

# 基于力位感知技能学习的轴孔柔顺装配方法

路龙飞, 王峻峰, 赵世闻, 李广, 丁鑫涛

(华中科技大学机械科学与工程学院, 湖北 武汉 430074)

**摘 要:** 针对传统机器人轴孔装配方法建立精确几何接触模型难、学习方法需要样本大和初始姿态偏差大且成功率低的问题, 提出了一种基于力位感知装配技能学习的机器人轴孔柔顺装配方法。在搜孔阶段均匀采集轴未入孔的力和力矩样本数据, 构建力-动作数据集, 搭建多层感知机(MLP)和注意力模块网络进行监督学习、生成力-动作映射判别模型, 根据装配过程中的六维力信号预测下一步装配动作, 减小轴中心线与孔中心线的夹角和距离, 完成轴孔对准操作; 在插孔阶段设计了一种以位置控制为内环的柔顺控制算法, 通过设置轴端面的期望接触力, 在六维力传感器数据反馈的作用下以主动顺应方式实时调整轴的位置和方向。以最小间隙为 0.1 mm 的单轴孔为对象, 设计了 100 组装配实验, 在平均时间为 15.1 s 内的装配成功率为 94%。通过与其他装配方法比较, 提高了轴孔装配的效率和成功率。

**关 键 词:** 轴孔装配; 力位感知; 技能学习; 注意力机制; 阻抗控制

中图分类号: TP 391

DOI: 10.11996/JG.j.2095-302X.2024020250

文献标识码: A

文章编号: 2095-302X(2024)02-0250-09

## Peg-in-hole compliant assembly method based on skill learning of force-position perception

LU Longfei, WANG Junfeng, ZHAO Shiwen, LI Guang, DING Xintao

(School of Mechanical Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan Hubei 430074, China)

**Abstract:** Traditional methods for robot peg-in-hole assembly face challenges in constructing accurate geometric contact models and learning methods that require large samples with a high initial attitude deviation leading to a low assembly success rate. A compliant robot peg-in-hole assembly method was proposed based on the skill learning of force-position perception. During the hole search stage, the force and torque sample data for the peg missing the hole were uniformly collected, constructing a force-action dataset. A multi-layer perceptron and an attention module network were constructed for supervised learning, generating a discriminant model for mapping force to action. Based on the six-dimensional force signal in the assembly process, the method predicted the next assembly action, while reducing both the angle and distance between the peg center line and hole center line to achieve proper alignment of the peg and the hole. During the hole insertion stage, a compliance control algorithm was designed with position control as its inner loop. By setting desired contact forces on the end face of the peg, real-time adjustments were made to both the position and orientation of peg parts using active compliance techniques based on feedback from a six-dimensional force sensor. To validate its effectiveness, 100 sets of assembly experiments were conducted using a single axle hole with a minimum

收稿日期: 2024-01-05; 定稿日期: 2024-01-26

Received: 5 January, 2024; Finalized: 26 January, 2024

基金项目: 国防基础科研计划资助(JCKY2021203B072)

Foundation items: Defense Industrial Technology Development Program (JCKY2021203B072)

第一作者: 路龙飞(2000-), 男, 硕士研究生。主要研究方向为机器人装配。E-mail: llf13673586024@163.com

First author: LU Longfei (2000-), master student. His main research interest covers robot assembly. E-mail: llf13673586024@163.com

通信作者: 王峻峰(1970-), 男, 教授, 博士。主要研究方向为数字化智能化装配和人机交互与协作等。E-mail: wangjf@hust.edu.cn

Corresponding author: WANG Junfeng (1970-), professor, Ph.D. His main research interests cover digital and intelligent assembly, robot-human interaction and collaboration, etc. E-mail: wangjf@hust.edu.cn

clearance of 0.1 mm. The method achieved an average success rate of 94% within an average time of 15.1 seconds. Comparative analysis with other assembly algorithms demonstrated that the force-position perception assembly method based on skill learning significantly enhanced efficiency and success rate in peg-in-hole assemblies.

**Keywords:** peg-in-hole assembly; force-position perception; skill learning; attention mechanism; impedance control

在工业生产中, 装配成本占据总成本的大部分, 轴孔装配是机器人装配任务中一种典型的操作, 相比于人力装配, 机器人装配的效率和准确性更高<sup>[1]</sup>。然而, 机器人在精密轴孔装配中的应用仍然充满挑战。机器人微小的误差容易导致装配接触力发生较大变化; 且功能有限, 只能完成特定任务, 无法应对复杂多变的工作环境<sup>[2]</sup>。针对零件位姿不确定性导致机器人装配效率低下和环境适应性差等问题, 如何让待装工件和装配体之间实现柔性接触并完成装配是一个重要的课题。

基于接触模型的方法已被广泛研究, 大多数对于机器人轴孔装配的研究都采用六维力传感器, 并根据力/力矩反馈信号进行调姿以实现轴孔柔顺装配。ZOU 等<sup>[3]</sup>通过建立几何约束物理模型, 在对准阶段建立待装配零件的模型, 在装入阶段建立装配过程的受力模型; 但这种方式依赖固定的结构化操作环境, 在插入阶段受力情况复杂, 六维力相互耦合导致装配效率较低。通过设置阻抗控制器, 对理论轨迹进行补偿, 可以对期望接触力进行跟踪<sup>[4]</sup>, 实现轴孔装配。但该方法依赖于精确的接触状态模型, 受限于固定的控制策略, 无法适应复杂的装配环境且难以推广到新的装配任务中。

一些研究借助轴孔各种接触状态下的力信号统计学分类模型或物理模型来判断零件的接触状态<sup>[5]</sup>。HUANG 等<sup>[6]</sup>采用支持向量机(support vector machine, SVM)分类学习方法, 建立接触状态识别模型, 通过采集不同位置和倾角的接触状态数据, 根据给定的力和力矩数据生成动作。但带 SVM 训练识别模型需要大量训练样本, 前期信号采集工作量可接近 400 条。

随着人工智能的不断发展, 许多学者研究了基于学习的机器人柔性<sup>[7]</sup>。模仿学习是一种基于专家示教重建期望策略的方法, 可以从人类演示数据中学习力控制增益和速度矫正。潘柏松等<sup>[8]</sup>对轴孔卡阻状态进行划分, 从示教装配的过程中学习技能, 通过操作员演示形成一系列数据, 对数据进行拟合生成运动行为, 获得装配技能。但装配性能受限于演示者的技能水平, 且对于不同偏差下任务反馈信号有限, 难以实现成功装配。GAO 等<sup>[9]</sup>设计了一个

