial robots[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2016, 42: 113–120.

[29] 王东署, 付志强. 机器人逆标定方法研究[J]. 计算机应用, 2007, 27(1): 71–73, 76.

WANG Dongshu, FU Zhiqiang. Study on robot inverse calibration[J]. Journal of Computer Applications, 2007, 27(1): 71–73, 76.

[30] 任永杰, 郝继贵, 杨学友, 等. 利用激光跟踪仪对机器人进行标定的方法[J]. 机械工程学报, 2007, 43(9): 195–200.

REN Yongjie, ZHU Jigui, YANG Xueyou, et al. Method of robot calibration based on laser tracker[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(9): 195–200.

[31] MOELLER C, SCHMIDT H C, KOCH P, et al. Real time pose control of an industrial robotic system for machining of large scale components in aerospace industry using laser tracker system[J]. SAE International Journal of Aerospace, 2017, 10(2): 100–108.

[32] SAUND B, DEVLIEG R. High accuracy articulated robots with CNC control systems[J]. SAE International Journal of Aerospace, 2013, 6(2): 780–784.

[33] DEVLIEG R, SZALLAY T. Applied accurate robotic drilling for aircraft fuselage[J]. SAE International Journal of Aerospace, 2010, 3(1): 180–186.

[34] DEVLIEG R. High-accuracy robotic drilling/milling of 737 inboard flaps[J]. SAE International Journal of Aerospace, 2011, 4(2): 1373–1379.

[35] MEHLENHOFF T, BLOEDORN C. Solution for automated drilling in composite

structures with a standard articulating robot system[C]//SAE Technical Paper Series. Warrendale: SAE International, 2010.

[36] RATHJEN S, RICHARDSON C. High path accuracy, high process force articulated robot[C]//SAE Technical Paper Series. Warrendale: SAE International, 2013.

[37] 何晓煦. 基于空间相关性的工业机器人运动学标定[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2017.

HE Xiaoxu. Industrial robot kinematic calibration based on spatial correlation[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017.

[38] VEITSCHEGGER W, WU C H. Robot accuracy analysis based on kinematics[J]. IEEE Journal on Robotics and Automation, 1986, 2(3): 171–179.

[39] 何晓煦, 田威, 曾远帆, 等. 面向飞机装配的机器人定位误差和残差补偿[J]. 航空学报, 2017, 38(4): 420538.

HE Xiaoxu, TIAN Wei, ZENG Yuanfan, et al. Robot positioning error and residual error compensation for aircraft assembly[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(4): 420538.

通讯作者: 胡俊山, 副教授, 博士, 研究领域为飞行器先进装备与连接技术, 复合材料结构修复工艺与服役性能评估, 智能装配工艺与装备。

A Digital Twin Modelling Accuracy Compensation Method for Industrial Robots

KANG Ruihao¹, HU Junshan¹, TIAN Wei¹, ZHANG Jiawei¹, MA Chuangye²

(1. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. AVIC China Airborne Missile Academy, Luoyang 471000, China)

[ABSTRACT] Aiming at the problems of the lack of perceptual monitoring accuracy of the existing industrial robot intelligent equipment modeling and the low accuracy of modelling based on theoretical parameters, this paper takes the industrial robot milling system as the research object and constructs a digital twin measurement system that measures the robot joint turning angle data in real time with a high-precision scale to avoid the influence of joint turning angle errors such as gear gap and encoder code loss on the accuracy of digital twin modelling. The digital twin drive model was developed based on the MD–H kinematic modelling method, and the L–M algorithm was used to identify and correct the industrial robot modelling parameters to reduce the influence of geometric errors in the digital twin modelling of the robot. The use of the identified robot joint parameters for modelling has improved the accuracy of the twin model for modelling the motion points of the industrial robot from ± 1.6905 mm to ± 0.3304 mm, increased by 4.12 times, which demonstrates the correctness of the digital twin modelling method and the feasibility of the identification of the modelling parameters.

Keywords: Parameter recognition; Auxiliary sensors; Digital twins; Industrial robots; Modelling accuracy

(责编 七七)