

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2312294

机器人打磨系统力控补偿优化算法研究*

严海堂¹, 钱牧云^{1,2,3}, 魏新园¹, 张姣姣¹

(1. 安徽工业大学电气与信息工程学院 马鞍山 243032; 2. 安徽省智能破拆装备工程实验室 马鞍山 243032;
3. 安徽天康(集团)股份有限公司 滁州 239300)

摘要:针对目前打磨机器人在复杂环境中不能兼具磨削精度和顺应性等问题,提出了一种基于算法优化的机器人打磨系统力控补偿方法。首先,阐述了机器人打磨系统的力学特性及力控优化算法原理;然后搭建了实验系统,进行了机器人容许响应范围及主动柔顺恒力磨削实验,最后,采用扩展 Kalman 滤波算法、最小二乘拟合算法和粒子滤波算法优化打磨力的实时补偿值,并对比了各算法的补偿效果。实验结果表明,通过力控补偿功能,在 20 mm 内可实现 100% 对系统结构误差的补偿;与设定期望打磨力比较,平均相对误差为 5.44%;利用扩展 Kalman 滤波算法、最小二乘拟合算法和粒子滤波算法优化后平均误差分别降低至 1.20%、1.24% 和 1.64%。拓展优化机器人协同力控系统的实时力/位补偿功能,将有助于提高机器人打磨系统的精度和稳定性,为机器人技术的发展提供理论依据和技术支持。

关键词: 机器人打磨;扩展 Kalman 滤波;力控补偿

中图分类号: TH165+.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.50

Research on force control compensation optimization algorithm for robotic grinding system

Yan Haitang¹, Qian MUYUN^{1,2,3}, Wei Xinyuan¹, Zhang Jiaojiao¹

(1. College of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China;
2. Anhui Province Engineering Laboratory of Intelligent Demolition Equipment, Ma'anshan 243032, China;
3. Anhui Tiankang (Group) Shares Co., Ltd., Chuzhou 239300, China)

Abstract: A force control compensation method for robot polishing system based on algorithm is proposed in order to solve the problems that currently polishing robots cannot achieve both accuracy and compliance in complex environment. First of all, the mechanical characteristics of the robot polishing system and the principle of force control optimization algorithm are explained. Then the experimental system is established to perform the allowable response range and active soft and constant force polishing experiment. Finally, the Extended Kalman filter algorithm, least squares fitting algorithm and particle filter algorithm are used to optimize the real-time compensation value of the polishing force and the compensation effects of each algorithm are compared. The experimental results show that 100% compensation for system structure errors can be achieved within 20 mm through the force control compensation function. Compared with the setting expectation, the average relative error is 5.44%. After optimization using Extended Kalman filter algorithm, least squares fitting algorithm and particle filter algorithm, the average error is reduced to 1.20%, 1.24% and 1.64% respectively. Expanding and optimizing the real-time/bit compensation function of the robot collaborative control system will help improve the accuracy and stability of the robot's polishing system, which provide theoretical basis and technical support for the development of robot technology.

Keywords: robot polishing; extended kalman filtering; force control compensation

收稿日期:2023-12-20 Received Date: 2023-12-20

* 基金项目:安徽省智能破拆装备工程实验室开放基金(APELIDE2023A006)、安徽省重点研究与开发计划(2022f04020005)、河南省科技攻关(222102210254)项目资助

0 引言

随着工业自动化进程的不断推进,打磨机器人已逐渐取代传统人工打磨,被广泛应用于航空航天、医疗器械、机械制造等领域^[1]。目前,国内外常用的机器人打磨方式有离线编程、在线编程、打磨力控制、视觉控制、混合控制等^[2-5]。其中,打磨力控制方式相对其他打磨方式而言,具有自适应能力更强、打磨效率更高等优点^[6],是目前工业领域打磨机器人主流控制方式之一。Chen等^[7]设计了一种高精度和强顺应性的力控末端执行器,其力控制误差比刚性末端执行器降低了70%。许家忠等^[8]提出一种基于位置控制的自适应阻抗控制方案,该方法能够有效地提高复合材料磨削力控制系统的稳定性和鲁棒性。

然而,机器人打磨系统在实际应用中除了受打磨方式的影响外,运行环境、工件形状、材料等因素同样会干扰打磨过程的精度和稳定性。在工程应用中,降低由过程噪声引起的误差一直都是一个普遍性难题。一些学者使用Kalman滤波、最小二乘法和粒子滤波等算法进行误差补偿研究,这些优化算法能够有效地估计系统状态并优化预测结果,旨在降低实验误差,并满足复杂环境下的生产需求。刘胜遂等^[9]提出一种基于Kalman滤波算法的自适应控制方法,以此降低机械臂在工作过程中环境噪声对柔顺力控制的影响,实验结果表明,与传统阻抗控制相比,在该控制算法下抖动更小、收敛速度更快。吕文艳等^[10]提出一种使用基于递归最小二乘法的协作机器人柔顺性控制方法来实现协作机器人在不同刚度环境下的柔顺控制,结果表明,对比单一阻抗控制或单一的导纳控制,该方法在不同刚性环境下具有较高的稳定性和较低的误差。Jian等^[11]提出使用基于高斯过程动力学模型的粒子滤波算法对实时人形机器人仿真全身关节角度进行估计,结果表明,此方法可以有效的降低过程噪声影响,并达到较高的估计准确度。为了进一步消除工程应用中过程噪声产生的误差,提升打磨机器人在复杂环境中的磨削精度和顺应性,本文将对此进行深入研究。

针对机器人力控打磨精度难以满足工程需求的问题,本文提出了一种基于算法优化的机器人打磨系统力控补偿方法,对机器人打磨系统进行容许响应范围检测及主动柔顺恒力磨削实验,并将扩展Kalman滤波算法应用于机器人磨削过程中的时间序列数据建模和预测,同时对比最小二乘拟合算法和粒子滤波算法,实现了对磨削精度的有效提升。通过实验验证,与传统机器人磨削方法相比,将扩展Kalman滤波算法应用于力控系统中,能够更加准确地控制磨削力,实现磨削效果的优化和提升。

1 力控补偿及优化算法原理

1.1 力控打磨原理

由于生产工艺的限制,焊接流程中生产的工件尺寸存在差异,同款式不同工件之间也存在误差。因此,为确保工件质量,需要控制每次打磨去除量的均匀性。打磨接触力是影响磨削去除量的主要因素^[12-14],它与机器人运动速度、打磨深度、打磨工具转速和打磨材料等因素有关。如图1所示,打磨接触力的各分量相互垂直,并满足以下关系:

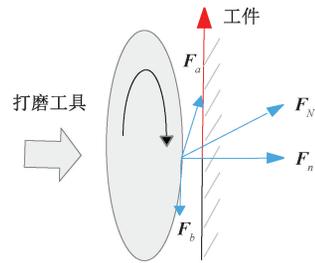


图1 打磨受力分析

Fig. 1 grinding force analysis

$$\mathbf{F}_N = \mathbf{F}_a + \mathbf{F}_b + \mathbf{F}_n \quad (1)$$

式中: \mathbf{F}_a 为轴向接触力; \mathbf{F}_b 为径向接触力; \mathbf{F}_n 为法向接触力。打磨接触力可有以下表示:

$$\begin{cases} \mathbf{F}_n = KC^r \left(\frac{v_f}{v_s} \right)^{2\varepsilon-1} a_p^\varepsilon D^{1-\varepsilon} \\ \mathbf{F}_b = \mu \mathbf{F}_n \\ \mathbf{F}_a = \frac{\mathbf{F}_n}{\lambda} \end{cases} \quad (2)$$

式中: K 为打磨系统刚度; C 为工具磨粒密度; v_s 为工具线速度; v_f 为工具进给速度; a_p 为进给深度; D 为工具直径; μ 取值为0.2~0.5, λ 取值为1.6~3.2; r, ε 为相关系数。由上述各式可知,打磨接触力 \mathbf{F}_N 主要与法向接触力 \mathbf{F}_n 有关。

为了在复杂作用力下达到良好的控制效果,需要对作用力进行简化,获取加工工件表面的法向接触力。通过控制法向接触力在期望值允许范围内,实现恒力控制。恒力控制是通过将输入期望工况与输出打磨力之间的误差作为控制器的输入,经过控制器的运算得出所需输出电压^[15]。该电压经过数模转换器将数字信号转换为模拟信号,然后利用功率放大器对功率进行放大处理,最终输出能够驱动比例流量阀的控制电压,从而实现控制气缸的目的,达到恒定打磨力的效果。

在力控系统中,比例流量阀是关键非线性器件,通过电压或电流控制输出流量。线性化流量方程可得质量流

量变化率如下:

$$\Delta q = K_1 \Delta u + K_2 \Delta P_d \quad (3)$$

式中: q 和 P_d 分别为比例流量阀中气体的质量流量和出气口压力; 其中 $K_1 = \left. \frac{\partial q}{\partial u} \right|_{u=0}$, $K_2 = \left. \frac{\partial q}{\partial P_d} \right|_{P_d=0}$ 。气体通过比例流量阀后流入气缸, 在理想状态下可以将气缸流量模型简化为:

$$q = \frac{V_d}{kRT_1} \frac{dP_d}{dt} \quad (4)$$

式中: V_d 、 T_1 分别为气体质量体积和温度; k 和 R 分别为绝热系数和理想气体常数。在不考虑气体传输过程流量损失情况下, 气缸与比例流量阀出气口流量应相等, 可知气管内气体变化率模型如下:

$$\Delta q = K_3 (\Delta P_u - \Delta P_d) \quad (5)$$

式中: P_u 为气管进气口压力; 其中 $K_3 = \frac{\rho_v D^2}{32\mu} \frac{A}{L}$; 其中 ρ_v 、 A 、 μ 和 L 分别为系统气体平均密度、气管截面积、气体粘度系数和气体流通管路长度。将整个打磨工具和活塞视为一个整体, 依照牛顿第一定律可以得到气缸活塞杆的力平衡增量方程如下:

$$M \frac{d^2 \Delta l}{dt^2} + B \frac{d \Delta l}{dt} + \Delta F_n = \Delta P_d A_d \quad (6)$$

式中: M 为力控装置总重量, B 为粘性阻尼系数; l 为气缸行程; A_d 为气缸无杆腔活塞面积。

1.2 算法优化原理

1) 扩展 Kalman 滤波

Kalman 滤波 (Kalman filter, KF) 算法是通过一个线性随机差分方程来估计当前状态, 但是如果状态估计关系以及测量关系是非线性就不再适用, 在实际使用中大部分的问题都是非线性的, 因此提出了扩展 Kalman 滤波算法来解决此类问题。扩展 Kalman 滤波 (extended Kalman filter, EKF) 算法是一种用于估计系统状态的滤波算法^[16]。通过使用一系列观测数据和系统模型, 结合过去的状态估计和观测误差的统计特性, 来生成对当前状态的最优估计, 其主要依据 EKF 预测过程和校正过程, 来实现对打磨力 F_n 优化设计, 具体流程如图 2 所示。

首先根据上一时刻的状态和控制变量来推测当前时刻的状态, 建立系统的状态方程, 再根据当前时刻的测量信息, 建立系统的观测方程^[17]。具体如下:

$$\begin{cases} x_k \approx f(\hat{x}_{k-1}, u_k) + F(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + w_k \\ z_k \approx h(\hat{x}_k) + H(x_k - \hat{x}_k) + v_k \end{cases} \quad (7)$$

式中: x_k 和 x_{k-1} 分别表示 k 时刻和 $k-1$ 时刻的状态值, z_k 表示 k 时刻的观测值。 $f(\cdot)$ 为状态方程, $F(\cdot)$ 代表状态方程的雅可比矩阵, 是对目标转换的一种猜想;

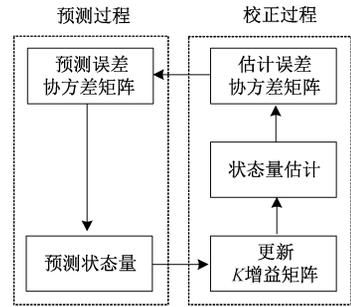


图 2 EKF 流程

Fig. 2 EKF process

$h(\cdot)$ 为输出方程, $H(\cdot)$ 代表输出方程的雅可比矩阵, 是状态和观测连接起来的关系; 其中 $F = \frac{\partial f}{\partial x_{k-1}}$, $H = \frac{\partial h}{\partial x_k}$ 是展开后得到的一阶偏导项, 在展开过程中省略了次数较高的项, 将状态估计方程转化为近似的线性方程。观测噪声 v_k 和系统过程噪声 w_k 均为高斯白噪声且相互独立, 且分别服从均值为 0 的观测噪声方差 R 和系统噪声方差 Q 。