基于力相关技能的统计模型, 其中关键参数从示教数据中学习, 并将学习技能模型与自适应控制器集成来保证装配过程接触力的连续性。但基于模仿学习的方法存在专家示教数据分布不均、大量数据采集困难等问题<sup>[10]</sup>。深度学习可以用于机器人的自主运动和操作优化。如通过训练神经网络可学习如何根据施加在机器人上的接触力来调整机器人的运动, 以实现更精确的装配<sup>[11]</sup>。INOUE 等<sup>[12]</sup>通过训练循环神经网络来检测机器人实时力和位置, 来判断当前系统状态, 并学习应采取的最优动作以完成精密间隙轴孔装配。CONNOLLY 和 PFEIFFER<sup>[13]</sup>构建多层前馈网络, 利用装配任务中测量的位置和力作为神经网络的输入, 设置必要的选择矩阵和人工约束, 神经网络力位混合控制器可以正确切换到所需的位置和力控制模式, 并回忆每个子控制任务所需的位置和力。但数据采集和处理的成本较大, 且对于复杂类型的轴孔装配预测精度和效率较低。强化学习是一种探索式的学习方法, 智能体以试错的方式与环境不断交互, 通过最大化累积奖励学习最优的策略<sup>[14]</sup>。LIU 等<sup>[15]</sup>针对装配接触阶段的位姿不确定性问题, 使用力/力矩、位姿、关节角度等多模信息描述装配系统模型, 并基于强化学习(reinforcement learning, RL)框架与环境不断交互进行装配姿态调整技能学习。然而, 使用 RL 算法对机器人轴孔装配策略进行训练时, 需要机器人与装配环境不断交互试错, 而在物理环境中存在采样效率低、安全性差等问题<sup>[16]</sup>。当前基于装配策略学习的方法依赖于大量的探索, 导致训练时间较长, 数据效率较低<sup>[17]</sup>。在少样本、较大定位偏差下, 在线推理的不确定性导致装配成功率无法得到保障。

由此可知, 由于六维力信号存在测量误差相互耦合, 难以通过力模型对这种复杂的关系进行拟合; 采样方法也需要大量的训练样本, 在定位偏差大的情况下装配效率与成功率较低。本文提出了一种将装配技能学习与主动柔顺控制相结合的机器人装配策略, 在搜孔阶段, 对不同装配状态进行采样, 搭建多层感知机(multi-layer perceptron, MLP)和自注意力机制(Self attention)神经网络对采集到的数据集进行训练, 从而建立力和标签的映射判别

模型,实现基于力位信号的位姿调整;在插孔阶段,设计阻抗控制算法,通过设置期望接触力在位置内环上对理论控制轨迹进行修正,完成轴孔柔顺装配,同时保证接触的稳定性。实验结果表明,本文方法有良好的预测准确率和较快的计算速度,使机器人可自主且柔顺地完成轴孔装配任务,具有良好的泛化性。

## 1 轴孔柔顺装配总体方案

通常情况下,轴孔装配包括搜孔和插入 2 个阶段<sup>[18]</sup>。第一阶段包括轴外部方向和位置调整,通过减小轴中心线与孔中心线的夹角 $\alpha$ 和距离 $L$ 使轴入孔<sup>[19]</sup>;第二阶段包括轴插入方向及孔内定位调整,进一步减少轴和孔的位姿误差,保证轴插入孔的深度。在搜孔阶段,需要将轴快速接近孔,传统搜孔方式包括采用螺旋型或方波形轨迹进行搜孔,由于轴孔位置不确定性导致搜孔效率较低,基于装配技能学习的方法可对孔快速定位,减少装配试错时间。在插孔阶段,轴与孔接触时可能会发生卡阻,要将接触力限制在一个较小的阈值,不能进行大幅度调姿,采用传统阻抗控制算法可以保证装配过程中的柔顺性,完成轴孔精密装配任务。

如图 1 所示,针对轴孔装配的 2 个阶段,采用将装配技能学习与阻抗控制相结合的方式完成轴孔装配。在第一阶段,不同接触状态下,六维力传感器采集到的力/力矩数据是有区别的,因此可以构建神经网络,提取接触过程中六维力数据特征并进行分类,辨别轴孔接触状态,以指导对轴位姿进行调整,使轴入孔。第二阶段,通过设计阻抗控制算法,设定轴的 Z 轴方向期望力,当轴在其他自由度受到外部环境力时,所生成附加位置对预设轨迹进行修正,完成轴入孔操作,同时避免轴与孔发生刚性碰撞。

