

改进非支配鲸鱼优化输入整形器参数整定法^{*}

许博 李顺 于浩

(北京信息科技大学机电工程学院 北京 100192)

摘要: 针对工业机器人在扭振优化问题中存在易于陷入局部最优、优化速度慢、优化效果差等问题,本文提出了一种基于非支配鲸鱼优化算法的改进方法。首先,通过引入非支配算法对三目标进行 Pareto 最优化处理,显著增强处理多目标优化时的解空间探索能力和分布性能。其次,改进非支配鲸鱼优化算法结合了输入整形器技术,通过传函变换,实现了在线信号采集,离线优化处理,避免了在线优化容易激起系统振荡,而离线建模精确度不高的问题。算法在贝加莱试验平台上验证,结果证明与粒子群算法、灰狼算法和蚁群算法相比,基于输入整形器的非支配鲸鱼优化算法表现出显著的优势,其超调量分别降低了 80.6%、92.1% 和 92.8%,系统调整时间分别为另外三者的 10.9%、7.2% 和 6.7%,在大幅抑制了系统扭振的同时较小地牺牲其动态性能,实现了系统的快速无振响应,验证了该算法的合理性和优越性。

关键词: 工业机器人;扭振;改进非支配鲸鱼优化算法;Pareto 最优;输入整形

中图分类号: TP273; TN91 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.2010

Improved non-dominated whale optimization algorithm for input shaper parameter tuning

Xu Bo Li Shun Yu Hao

(School of Electromechanical Engineering, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: Aiming at the problems of industrial robots in torsional vibration optimization, such as the tendency to fall into local optimum, slow optimization speed, and poor optimization effect, this paper proposes an improved method based on the non-dominated Sorting Whale Optimization Algorithm (NSWOA). Firstly, by introducing the non-dominated sorting algorithm to perform Pareto optimization on the three objectives, the exploration ability of the solution space and the distribution performance in multi-objective optimization are significantly enhanced. Secondly, the NSWOA is combined with input shaper technology. Through transfer function transformation, online signal acquisition and offline optimization processing are realized, which avoids the problem that online optimization is prone to exciting system vibration, while offline modeling has low accuracy. The algorithm is verified on the B&R test platform. The results show that compared with PSO, DBO and ACO, the non-dominated sorting whale optimization algorithm based on the input shaper shows significant advantages. The overshoot is reduced by 80.6%, 92.1% and 92.8%, respectively. The system adjustment time is 10.9%, 7.2% and 6.7% of the other three methods, respectively. While significantly suppressing the system torsional vibration, the dynamic performance of the system is only slightly sacrificed, achieving a fast and vibration-free system response. This verifies the rationality and superiority of the algorithm.

Keywords: industrial robot; torsional vibration; improved non-dominated sorting whale optimization algorithm; Pareto is optimal; input shaping

0 引言

晶圆传输机器人系统是全自动晶圆分选机、全自动机

械化学抛光机以及光刻机等众多 IC 核心装备必不可少的关键零部件设备,晶圆传输机机器人的性能直接影响整个芯片生产设备的生产效率和制造质量。

晶圆传输机器人系统对传输速度、精度有着极高的要求(平均搬运速度接近1 m/s,重复精度小于0.1 mm),高速、高精度对机器人的传动刚度有着较高的要求。然而为了适应半导体行业对晶圆机器人对机器人体积紧凑性的要求,晶圆机器人的传动系统却通常采用皮带传动。

带传动系统刚度低,启动和停止过程中会产生明显的扭振现象^[1],系统的扭振不仅仅会影响机器的启停速度及控制精度,还会对传动轴和关节组件造成额外的冲击,进而缩短设备的使用寿命。因此,抑制圆传输机器人系统的扭振问题是提高晶圆机器人产品响应速度及精度的关键。

