

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413206

强化学习引导变导纳控制的机械臂精密轴孔 装配模糊位姿估计与精确调整*

宁睿, 刘志晨, 刘毅, 魏金波

(大连海事大学船舶电气工程学院 大连 116026)

摘要:在非结构化环境下,机器人精密轴孔装配是一个非合作问题。轴姿态的不确定性给后续孔的搜索和插入带来了挑战,因此,机器人需要调整轴的姿态来消除轴对孔的姿态偏差。将姿态调整分为粗调整和精调整两个阶段。首先,在粗调整阶段,在轴孔未接触时采集轴的力-角度样本,输入到多层感知机(MLP)模型进行训练,引导机械臂进行粗调整。其次,在精调整阶段,建立RLVAC模型。通过建立轴孔接触模糊推理模型来估计轴孔接触状态。基于轴孔接触状态,通过融合了模糊奖励机制的强化学习算法找到最优的导纳控制参数,实现轴孔表面的紧密贴合。最后,对未知姿态的轴进行了综合实验。从调整精度、运行时间、成功率等方面与其他常规方法进行了比较分析。

关键词:轴孔装配;姿态调整;MLP模型;模糊位姿估计;强化学习变导纳控制

中图分类号: TH165 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Reinforcement learning guided variable admittance control for fuzzy pose estimation and precise adjustment of robotic precise peg-in-hole assembly

Ning Rui, Liu Zhichen, Liu Yi, Wei Jinbo

(College of Marine Electrical Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: The robotic precise peg-in-hole assembly in the unstructured environment is a problem of non-cooperative games. The position uncertainty of the peg brings challenges to the subsequent hole search and insertion. Hence, the robot needs to adjust the position of the peg to eliminate the peg-in-hole posture deviation. In this article, the peg adjustment is divided into two stages, including rough adjustment and fine adjustment. First, in the rough adjustment phase, the force-angle samples of the peg are collected when the peg does not contact the hole. They are used as the input of the MLP model for training. In this way, the robot arm for rough compensation is guided. Next, in the fine adjustment phase, the RLVAC model is formulated to estimate the peg-in-hole contact state and accurately adjust the position of the peg. A peg-hole contact fuzzy inference model is established to estimate the peg-in-hole contact state. Based on the peg-in-hole contact state, the optimal admittance control parameters are found by the reinforcement learning algorithm, which incorporates the fuzzy reward mechanism to realize the tight fit of the peg-in-hole surface. Finally, the comprehensive experiment is implemented on the peg with an unknown posture. Comparison with other conventional methods is analyzed in terms of adjustment accuracy, running time, and success rate.

Keywords: peg-in-hole; posture adjustment; MLP model; fuzzy pose estimation; RLVAC

0 引言

机械臂精密轴孔装配是智能高端制造领域的热点问题^[1]。传统的人工操作已难以满足现代企业对精密装配高效率和高质量的要求^[2]。在非结构化环境下,工业机

器人精密轴孔装配任务面临着多个难题,包括环境探索能力弱、环境适应能力差、装配效率低等^[3]。因此,精密轴孔装配任务对机器人的位置和姿态有较高的要求^[4]。如何使机器人在非结构化环境中像人一样感知环境变化和调整姿态是一个值得研究的问题。

视觉传感器常用来进行装配工件的位姿识别和定

位^[5]。通过视觉定位孔的位置,结合深度信息引导轴接近孔完成插装。为了识别装配轴的姿态偏角,刘航铖等^[6]基于单目视觉,提出了基于图像特征的零件倾斜角计算方法判定零件倾斜姿态。通过零件倾斜姿态的判定得出阴影角度的变化。Jiang 等^[7]提出了基于组合式两级视觉系统的机器人轴入孔预对准测量方法,采用图像处理方法和孔边缘匹配方法获得孔位姿。Xu 等^[8]提出了一种基于混合视觉测量的轴孔装配控制策略,避免了机器人操作过程中的轴孔接触。孟少华等^[9]采用双目视觉系统对航天器上安装位置的几何特征进行精确定位。为了提高轴孔装配精度,Chen 等^[10]将显微镜应用于轴孔装配,结合神经网络与阴影辅助轴孔定位算法,对孔位进行识别和逼近。

力位混合的装配方法是当前轴孔装配的主流方式^[11]。Xia 等^[12]在动力学模型的基础上,提出了一种无卡阻、无楔入装配策略。他们利用轴孔接触时的几何关系,求解装配轴的偏转方向。Gai 等^[13]根据边界映射设计方向矩阵准确识别位姿误差,并利用积分元素进行连续调整,解决柱体的间隙或过盈配合的精密装配问题。Zhang 等^[14]开发了接触状态分析、干涉分析和力控制策略,以解决柔性部件的自动装配问题。郭文婷等^[15]提出了一种基于接触式位姿测量方法,将位姿调节量转化为姿态、圆心、相位等独立的测量量。Shi 等^[16]设计了一个感知和控制接触力的软机器人模块,依靠设置不同的接触距离和接触力阈值来完成轴和孔的装配任务。