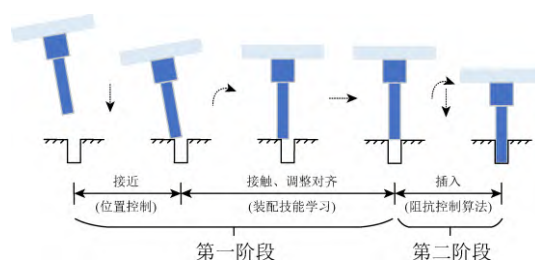


图 1 两阶段轴孔装配调姿过程

Fig. 1 Pose adjustment process of two-phase peg-in-hole assembly

具体装配算法流程如图 2 所示,装配步骤主要包括力-动作映射判别模型构建、基于学习模型的装配执行以及基于阻抗控制算法的柔顺控制 3 部分。

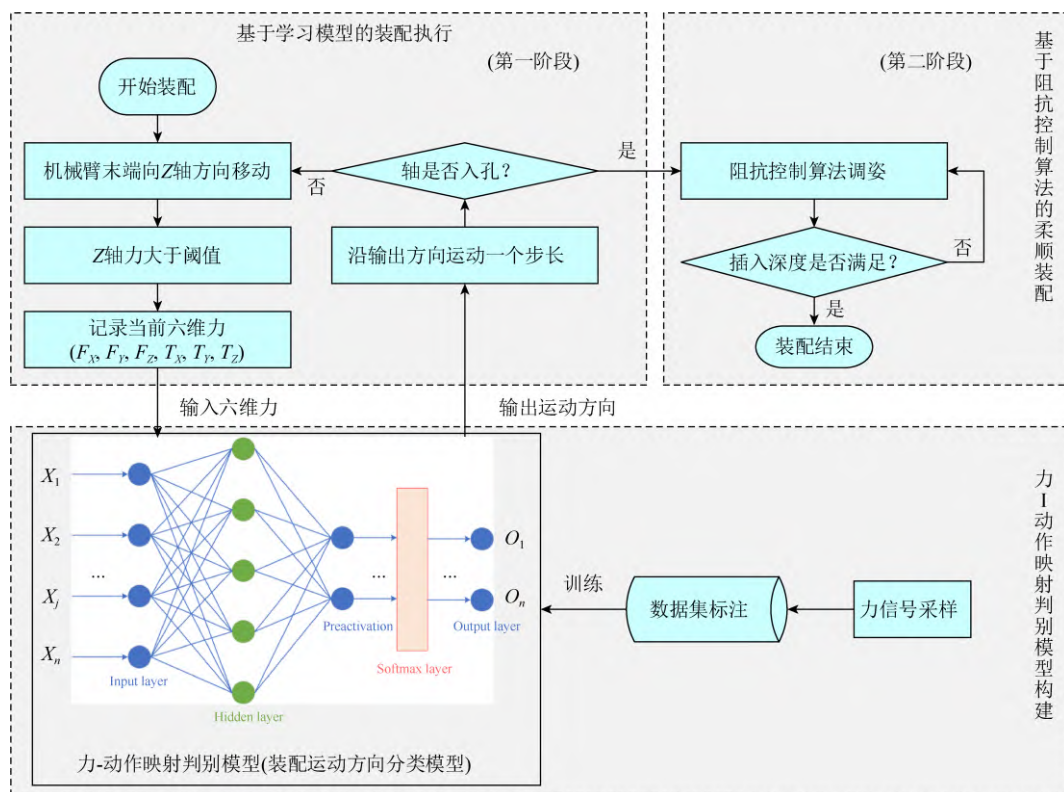


图 2 轴孔柔顺装配算法流程图

Fig. 2 Peg-in-hole compliant assembly algorithm flow chart

1) 力-动作映射判别模型构建。首先按照一定次序使轴孔多次接触,对六维力信号( $F_x, F_y, F_z, T_x, T_y, T_z$ )进行采样,并手动标注运动方向标签,从而得到力-动作数据集。搭建神经网络对力-动作数据集进行全监督学习,构建出力-动作映射判别模型;

2) 基于学习模型的装配执行。在第一阶段,控制机械臂末端向Z轴方向移动,当Z轴方向的力达到阈值时,将实时六维力传感器数据输入离线训练好的力-动作映射判别模型。通过在线推理得到运动方向,机械臂按此方向运动一个步长,以调整轴的位置和姿态,直到轴入孔,进入第二阶段。

3) 基于阻抗控制算法的柔顺控制。在第二阶段,设置轴零件与外部环境的期望接触力( $0, 0, F_z, 0, 0, 0$ ),将此期望力输入阻抗控制算法,控制机械臂向Z轴负方向移动,当其他自由度产生力时,机械臂会顺着受力方向移动一定距离以减小接触力。在插入深度达到要求后,装配过程结束。

## 2 基于技能学习的轴孔柔顺装配方法

### 2.1 力-动作数据集的采集与生成

为了建立力-动作映射判别模型,需要收集多组六维力信号作为输入,并标注所预测运动方向作为标签。由于六维力传感器读数包括传感器系统误差、负载重力、负载与外部环境接触力,因此要先进进行数据补偿<sup>[20]</sup>。如图3所示,假设仅考虑轴的水平方向X,Y 2个自由度的移动。

1) 首先移动机械臂到标准对准位姿( $X_0, Y_0$ ),这也是完成装配后机械臂的最终位姿。以某一固定间距 $\Delta s$ (小于轴孔间隙)采用方波形轨迹遍历( $X_0, Y_0$ )周围的位置( $X_p, Y_p$ ),在每个位置控制机械臂向Z轴方向运动,当Z轴方向的受力超过设定的阈值 $F_{z0}$ 时,机械臂停止运动,记录轴在位置( $X_p, Y_p$ )处的补偿后的接触六维力( $F_x, F_y, F_z, T_x, T_y, T_z$ )。

2) 结合采样位置与孔中心位置的偏差( $X_p - X_0, Y_p - Y_0$ ),为每个位置计算下一步运动方向。用4种动作来标记数据集的每个样本:向左、向下、向右和向上移动,这些动作用于减少装配过程中轴相对于孔的位置偏差。完成所有点采样和标注之后,可获得X,Y自由度带动作标签的力数据集。

对于X,Y方向的姿态调整,采用类似的方式进行数据集构建,通过构建装配最终位置的角度偏差进行采样并标记标签。用索引数字0~7代表( $X_{\pm}, Y_{\pm}, R_{X\pm}, R_{Y\pm}$ )8个运动方向。最终,可得到完整的六维力-动作的映射模型。

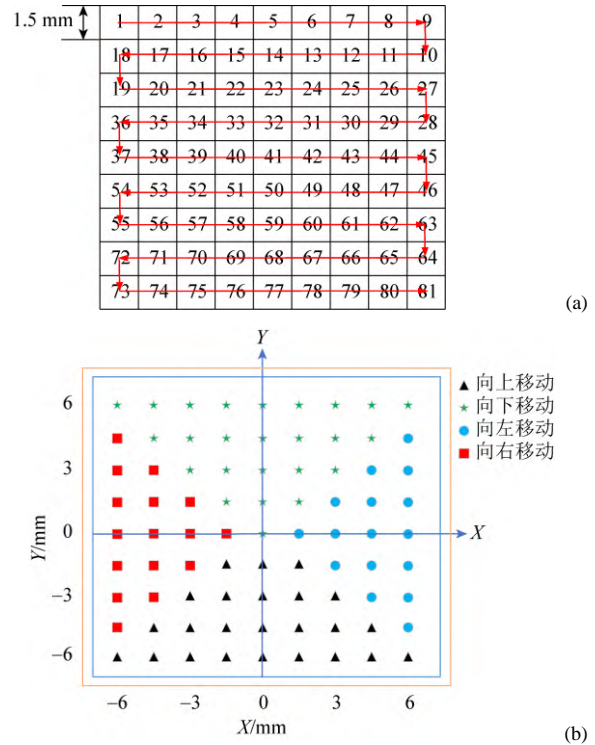


图3 力样本采集与标注((a)样本采集;(b)标签标注)

