

基于随机策略梯度滑模算法的机械手 末端执行器控制

何文海^{1,2}, 杜巍³, 孙丽丽², 赵凯²

(1. 北京邮电大学 计算机学院, 北京 100001;

2. 河北省教育考试院, 石家庄 050091;

3. 石家庄铁道大学 电气与电子工程学院, 石家庄 050043)

摘要: 针对现有机械手末端执行器控制方法存在的稳定性差, 摆动幅值较大等不足, 设计了一种基于随机策略梯度算法的机械手末端执行器控制算法; 先在空间范围内建立机械手末端执行器的运动学模型, 构建自适应滑模控制器对机械手的空间运动过程实施动态控制; 通过 K-means 聚类结合随机梯度策略优化自适应滑模控制器, 提升控制系统的鲁棒性和稳定性; 在分析末端执行器机械量和关节扰动的基础上, 引入抗摆控制函数动态控制和调整机械手移动轨迹, 同步实施残余补偿使其更趋近于理论轨迹; 实验结果表明, 基于上述方法进行控制, 可以避免末端执行器出现侧偏情况且减少了机械手在移动过程中的摆动, 摆动的最大值仅为 2.3° , 消融实验也验证了方法的有效性。

关键词: 随机策略梯度; 机械手; 抗摆控制; 位姿误差; K-means 聚类; 滑模控制器

Research on Anti-swing Control of Manipulator Based on Stochastic Strategy Gradient Sliding Mode Algorithm

HE Wenhai^{1,2}, DU Wei³, SUN Lili², ZHAO Kai²

(1. College of Computer Science, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100001, China;

2. Hebei Provincial Education Examination Institute, Shijiazhuang 050091, China;

3. College of Electrical and Electronic Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: Aiming at the shortcomings of existing manipulator end effector control methods, such as poor stability and high swing amplitude difference, a manipulator end effector control algorithm based on stochastic strategy gradient algorithm is designed. Firstly, the kinematics model of the end actuator of the manipulator is established in the space range, and an adaptive sliding mode controller is constructed to implement the dynamic control of the manipulator during the spatial motion process. K-means clustering stochastic gradient strategy is used to optimize the adaptive sliding mode controller to improve the robustness and stability of the system. On the basis of analyzing mechanical load and joint disturbance of the end-effector, the anti-swing control function is introduced to dynamically control and adjust the manipulator's moving trajectory, and the residual compensation is implemented synchronously to make it more close to theoretical trajectory. Experimental results show that the designed method can avoid side deviation of the end-effector and reduce the swing of the manipulator during the movement process. The maximum angle of the swing is only 2.3° , and the ablation experiment also verifies the effectiveness of the method.

Keywords: stochastic strategy gradient; manipulator; anti-swing control; pose error; K-means clustering; sliding mode controller

0 引言

臂的某些运动功能, 按固定程序抓取、搬运物体或操作工具^[1]。现有的机械手控制算法主要包括基于传感器的

机械手是一种自动操作装置, 能够模仿人的手和手

收稿日期:2025-01-09; 修回日期:2025-02-21。

作者简介:何文海(1984-),男,硕士。

引用格式:何文海, 杜巍, 孙丽丽, 等. 基于随机策略梯度滑模算法的机械手末端执行器控制[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(5):213-219, 229.

线性反馈控制, 基于最优模型的控制, 基于无模型的反馈控制等。机械手的控制系统由计算机和控制算法组成, 其中配备了各种传感器, 用于感知外界环境和操作对象的信息。传感器可以实时监测各种物理量的变化, 并将这些变化转化为电信号。传感器感知到的信号被回传至计算机, 然后计算机通过控制算法进行数据处理与决策, 生成相应的控制指令^[2]。这些指令会通过驱动系统传递给机械手的各个关节, 以控制其运动。电动机通过电力驱动, 再借助减速器和传动机构将电机的旋转运动转化为机械手关节的运动。手指部分则由多个关节组成, 通过传感器的线性反馈可以实现各种较为灵活的运动; 最优控制是一个受控的动力学系统运动过程, 从一个大类的全部可行方案中找出一个最优的控制方案, 使系统的运动在由某个初始状态转移到指定的目标状态的同时, 在状态转移过程中使机械手性能指标值达到最优。但最优控制也存在一些缺点, 例如, 最优控制过程严重依赖动态系统的机理模型, 参数的选择和设定难度较高; 无模型控制是近年来逐步兴起的一类全新控制算法, 通过学习反馈控制定律不断对机械手运动轨迹实施补偿控制, 并结合模糊控制规则提升控制精度。无模型控制是面向未来的一种控制方案, 但目前来看其控制精度还有待提升。