现有的方法仍不能很好的解决精密轴孔装配任务。视觉信息的缺点在于高质量图像高度依赖于摄像机的分辨率,并且图像质量和深度信息容易受到光照等环境因素的影响,不能适应复杂多变的工业环境^[17]。力-位混合方法缺点在于需要对不同的任务独立建模,涉及复杂的公式推导和计算,耗时耗力。在高强度工业环境下,机器人在移动过程中极易造成损伤。使用单一的阻抗参数,柔顺性效果不好^[18]。许多学者使用强化学习来训练阻抗参数,但没有确定的参数调整范围,这需要大量的数据收集和训练时间。

为解决上述问题,将精密轴孔装配中的姿态调整问题分为粗调整和精调整两个阶段,分别提出了基于多层感知机(multi-layer perceptron, MLP)神经网络的位姿粗调整策略和基于强化学习变导纳(reinforcement learning variable admittance control, RLVAC)的位姿精调整策略。

粗调整阶段设计了 MLP 神经网络模型,建立起机器人末端轴与孔中心线之间的姿态偏差与机器人末端受力信息之间的关系。对机器人装配轴姿态偏差进行回归预测,引导机器人进行姿态粗调整。机器人可以

通过末端受力信息来感知轴的姿态偏差方向,减小轴的姿态偏差角。

精调整阶段设计了基于 RLVAC 的精调整策略,首先,在机器人末端工具坐标系下的 z 轴上使用导纳控制,使轴孔端面柔顺接触。其次,引入模糊逻辑,建立轴孔接触模糊推理模型,结合轴孔接触时的力传感信息,输出轴孔接触状态。最后,通过融合模糊奖励机制的双延迟-确定策略梯度算法(twin delayed deep deterministic policy gradient, TD3)来寻找不同的轴孔接触状态下的最优导纳控制参数,以提高机器人姿态精调整的效率和安全性。

1 姿态粗调整策略

1.1 精密轴孔装配任务描述

传统的轴孔装配过程包括 3 个步骤,分别为接近、搜索和插入。轴的姿态调整是在搜孔和插孔过程中同步进行。但对于精密轴孔装配任务,轴孔之间的间隙非常小。轴孔接触后,微小的姿态偏差都将直接导致轴卡在孔中。因此,精密轴孔装配任务要求在搜孔和插孔之前,先消除轴的姿态偏差,实现轴孔表面紧密贴合。

轴的姿态偏差如图 1 所示。装配轴的工具坐标系 $\{T\}$ 与待装配孔件的用户坐标系 $\{U\}$ 之间存在一个姿态偏差角 θ 。 θ 投影到 $\{T\}$ 坐标系下的 yz 和 xz 平面上得到 θ_x 和 θ_y 。 θ_x 和 θ_y 分别为装配轴件在 x 轴和 y 轴上的姿态偏差角。

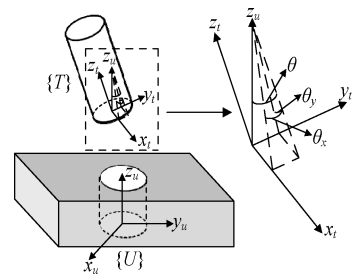


图 1 轴姿态偏差

Fig. 1 Diagram of peg posture deviation

当初始状态下 θ_x 和 θ_y 过大时,无法直接通过柔顺控制进行姿态调整。因此,本文利用 MLP 网络模型粗调整 θ_x 和 θ_y ,以较小的姿态偏差进行后续姿态精调整。

1.2 MLP 姿态偏差分类模型

MLP 是一种最基本的前馈神经网络,包含输入层、一个或多个隐藏层以及输出层。每一层都由多个神经元组成,每个神经元与下一层的各个神经元相连。损失函数用来评估模型预测结果与真实标签之间差异。分类任务常用交叉熵损失函数,如下:

$$\begin{cases} H(l_i, l'_i) = - \sum_{j=1}^c l_{i,j} \log(l'_{i,j}) \\ \text{Loss}(l_i, l'_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n H(l_i, l'_i) \end{cases} \quad (1)$$

式中: n 为样本总数; c 为类别总数; l_i 代表第 i 个样本的真实标签; l'_i 代表第 i 个样本的预测概率分布; $l_{i,j}$ 和 $l'_{i,j}$ 分别代表第 i 个样本在第 j 个类别上的真实标签和预测概率; $H(l_i, l'_i)$ 是交叉熵损失函数, 用来度量第 i 个样本的真实标签与预测概率之间的不确定性; $\text{Loss}(l_i, l'_i)$ 是总损失函数, 用于优化模型参数以最小化预测误差。

通过 MLP 神经网络模型解决机械臂装配轴件的粗调整问题, 将力传感信息作为输入, 输出层得到机械臂的粗调整方向。设计的 MLP 神经网络模型包含输入层, 两个隐藏层和输出层。整个 MLP 神经网络模型的前向传