输入整形技术作为一种高效的振动抑制方法,在机械臂、精密定位平台及起重机等柔性系统中得到广泛应用。输入整形器通过设计合理的幅值与时滞参数,能够有效消除系统残余振动,但其性能高度依赖于参数整定的准确性。传统参数整定方法如零振动法和极点配置法,基于线性系统假设设计,在理想工况下表现良好,但难以适应复杂非线性或时变系统。例如,Mohammed等^[2]利用ZV方法虽能有效抑制线性系统的残余振动,但在起重机等强非线性场景中易导致参数失配,引发二次振荡。为此,国内外学者尝试引入智能优化算法以提升参数适应性。例如,国内学者张铁等^[3]采用深度神经网络优化输入整形器参数,但其收敛速度受限于局部最优陷阱和多目标冲突的梯度干扰等问题;国外学者Akkar等^[4]建立基于模糊控制改进时滞参数整定,但在多目标优化中仍面临规则库膨胀的问题。

近年来,基于群体智能的多目标优化算法为解决复杂系统参数整定问题提供了新思路。Bahari等^[5]采用以NSGA-II为代表的非支配排序算法,通过Pareto前沿权衡多个冲突目标,以实现质量最大化和成本最小化。然而,其在处理高维、非线性问题时存在计算效率低、局部搜索能力弱的缺陷。鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm,WOA)因其模拟鲸鱼捕猎行为的螺旋包围与气泡攻击机制,在单目标优化中展现出优异的全局搜索能力。然而,其原始版本在多目标场景下面临种群多样性退化、非支配解分布不均的局限性。针对此问题,国外学者Ardestani等^[6]提出多目标WOA(multi-objective whale optimization algorithm,MOWOA),通过引入动态权重来平衡期望目标,但Pareto前沿的分布均匀性仍有待提升;Shanmugasundar等^[7]采用非支配鲸鱼优化算法(non-dominated sorting whale optimization algorithm,NSWOA)引入了非支配排序机制,显著提升了多目标优化能力。它能同时优化扭振幅度、能耗、响应性等多个目标,生成帕累托最优(Pareto optimality)解集,提供多种控制方案选择,非支配排序增强了多样性和鲁棒性^[8]。相较WOA,NSWOA在收敛速度和精度上更具优势。通过优化搜索策略,NSWOA实现了全局探索和局部开发的平衡,加速了收敛过程。在扭振控制中,NSWOA能够更快找到满足多种

需求的解决方案,提升了控制效率和精确度,使其更适用于工业机器人等复杂应用场景。

本文针对工业机器人的扭振问题,NSWOA结合输入整形器,进一步提升了速度规划的性能。输入整形通过调整速度路径规划中的输入信号,结合输入指令整形后,NSWOA不仅能有效抑制扭振现象,还能优化执行过程中的速度和能耗。该方法在减小执行过程中的震荡和急剧转向方面表现优异,从而显著提升了机器人运行的稳定性。同时,扭振的抑制有助于提高系统的可行性和执行精度,使机器人在执行任务时更加平稳。该组合方法在复杂环境下展现出更强的适应能力,提供了更平滑且高效的扭振控制方案,为提升工业机器人的整体运行效率和可靠性提供了有效的技术支持。

1 晶圆传输机器人的关节皮带传动系统

在晶圆传输机器人系统中,精确且稳定的运动控制不仅是确保高效生产的关键,更是防止高价值晶圆在搬运、传输和定位过程中发生损伤的核心技术环节。该系统通常由多个高度集成的精密传动组件构成,其中关键的一部分是由两个刚性皮带轮和一条具有非线性粘弹性特性的皮带组成的传动结构。皮带传动不但在减噪方面优势明显,这一结构还在晶圆搬运、工位切换、传输路径优化等过程中起到重要的作用,能够实现晶圆传输机器人平稳、高速的动力传递,从而满足半导体制造环节中对速度、精度和稳定性的极高要求。