根据 $k-1$ 时刻状态估计值推算 k 时刻状态预测值, 计算 k 时刻的预算误差方差 P_k , EKF 预测过程可表示为:

$$\begin{cases} \hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + B I_{k-1} \\ P_k = A P_{k-1} A^T + Q \end{cases} \quad (8)$$

根据预测误差方差 P_k 、观测噪声方差 R 和转换矩阵 H 来计算 Kalman 增益 K , 为预测和观测得加权系数。通过上述公式及观测值, 加权平均来修正时刻的状态预测值, 得到当前最优状态估计 \hat{x}_k , 最后通过 Kalman 增益和预测误差方差来更新估计误差方差 P_k , 对 $k+1$ 时刻状态进行迭代计算, 其 EKF 校正过程可表示为:

$$\begin{cases} K = \frac{P_k H^T}{H P_k H^T + R} \\ \hat{x}_k = \hat{x}_k + K(z_k - H\hat{x}_k) \\ P_k = (1 - KH) P_k \end{cases} \quad (9)$$

式中: \hat{x}_k 表示先验状态估计值, 根据上一时刻最优估计值来预测当前时刻的结果。 \hat{x}_k 和 \hat{x}_{k-1} 表示后验状态估计值, \hat{x}_k 为滤波后的最优估计。 P_k 表示先验估计协方差, 通过最小方差和使得误差最小, 以此求出 Kalman 增益, P_k 表示表示后验估计协方差, 更新后作为下此迭代的输入。

2) 最小二乘拟合

最小二乘拟合 (ordinary least squares, OLS) 算法是一种用于数据拟合和预测的线性回归算法^[18]。它通过最小化残差平方和来确定最佳拟合曲线, 从而使预测值与实际值之间的误差最小化。该算法是一种数学优化算

法,旨在找到一个函数或曲线,使得这些数据点到该函数或曲线的距离平方和最小^[19]。假设多项式模型为:

$$f(x) = a_0 + a_1x + \dots + a_nx^m \quad (10)$$

当函数模型纵坐标 $\varphi_i(x_i)$ 与散点值纵坐标 $f_i(x_i)$ 的差值平方和最小时,认为拟合度最好。具体如下:

$$\min_{\varphi} \sum_{i=1}^n \delta_i^2 = \sum_{i=1}^n (\varphi_i(x_i) - f_i(x_i))^2 \quad (11)$$

结合式(10)、(11),可以得到:

$$R^2 = \sum_{i=1}^n [f_i(x_i) - (a_0 + a_1x_i + \dots + a_nx_i^m)]^2 \quad (12)$$

其中, R^2 表示拟合优度,数值越接近 1 其拟合效果越理想。若想实现差值平方和最小,则参数 a_0, a_1, \dots, a_m 应当满足各项偏导数 $\frac{\partial R^2}{\partial a_m} = 0$, 以此可得到以下方程组:

$$\begin{cases} -2 \sum_{i=1}^n [f(x) - (a_0 + a_1x + \dots + a_nx^m)] = 0 \\ -2 \sum_{i=1}^n [f(x) - (a_0 + a_1x + \dots + a_nx^m)]x = 0 \\ \dots \\ -2 \sum_{i=1}^n [f(x) - (a_0 + a_1x + \dots + a_nx^m)]x^m = 0 \end{cases} \quad (13)$$

对上述方程组化解可得出以下矩阵方程:

$$\begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n x_i & \dots & \sum_{i=1}^n x_i^m \\ \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n x_i^2 & \dots & \sum_{i=1}^n x_i^{m+1} \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ \sum_{i=1}^n x_i^m & \sum_{i=1}^n x_i^{m+1} & \dots & \sum_{i=1}^n x_i^{2m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n f_i(x_i) \\ \sum_{i=1}^n x_i f_i(x_i) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_i^m f_i(x_i) \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n f_i(x_i) \\ \sum_{i=1}^n x_i f_i(x_i) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_i^m f_i(x_i) \end{bmatrix}$$

式中: m 表示样本个数, n 为特征维度,即 \mathbf{X} 的第一列全为 1, 让矩阵 \mathbf{X} 与 \mathbf{X}^T 相乘则有:

$$\mathbf{X}\mathbf{X}^T = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ x_1 & x_2 & \dots & x_n \\ \dots & \dots & \vdots & \dots \\ x_1^m & x_2^m & \dots & x_n^m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & x_1 & \dots & x_1^m \\ 1 & x_2 & \dots & x_2^m \\ \dots & \dots & \vdots & \dots \\ 1 & x_n & \dots & x_n^m \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n x_i & \dots & \sum_{i=1}^n x_i^m \\ \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n x_i^2 & \dots & \sum_{i=1}^n x_i^{m+1} \\ \dots & \dots & \vdots & \dots \\ \sum_{i=1}^n x_i^m & \sum_{i=1}^n x_i^{m+1} & \dots & \sum_{i=1}^n x_i^{2m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1(x_1) \\ f_2(x_2) \\ \vdots \\ f_n(x_n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n f_i(x_i) \\ \sum_{i=1}^n x_i f_i(x_i) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_i^m f_i(x_i) \end{bmatrix} \quad (15)$$

综上所述,则可以得出:

$$\mathbf{A} = (\mathbf{X}\mathbf{X}^T)^{-1}\mathbf{X}\mathbf{F} \quad (17)$$

其中, \mathbf{A} 是增广权向量,即 $\mathbf{A} = (a_0, a_1, \dots, a_n)$, \mathbf{X} 是增广样本矩阵, \mathbf{F} 是真实值组成的列向量。由此可得出多项式系数,更进一步确定多项式函数。

3) 粒子滤波

粒子滤波 (particle filter, PF) 算法是一种基于群体智能的优化算法,通过随机采样和群体协作来寻找最优解^[20]。它通过在解空间中不断移动的粒子群体来代表可能的最优解,每个粒子都有自己的位置和速度。算法根据每个粒子的适应度来评估解的质量,并不断更新粒子的速度和位置,以逐步逼近最优解^[21]。假设一个系统的状态方程和观测方程为 x_k 和 y_k , 且服从马尔科夫模型,如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, Q_k) \\ \mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k, R_k) \end{cases} \quad (18)$$