Fig. 3 Force sample collection and direction label

annotation ((a) Sample collection; (b) Label annotation)

### 2.2 空间特征注意力增强的力-动作映射判别模型

在进行装配时,需要对轴孔接触状态进行辨别,从而实现调姿。接触过程中六维力传感器记录的力和扭矩与轴和孔的相对位置偏差存在非线性关系,因此,装配方向预测问题可以建模为一个六维力非线性分类问题。

MLP 是一种前馈神经网络和感知机的延伸,通过堆叠多个感知机模型,将前一层的输出作为下一层的输入,每一层都使用激活函数对神经信号进行激活,从而实现对线性不可分数据的分类。如图4所示,在进行六维力数据采样过程中,当按照一定位置顺序采样时,每个方向上的受力会呈现一

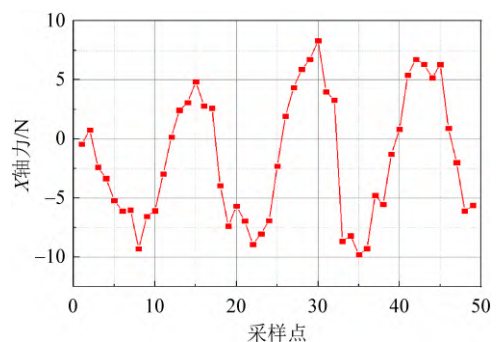


图4 某次样本采集时X轴六维力变化图

Fig. 4 X-axis force change curve during a sample collection



定的变化规律。由于受力信息与空间信息有很强的关联性,因此引入自注意力机制,可以让模型注意到整个数据集下输入向量不同维度之间的相关性,进而提取整个数据集的空间特征变化规律,进行快速并行运算,提升训练的收敛速度和准确度。

本文采用 MLP 和自注意力机制相结合的网络模型对轴孔装配过程中六维力-动作映射模型进行学习训练。如图 5 所示,网络主要由正则化层、线性变换与非线性激活层、自注意力模块和归一化模块组成,输入为六维力传感器数据( $F_x, F_y, F_z, T_x, T_y, T_z$ ),输出为代表下一步运动方向( $X_{\pm}, Y_{\pm}, R_{X\pm}, R_{Y\pm}$ )

的某个索引。

先通过正则化层对六维力数据进行批量正则归一化;接着将数据输入到线性层,其后跟有一个非线性激活层;再将数据输入自注意力模块中提取全局数据特征,自注意力模块前、后均有一个正则化层,分别对数据的局部特征和全局特征进行正则归一化;再通过线性层及非线性激活层后,使用一个线性层将输出向量维度与分类种数保持一致;最后通过 Softmax 激励函数得到标签分类结果,以此构建六维力-动作的映射模型,并在后续装配阶段调用该模型对新接触状态下的动作进行预测。

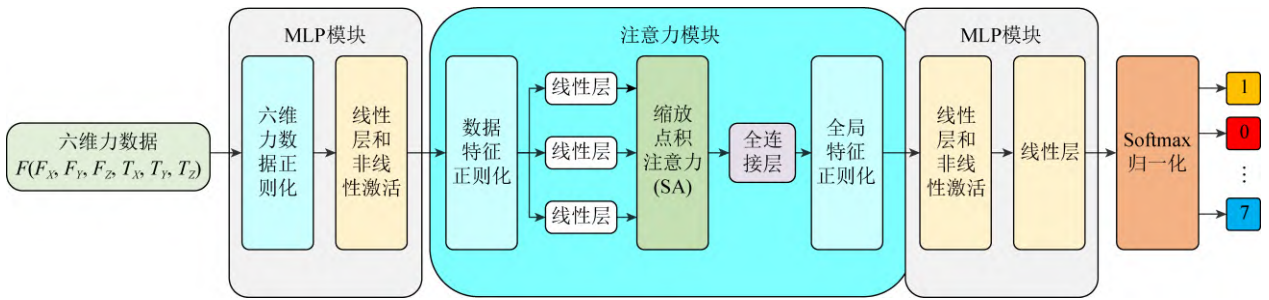


图 5 多层感知机和自注意力机制网络

Fig. 5 Multilayer Perceptron and Self-attention networks

为了建立六维力数据与下一步运动方向的非线性关系,将前 2 个线性变换成各有一个线性整流激活函数  $relu(x)=\max(0,x)$ ,线性变换和非线性激活层可表示为

$$F(x) = relu(x)W + b = \max(0, x)W + b \quad (1)$$

其中,  $W, b$  分别为线性变换的变换矩阵和偏置项。

自注意力机制用来获取不同位置样本之间的空间关联性,以进一步提高预测精度。自注意力机制是 Transformer 模型的核心,如图 6 所示,每个输入向量分别乘以共用的变换矩阵  $W_q, W_k, W_v$ ,得到向量  $q$ (query),  $k$ (key)和  $v$ (value),用以进行自注意力值计算,向量  $q$  与  $k$  的维度均为  $d_k$ ,向量  $v$  的维度为  $d_v$ 。 $q$  与  $k$  点乘并除以尺度标度  $\sqrt{d_k}$ ,再利用 Softmax 得到数值的权重为

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}_{i,j} &= \exp(\alpha_{i,j}) / \sum_m \exp(\alpha_{i,m}) \\ &= \exp\left(\frac{q_i \cdot k_j}{\sqrt{d_k}}\right) / \sum_m \exp\left(\frac{q_i \cdot k_m}{\sqrt{d_k}}\right) \end{aligned} \quad (2)$$

得到的权重再与  $v$  相乘。在计算注意力时,将所有  $m$  个输入变换得到的向量  $q_i, k_i, v_i$  组合成矩阵  $Q=[q_1, q_2, \dots, q_m]^T, K=[k_1, k_2, \dots, k_m]^T, V=[v_1, v_2, \dots, v_m]^T$  得到权重,然后计算得到最终的自注意力输出为

$$Attention(Q, K, V) = \text{Softmax}\left(QK^T / \sqrt{d_k}\right)V \quad (3)$$

由于要将六维力数据分为  $d_{out}=8$  类,经过最后一个线性变换后,六维力数据转换成一个  $d_{out}$  维向量,最后再经过  $\text{Softmax}=\exp\left(z_i / \sum_j (z_j)\right)$  得到  $d_{out}$  维