系统的结构简图如图1所示,主动轮的半径为 r_1 ,转动惯量为 J_1 ;从动轮的半径为 r_2 ,转动惯量为 J_2 ;主动轮的简谐力矩为 M_0 ,其中 a 是皮带传动轮之间的中心距,皮带 $L_{\text{总}} = L_1 + L_2 + L_3 = \sqrt{a^2 + (r_2 - r_1)^2} + \pi(r_1 + r_2)$ 。 θ_1 和 θ_2 是主从轮转动的角度。

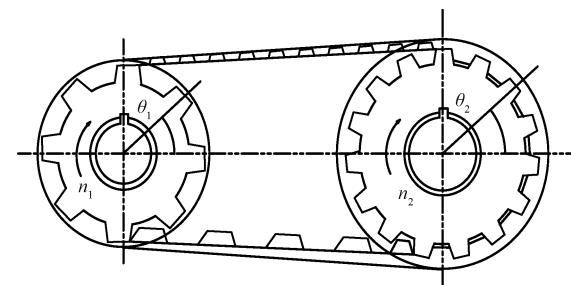


图1 工业机器人关节的皮带传动系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the belt drive system in industrial robot joints

建立皮带传动的拉格朗日动力学模型。其中, T 为系统的动能, V 为系统的势能, ξ 为皮带在运转中皮带的绝对伸长, c 为粘性阻尼系数, k' 为皮带的平方非线性拉伸弹性参数, k 为皮带的立方非线性拉伸弹性参数, τ 为广义力矩。

由拉格朗日方程可以对晶圆传输机器人中皮带轮系统的动力学行为进行具体系统建模与分析。

$$L = T - V \quad (1)$$

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{q}_a} \right) - \frac{\partial L}{\partial q_a} = 0 \quad (2)$$

$$T = \frac{1}{2} J_1 \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} J_2 \dot{\theta}_2^2 \quad (3)$$

$$V = (2K_1)(r_1\theta_1 - r_2\theta_2)^2/2 + (2k'K_1)(r_1\theta_1 - r_2\theta_2)^3/3 + (2kK_1)(r_1\theta_1 - r_2\theta_2)^4/4 \quad (4)$$

E 为皮带的弹性参数, A 为带的横截面积, 得到 K_1 (皮带的线性拉伸刚度):

$$K_1 = \frac{EA}{L_{\text{总}}} \quad (5)$$

根据拉格朗日方程, 求解得到主动轮与从动轮的广义力, 即系统的驱动力矩 τ_1 和 τ_2 :

$$\tau_1 = \frac{d}{dt} \frac{\partial T}{\partial \dot{\theta}_1} - \frac{\partial T}{\partial \theta_1} + \frac{\partial V}{\partial \theta_1} = J_1 \ddot{\theta}_1 + 2K_1 r_1 (r_\theta + k' r_\theta^2 + k_1 r_\theta^3) \quad (6)$$

$$r_\theta = r_1\theta_1 - r_2\theta_2 \quad (7)$$

$$\tau_2 = \frac{d}{dt} \frac{\partial T}{\partial \dot{\theta}_2} - \frac{\partial T}{\partial \theta_2} + \frac{\partial V}{\partial \theta_2} = J_2 \ddot{\theta}_2 - 2K_1 r_2 (r_\theta + k' r_\theta^2 + k_1 r_\theta^3) \quad (8)$$

$$\begin{pmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} J_1 & 0 \\ 0 & J_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 2K_1 r_1 [r_\theta + k' r_\theta^2 + k_1 r_\theta^3] \\ -2K_1 r_2 [r_\theta + k' r_\theta^2 + k_1 r_\theta^3] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} M_0 - 2cr_1 r_\theta \\ 2cr_2 r_\theta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} M_0 \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -2cr_1 r_\theta \\ 2cr_2 r_\theta \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$\text{令 } \alpha = \theta_1 - \frac{r_2}{r_1} \theta_2, \text{ 设立扭转角, 将关于扭转角的 } \theta_1, \theta_2$$

方程组转换成关于扭转角 α 的扭振方程:

$$\ddot{\alpha} + 2\mu\dot{\alpha} + \omega_0^2\alpha + k_2\alpha^2 + k_3\alpha^3 = J_2 u \quad (10)$$