式中: \mathbf{x}_k 和 \mathbf{y}_k 分别为 k 时刻的系统状态矢量和测量矢量; $f(x)$ 和 $h(x)$ 分别表示状态转移函数和观测函数; Q_k 为采样过程噪声, R_k 为观测噪声, k 表示当前时刻。令 $k-1$ 时刻的概率密度函数为 $P(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{y}_{1:k-1})$, 根据状态方程预测 k 时刻概率密度函数 $P(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k-1})$, 预测过程如下:

$$P(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{y}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (19)$$

式中: $\mathbf{y}_{1:k-1}$ 表示为 1 ~ $k-1$ 时刻的测量矢量, 下述同理。采样过程噪声 Q_k 叠加 $f(\mathbf{x}_{k-1})$, 即可得到 x_k 的分布。根据观测方程更新概率密度函数 $P(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k-1})$, 更新过程如下:

$$P(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k}) = \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k-1})}{\int p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k-1}) dx_k} \quad (20)$$

对于一般模型,计算后验分布的结果较为困难,因此

利用蒙特卡洛采样计算上式中的分母积分,从概率分布 $p(x)$ 中采样到样本 x_1, x_2, \dots, x_N , 利用这些样本去估计这个分布的某些函数的期望与方差如下:

$$E[f(\mathbf{x}_k)] = \int f(x)p(x)dx \approx \frac{f(x_1) + f(x_2) + \dots + f(x_N)}{N} \quad (21)$$

为解决分布难以预知的问题,引入重要性采样,以便克服粒子退化的问题,具体表述如下:

$$E[f(\mathbf{x}_k)] = \int f(\mathbf{x}_k)p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k})d\mathbf{x}_k \approx \sum_{i=1}^N \tilde{W}_k(\mathbf{x}_k^{(i)})f(\mathbf{x}_k^{(i)}) \quad (22)$$

式中: \tilde{W}_k 为 k 时刻重要性权值; $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 为 k 时刻第 i 个粒子的状态, 下述同理。引入重要性分布函数 $q(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{0:k-1}^{(i)}, \mathbf{y}_{1:k})$, 则重要性权值可以表述为:

$$W_k^{(i)} = W_k(\mathbf{x}_k^{(i)}) = W_{k-1}^{(i)} \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k^{(i)})p(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)})}{q(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{0:k-1}^{(i)}, \mathbf{y}_{1:k})} \quad (23)$$

式中: $W_k^{(i)}$ 为 k 时刻第 i 个粒子的重要性权值; $\mathbf{x}_{0:k-1}^{(i)}$ 为 $0 \sim k-1$ 每个时刻第 i 个粒子的状态。执行重采样步骤之后, 所得粒子具有相同权重。先验粒子和后验粒子的状态估计值及协方差可以表示为:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_k^1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{\mathbf{x}}_k^i \\ \mathbf{s}_k^1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\tilde{\mathbf{x}}_k^i - \hat{\mathbf{x}}_k^1)(\tilde{\mathbf{x}}_k^i - \hat{\mathbf{x}}_k^1)^T \\ \hat{\mathbf{x}}_k^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_k^i \\ \mathbf{s}_k^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_k^i - \hat{\mathbf{x}}_k^2)(\mathbf{x}_k^i - \hat{\mathbf{x}}_k^2)^T \end{cases} \quad (24)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_k^1$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_k^2$ 分别为 k 时刻的先验粒子和后验粒子的估计值; \mathbf{s}_k^1 和 \mathbf{s}_k^2 分别为 k 时刻的先验粒子和后验粒子的协方差。

2 实验研究及优化调整

2.1 力控系统实时打磨力及行程补偿验证

为了验证机器人力控系统精准性和顺应性, 以 ER50B-2100 型号的六自由度机械臂、FEG-3020 型号的力控强磨机和尺寸标准为 $900 \text{ mm} \times 900 \text{ mm} \times 1200 \text{ mm}$ 的 302 不锈钢材质电气柜为实验对象, 进行了打磨实验, 如图 3 所示。

在每批次实验过程中力控执行器期望工况指定为 25 N, 打磨工具转速指定为 6 000 r/min。以最优路径规划轨迹为依据对电气柜底面的纵向与横向两条边进行连

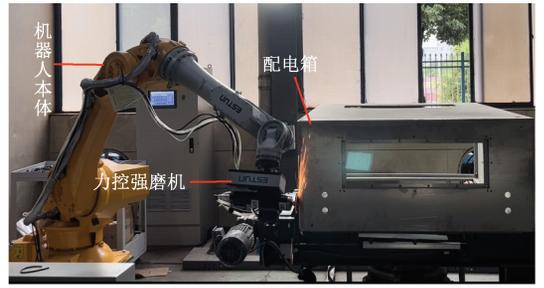


图3 机器人协同力控系统打磨实验图

Fig. 3 The experimental picture of robot collaborative force control system grinding

续打磨, 从到达纵向打磨点开始到离开横向打磨点结束, 机器人运动速度指定为最大运行速度的 30%。对运动时间截取包含但不限于纵向打磨过程和横向打磨过程在内的 60 s 时间段, 在 2 s 和 25 s 为打磨工具切入, 23.5 s 和 58 s 为打磨工具切出时刻, 进行分析。

为了确保机器人在对电气柜打磨过程中能够稳定响应, 实验过程中分析了六自由度机器人的容许响应范围。对机器人各轴的动作和扭矩范围进行验证, 结果如图 4 所示, 其中图 4(a)、(b) 分别为机器人各轴动作、扭矩范围。