在机械手运动过程中, 其末端执行器会表现出周期性或非周期性的摆动现象。这种摆动行为会降低机械手的操作精度, 从而影响加工质量。对于末端执行器摆动现象的控制, 文献 [3] 提出了一种基于自适应扰动观测器的滑模控制思想, 在自适应算法的基础上设计非线性扰动观测器, 根据运动学运算结果, 逼近机械手左右摆动所引起的不确定性, 在一定条件下, 通过 Lyapunov (李雅普诺夫方法) 运算, 对观测器的稳定性进行验证。然而, Lyapunov 运算需借助大量数据样本, 这就使得该方法的实现流程较为复杂, 极易因数值误差而导致非精准的控制问题。文献 [4] 提出了基于遗传优化和模糊 PID 控制器控制方法, 将 PID 控制器自动化系统引入机械手的控制中, 并联合模糊算法与遗传算法对原有控制器模型进行优化, 从而使机械手的移动平稳性与准确性得到提升。PID 控制器意在通过串行执行指令实现对机械手末端执行器的控制, 故其所定义位姿节点的连贯性相对较弱, 而这也使得该方法的有效性受到了诸多限制。

为更好应对上述问题, 在保障机械手稳定性的同时, 避免其末端执行器在移动过程中出现大幅摆动, 设计基于随机策略梯度算法的机械手末端执行器控制算法。随机策略梯度算法是一种特殊的强化学习算法, 其核心在于直接优化策略函数以搜索最佳策略, 特别适用于处理连续动作空间的问题^[5-6]。在随机策略梯度算法

中, 智能体的行为策略由参数化函数表示, 该函数直接输出在给定状态下应采取的动作的概率分布。策略梯度算法通过计算目标函数相对于策略参数的梯度来更新这些参数, 从而改进策略。

1 机械手末端执行器的空间运动学模型

机械手通常包含 4~6 个自由度, 自由度越高机械手的控制范围越大且灵活度越好, 末端执行器是机械手的操作部分, 辨识机械手末端位姿误差参数就是在末端执行器运动学模型的基础上, 通过对误差向量的分析, 实施针对性的校准, 机械手末端执行器运动学模型是描述机械手末端执行器相对于机器人基座或其他参考坐标系的位置、速度和加速度等运动参数之间关系的数学模型。末端执行器是连接在机器人手臂末端的工具, 用于执行各种任务。对于末端执行器而言, 运动学模型通常包括正向运动学和逆向运动学两部分。机械手空间运动学模型需覆盖其最大工作半径, 即在末端执行器的工作空间范围内, 均需通过运动模型描述机械手末端执行器的工作情况。

正向运动学是指根据机械手各关节的变量来计算末端执行器的位置、速度和加速度等运动参数的过程。为了描述机械手的运动, 需要定义一系列坐标系, 包括基座坐标系、关节坐标系和末端执行器坐标系等。使用齐次变换矩阵 (包括旋转矩阵和平移矩阵) 来描述各个坐标系之间的相对位置和姿态^[7]。通过链式法则, 将各个关节的变换矩阵相乘, 得到末端执行器相对于基座坐标系的变换矩阵。这个变换矩阵就包含了末端执行器的位置、姿态等信息。对于正向运动学模型 W 的定义如公式 (1) 所示:

$$W = \beta \frac{q\alpha w_0}{w_1 w_2 w_3} \quad (1)$$

式中, w_0 表示末端执行器位置信息, w_1 、 w_2 、 w_3 分别表示末端执行器位置信息在基座坐标系、关节坐标系和末端执行器坐标系中的映射参量, α 表示加速度, q 表示机械手运动速度, β 表示齐次变换参数。

逆向运动学是正向运动学的逆运算过程, 可以根据末端执行器位置、速度和加速度等运动参数计算机手各关节的变量^[8]。其运算式为:

$$W' = \log_{\chi} W \quad (2)$$

式中, χ 表示机械手各关节的运动姿态向量。在机械手的末端控制中, 需要使用运动学模型来计算末端执行器的运动轨迹, 以确保机械手能够按照预定的路径进行运动。在机械臂的几何运动空间内, 构建 D-H 连杆坐标系。先确定机械手的连杆数量、质量和转动惯量, 并使用 D-H 参数来描述每个连杆的几何和运动学特性。D-H 方法在每个连杆上都固定一个坐标系, 若当期机械手的目标连杆的长度为 d , 偏距为 a , 连杆的扭转角度

为 α , 连杆对应关节的转角为 θ , D-H 连杆变换矩阵如下所示:

$$\begin{bmatrix} \cos\theta & -d\sin\theta & 0 & a \\ \sin\theta\cos\alpha & \cos\theta\cos\alpha & -d\sin\alpha & -a\sin\theta \\ \sin\theta\sin\alpha & \cos\theta\sin\alpha & a\cos\alpha & d\cos\alpha \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