其中,

$$\left\{ \begin{array}{l} \omega_0 = \frac{2K_1(r_1^2 J_2 + r_2^2 J_1)}{J_1 J_2} \\ 2\mu = \frac{2c(r_1^2 J_2 + r_2^2 J_1)}{J_1 J_2} \\ k_1 > 0 \\ k_2 = \frac{2K_1 k r_1 (r_1^2 J_2 - r_2^2 J_1)}{J_1 J_2} \\ k_3 = \frac{2K_1 k r_1^2 (r_1^2 J_2 + r_2^2 J_1)}{J_1 J_2} \end{array} \right. \quad (11)$$

由上式可知, 振动是由系统内部的粘性阻尼引起的, 这种阻尼是由振动系统的运动速度和受力大小成正比而方向相反的阻力所引起的能量损耗。在皮带传动振动时, 部分振动能量会损耗在环境的阻力中, 并转换为热能。因此, 粘性阻尼系数 c 的变化会直接影响系统的扭转角 α 。控制振动的一个关键是调节阻尼系数 μ , 因为合适的阻尼系数 μ 可以有效地抑制系统的振动。

2 输入整型算法

输入整形技术的研究起源于针对小阻尼伺服系统中振荡模态所引起的残留振荡进行有效抑制的问题^[9]。针对这一问题, 输入整形技术应运而生, 并逐步发展为一类重要的运动控制方法。该技术的基本思想是通过对输入信号进行精确设计与优化, 实现系统响应特性的显著提升。

由图 2 可知, 输入整形抑振技术的实现是在 $t_0 = 0$ 时刻, 输入幅值为 A_1 的脉冲信号, 从而引发的系统响应, 在图中用实线表示; 在 $t_1 = \Delta T$ 时刻, 输入幅值为 A_2 的脉冲信号, 系统响应在图中用虚线表示; 当 $t \geq \Delta T$ 时, 两个脉冲信号作用于系统中, 从而引起叠加响应, 在图中用点划线表示^[10]。由于信号的叠加性, 两个脉冲信号产生的振动相互抵消, 系统振动幅值被消除为 0, 从而达到了抑振效果。

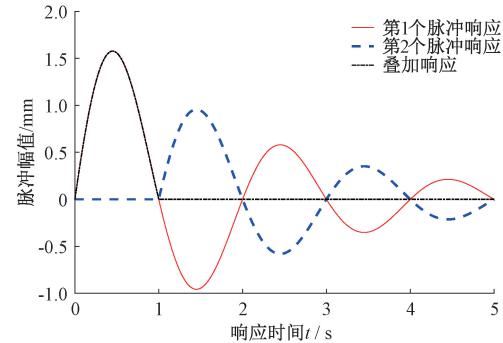


图 2 输入整形器原理

Fig. 2 Input shaper principle

阻尼系数是系统振动特性的主要参数, 它直接决定了振动的幅度、衰减速度以及系统的稳定性。在振动系统中, 阻尼系数决定了振动能量的耗散速率, 合适的阻尼系数可以有效抑制振动, 防止机械疲劳, 从而延长设备的使用寿命。然而, 在实际应用中, 直接调节阻尼系数可能面临结构设计复杂、成本增加等问题。输入整形算法是一种开环控制方法, 其核心在于通过优化输入信号的形状来避免激发系统的共振频率, 从而减少振动。输入整形算法与阻尼系数的关系体现在: 虽然输入整形算法不直接改变系统的阻尼系数, 但它通过优化输入信号, 间接实现了类似调节阻尼系数的效果。因此, 输入整形算法可以在不增加系统复杂性和成本的情况下, 实现对振动的有效控制, 尤其适用于那些难以直接调节阻尼系数的系统。