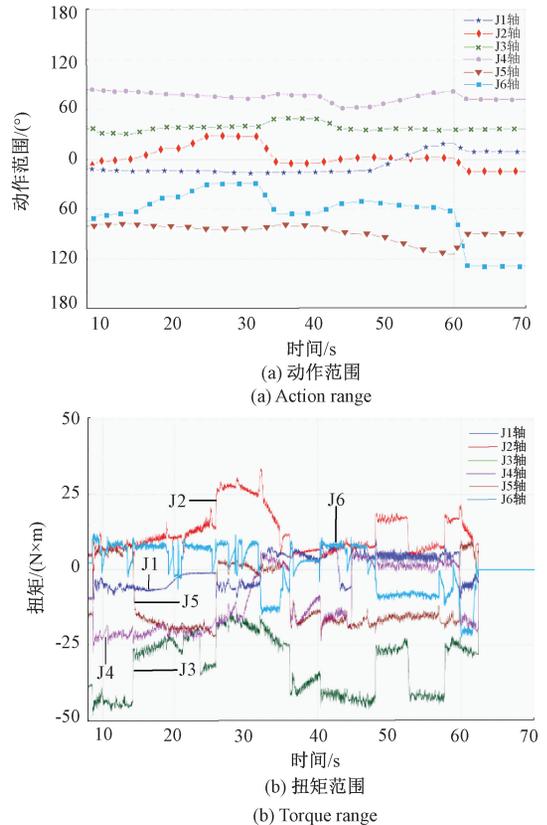


图4 六自由度机器人各轴响应图

Fig. 4 Response diagram of each axis of the six-degree-of-freedom robot

由图4(a)可知,机器人在对电气柜打磨过程中,J6轴相对动作范围最大为 $-16^{\circ}\sim-129^{\circ}$,但在其容许动作范围($-360^{\circ}\sim+360^{\circ}$)内。机器人总体动作稳定,且都符合6个轴容许活动范围。由图4(b)可知,机器人在对电气柜打磨过程中,机器人6个轴扭矩都在 $\pm 50\text{ N}\cdot\text{m}$ 范围内,均低于最大容许扭矩范围(其中末端可承受最大扭矩范围为 $\pm 150\text{ N}\cdot\text{m}$)。因此,可以保证机器人在对电气柜打磨过程的稳定性,同时验证实验的可行性。

更进一步,对实验结果的实时行程反馈和实时打磨力进行分析。首先,在机器人示教器上的力控载具端口输入期望的恒力 F ,通过压力传感器实时获取法向接触力 F_n ,并将力控误差 E 反馈给控制器。然后,根据功率放大器调整输入电压 u ,控制器根据力的实时大小调整气缸的输出力,从而实现恒力输出目的。恒力控制装置的工作流程如图5所示。

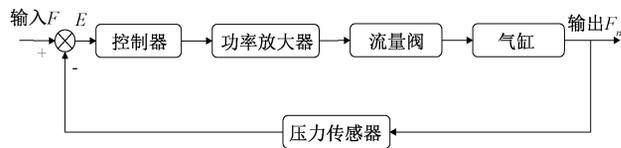


图5 力控系统流程图

Fig. 5 Flow chart of force control system

力控系统期望在打磨过程中维持恒定打磨力,并在 $0\sim 20\text{ mm}$ 范围内进行位置补偿以修正机器人协同打磨工具运动过程和不同工件规格的误差。电气柜的纵向和横向打磨过程也进行位置补偿以维持恒定打磨力,实时行程反馈信息的波动可反映打磨系统误差的补偿情况,同时实时行程曲线可一定程度上反映当前打磨状态。力控强磨机引入对传统机器人自动打磨工艺进行优化,其力控执行器对打磨力的动态调节可使工件打磨更趋向期望值,达到焊缝余高去除且不损伤母材的标准。实验结果如图6、7所示。

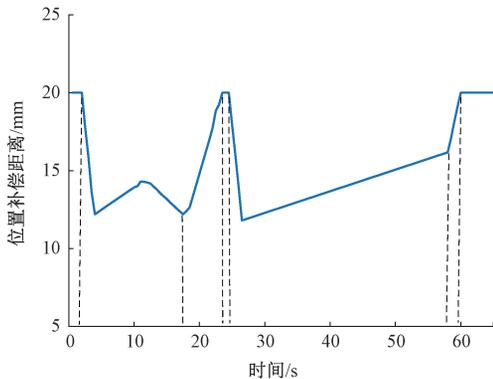


图6 实时行程反馈

Fig. 6 Real-time travel feedback

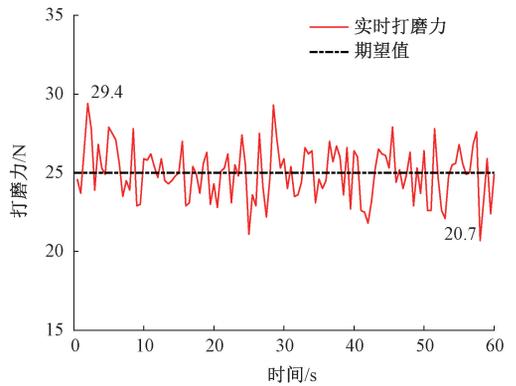


图7 实时打磨力

Fig. 7 Real-time grinding force

由图6可知,在2s和23.5s分别为纵向打磨的打磨工具切入时刻和切出时刻,25s和58s分别是横向打磨的打磨工具切入时刻和切出时刻。纵向打磨过程实时行程反馈图呈波浪形,由此可以推测出电气柜纵向边焊缝余高过高;而横向打磨过程实时行程反馈图呈匀速上升趋势图形,可以推断出机器人的运动路径并未与电气柜摆放位置的标准坐标系重合。但不论是纵向打磨还是横向打磨力控系统都对其行程进行实时位置补偿,并实现了在 20 mm 误差范围内100%对系统结构性误差补偿。由图7可知,最大打磨力为 29.4 N ,发生在纵向打磨的打磨工具切入时刻;最小打磨力为 20.7 N ,发生在横向打磨的打磨工具切出时刻。与给定 25 N 工况比较,其最大绝对打磨力误差为 4.4 N ,实时打磨力平均相对误差为 5.44% 。

根据上述结果可知,机器人打磨系统的力控补偿功能初步具备对钢制电气柜焊缝余高进行磨削作业的功能,但实际磨削精度与理论相比还有一定误差。因此,如何提高力控系统在实际打磨作业中的力控补偿精度是本文进一步研究的重点。

2.2 力控误差补偿算法优化

针对力控系统在实时打磨力补偿不足和精度达标困难的问题,本文进行了深入研究,对电气柜纵横向打磨力的数据进行了详细分析,旨在实现更高的打磨标准。通过采用优化算法实时调整打磨力,以提高力控补偿精度,进而减少误差。在本文中,通过采用了EKF算法对力控系统的力控补偿数据进行优化处理,同时对比分析了OLS算法和PF算法的性能。

本文对机器人协同力控系统对电气柜一面的纵向与横向两条边进行的打磨力分析,从到达打磨开始位置运动到打磨结束位置这一过程,以步长 0.5 s ,行程时间为 60 s ,初始工况为 25 N ,进而采用EKF算法对力控系统实时打磨力进行优化处理。

根据力控打磨原理,得到 EKF 算法中的状态方程和观测方程,并将其离散化处理可表述为:

$$\begin{pmatrix} \Delta l_{k+1} \\ \Delta i_{k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{M_d}{\Delta t^2} + \frac{B_d}{\Delta t} + \frac{2M_d}{\Delta t^2} + \frac{B_d}{\Delta t} + K \\ \frac{M_d}{\Delta t^2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta l_k \\ \Delta i_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{M_d}{\Delta t^2} \\ 0 \end{pmatrix} f_k + \begin{pmatrix} w_{1k} \\ w_{2k} \end{pmatrix} \quad (25)$$