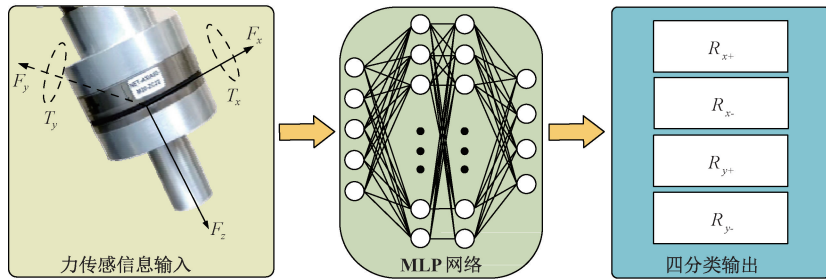


图2 MLP 姿态偏差分类模型

Fig. 2 MLP posture deviation classification model

1.3 轴姿态样本采集与调整方向判定

本文设计的 MLP 网络模型的训练数据集由机械臂在初始姿态时的力/扭矩和姿态数据组成, 记为 A_f :

$$A_f = \{f_{\text{data}}(\theta_{x,y})\} \quad (3)$$

A_f 数据集采集过程如下: 首先控制机械臂以初始姿态移动到孔的上方, 然后以机械臂当前位姿为中心。控制机械臂末端轴件绕 x 轴和 y 轴在 30° 的范围内旋转, 其中姿态旋转的步长增量为 1° 。控制机械臂移动并记录每个离散点下的力和姿态信息。

$f_{\text{data}}(\theta_{x,y})$ 中的 $[F_x, F_y, F_z, T_x, T_y]$ 为六维力传感器测量的工具坐标系下 x, y, z 轴方向上的力值和 x, y 轴方向上的力矩值; θ_x, θ_y 为机械臂的姿态偏差角。 θ_x 和 θ_y 用于确定机器人下一步移动的方向 R_{move} :

$$R_{\text{move}} = [R_{x+}, R_{x-}, R_{y+}, R_{y-}] \quad (4)$$

式中: R_{x+} 代表沿 x 轴正方向旋转; R_{x-} 代表沿 x 轴负方向旋转; R_{y+} 代表沿 y 轴正方向旋转; R_{y-} 代表沿 y 轴负方向旋转。

轴的姿态粗调整方向判定规则如下:

- 如果 $\theta_x < \theta_y$ 且 $\theta_y > -\theta_x$, 则输出姿态调整方向 R_{y-} ;
- 如果 $\theta_y < \theta_x$ 且 $\theta_x \leq -\theta_y$, 则输出姿态调整方向 R_{y+} ;
- 如果 $\theta_y < \theta_x$ 且 $\theta_y > -\theta_x$, 则输出姿态调整方向 R_{x-} ;

播过程如下:

$$O = \sigma(w_3 \phi(w_2 \phi(w_1 x + b_1) + b_2) + b_3) \quad (2)$$

式中: w_1, w_2 和 w_3 分别代表第 1 层、第 2 层和第 3 层的权重矩阵; b_1, b_2 和 b_3 分别代表第 1 层、第 2 层和第 3 层的偏执向量; ϕ 是隐藏层的激活函数; σ 是激活函数。输入 x 经过权重矩阵和偏置向量的线性变换, 再通过激活函数 σ 得到输出向量 O 。

本文设计的 MLP 姿态偏差分类模型的输入层包含 5 个神经元。输入为机械臂末端六维力传感器检测的力传感信息。本文设计了两层隐藏层, 每层包含 64 个神经元, 隐藏层使用线性整流函数 (rectified linear unit, ReLU)。输出层包含 4 个神经元, 使用归一化指数函数 (soft maximum, Softmax)。输出机器人的姿态调整方向。MLP 姿态偏差分类模型如图 2 所示。

如果 $\theta_x < \theta_y$ 且 $\theta_y \leq -\theta_x$, 则输出姿态调整方向 R_{x+} 。

经过训练后得到 MLP 姿态偏差分类模型, 其评价指标如表 1 所示。从模型的 4 个类别的准确率、召回率和 F1 Score 进行分析, 表明该 MLP 网络模型可以准确输出姿态粗调整方向, 解决姿态粗调整问题。

表 1 MLP 姿态偏差分类模型评价指标

Table 1 Evaluation index of the MLP posture deviation classification model (%)

类别	准确率	召回率	F1 Score
R_{x+}	96.4	97.3	95.2
R_{x-}	94.5	97.4	97.3
R_{y+}	97.5	96.4	94.7
R_{y-}	95.6	95.8	96.5

2 姿态精调整策略

经过姿态的粗调整过程, 由于神经网络的计算误差和机械臂本身的运动误差, 轴孔之间仍会存在一个微小的姿态偏差。因此, 本文提出了一种基于 RLVAC 的姿态精调整策略。