设计一个奖励函数 $R(\bullet)$, 根据末端执行器的位置误差 μ_d 、速度误差 μ_v 、摆动幅度 μ_l 等来衡量控制性能:

$$R(\mu_d, \mu_v, \mu_l) = \sum_{i=1}^N \mu_d + \sum_{i=1}^N \mu_v + \sum_{i=1}^N \mu_l \quad (4)$$

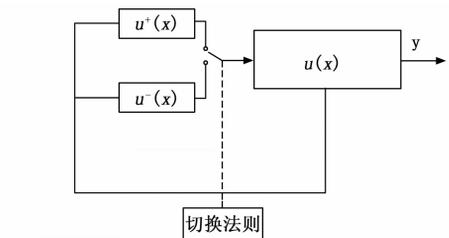
式中, N 表示连杆数量, 奖励函数根据机械手动态移动合并或抵消不同连杆之间和关节运动的误差值, 奖励函数应鼓励减少摆动并快速准确的达到目标位置^[14]。使用随机策略梯度方法来优化控制策略, 能够更加精确提升滑模控制器的灵敏度和响应性, 进而改善对机械手末端执行器的控制效果。计算机械手的末端执行器位置和方向, 并将策略的输出转换为末端执行器的位置和姿态。

2 机械手末端执行器自适应滑模控制算法设计

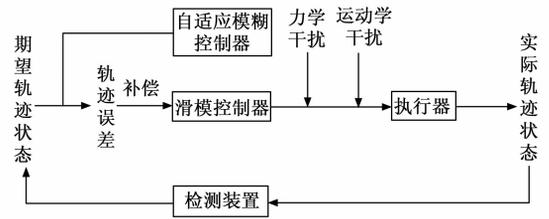
机械手末端执行器是具体的执行和操作模块, 在设定的运动模型中运动, 完成各种指令动作。由运动学模型可知, 机械手运动过程中会产生偏差, 这种偏差会直接影响机械手的操作精度和稳定性。滑模控制是一种高效的鲁棒控制算法, 在分析机械手末端执行器空间运动过程中的基础上利用自适应滑模算法, 可以提升机械手末端执行器的控制精度。自适应滑模控制是变结构控制策略, 先设计一个滑模面, 使得系统状态在控制作用下能够快速趋近于该滑模面, 并在滑模面上保持稳定运动。同时, 通过自适应机制调整控制器参数, 以适应系统参数的变化和外部干扰, 从而提高系统的鲁棒性和自适应能力。在已知机械手末端误差补偿的前提下, 根据运动学或动力学建模条件, 设计一个合适的滑模面, 使得当执行器状态偏离滑模面时, 控制器能够产生足够的控制力使运动轨迹快速回到滑模面上。自适应滑模控制器结构模型及模型的工作流程, 如图 1 (a) 和图 1 (b) 所示。

图 1 (a) 中, $u(x)$ 表示滑模控制函数, 通过制定适合的切换发展, 选择合适的控制方案。若将机械手末端执行器所承受的力学干扰向量表示为 \vec{j} 、运动学干扰向量表示为 \vec{k} , 且 $\vec{j} \neq 0$ 、 $\vec{k} \neq 1$ 的不等式取值条件同时成立, 可将自适应滑模控制器闭环模型的定义式表示为:

$$J = \frac{G}{k^{1-\varrho}} |\dot{j}| \quad (5)$$



(a) 自适应滑模控制结构



(b) 自适应滑模控制流程

图 1 自适应滑模控制

式中, ϱ 表示滑模面基数。通过机械手实际运动反馈, 持续优化模糊规则和控制参数, 从而提升滑模结构的控制性能。机械手末端执行器的位姿包括位置和姿态两部分。位置指的是末端执行器在空间中的坐标, 而姿态则指的是末端执行器相对于某个参考坐标系的旋转状态。末端执行器位姿的摆动量通常指的是其实际位姿与理论位姿之间的偏差^[19]。根据机械手的运动学参数和控制系统指令, 计算出末端执行器的理论位姿。使用传感器实时测量末端执行器的实际位姿。这些传感器可以安装在机械手末端位置, 以获取准确的位姿信息。通过比较实际位姿与理论位姿之间的差异, 计算出末端执行器的摆动量。假设理论位置为 (X_0, Y_0) , 实际轨迹测量位置为 (X', Y') 。则位置摆动量在坐标轴上的分量可以通过下式计算:

$$\begin{cases} \Delta X = X' - X_0 \\ \Delta Y = Y' - Y_0 \end{cases} \quad (6)$$