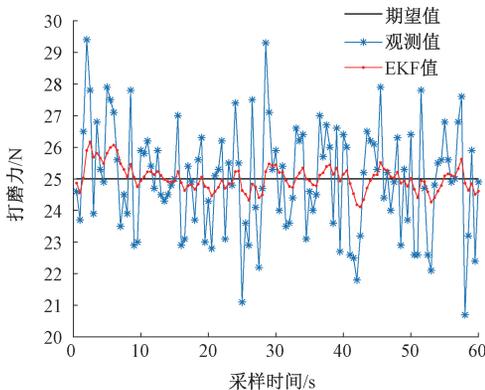
$$y_k = (1 \ 0) \begin{pmatrix} \Delta l_k \\ \Delta i_k \end{pmatrix} + v_k \quad (26)$$

式中: Δl_k 和 Δi_k 分别表示在时间步 k 处的位置误差和速度误差, Δt 表示离散化的时间步长。式(8)中, \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 为系统状态方程的系数矩阵表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{A} = \begin{pmatrix} \frac{M_d}{\Delta t^2} + \frac{B_d}{\Delta t} + \frac{2M_d}{\Delta t^2} + \frac{B_d}{\Delta t} + K \\ \frac{M_d}{\Delta t^2} \end{pmatrix} \\ \mathbf{B} = \begin{pmatrix} \frac{M_d}{\Delta t^2} \\ 0 \end{pmatrix} \end{cases} \quad (27)$$

具体化参数对上述结果代入 EKF 算法中,重复式(8)和(9)过程,进行迭代优化,并比较测量值与 EKF 优化值之间的误差。根据工程经验,对系统的 $x(0)$ 、 $P(0)$ 、 Q 和 R 赋初始值分别为 25、1、0.05 和 2, EKF 算法优化处理结果如图 8 所示。

由图 8 可知,力控系统实时打磨力经 EKF 算法优化后更趋向于 25 N 工况的期望值。实时打磨力平均相对误差为 5.44%, EKF 算法优化后打磨力平均相对误差为 1.20%, 明显低于实时打磨力误差。



(a) 优化前后实时打磨力比较
(a) Comparison of real-time grinding force before and after optimization

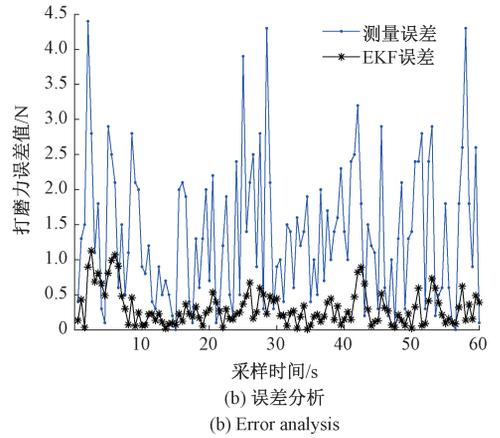


图 8 EKF 算法优化处理

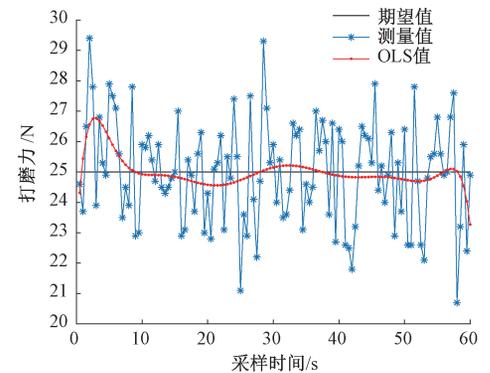
Fig. 8 EKF algorithm optimization processing

下面将结合 OLS 算法和 PF 算法对力控系统实时打磨力进行优化处理,进而更好与 EKF 算法优化效果进行比较。在打磨工艺中,可以使用 OLS 算法来预测未来的打磨力,并实现对打磨力的优化控制。同时, OLS 算法也可以用于对打磨力的实时监测和调整,从而保证打磨效率和质量的稳定性。因此, OLS 算法是一种有效的数据拟合和预测算法,将其应用于实时打磨力的优化处理中,从而提高打磨效率和质量的稳定性。具体化参数并结合 OLS 算法原理,确定多项式函数如下表述:

$$f(x) = -2.43 \times 10^{-13}x^{10} + 7.52 \times 10^{-11}x^9 - 9.98 \times 10^{-9}x^8 + 7.45 \times 10^{-7}x^7 - 3.42 \times 10^{-5}x^6 + 0.001x^5 - 0.0185x^4 + 0.21x^3 - 1.34x^2 + 3.39x + 22.7$$

结合多项式函数对数据进行拟合并预测,具体效果如图 9 所示。

由图 9(a)、(b)可知经 OLS 算法优化后,实时打磨力更加趋向于稳定,误差也相对较小,但在打磨工具切入与切出时刻优化效果并不理想。



(a) 优化前后实时打磨力比较
(a) Comparison of real-time grinding force before and after optimization

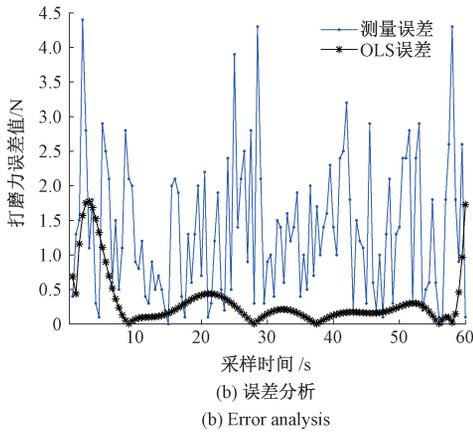
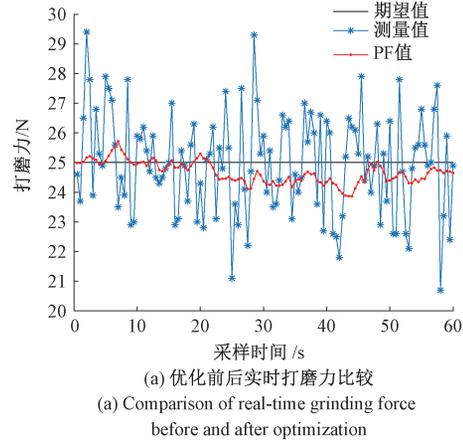