3 非支配鲸鱼优化算法

3.1 WOA 算法

基础的鲸鱼算法操作简便、参数调整简单, 不易陷入局部最优。鲸鱼追随猎物的位置在空间中运动, 通过到达猎物位置来确定最优解^[11]。

在包围食阶段, 最佳的鲸鱼个体下一个位置可表示为:

$$\mathbf{X}(p+1) = \mathbf{X}_a(p) - A \cdot D \quad (12)$$

$$D = |2r_2 \cdot \mathbf{X}_d(p) - \mathbf{X}(p)| \quad (13)$$

$$A = 2a \cdot r_1 - a \quad (14)$$

式中: \mathbf{X}_d 为当前最佳鲸鱼位置; \mathbf{X} 为鲸鱼位置; p 为迭代次数; A 为向量系数; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 间的随机数; a 为控制参数, 随着迭代次数的增加, 从 2 至 0 线性递减; 在捕食阶段, 除包围模式外, 还包括螺旋搜索更新, 用数学模型可表示为:

$$X_p = D \cdot e^{bt} \cos(2\pi l) + X_p(t) \quad (15)$$

式中: b 为代表螺旋程度的参数; l 为 $[-1, 1]$ 间的随机数。

为使鲸鱼捕食行动中两种找寻猎物模式同时发生, 引入一个发生概率 $K^{[12]}$ 。当随机数大于 K 时, 为收缩包围; 小于 K 时, 为螺旋更新, K 一般取 0.5。

3.2 NSWOA 算法

NSWOA 算法对初始的随机种群中的个体之间的支配关系进行分层, 找出所有非支配个体赋予其虚拟的适应度值得到非支配最优层; 将已分层的个体忽略, 对其余个体进行非支配排序, 赋予它们新的适应度值, 此值小于第一次虚拟度值^[13]。如此直到种群所有个体被分层。分级后的种群通过交叉变异后将子代与父代结合成为新的种群, 如此循环淘汰非支配等级低的个体, 迭代得到 Pareto 最优解^[14]。对于合并后的新种群, 如果仅选取非支配等级高的个体, 那么容易出现选取聚集的现象。为降低这一现象产生的概率, 引入拥挤距离概念。拥挤距离表示任意非支配解在目标函数的各维度上的距离之和^[15]。距离越大表明分布在距 Pareto 最优解远的地方, 即 Pareto 解分布稀疏; 距离近则相反。将拥挤距离定义为 Inf, 拥挤距离公式为:

$$A[i] = \sum_{n=1}^N \frac{A[i+1] \cdot n - A[i-1] \cdot n}{f_n^{\max} - f_n^{\min}} \quad (16)$$

式中: $A[i-1] \cdot n$ 为解集 A 中, 按第 n 个目标函数值进行排序, 次于第 i 个解的 n 目标函数值; f_n^{\max}, f_n^{\min} 分别为第 n 个目标函数值的最大、最小值。

3.3 NSWOA 模型求解流程

非支配鲸鱼优化算法对指令整形器进行优化设计, 其过程如图 3 所示。首先, 输入基础数据并设置算法参数, 生成初始种群, 并对其进行非支配排序及拥挤度计算, 以评估个体的优劣; 接着, 根据预设条件选择位置更新策略: 若 $K < 0.5$, 采用螺旋更新方案; 否则, 执行收缩包围更新; 在此基础上, 通过目标函数的非支配排序筛选个体, 并通过交叉变异操作生成新种群; 随后, 对个体与参考点的关联关系进行记录, 并基于精英保留策略筛选优良种群进入下一代^[16]。上述过程不断循环迭代, 直至达到设定的最大迭代次数后终止, 输出优化结果。

3.4 输入整形非支配排序鲸鱼优化算(NSWOA)

输入整形器在闭环反馈系统之前, 作用于输入信号, 对输入信号进行调整并计算出新的输入信号, 并结合非支配排序鲸鱼优化算法, 对闭环被控系统进行智能控制, 如图 4 所示。