式中, ΔX 、 ΔY 分别表示 X 轴、 Y 轴方向上的摆动向量, 基于此推导位置摆动量计算式为:

$$K = J(\theta_x \Delta X + \theta_y \Delta Y) \quad (7)$$

式中, J 为摆动量计算函数, θ_x 表示 X 轴方向上的摆动项参数, θ_y 表示 Y 轴方向上的摆动项参数。假设理论姿态为旋转矩阵 L_0 , 实际测量姿态为旋转矩阵 L 。则可以通过计算两个旋转矩阵之间的差异来得到姿态摆动量, 具体计算式为:

$$C = |JL - L_0| \quad (8)$$

式中, 传感器的精度对摆动量的计算至关重要。如果传感器精度不足, 会导致测量误差增大, 从而影响摆动量的计算准确性。

3 基于随机策略梯度的自适应滑模控制算法改进

为进一步提升自适应滑模算法的控制精度, 本文引入了 K-means 的随机策略梯度算法对滑模控制算法进行改进和优化。随机策略梯度算法融合了无监督学习和强化学习的元素, 旨在解决复杂的优化问题。K-means 聚类是一种基于样本划分的聚类算法, 意在将数据集中的样本分成多个簇, 使得每个样本归属于与其最近的均值所代表的簇^[11]。设 t 表示数据集中的样本簇个数 ($t \geq 1$), \bar{U} 表示样本均值, 联立上述物理量, 可将 K-means 聚类运算表示为:

$$u = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t \tilde{y} \times |U_{\kappa} - \bar{U}| \quad (9)$$

式中, t 表示聚类指数, U_{κ} 表示第 κ 个聚类项所对应的数据样本, \tilde{y} 表示元素无限划分向量。随机策略梯度算法是用于优化随机策略的强化学习方法。在强化学习中, 智能体通过与环境交互来学习如何行动以最大化累积奖励。随机策略梯度算法则通过梯度下降来更新策略参数, 以最大化期望回报, 具体运算式为:

$$i = \varphi \times \sqrt{\frac{I}{O_{\max}}} \quad (10)$$

式中, O_{\max} 表示最大化累积奖励, \bar{I} 表示强化学习对象的数值特征, φ 表示梯度下降参数。结合 K-means 聚类与随机策略梯度算法的基本思想是利用 K-means 聚类对数据进行预处理, 然后利用随机策略梯度算法对策略进行优化。为每个簇初始化一个随机策略, 对于每个簇, 使用随机策略梯度算法来更新策略参数。重复上述步骤, 直到策略收敛或达到预设的迭代次数, 由此可以推导基于 K-means 聚类的随机策略梯度算法定义式为:

$$P = \eta \left(\frac{u \times i}{T} \right)^2 + 1 + \kappa^2 \tilde{p} \quad (11)$$

式中, κ 表示簇节点的迭代次数, \tilde{p} 表示簇节点的初始参数, η 表示梯度更新效率。机械手末端执行器位姿数据通常具有复杂的分布和特征, 而 K-means 聚类可以帮助将数据划分为更易于处理的子集。然后, 针对每个子集使用随机策略梯度算法进行优化, 可以更有效的学习出适应不同场景的策略。

在公式 (10) 的基础上, 设 a_x 表示 D-H 参数在 X 轴方向上的分量, a_y 表示 D-H 参数在 Y 轴方向上的分量, 且 $a_x \neq 0$ 、 $a_y \neq 0$ 的不等式取值条件恒成立, \vec{S} 表示机械手末端执行器的摆动行为向量, λ_1 表示输入参数, λ_2 表示输出参数, 联立上述物理量, 可将基于随机策略梯度算法的 D-H 连杆坐标系定义式表示为:

$$A_0 = \lambda_1 \frac{\vec{S}^2}{a_x a_y} - \lambda_2 (|d_1 d_2|^{-n}) \quad (12)$$

式中, d_1 表示奖励函数所定义的目标摆幅输入项, d_2 表

示奖励函数所定义的目标摆幅输出项, μ 表示执行器摆动行为的方向标记系数。结合 K-means 聚类和随机策略梯度算法构建机械手末端执行器的 D-H 连杆坐标系, 可以有效的利用相关坐标参数进行运动学和动力学计算, 显著提高机械手的控制性能和抗摆能力。在 D-H 连杆坐标系中, 收集机械手的运动数据, 同时记录机械手末端执行器的实际位置或姿态, 以及与设计目标之间的误差。对收集到的数据进行清洗, 去除异常值或噪声, 然后对数据进行归一化或标准化处理, 以提高随机策略梯度算法的性能^[15]。在 D-H 连杆坐标系中随机选择 n 个末端执行器运动误差分量, 其取值满足如下表达式:

$$D_1, D_2, \dots, D_n \in [1, +\infty) \quad (13)$$

式中, D_1 、 D_2 、 \dots 、 D_n 表示不同的误差分量。设 ν_A^X 表示 X 轴方向上的误差分量拟合参数, ν_A^Y 表示 Y 轴方向上的误差分量拟合参数, 联立上述物理量, 推导末端执行器运动误差分量表达式为:

$$F = P(D_1 + D_2 + \dots + D_n)^2 + f\tilde{g}(\nu_A^X \nu_A^Y)^2 \quad (14)$$

式中, \tilde{g} 表示运动误差分量在 D-H 连杆坐标系中的非线性表达向量, f 表示基于随机策略梯度算法所定义的训练参数。

4 基于优化滑模控制算法的机械手末端执行器控制的实现

由于多自由度机械手包含了多个连杆和关节, 存在一定的系统控制误差, 进而增加了末端执行器的摆动量, 因此在自适应滑模控制的基础上, 还需要进一步利用改进的滑模算法, 动态地对机械手末端执行器的位置进行纠偏和调整, 基于优化滑模控制的机械手末端执行器工作步骤如下:

STEP1: 借助 D-H 模型确定机械手各连杆的空间位置关系。

STEP2: 确定随机梯度训练参数值。

STEP3: 通过滑模控制对连杆及关节的运动角度和位移误差进行在线补偿。

STEP4: 利用滑模控制器抑制机械手末端执行器的异常摆动, 提升稳定性。

为保证机械手末端执行器运动轨迹的准确性, 应确保收集到的数据准确、完整且代表性强, 在避免模型过于复杂导致过拟合问题的同时, 也要确保连杆坐标系中捕捉到运动学数据中的关键信息。获取补偿运算后的残余误差, 全面提升对机械手末端执行器摆动幅度的控制精度, 需要建立非线性的残余误差补偿模型。考虑到机械手末端执行器的运动行为, 应直接补偿到运动轨迹的末端位置^[16]。由于同时进行正向运动学分解、逆向运动学分解的过程过于复杂, 在运算过程中可以利用高斯

正态分布思想建立运算误差与原定位误差之间的误差映射模型, 并以此为基础, 实现对关节角的补偿, 从而达到提高机械手摆抗控制精度的目的, 具体的补偿运算式如下:

$$G = \bar{H} \cdot \left(\frac{F}{o_1 h_1 - o_2 h_2} \right) \quad (15)$$

式中, \bar{H} 表示机械手末端执行器在单位运动周期内所经历的轨迹长度均值, o_1 、 o_2 分别表示运算误差与原定位误差的高斯模型参数, h_1 表示运算误差设定值, h_2 表示原定位误差设定值。通过随机梯度算法改进后的滑模控制器, 可以实时监测末端执行器的实际位置, 并根据误差模型计算偏差。

规定机械手关节角为 δ , 其取值属于 $\left[0, \frac{\pi}{2}\right]$ 的区间 ($\delta = 0$ 成立时, 表示机械手处于非运动状态; $\delta = \frac{\pi}{2}$ 成立时, 表示机械手的手指部分与连杆保持垂直状态), 若单纯考虑正向运动学行为, 可将执行器位姿的误差分析表达式定义为:

$$Q = \gamma^2 \exp\left(-\frac{||\omega E - e_0^2||}{2 \sin \delta}\right) \quad (16)$$

式中, γ 表示运动偏差参数, E 表示连杆长度, φ 表示机械手关节动量, e_0 表示执行器末端的理论位置信息。通过运动学误差分析以及标定定位精度对机械手的定位精度进行标定, 使机械手的控制模型与机械手的实际模型更加吻合, 降低机械手末端执行器的位姿误差^[10]。在实际处理过程中, 可以利用惯性测量单元来测量机械手末端执行器的线速度和角速度等信息, 并通过积分算法的方式来估算姿态。再对各轴的 PID 参数进行设置, 以保证机械手的运行平稳 (PID 参数所属坐标轴与正向运动学分析所定义参考系的坐标轴相同)。

定义 \vec{r} 表示机械手末端执行器的运动学位姿向量, 其在 X 轴、Y 轴方向上的分量分别为 \vec{r}_X 、 \vec{r}_Y , 关于其取值恒有公式 (17) 所示的不等式条件成立:

$$0 < \vec{r}_X \vec{r}_Y \leq \vec{r}^2 \quad (17)$$

设 R_1 表示机械手末端执行器的线速度, R_2 表示机械手末端执行器的角速度, ϵ 表示惯性测量参数, 推导机械手末端执行器位姿误差的校准运算表达式为:

$$T = (1 - \epsilon) + \frac{Q}{R_1 R_2} \cdot \frac{\vec{r}_X \vec{r}_Y}{r^2} \quad (18)$$