向量在每个维度上的权重,计算权重最高的维度所对应的索引(0~7),代表所对应的下一步运动方向。

### 2.3 轴孔自动装配的阻抗控制算法

为了便于第一阶段力和力矩的测量,控制搜孔时的相互作用力,保持装配轴与孔之间的稳定接触;以及在第二阶段插孔过程中控制机械臂末端顺应外部环境力调姿,完成插孔动作。本文设计了一个阻抗控制器。在检测机械臂与外界接触力后,通过一个二阶导纳模型,生成一个附加的位置,此附加位置再去修正预先设定的位置轨迹,最终送入位置控制内环,完成最终的位置控制。该阻抗控制器的数学表达式为

$$M(\ddot{X} - \ddot{X}_d) + B(\dot{X} - \dot{X}_d) + K(X - X_d) = F_{ext} - F_d \quad (4)$$

其中,  $M$  为目标惯性矩阵,  $B$  为目标阻尼矩阵,  $K$  为目标刚度矩阵,且  $M, B, K$  为期望阻抗参数;  $F_{ext}$  为机械臂受到外界环境的作用力,  $F_d$  为机械臂与外界环境期望接触力;  $X_d$  为机械臂期望位置,  $X$

为机械臂实际位置。将末端执行器位置变化与力变换之间的关系视为阻抗值, 可得到位置变化时外界环境作用于机械臂的力与机械臂末端位置关系的函数, 利用一阶 Newton-Cotes 积分公式计算可得

$$\begin{cases} \ddot{X}(t+1) = [\mathbf{F}(t+1) - \mathbf{B}\dot{X}(t) - \mathbf{K}X(t)] / \mathbf{M} \\ \dot{X}(t+1) = [\ddot{X}(t+1) + \ddot{X}(t)]\Delta t / 2 + \dot{X}(t) \\ X(t+1) = [\dot{X}(t+1) + \dot{X}(t)]\Delta t / 2 + X(t) \\ \delta X = X(t+1) - X(t) \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $\delta X$  为位置的变化量, 通过运动学逆解后可

直接输入位置控制器内环。

阻抗控制的过程如图7所示, 控制系统采用基于位置控制的内环和力控制的外环策略。其中,  $x_d$  为机械臂末端期望位置,  $x_u$  为末端控制位置,  $q_u$  为关节控制位置,  $\tau$  为关节控制位置与实际位置之差,  $q$  为关节实际位置,  $x$  为末端实际位置,  $x^t$  为  $t$  时刻末端位置,  $x^{t+1}$  为  $t+1$  时刻末端位置;  $\Delta t$  为一个时间间隔;  $\mathbf{F}$  为机械臂与外界环境实际接触力  $\mathbf{F}_{ext}$  与期望接触力  $\mathbf{F}_d$  之差。

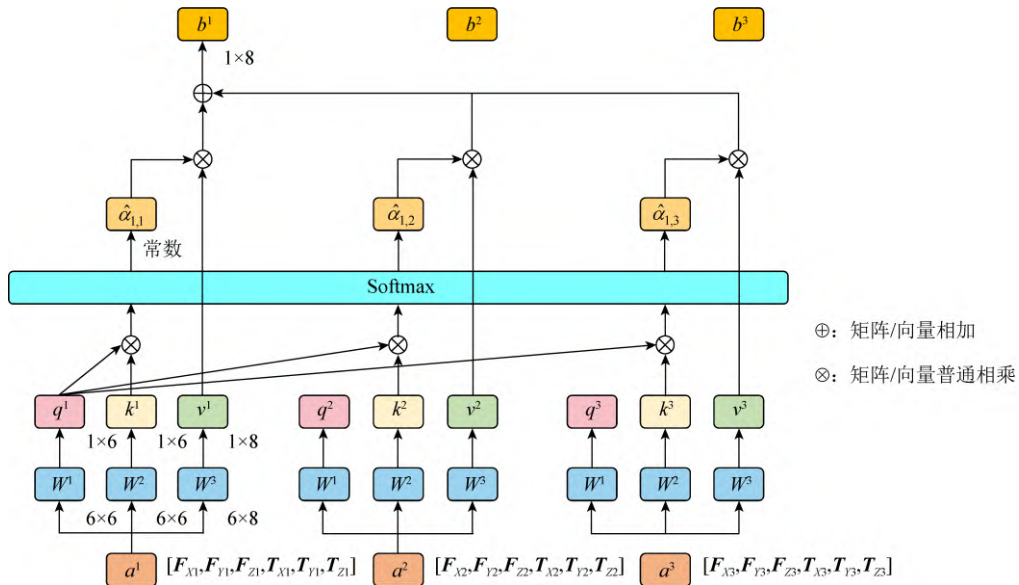


图6 缩放点积注意力模块

Fig. 6 Scaling dot product attention module

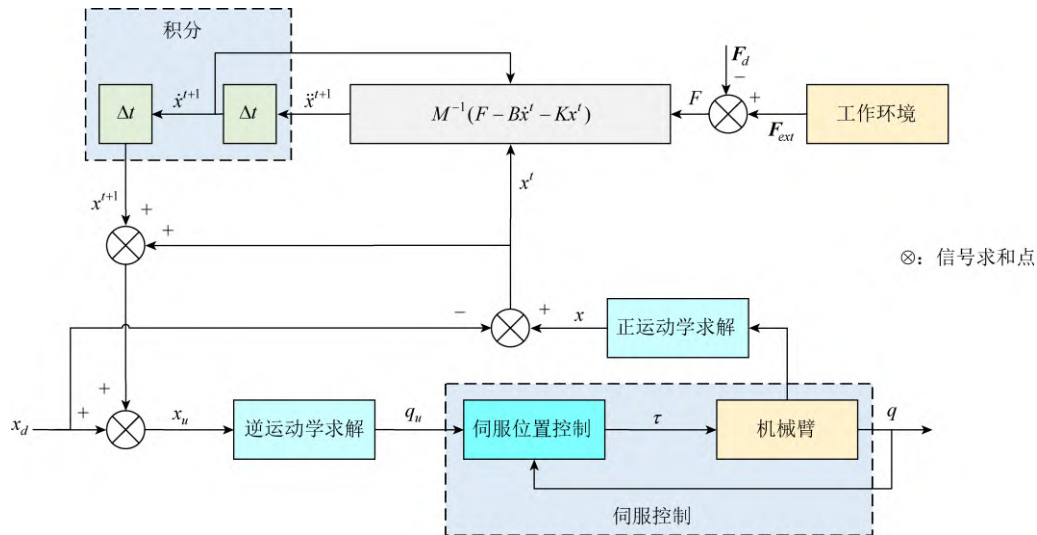


图7 阻抗控制框图

Fig. 7 Impedance control algorithm diagram

设置期望接触力  $(0, 0, F_d, 0, 0, 0)$ , 当机械臂在非受限空间自由运动时, 环境接触力为零, 期望力为沿末端  $Z$  轴方向, 此时机械臂仅进行位置跟踪控