图 9 OLS 算法优化处理

Fig. 9 OLS algorithm optimization processing

与上述两种方法相比,PF 算法在实时打磨力优化中具有较好的鲁棒性。它能够容忍系统噪声和测量误差,并通过多粒子的估计来减小误差,提高优化的鲁棒性。此外,PF 算法还可以根据实际打磨情况对粒子进行调整,进一步提高优化效果。结合粒子滤波原理设定系统模型的初始值 $x_0=0.1$, 初始分布 $p(x_0) \sim N(0,2)$; 过程噪声 $w(k)$ 和观测噪声 $v(k)$ 均值为 0; 方差分别是 $Q(k)=10$, $R(k)=1$ 的高斯噪声。具体效果如图 10 所示。



(a) 优化前后实时打磨力比较
(a) Comparison of real-time grinding force before and after optimization

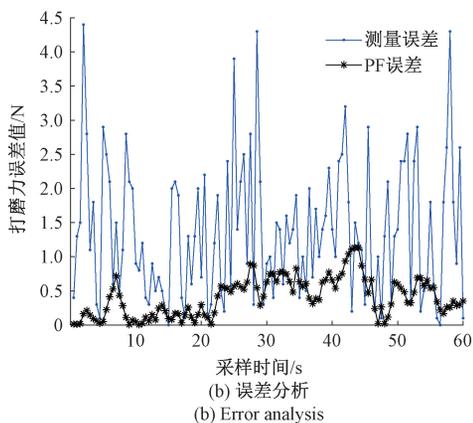


图 10 PF 算法优化处理

Fig. 10 PF algorithm optimization processing

由图 10(a)、(b) 可知经 PF 算法处理后,总体优化效果良好,但过程误差波动相对较大。

根据图 9 和 10 的结果,可以发现采用 OLS 算法和 PF 算法分别对实时打磨力进行优化处理后,打磨力更加趋向于 25 N 工况的期望值,这表明优化后的打磨力更加准确和稳定。同时,OLS 算法和 PF 算法的平均相对误差分别为 1.75 N 和 1.14 N,明显低于实时打磨力的平均相对误差,这说明 OLS 算法和 PF 算法优化后能够有效地提高打磨的精度和稳定性。因此,可以得出结论:在电气柜打磨过程中,采用 OLS 算法和 PF 算法对实时打磨力进行优化处理,可以提高打磨效率和质量,从而达到精细化打磨的效果。比较力控系统实时打磨力与 EKF 算法、OLS 算法和 PF 算法优化后打磨误差,由表 1 可知,经不同算法优化实时打磨力后的力误差明显要低于优化前的误差。经 EKF 算法、OLS 算法和 PF 算法优化后平均误差分别降低为 1.20%、1.24% 和 1.64%。由此可以得出,EKF 算法对实时打磨力的优化效果要高于 OLS 算法和 PF 算法,能更好地满足对钢制材料属性的打磨需求。

表 1 基于不同融合算法误差分析

Table 1 Error analysis based on different fusion algorithms

误差/N	实际打磨力	EKF	OLS	PF
最大误差	4.40	1.13	1.75	1.14
平均误差	1.36	0.30	0.31	0.41

由此可见,将 EKF 算法运用到实际工况使用中,根据上一时刻打磨力的实际值来预测下一时刻,通过改变实时工况大小来实现打磨力趋于期望值,从而达到更加精准化打磨及控制干扰的目的。对电气柜打磨前(图 11(a))与打磨后(图 11(b))比较,如图 11 所示,经优化处理后的打磨力可以满足工艺精度标准,达到对电气柜棱角去毛刺的目的。对打磨力测量数据的分析和以上优化算法对实时打磨力的改进,可以有效地减小误差,提高机器人协同力控系统的打磨精度和顺应性。

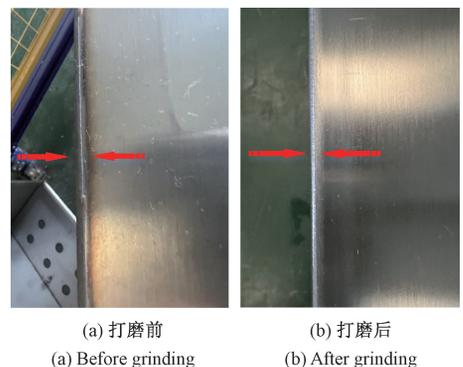


图 11 电气柜打磨前后对比

Fig. 11 Comparison before and after grinding of electrical cabinet

3 结 论

本文针对钢制工件打磨工艺生产效率不高、精度无法保证、产品均一性差等实际问题,结合力控补偿原理和EKF算法,提出了一种基于算法优化的机器人打磨系统力控补偿方法。经过理论推导、六自由度机器人容许响应范围探究、实验验证和算法优化实时力控补偿值相结合的研究方法,对机器人协同力控系统对电气柜进行打磨实验的测试。实验结果表明,打磨过程中位置补偿效果较好,在20 mm内可实现100%对系统结构误差的补偿;打磨力的实时力控补偿效果明显,与设定期望打磨力比较,实时打磨力平均误差为5.44%,最大误差发生在纵向运动打磨工具切入时刻,为4.40 N;利用算法对实时打磨力优化处理,与OLS算法和PF算法相比较,EKF算法优化效果最好,经过EKF算法优化实时打磨力后,最大误差降低为1.13 N,实时打磨力平均相对误差降低为1.20%。

误差出现的原因:在打磨工具的切入与切出时刻由于角度把控不理想,导致该时刻打磨力误差明显高于其他打磨时刻打磨力误差;此外对机器人各轴响应姿态的优化调整,可一定程度上提升实验测试精准度。因此,后续还需要对机器人打磨路径进行系统研究,以此实现最接近理性状态下对钢制工件的打磨工艺。

参考文献

[1] 赵东辉,王威,张紫涵,等. 基于多模态步行意图识别的助行机器人柔顺控制[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(2): 205-215.
ZHAO D H, WANG W, ZHANG Z H, et al. Compliance control of walking aid robots based on multimodal walking intention recognition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(2): 205-215.

[2] 赵为鑫,张文超,王明伟,等. 面向抓取任务的机器人离线编程优化[J]. 制造技术与机床, 2023(2): 34-39.
ZHAO W X, ZHANG W CH, WANG M W, et al. Off-line programming optimization for robotic grasping tasks[J]. Manufacturing Technology and Machine Tool, 2023(2): 34-39.