机械手末端执行器控制函数是用于减少或消除机械手末端执行器在执行任务时产生的摆动的控制策略。这种控制函数通常基于机械手的动力学模型, 并考虑各种外部干扰和内部动态耦合因素。机械手末端执行器的稳定性控制将直接影响到最终的控制精度, 因此本文最后通过引入抗摆控制函数可以确保机械手系统的稳定性, 避免产生不必要的振动或摆动。此外, 该函数还应能够

准确的跟踪期望的轨迹和速度, 确保机械手末端执行器能够按照预定要求完成任务。抗摆控制函数的具体实现通常涉及多个参数的调整和优化, 包括比例增益、微分增益、积分增益、力反馈阻尼增益等。这些参数的选择应根据机械手的具体情况和任务要求进行。设 σ_1 表示比例增益, σ_2 表示微分增益, σ_3 表示积分增益, \tilde{V} 表示力反馈阻尼增益, $\tilde{\omega}$ 表示动力学耦合参数, m 表示执行器轨迹的跟踪期望值, b 表示执行器速度的跟踪期望值, 抗摆控制函数表达式为:

$$B = 2KC + \tilde{V} \frac{\tilde{\omega}}{\sigma_1 \sigma_2 \sigma_3} (m^2 + 2b^2) \quad (19)$$

在实际应用过程中, 只存在单一运动行为的理想化情况较为少见, 因此实施位姿误差校准时, 首先应判断机械手的实际运动状态。只要通过选择合适的校准方法、遵循正确的校准步骤以及注意相关事项, 才能够显著提高机械手的精度和稳定性, 满足高精度抗摆控制的需求。在机械手执行各种任务时, 末端的摆动会影响机械手的精度和稳定性。因此实现机械手末端执行器的抗摆控制对于提高机械手的性能和完成复杂任务至关重要。

5 实验研究

5.1 实验准备

根据机械手的物理结构和运动学特性, 建立机械手系统的数学模型。搭建机械手系统实验环境, 并验证控制算法的有效性。将控制算法部署到实际控制系统中, 并进行实验前的调试和校准。启动机械手系统, 进行末端控制实验 (实验对象为不同机械零件的摆放和抓取)。实验中包括的硬件系统设备和相关软件如下:

- 1) 机械手系统: 包括机械臂、末端执行器、传感器等。
- 2) 控制系统: 基于嵌入式单片机或 PLC 的控制系统, 用于实现控制算法。
- 3) 测量设备: 如陀螺仪传感器、位移传感器等, 用于实时测量机械手末端执行器的摆角和位移。

对实验数据进行处理和分析, 评估控制算法的效果, 并优化控制参数。在实验过程中, 实时记录机械手末端执行器的摆角数据。本次实验针对机械手夹持目标物体过程中末端执行器的摆动情况进行研究, 所选择机械手设备的各项参数如表 1 所示。

表 1 机械手关键参数

运动关节	关节参数	运动范围
移动关节	无	0~350 mm
大臂关节	250 mm	-115°~115°
小臂关节	300 mm	-150°~150°
其他关节	无	-180°~180°

机械手夹持目标物体时，如图 2 所示，其末端执行器会出现一定程度的左右摆动，且摆动幅度会随着目标物体重量的增加而不断增大。

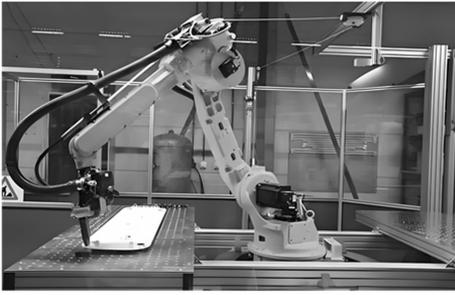


图 2 机械手夹持目标物体

如果末端执行器只存在左摆、右摆或某一侧的摆动幅度明显高于另一侧，则表示机械手存在侧偏情况。这种行为不但影响机械手的稳定性，也会大大降低夹持操作的准确性与一致性。基于随机策略梯度算法的机械手末端执行器控制算法的核心参数有滑模面基数，最大累计奖励及梯度下降值，先通过模型训练分别确定为 0.53、3.55 和 0.67；基于自适应扰动观测器的滑模控制方法的滑模面基数同为 0.53；遗传优化算法的种群规模为 150，最大迭代次数设定为 200；模糊 PID 控制器控制方法的比例系数、积分系数和微分系数分别为 0.75、0.65 和 0.65。机械手末端执行器运动中的几何关系如图 3 所示（模型图按照图 2 中的机械手绘制）。