2.1 导纳控制等效模型

为了保护机械臂和装配工件的安全,机械臂的末端姿态精调整需要采用柔顺控制算法。本文采用主动柔顺控制算法中的导纳控制算法,保证了机械臂末端姿态调整的柔顺性和灵活性。一维导纳等效模型如图 3 所示。

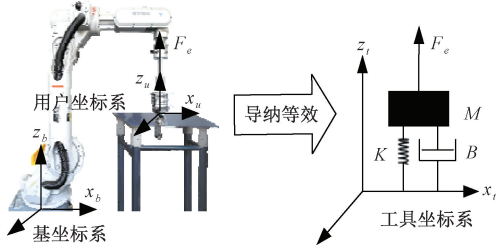


图 3 一维导纳等效模型

Fig. 3 One-dimensional admittance equivalent model

六维力传感器检测机械臂与其周围环境之间的接触力和力矩信息。通过二阶导纳模型,生成附加姿态,完成最终姿态控制。阻抗控制模型为:

$$Mx''_e + Bx'_e + Kx_e = F_e \quad (5)$$

导纳控制是基于位置的阻抗控制。导纳控制模型如下:

$$x''_e = M^{-1}(F_e - Bx'_e - Kx_e) \quad (6)$$

x_e 为机器人期望位置 x_d 与实际位置 x_a 的差值:

$$x_e = x_d - x_a \quad (7)$$

F_e 为期望力 F_d 和实际受力 F_a 的差值:

$$F_e = F_d - F_a \quad (8)$$

式中: M 、 B 和 K 分别表示质量参数、阻尼参数和刚度参数。控制器与伺服系统之间的通信周期记为 t 。对式(7)进行两次积分,即可得到位置修正量:

$$\begin{cases} x''_e = M^{-1}(F_e - Bx'_e - Kx_e) \\ x'_{e(t+1)} = x'_{e(t)} + x''_e \Delta t \\ x_{e(t+1)} = x_{e(t)} + x'_{e(t+1)} \Delta t \end{cases} \quad (9)$$

导纳控制的核心问题在于导纳模型中的 M 、 B 、 K 参数的整定。在轴的姿态精调整过程中需要考虑修正姿态偏转角 θ 和稳定 z 轴方向的接触力。因此,需要对 3 个维度控制: x 轴、 y 轴旋转和 z 轴运动。所需确定的 M 、 B 、 K 参数矩阵如下:

$$\begin{cases} \mathbf{M} = [M_z, M_{rx}, M_{ry}] \\ \mathbf{B} = [B_z, B_{rx}, B_{ry}] \\ \mathbf{K} = [K_z, K_{rx}, K_{ry}] \end{cases} \quad (10)$$

2.2 轴孔接触模糊推理模型

轴孔产生刚性接触后,由于轴孔相对位置的不确定性,导致轴孔的接触状态不同。3 种不同的轴孔接触状态如图 4 所示。

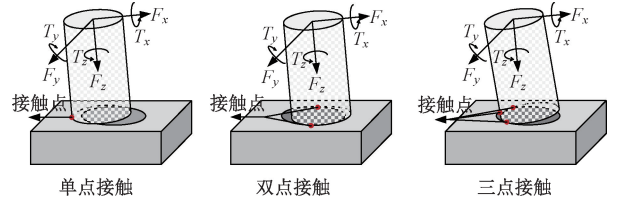


图 4 轴孔接触状态分类

Fig. 4 Peg-in-hole contact status classification diagram

本文引入模糊逻辑,将轴件 x 、 y 方向的力和力矩信息作为输入。通过三角形隶属度函数进行模糊化处理,每个输入包含 $[Smin, Min, Mid, Max, SMax]$ 5 个模糊子集。本文设计的轴孔接触模糊推理模型如图 5 所示。

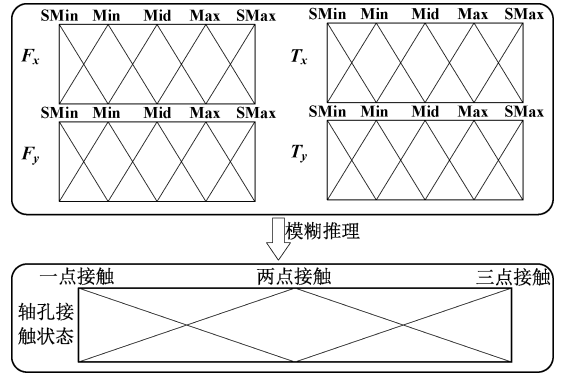


图 5 轴孔接触模糊推理模型

Fig. 5 Peg-in-hole contact fuzzy inference model

本文设计的轴孔接触模糊推理模型采用重心法进行解模糊化处理。重心法如下:

$$u = \frac{\int v_i \cdot \mu_N(v_i) dv}{\int \mu_N(v_i) dv} \quad (11)$$

式中: v_i 表示输出模糊子集的中心; $\mu_{N(v_i)}$ 表示 v_i 的隶属度值; u 是解模糊后的精确值。将输出模糊集隶属度曲线的横坐标和横轴包围的区域的重心作为去模糊化后的输出值。