制, 因此沿  $Z$  轴方向运动。当机械臂在接触运动时, 通过传感器检测机械臂受到的外力  $\mathbf{F}_{ext}$  得到与期望力  $\mathbf{F}_d$  的偏差值  $\mathbf{F}$ ; 利用式(5)计算机械臂末端位置

修正量  $x^{t+1}$ , 对机械臂的末端运动位置进行修正; 接着通过运动学逆解计算机械臂关节位置, 并通过系统的位置控制内环进行位置跟踪控制; 同时不断获取机械臂末端实际位置  $x$  与期望位置  $x_d$  的偏差, 对  $x$  进行更新, 最终满足机械臂力与位置之间期望的动态关系。当机械臂  $Z$  轴方向接触力到  $F_d$  且插入深度达到要求时, 装配成功; 否则继续回退调整轴的位姿。

通过调整期望阻抗参数  $M, B, K$  可以调整机械臂阻抗控制的响应速度、稳定性和柔顺特性。设置阈值力, 当某个方向的受力超过阈值力时, 机械臂将沿着这个方向运动, 能减少装配过程中可能造成的部件损害和姿态扰动。

### 3 装配实验与分析

#### 3.1 机器人轴孔装配实验设计

本文实验使用六维力传感器获取装配过程中的接触力。机器人自动装配系统主要由六维力传感器、六自由度机械臂、夹具、装配轴、孔工件组成。装配过程中通过六维力传感器获取力与力矩的变化情况, 通过力和力矩的反馈调整装配位姿, 实现精度较高的机器人自动装配作业。

机器人轴孔装配系统基于 C++SDK 与 Pytorch 框架开发, 各进程以节点形式独立运行, 实现机器人的感知、决策、控制等算法模块间点对点的松耦合连接。机器人轴孔装配系统框图如图 8 所示, 首先对六维力传感器做重力补偿和零点标定, 获取外部接触力和力矩信息, 通过 RS422 通信传递给传感器数据读取模块; 传感器读取模块通过 Socket 通信将六维力信息发送给机器学习算法模块作为输入; 机器学习算法根据当前的状态选择合适的动作, 将动作标签通过 Socket 通信发送给机器人控制模块; 机器人控制模块控制 JAKA 机器人抓取装配工件运动, 并获取下一六维力传感器数据, 作为状态输入机器学习算法模块, 如此反复直到完成装配任务。

采用六自由度协作机器人 JAKA Zu12 执行轴孔装配操作, 机器人重复定位精度为  $\pm 0.03$  mm; 在机器人末端法兰盘与待装工件之间装有 KWR75D 六维力传感器, 其标准量程为  $\pm 500$  N, 分辨率为 0.15 N, 采样频率为 1 000 Hz, 用于测量机器人末端的实时力和力矩信号, 实验装置如图 9 所示。

本文实验装配对象为直径 10.00 mm 圆柱形轴零件与圆柱形孔零件, 轴孔零件最小间隙为 0.10 mm,

中心距偏差为  $-5.5 \sim 5.5$  mm, 轴线夹角为  $-20^\circ \sim 20^\circ$ , 装配深度 20 mm, 一般大于 20 mm 则认为装配成功。现有研究中, 初始位姿偏差一般为: 中心距偏差 0~2 mm, 轴线夹角 0~10°。本文随机生成待装工件位姿, 使轴初始位姿相对于孔位姿的偏差  $(\Delta X_i, \Delta Y_i, \Delta Z_i, \Delta R X_i, \Delta R Y_i, \Delta R Z_i)$ , 限制在以下范围内:  $-5.5 \text{ mm} \leq \Delta X_i, \Delta Y_i, \Delta Z_i \leq 5.5 \text{ mm}$ ;  $-15^\circ \leq \Delta R X_i, \Delta R Y_i, \Delta R Z_i \leq 15^\circ$ 。

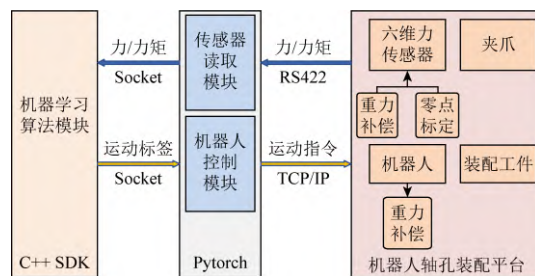


图 8 机器人轴孔装配系统架构图

Fig. 8 Robot peg-in hole assembly system architecture diagram

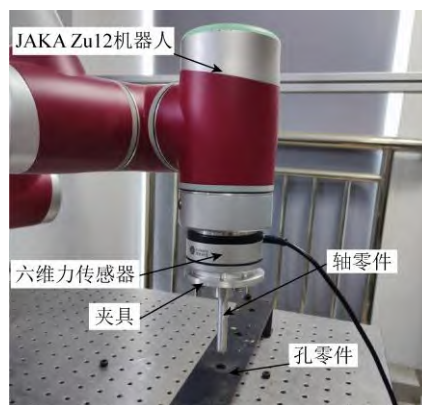


图 9 实验平台组成

Fig. 9 Composition of experimental platform

#### 3.2 实验过程分析

轴孔装配任务可分解为 3 个主要阶段: ①接近阶段; ②方向调整阶段(包括位置调整和姿态调整); ③插入阶段。在实验过程中, 本文重点关注后 2 个阶段。首先使用位置控制, 使轴以较小姿态误差接近孔, 然后在另 2 个阶段应用上述力-动作映射判别模型和阻抗控制。