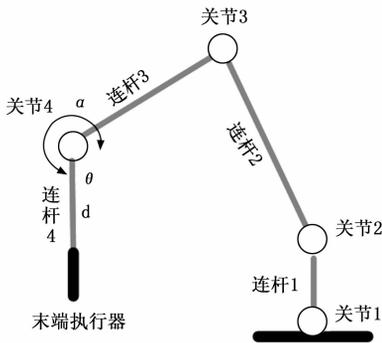


图 3 机械手关节连杆及与末端执行器的几何关系图

5.2 实验流程设置

本次实验的具体实施流程如下。

- 1) 选择基于随机策略梯度算法的机械手末端执行器控制算法（第一组）、基于自适应扰动观测器的滑模控制方法（第二组）、基于遗传优化和模糊 PID 控制器控制方法（第三组）对机械手的侧摆行为进行控制；
- 2) 记录实验过程中，末端执行器左右两侧的摆动幅度；
- 3) 求解步骤二中实验结果的数值差；
- 4) 将所得结果与图 3 所示的理想摆动幅值差进行

对比；

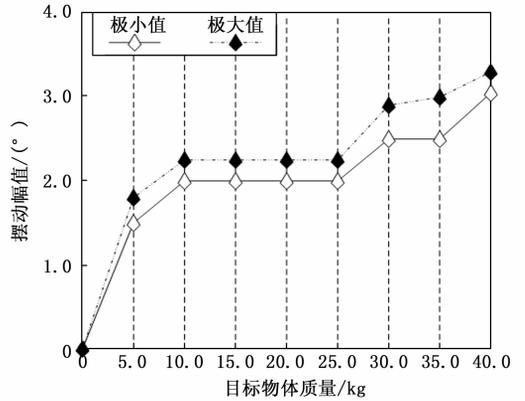


图 4 理想摆动幅值差

5) 分析实验结果，总结实验规律。

若所求得摆动幅值差在理想区间内或明显小于理想摆动幅值的极小值，则表示所应用方法的抗摆效果较为理想；若所求得摆动幅值差大于理想摆动幅值的极大值，则表示所应用方法的抗摆效果有待提升。

5.3 数据与结论

应用第一组、第二组、第三组方法进行抗摆控制实验，实验过程中所得机械手末端执行器的左右摆动幅值如表 2 所示。

表 2 机械手末端执行器摆动幅值

目标物体质量/(kg)	第一组/(°)		第二组/(°)		第三组/(°)	
	左侧	右侧	左侧	右侧	左侧	右侧
5.0	5.0	6.2	5.1	7.5	8.4	5.3
10.0	5.3	5.9	9.0	5.7	8.1	5.5
15.0	6.1	7.4	8.8	6.0	5.6	7.9
20.0	7.7	6.5	5.9	9.4	8.0	8.8
25.0	6.8	8.1	6.2	9.6	6.3	8.2
30.0	8.0	5.7	6.8	9.9	6.2	9.1
35.0	7.3	6.4	9.3	5.8	7.0	9.7
40.0	6.2	8.5	6.5	9.2	5.7	2.6

结合表 2 中的实验情况，计算机手末端执行器的摆动幅值差，详情如图 5 所示。

第一组机械手末端执行器摆动幅值差的均值水平相对较低，其最大值仅为 2.3°，其所对应的目标物体质量为 30.0 kg 和 40.0 kg，与当前情况下的理想摆动幅值差相比，并未超过其极大值。

第二组机械手末端执行器摆动幅值差的均值水平明显高于第一组，其最大值达到了 3.6°，其所对应的目标物体质量为 35.0 kg，与当前情况下的理想摆动幅值差相比，超过了其极大值。

第三组机械手末端执行器摆动幅值差的均值水平也明显高于第一组，其最大值达到了 3.1°，其所对应的

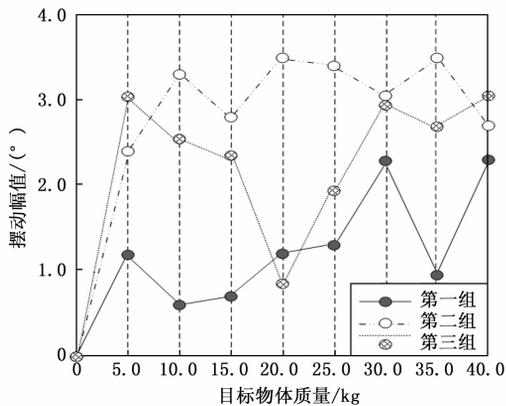


图 5 机械手末端执行器摆动幅值差

目标物体质量为 5.0 kg 和 40.0 kg, 与当前情况下的理想摆动幅值差相比, 也超过了其极大值。

5.4 消融实验

本文通过构建自适应滑模控制器来实现对机械的动态调整和抗摆控制, 并对自适应滑模控制器进行了随机梯度优化和抗摆控制函数优化, 令未优化的自适应滑模控制器为模型 A, 进行随机梯度优化后滑模控制器为模型 B, 在随机梯度优化基础上进行了抗摆控制函数优化后自适应滑模控制器为模型 C, 选定的末端执行器物体重量为 15 kg, 各模型摆动值偏差变化情况, 如图 6 所示。