在一点接触情况下,机器人可以以较大幅度的修正轴的姿态。在二点和三点接触情况下,轴孔间隙较小,姿态调整过程容易产生较大的接触力,调整量相对较小。因此,对于不同的接触状态,导纳控制的最佳阻尼参数是不同的。本文针对不同的接触状态划分出不同的阻尼参数调整范围。

2.3 TD3 变导纳参数控制算法

为了在上述划分的导纳参数调整范围内更精确地确定最优阻尼参数 B 。本文采用 TD3 算法对 B 参数进行探索。在每个时间步 t ,智能体获取环境的状态 s_t ,并根据该状态输出虚拟阻尼矩阵 a_t ,接收奖励值 r_t ,用于评价所采取行动的有效性。

在装配过程中,需要考虑装配力,装配力矩和轴的姿态。因此,环境状态 s_i 包含 7 个元素, s_i 定义如下:

$$s_i = [F_x, F_y, F_z, M_x, M_y, \theta_x, \theta_y] \quad (12)$$

a_i 的输出是 3 个阻尼参数,分别为绕 x 轴旋转,绕 y 轴旋转和沿 z 轴运动。 a_i 的输出是一个 1×3 向量,定义如下:

$$a_i = \mathbf{B} = [B_z, B_{rx}, B_{ry}] \quad (13)$$

对于轴孔装配任务,定义奖励系统的输出为 r ,由 3 部分奖励组成,可以表示为:

$$r = r_1 + r_2 + r_3 \quad (14)$$

奖励值 r_i 在每一个时间 t 步下可以表示为:

$$r_t = r_{2(t)} + r_{3(t)} \quad (15)$$

r_1 仅在轴姿态精调整完成后有效。将轴姿态偏差角 θ 消除到 0,接触力不超过设定的最大接触力,且姿态精调整任务在最大调整步数内完成。则通过以下奖励函数获得正奖励值:

$$\begin{cases} k_{\text{step}} = 1 - \frac{n}{n_{\text{max}}} \\ r_1 = r_{\text{done}} \cdot k_{\text{step}} \end{cases} \quad (16)$$

式中: n 为当前调整步数; n_{max} 为最大调整步数; k_{step} 为姿态精调整的进度。

r_2 的奖励取决于姿态调整的速度。设 r_2 为姿态调整每一步后姿态偏差角 θ 的负奖励值,姿态偏离角 θ 越接近 0,奖励值越大。奖励值定义如下:

$$\begin{cases} r_2^x = -k_{\text{diff}} \cdot \theta_x \\ r_2^y = -k_{\text{diff}} \cdot \theta_y \\ r_2 = r_2^x + r_2^y \end{cases} \quad (17)$$

式中: r_2^x 和 r_2^y 分别为 x 轴和 y 轴方向的负奖励值; k_{diff} 表示奖励系数。

r_3 是由模糊系统计算得出的每个动作的负奖励值。将姿态调整过程 t 时刻对应的接触力 F 和接触力矩 T 作为输入,模糊推理系统输出负奖励值,以惩罚装配过程中较大的接触力/力矩。

将 x 和 y 方向的最大力信息 F_{max} 和扭矩信息 T_{max} 作为输入。力和力矩划分为 [NB, NS, ZO, PS, PB] 5 个模糊子集,共设计 25 条模糊规则。最后,逆模糊化输出模糊奖励系统的惩罚值。

融合模糊奖励机制的 TD3 变导纳参数控制算法如下:

算法 1 TD3 变导纳参数控制算法

初始化机械臂装配状态,随机初始化 Critic 网络 Q_{θ_1} 、 Q_{θ_2} , Actor 网络 π_ϕ 和随机参数 θ_1, θ_2, ϕ , 初始化目标网络 $\theta'_1 \leftarrow \theta_1, \theta'_2 \leftarrow \theta_2, \phi' \leftarrow \phi$, 初始化经验池 W 和随机噪声 ε 。

for episode = 1 **to** E , **do**

初始化装配任务,机械臂夹持轴移动到初始姿态
从力传感器和控制柜中读取装配 s_1 的初始状态

for step = 1, \dots , n_{max} **do**

在 s_i 状态下, Actor 网络在噪声 ε 下选取 a_i :

$$a_i \sim \pi_\phi(s_i) + \varepsilon, \varepsilon \sim N(0, \tilde{\sigma})$$

执行动作 a_i , 得到下一状态 s_{i+1} 和奖励 r_i

将 (s_i, a_i, r_i, s_{i+1}) 存储到 W 中

当 W 装满后,随机从 W 中抽取 N 个样本训练网络

$$a_i \sim \pi_\phi(s_i) + \varepsilon, \varepsilon \sim N(0, \tilde{\sigma})$$

$$y = r + \gamma \min_{i=1,2} Q'_i(s', a' | \theta'_i)$$

更新 Critic 网络:

$$\text{Loss}_{(c_i)} = (Q_i(s, a | \theta^{(Q_i)}) - y)^2 (i = 1, 2)$$

$$\theta_i \leftarrow \min_{\theta_i} N^{-1} \sum (\text{Loss}_{(c_i)})^2$$

更新 Actor 网络:

$$\nabla_\phi J(\phi) = N^{-1} \sum \nabla_a Q_{\theta_i}(s, a) \big|_{a=\pi_\phi(s)} \nabla_\phi \pi_\phi(s)$$