轴孔装配过程如图 10 所示。机器人首先通过位置控制将轴从自由状态移动到接触状态; 然后将接触力输入力-动作映射判别模型, 根据输出的动作调整轴的姿态, 直到轴接触到孔的内表面; 然后, 使用阻抗控制器来控制任务过程中的接触力, 设置目标接触力  $F=[0,0,10 \text{ N},0,0,0]$ 。整个装配任务中从传感器读取的实时力和力矩值如图 11 所示。



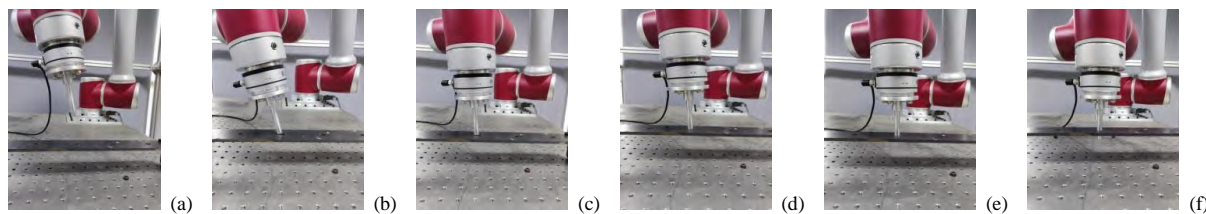


图 10 装配过程状态((a)轴孔接近; (b)轴孔接触; (c)姿态调整; (d)位置调整; (e)轴孔对准; (f)轴插入孔)

Fig. 10 Assembly process status ((a) Peg approaches hole; (b) Peg contacts hole; (c) Posture adjustment; (d) Position adjustment; (e) Peg and hole alignment; (f) Peg inserts hole)

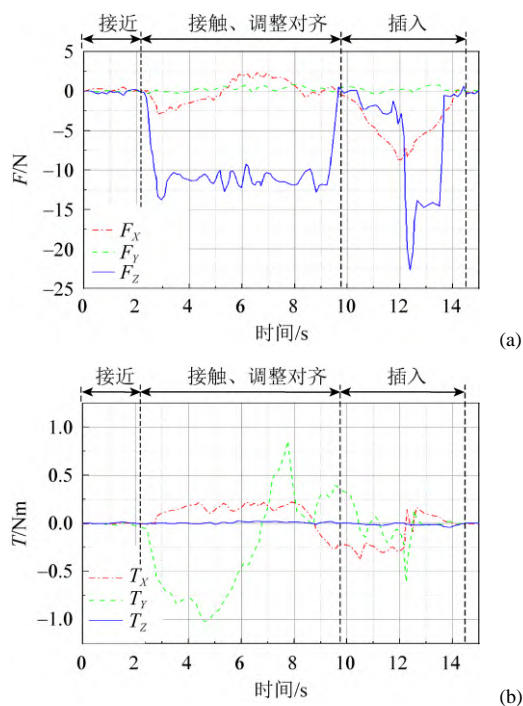


图 11 轴孔装配过程力、力矩与时间曲线  
(a)力; (b)力矩)

Fig. 11 Curve of force and torque changing with time during peg and hole assembly process ((a) Force; (b) Torque)

可以看到, 初始接近阶段, 只进行位置控制, 所有的力和力矩都接近于 0, 因为轴不接触孔, 机器人沿 Z 轴方向移动。在 2.2 s 后, 机械臂末端的轴与孔发生接触, 接触力  $F_z$  增加到 11.4 N 左右, 由于轴孔存在姿态误差, 在 X 和 Y 方向也存在一定的力和力矩。接着轴进入方向调整阶段,  $T_x$  和  $T_y$  被限制在  $\pm 1$  Nm 内,  $F_x$  和  $F_y$  也被限制在较小范围内,  $F_z$  保持在 12 N 左右, 使轴可以平滑地寻找孔, 通过力-动作映射判别模型旋转轴, 使轴平行于孔; 在 6.7 s 时, 根据判别模型继续进行位置调整, 直至轴孔对齐, 在各方向上的力和力矩都减小到 0 左右。最后进入插入阶段, 使用阻抗控制器来调整轴的方向和位置, 由于接触状态的突变, 初始时传感器力与力矩读数产生较大波动。在 14.6 s 后, 力和力矩均几乎为 0, 当插入深度达到 20 mm 时, 装配完成。可以看出, 阻抗控制器能在插入阶段柔顺调

整轴的姿态, 完成孔内轴装配任务。实验结果表明, 基于技能学习和阻抗控制的轴孔装配策略可以使机器人完成轴孔装配任务。

### 3.3 策略对比分析

为了验证本文提出的轴孔装配方面的有效性, 对几何约束物理模型方法<sup>[3]</sup>、SVM 分类学习方法<sup>[6]</sup>、以及基于高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMR)的示教学习方法<sup>[8]</sup>进行了不同策略下的轴孔装配实验。

实验均采用相同的实验对象与实验环境, 重复实验 100 次, 其中基于学习的装配方法均采集 200 组数据进行模型训练, 实验结果见表 1。

表 1 不同策略下轴孔装配实验结果

Table 1 Experimental results of peg-in-hole assembly under different strategies

装配策略	装配成功率/%	平均时间/s	平均最大接触力/N
几何模型 <sup>[3]</sup>	91	26.4	<b>12.47</b>
SVM <sup>[6]</sup>	86	17.8	21.62
GMR <sup>[8]</sup>	84	16.9	14.56
本文方法	<b>94</b>	<b>15.1</b>	16.35

注: 加粗数据为最优值

本文以装配成功率、装配时间、平均最大接触力 3 个指标对算法的优劣进行评价。装配成功率可以衡量算法对六维力信号处理、以及对装配过程控制的有效性; 平均时间可以反映在较大定位偏差下, 算法装配执行的效率; 平均最大接触力主要用于评价装配执行过程的稳定性和安全性。

本文方法在装配成功率方法高于其他 3 种方法, 这表明本文方法在小样本条件下提取特征和理解数据方面的能力更强, 该方法能够更准确地识别出数据中的模式和趋势, 在分类、预测等任务中具有更好的性能。本文方法的平均装配时间为 15.1 s, 比 GMR 示教学习、SVM 映射判别模型和传统几何模型的平均用时更少, 具有更高的执行效率。本文方法在装配过程中平均最大接触力比 SVM 方法小、比其他 2 种方法大, 可以满足装配过程的安全