[3] 葛吉民,邓朝晖,李尉,等. 机器人磨抛力柔顺控制研究进展[J]. 中国机械工程, 2021, 32(18): 2217-2230,2238.
GE J M, DENG ZH H, LI W, et al. Research progress on force compliance control of robot grinding and polishing [J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(18): 2217-2230,2238.

[4] 阳雨妍,宋爱国. 基于视触融合的遥操作机器人虚拟环境几何学建模修正方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(4): 101-111.
YANG Y Y, SONG AI G. Geometric modeling and modification method for virtual environment of telerobot based on visual-tactile fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 101-111.

[5] 尤子成,王志刚,郭宇飞. 振动基柔顺驱动打磨机器人的力/位混合控制研究[J]. 机床与液压, 2022, 50(15): 8-14.
YOU Z CH, WANG ZH G, GUO Y F. Research on force/position hybrid control of a vibration-based compliant drive grinding robot [J]. Machine Tool and Hydraulic, 2022, 50(15): 8-14.

[6] WEI Y ZH, XU Q. Design of a new passive end-effector based on constant-force mechanism for robotic polishing[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2022, 74: 102278.

[7] CHEN H Q, YANG J X, DING H. Robotic compliant grinding of curved parts based on a designed active force-controlled end-effector with optimized series elastic component [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2024, 86: 102646.

[8] 许家忠,郑学海,周洵. 复合材料打磨机器人的主动柔顺控制[J]. 电机与控制学报, 2019, 23(12): 151-158.
XU J ZH, ZHENG X H, ZHOU X. Active compliance control of composite material grinding robot [J]. Journal of Electrical Machinery and Control, 2019, 23(12): 151-158.

[9] 刘胜遂,李利娜,熊晓燕,等. 基于卡尔曼滤波的机器人自适应控制方法研究[J]. 机电工程, 2023, 40(6): 936-944.
LIU SH S, LI L N, XIONG X Y, et al. Research on robot adaptive control method based on kalman filter [J]. Electromechanical Engineering, 2023, 40(6): 936-944.

[10] 吕文艳,刘会景. 基于递归最小二乘法的协作机器人柔顺性控制问题研究[J]. 机械设计与制造工程, 2023, 52(10): 74-78.
LYU W Y, LIU H J. Research on compliance control of collaborative robots based on recurrent least squares method [J]. Mechanical Design and Manufacturing Engineering, 2023, 52(10): 74-78.

[11] JIAN M, TAKAHASHI Y. Whole-body joint angle estimation for real-time humanoid robot imitation based on gaussian process dynamical model and particle filter [J]. Applied Sciences, 2019, 10(1), DOI: 10.3390/app10010005.

- [12] LI J, GUAN Y SH, CHEN H W, et al. Real-time normal contact force control for robotic surface processing of workpieces without a priori geometric model[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 119: 2537-2551.
- [13] XU X, ZHU D, ZHANG H, et al. Application of novel force control strategies to enhance robotic abrasive belt grinding quality of aero-engine blades [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2019, 32(10): 2368-2382.
- [14] XIE F G, CHONG Z H, LIU X J, et al. Precise and smooth contact force control for a hybrid mobile robot used in polishing[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2023, 83: 102573.
- [15] 郭万金, 于苏扬, 赵伍端, 等. 机器人主动柔顺恒力打磨控制方法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2023, 44(1): 89-99,109.
GUO W J, YU S Y, ZHAO W D, et al. Active compliant constant force grinding control method for robots[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science Edition), 2023, 44(1): 89-99,109.
- [16] 林立雄, 郑佳春, 黄国辉, 等. 基于卷积神经网络与扩展卡尔曼滤波的单目视觉惯性里程计[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 188-198.
LING L X, ZHENG J CH, HUANG G H, et al. Utilizing extended Kalman filter to improve convolutional neural networks based monocular visual-inertial odometry [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10): 188-198.
- [17] 马天成, 张浩龙, 白云飞, 等. 基于CTD的热觉传感器和热传导模型[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(5): 223-231.
MA T CH, ZHANG H L, BAI Y F, et al. Thermal sensor and thermal conduction model based on CTD[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(5): 223-231.
- [18] 刘广宇, 宫岛, 周劲松, 等. 基于车体模态振动提取方法的高速动车组车体减振设计[J]. 机械工程学报, 2023, 59(18): 239-250.
LIU G Y, GONG D, ZHOU J S, et al. Design of vibration reduction for high-speed EMU carbody based on modal vibration extraction method [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(18): 239-250.
- [19] CHANG L, SERGIY V, HE T T, et al. Multi-surface phase-shifting algorithm using the window function fitted by the nonlinear least squares method [J]. Journal of Modern Optics, 2022, 69(3): 160-171.
- [20] 王宏强, 彭珍瑞. 基于改进粒子滤波算法的结构响应重构[J]. 噪声与振动控制, 2023, 43(6): 31-37.
WANG H Q, PENG ZH R. Reconstruction of structural response based on improved particle filter algorithm[J]. Noise and Vibration Control, 2023, 43(6): 31-37.
- [21] 安宇宁, 刘祖深, 江丹. 基于粒子滤波算法毫米波误差综合估计[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(4): 330-337.
AN Y N, LIU Z SH, JIANG D. Millimeter-wave error comprehensive estimation based on particle filter algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 330-337.

作者简介



严海堂,安徽工业大学研究生,主要研究方向为光纤光栅传感技术、机器人触觉滑觉传感技术等。

E-mail:1059145546@qq.com

Yan Haitang is currently a graduate student at Anhui University of Technology. His main research interests include fiber Bragg grating sensing technology, tactile and sliding sensing technology of robot.



钱牧云(通信作者),2007年于安徽工业大学获得学士学位,2010年于安徽工业大学获得硕士学位,2018年于合肥工业大学获得博士学位,现为安徽工业大学讲师,主要研究方向为光纤光栅传感技术、机器人触觉滑觉传感技术等。

E-mail:nemo_my@163.com

Qian MUYUN (Corresponding author) received her B. Sc. degree in 2007 from Anhui University of Technology, received her M. Sc. degree in 2010 from Anhui University of Technology, received her Ph. D. degree in 2018 from Hefei University of Technology, now she is a lecturer in Anhui University of Technology. Her main research interests include fiber Bragg grating sensing technology, tactile and sliding sensing technology of robot.