更新目标网络:

$$\theta'_i \leftarrow \gamma \theta_i + (1 - \gamma) \theta'_i$$

$$\phi' \leftarrow \gamma \phi + (1 - \gamma) \phi'$$

end if

end for

3 轴姿态估计与调整实验

3.1 机器臂轴孔装配系统

本文进行实验的机器人装配系统如图 6 所示。硬件平台包括机械臂(YASKAWA YR-HP6)、电控柜、服务器、法兰、六维力/力矩传感器(ATI axis80-m20)、装配轴件和装配孔件。轴、孔件的材料为铝,间隙为 0.1 mm。在机械臂实验平台中,姿态偏差角 θ_x 和 θ_y 是通过上位机发送指令获取机械臂末端工具坐标系下的姿态得到。机械臂的定位误差为 ± 0.08 mm。

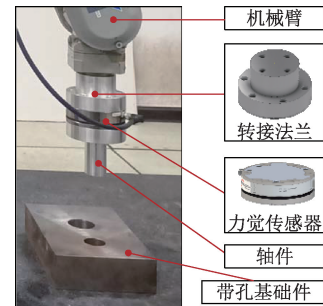


图 6 机器臂轴孔装配系统

Fig. 6 Robot peg-in-hole assembly system

3.2 姿态粗调整实验

将机械臂初始姿态下的力传感信息输入到 MLP 姿态偏差分类模型得到轴件的末端姿态偏差方向,然后引导机械臂修正姿态偏差。对不同初始姿态的轴件进行了实验。

取机械臂初始姿态偏差 $\theta_x = 15^\circ, \theta_y = 20^\circ$, 以当前姿态下的 f_{data} 作为输入。通过 MLP 姿态偏差分类模型得到器臂姿态粗调整方向。经过 15 步的姿态调整, θ_x 和 θ_y 的剩余姿态偏差分别为 2.7° 和 1.8° 。轴件姿态粗调整过程如图 7 所示。

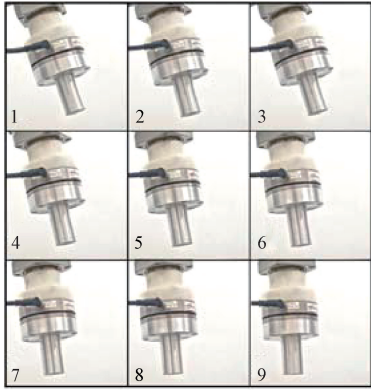


图 7 轴件姿态粗调整过程

Fig. 7 Peg posture rough adjustment process

3.3 姿态精调整实验

为了验证本文设计的 RLVAC 算法的有效性,对机械臂末端的 z 轴方向采用导纳控制。设定 z 轴的期望接触力 $F_d = 20\text{ N}$ 。导纳控制引导机械臂沿 z 轴方向运动,在轴孔产生刚性接触后, z 轴产生接触力,并逐渐稳定在 20 N 左右。

z 轴力稳定在 20 N 后,模糊装配推理系统将检测到的力传感数据作为输入。输出轴孔接触情况为两点接触。

采用两点接触情况的 M, K 参数,设置 B 参数调整范围。通过 TD3 算法训练得到最优导纳参数 B ,控制机械臂完成姿态精调整。导纳参数训练过程如图 8 所示。

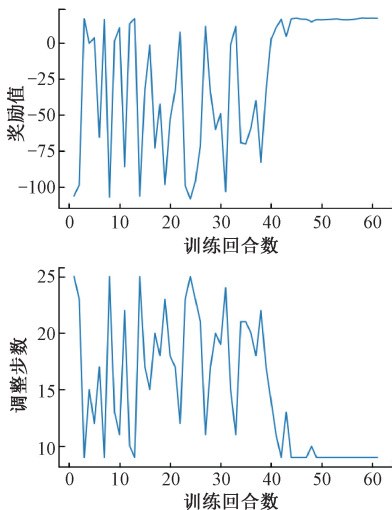


图 8 TD3 算法训练过程

Fig. 8 TD3 algorithm training process

根据结合模糊奖励的 TD3 算法强化学习训练得到的 B 参数,对机械臂末端姿态进行精调整。在经历约 43 个训练回合后,姿态精调整的步骤逐渐减少到 9 步左右,奖励值趋于收敛。