性和稳定性。

## 4 结束语

以轴孔装配为对象,考虑装配对象轴和孔的位置约束,结合机器学习网络和阻抗控制算法,本文提出了基于力位感知装配技能学习的机器人轴孔装配方法。建立了基于力/力矩、位姿信息描述的装配系统模型,构建了 MLP 和自注意力网络,并通过装配采样和训练来学习装配姿态调整技能。设计了间隙为 0.10 mm 的轴孔零件进行不同装配策略的对照实验,结果表明该方法能控制机器人纠正位姿偏差,顺利完成柔顺装配,达到约 94% 的装配成功率,有效解决了强刚度轴孔零件装配过程中位姿不确定问题,同时验证了该方法在机器人轴孔装配过程中的有效性。但文中的装配对象仍属于较大间隙的配合,也较为单一。未来的工作将针对更小间隙的轴孔零件,同时融合视觉等多模信息进行轴孔装配,提高高精度装配场景下的成功率和效率;不同装配对象间数据迁移和模型复用也是下一步的研究内容。

## 参考文献 (References)

- [1] WANG S, CHEN G D, XU H, et al. A robotic peg-in-hole assembly strategy based on variable compliance center[J]. IEEE Access, 1809, 7: 167534-167546.
- [2] JIN S Y, ZHU X H, WANG C H, et al. Contact pose identification for peg-in-hole assembly under uncertainties[C]//2021 American Control Conference. New York: IEEE Press, 2021: 48-53.
- [3] ZOU P, ZHU Q G, WU J, et al. An approach for peg-in-hole assembling based on force feedback control[C]//2019 Chinese Automation Congress. New York: IEEE Press, 2019: 3269-3273.
- [4] 甘亚辉, 段晋军, 戴先中. 非结构环境下的机器人自适应变阻抗力跟踪控制方法[J]. 控制与决策, 2019, 34(10): 2134-2142. GAN Y H, DUAN J J, DAI X Z. Adaptive variable impedance control for robot force tracking in unstructured environment[J]. Control and Decision, 2019, 34(10): 2134-2142 (in Chinese).
- [5] LIU Z, SONG L B, HOU Z M, et al. Screw insertion method in peg-in-hole assembly for axial friction reduction[J]. IEEE Access, 2019, 7: 148313-148325.
- [6] HUANG H B, CHENG H K, WANG T T, et al. Hole-finding learning strategy for a robot assembly with keyed circular peg[J]. IEEE Access, 2023, 11: 21488-21497.
- [7] 罗威, 李明富, 赵文权, 等. 基于力-位图像学习的工业机器人柔顺装配方法研究[J]. 机械工程学报, 2022, 58(21): 69-77. LUO W, LI M F, ZHAO W Q, et al. Research on compliant assembly method for industrial robots based on force-position image learning[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(21): 69-77 (in Chinese).
- [8] 潘柏松, 颜天野, 胡鑫达, 等. 基于几何约束与隐马尔可夫链模型的轴孔装配策略[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(12): 3766-3776.
- [9] PAN B S, YAN T Y, HU X D, et al. Peg-in-hole assembly strategy based on geometric constraint and hidden Markov model[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(12): 3766-3776 (in Chinese).
- [9] GAO X, LING J, XIAO X H, et al. Learning force-relevant skills from human demonstration[EB/OL]. [2024-03-06]. [https://www.researchgate.net/publication/330844389\\_Learning\\_Force-Relevant\\_Skills\\_from\\_Human\\_Demonstration](https://www.researchgate.net/publication/330844389_Learning_Force-Relevant_Skills_from_Human_Demonstration).
- [10] KOBER J, GIENGER M, STEIL J J. Learning movement primitives for force interaction tasks[C]//2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation. New York: IEEE Press, 2015: 3192-3199.
- [11] WANG G H, YI J J, JI X C. Research on intelligent peg-in-hole assembly strategy based on deep reinforcement learning[C]//2023 3rd Asia-Pacific Conference on Communications Technology and Computer Science. New York: IEEE Press, 2023: 468-473.
- [12] INOUE T, DE MAGISTRIS G, MUNAWAR A, et al. Deep reinforcement learning for high precision assembly tasks[C]//2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. New York: IEEE Press, 2017: 819-825.
- [13] CONNOLLY T H, PFEIFFER F. Neural network hybrid position/force control[C]//1993 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. New York: IEEE Press, 2002: 240-244.
- [14] HOU Z M, LI Z H, HSU C, et al. Fuzzy logic-driven variable time-scale prediction-based reinforcement learning for robotic multiple peg-in-hole assembly[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2022, 19(1): 218-229.
- [15] LIU Y K, XU H, LIU D, 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.
- [16] 朱子璐, 刘永奎, 张霖, 等. 基于深度强化学习的机器人轴孔装配策略仿真研究[EB/OL]. (2023-07-20) [2023-12-01]. <https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0518>. ZHU Z L, LIU Y K, ZHANG L, et al. Simulation study on robot shaft-bore assembly strategy based on deep reinforcement learning[EB/OL]. (2023-07-20) [2023-12-01]. <https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0518> (in Chinese).
- [17] LUO J L, SOLOWJOW E, WEN C T, et al. Reinforcement learning on variable impedance controller for high-precision robotic assembly[C]//2019 IEEE International Conference on Robotics and Automation. New York: IEEE Press, 2019: 3080-3087.
- [18] ZHANG X M, ZHENG Y L, OTA J, et al. Peg-in-hole assembly based on two-phase scheme and F/T sensor for dual-arm robot[J]. Sensors, 2017, 17(9): 2004.
- [19] 李歆雨, 张强, 文闻, 等. 一种基于阻抗控制的机械臂双轴孔插孔柔顺控制方法研究[J]. 空间控制技术与应用, 2022, 48(2): 96-102. LI X Y, ZHANG Q, WEN W, et al. A compliance control method for double peg-in-hole assembly of manipulator based on impedance control[J]. Aerospace Control and Application, 2022, 48(2): 96-102 (in Chinese).
- [20] 张立建, 胡瑞钦, 易旺民. 基于六维力传感器的工业机器人末端负载受力感知研究[J]. 自动化学报, 2017, 43(3): 439-447. ZHANG L J, HU R Q, YI W M. Research on force sensing for the end-load of industrial robot based on a 6-axis force/torque sensor[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(3): 439-447 (in Chinese).