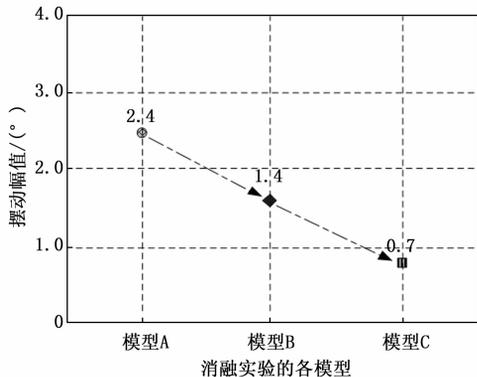


图 6 消融实验结果展示

消融实验结果显示: 从模型 A 到模型 C 机械手末端执行器的摆动值偏差呈现出了递减的趋势, 证明通过二次优惠和改进, 末端执行器的抗摆控制稳定性得到一定程度的增强。综上分析, 基于自适应扰动观测器的滑模控制方法对于机械手末端执行器摆动行为的控制能力相对有限, 并不能满足实际需求; 基于遗传优化和模糊 PID 控制器控制方法也只能在部分情况下实现对机械手末端执行器摆动行为的有效控制, 大多数情况下其抗摆能力无法满足实际需求; 基于随机策略梯度算法的机械手末端执行器抗摆控制方法对于机械手末端执行器摆动行为的控制能力较强, 随着目标物体质量的增加, 其控

制效果并不会受到明显影响, 故该方法更有助于保障机械手的夹持稳定性。

6 结束语

在工业自动化和机器人技术的不断发展的大背景下, 机械手在各个工业领域的应用日益广泛。然而, 机械手在高速运动过程中产生的末端摆动问题一直是制约其性能提升的关键因素之一。上述研究围绕机械手末端执行器抗摆控制问题, 深入研究了基于随机策略梯度算法的解决方案, 旨在提高机械手的运动稳定性和精度。在研究过程中, 首先分析机械手的动力学模型, 并建立了相应的数学模型。在此基础上, 设计了基于随机策略梯度算法的控制策略, 通过不断优化策略参数来减少机械手末端执行器的摆动。实验结果表明, 该算法能够显著提高机械手的运动稳定性和精度, 达到了预期的研究目标。当然, 该算法也存在一些不足之处。例如, 对于某些复杂的机械手系统, 算法的性能可能受到一定限制, 而这也将成为未来的主要攻破方向。

参考文献:

- [1] 罗玉梅, 王莹, 王丽娟. 采用双 RBF 神经网络控制的机械手末端位姿研究 [J]. 中国工程机械学报, 2023, 21 (5): 401-405.
- [2] 欧阳云, 高振国, 范丽玲, 等. 采用 RSPM-PS 算法的机械手末端避障路径规划 [J]. 华侨大学学报 (自然科学版), 2023, 44 (3): 290-300.
- [3] 马金茹, 高文华, 祁宇明. 一种自适应扰动观测器的机械手滑模控制研究 [J]. 机床与液压, 2022, 50 (3): 54-60.
- [4] 王娜, 孟庆辉, 魏宏飞. 采摘机器人机械手避障方法研究——基于遗传优化和模糊 PID 控制器 [J]. 农机化研究, 2024, 46 (4): 203-206.
- [5] 范培潇, 柯松, 杨军, 等. 基于改进多智能体深度确定性策略梯度的多微网负荷频率协同控制策略 [J]. 电网技术, 2022, 46 (9): 3504-3515.
- [6] 张兴平, 王腾, 张馨月, 等. 基于多智能体深度确定性策略梯度算法的火力发电商竞价策略 [J]. 中国电力, 2024, 57 (11): 161-172.
- [7] 任娇, 冀晓翔, 李江红, 等. 一种基于改进 Denavit-Hartenberg 方法的三轴“动中通”天线运动学建模方案 [J]. 西北工业大学学报, 2023, 41 (3): 518-528.
- [8] 乔贵方, 杜宝安, 张颖, 等. 基于 POE 模型的工业机器人运动学参数二次辨识方法研究 [J]. 农业机械学报, 2024, 55 (1): 419-425.
- [9] 张礼明, 朱海清, 伍开宇. 基于 ADAMS 的视觉循线搬运车转向位姿误差研究及控制 [J]. 机械设计, 2023, 40 (3): 26-31.

(下转第 229 页)