经过姿态精调整后,轴的剩余姿态偏差 $\theta_x = 0.3^\circ, \theta_y = 0.1^\circ$ 。认为此时装配轴已完成姿态调整任务,达到姿态精调整的要求。为下一步的搜孔和插入做好了准备。轴件的精调整过程如图 9 所示。

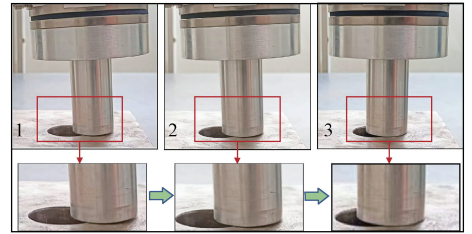


图 9 轴件姿态精调整过程

Fig. 9 Peg posture fine adjustment process

本文设计的 RLVAC 算法与固定参数导纳控制 (admittance control, AC) 算法在不同接触状态下进行了比较。以上述同样的两点接触情况为例,采用 RLVAC 算法的姿态精调整力信息如图 10 所示。采用 AC 算法的姿态精调整力信息如图 11 所示。

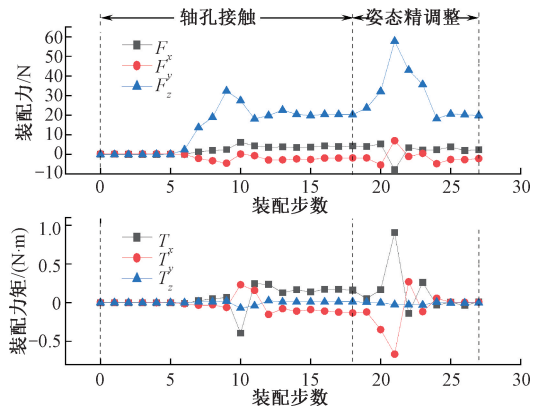


图 10 RLVAC 算法力/力矩信息变化

Fig. 10 RLVAC algorithm force/torque information variation

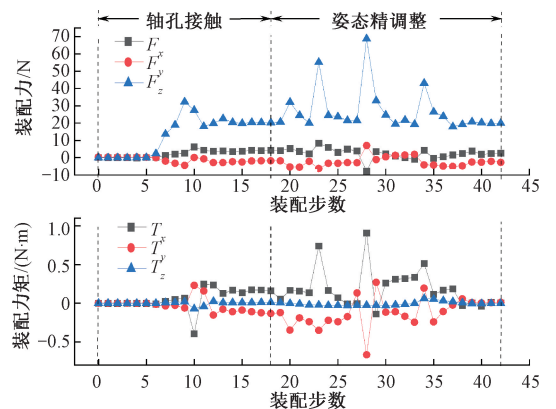


图 11 AC 算法力/力矩信息变化

Fig. 11 AC algorithm force/torque information variation

不同接触状态下的实验对比结果如表2所示。

表2 姿态精调整方法对比

Table 2 Comparison of posture fine adjustment methods (s)

方法	一点接触	两点接触	三点接触
AC	17.85	27.75	24.53
RLVAC	9.77	18.27	12.32

对上述实验结果的进行对比分析,面对不同接触状态时,通过RLVAC算法进行姿态精调整的时间较AC算法提高了45.2%。这对提高工业制造过程的装配效率和安全性具有重要意义。

4 结 论

本文旨在解决精密轴孔装配任务中的姿态调整问题。将姿态调整问题划分为粗调整和精调整两个阶段,通过MLP姿态偏差分类模型快速补偿姿态偏差角。采用模糊逻辑推理系统对轴孔接触状态进行估计。基于轴孔接触状态,通过强化学习提高姿态调整效率。

在 $\theta_{x,y}$ 的 30° 范围内的初始状态下通过30组实验进行评估。姿态粗调整可补偿姿态偏差角到 5° 以内,使轴以较小的姿态偏差角与孔产生刚性接触,即视为完成姿态粗调整任务。姿态精调整可补偿姿态偏差角在 0.5° 以内。 z 轴力稳定在 20 ± 1 N, x 和 y 方向的力矩稳定在 0 ± 0.1 N·m。本文认为当姿态偏差角减小到 0.5° 以内时,即完成姿态精调整任务,可以进行下一步搜孔的任务。该方法减少了轴姿态调整时间,提高了轴姿态调整的精度,为后续搜孔和插装提供了良好的轴孔接触条件。

参考文献

[1] 杨彦超,王红旗,刘群坡,等.基于力/位混合控制的工业机器人精密装配研究[J].制造业自动化,2021,43(3):56-59.
YANG Y CH, WANG H Q, LIU Q P, et al. Research on precision assembly of industrial robots based on force/bit hybrid control[J]. Manufacturing Automation, 2021, 43(3): 56-59.

[2] 丁雨,舒亮,周浩,等.基于力柔顺控制的断路器轴孔零件装配算法[J].电子测量技术,2024,47(7):69-79.
DING Y, SHU L, ZHOU H, et al. Assembly algorithm for circuit breaker shaft hole parts based on force compliance control[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(7): 69-79.

[3] 王红军,黄维轩,毛向向,等.薄壁装配单元并联结构

设计及性能分析[J].电子测量与仪器学报,2023,37(4):154-164.

WANG H J, HUANG W X, MAO X X, et al. Parallel structure design and performance analysis of thin-walled assembly unit[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2023, 37(4): 154-164.

[4] PARK S, LEE H, KIM S, et al. Robotic furniture assembly: Task abstraction, motion planning, and control[J]. Intelligent Service Robotics, 2022, 15(4): 441-457.

[5] YANG L, ARIFFIN M Z, LOU B CH, et al. A planning framework for robotic insertion tasks via hydroelastic contact model[J]. Machines, 2023, 11(7): 741.

[6] 刘航斌,严小军,惠宏超.基于单目视觉的轴孔零件定位系统设计[J].机械与电子,2021,39(6):70-75.
LIU H CH, YAN X J, HUI H CH. Design of axle hole parts positioning system based on monocular vision[J]. Machinery & Electronics, 2021, 39(6): 70-75.

[7] JIANG T, CUI H H, CHENG X SH, et al. A measurement method for robot peg-in-hole prealignment based on combined two-level visual sensors[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 25(70): 5000912.

[8] XU J J, LIU K, PEI Y H, et al. A noncontact control strategy for circular peg-in-hole assembly guided by the 6-dof robot based on hybrid vision[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3509815.

[9] 孟少华,胡瑞钦,张立建,等.一种基于机器人的航天器大型部件自主装配方法[J].机器人,2018,40(1):81-88,101.

MENG SH H, HU R Q, ZHANG L J, et al. A method of autonomous assembly of large spacecraft components using robot[J]. Robot, 2018, 40(1): 81-88,101.

[10] CHEN W H, YU F, QU J L, et al. Micro-vision servo control of a multi-axis alignment system for optical fiber assembly[J]. Journal of Micromechanics and Microengineering, 2017, 27(4): 045010.

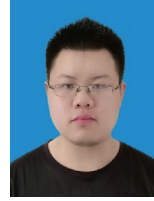
[11] 楚正凯,胡东方.基于轴孔间隙配合的机械结构不确定性关系分析[J].机械强度,2023,45(4):850-855.
CHU ZH K, HU D F. Analysis of mechanical structure uncertainty relationship based on axle hole clearance fit[J]. Mechanical Strength, 2023, 45(4): 850-855.

- [12] XIA Y CH, YIN Y H, CHEN ZH N. Dynamic analysis for peg-in-hole assembly with contact deformation [J]. The Inter-national Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2006, 30(1/2): 118-128.
- [13] GAI Y H, GUO J M, WU D, et al. Feature-based compliance control for precise peg-in-hole assembly [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 69(9): 9309-9319.
- [14] ZHANG K G, XU J, CHEN H P, et al. Jamming analysis and force control for flexible dual peg-in-hole assembly [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 66(3): 1930-1939.
- [15] 郭文婷, 陈东生, 程思博, 等. 面向工件自动化装配的空间位姿柔性接触式测量方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(4): 75-83.
- GUO W T, CHEN D SH, CHENG S B, et al. Research on the flexible contact measurement method for spatial pose in automated assembly of workpieces [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(4): 75-83.
- [16] SHI B CH, WANG F J, HUO ZH CH, et al. Contact force sensing and control for inserting operation during precise assembly using a micromanipulator integrated with force sen-sors [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2022, 20(3): 2147-2155.
- [17] 郝正阳, 张帆, 张帆扬. 自动装配的导纳控制系统中关键影响机制研究 [J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(7): 292-300.
- HAO ZH Y, ZHANG F, ZHANG F Y. Research on key influencing mechanisms in admittance control systems for

automated assembly [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(7): 292-300.

- [18] 双丰, 卢万玉, 李少东, 等. 基于强化学习的机器人轴孔装配算法 [J]. 机器人, 2023, 45(3): 321-332.
- SHUANG F, LU W Y, LI SH D, et al. Robotic peg-in-hole assembly algorithm based on reinforcement learning [J]. Robot, 2023, 45(3): 321-332.

作者简介



宁睿, 2021 年于安徽工程大学获得学士学位, 现为大连海事大学硕士研究生, 主要研究方向为机器人轴孔装配。

E-mail: ningrui118@163.com

Ning Rui received his B. Sc. degree from Anhui Polytechnic University in 2021. He is currently a master student at Dalian Maritime University. His main research interest is robot assembly.



刘毅 (通信作者), 分别在 2003 年、2011 年和 2018 年于大连理工大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为大连海事大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为工业机器人智能化应用。

E-mail: liuyi11504027@163.com

Liu Yi (Corresponding author) received his B. Sc., M. Sc., and Ph. D. degrees all from the Dalian University of Technology in 2003, 2011, and 2018, respectively. He is currently an associate professor and a master advisor at Dalian Maritime University. His main research interest is the intelligent application of industrial robots.