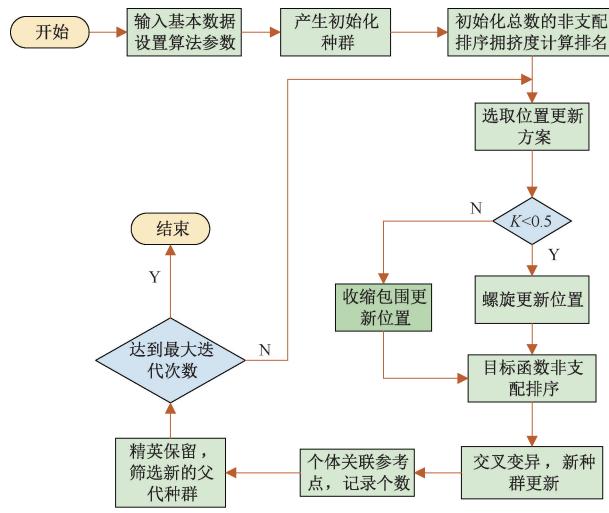


图 3 NSWOA 模型求解流程

Fig. 3 NSWOA model solving process

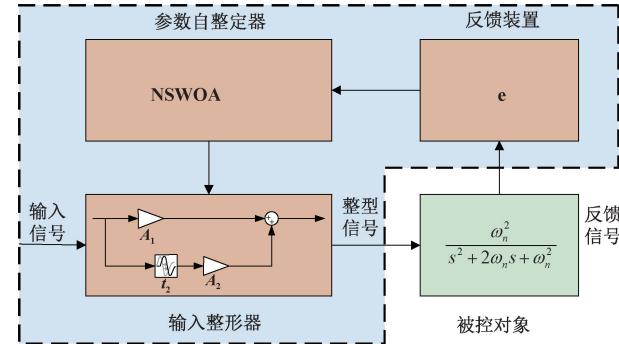


图 4 输入整形器在 NSWOA 控制系统中结构图

Fig. 4 Structure diagram of input integrator in NSWOA control system

信号首先输入至被控对象, 通过实时数据采集模块获取所必要的信号反馈, 接着, 信号经过输入整形器对数据进行预处理, 以提高信号质量和系统稳定性。处理后的信号被传输至检测装置, 实现对系统状态的实时监测与反馈。与此同时, NSWOA(优化算法)模块进行参数调节与优化运算, 形成控制指令并返回至输入整形器, 从而实现系统控制与优化调整。变换后的优化系统如图 5 所示。

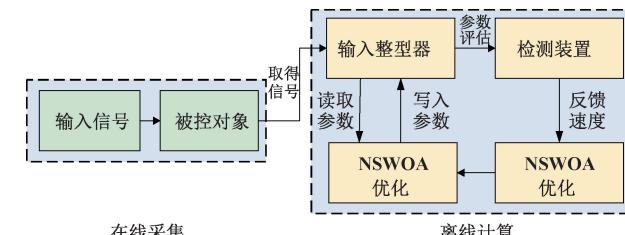


图 5 变化的优化系统

Fig. 5 Optimized system after changes

通过传函变换后, 系统被分为了在线部分和离线部分 2 个部分。这样通过一次采集机械系统的信号, 就可以在

离线模块中分析确定响应的参数。其具体的执行步骤如下：

- 1) 给定输入信号激励机械系统；
- 2) 采集振动信号；
- 3) 把振动信号作为输入信号输入仿真系统；
- 4) 采用非支配鲸鱼优化算法自动优化参数；
- 5) 把最优指令整形器加入如图 7 所示系统。

3.5 帕累托最优 (Pareto optimality)

帕累托最优，也称为帕累托效率，是经济学中的重要概念，是指资源分配的一种理想状态^[17]。在多目标进化算法中，Pareto 方法通过分类，将很多非支配个体排除，从而得到更好收敛性的解集。

如图 6 所示，多目标优化中的 Pareto 前沿，即非支配解集，代表在保持某一目标不恶化的前提下无法进一步优化其他目标的最优解。图中的黑色圆点表示不同的可行解，曲线标识的 Pareto 前沿则描述了所有在多目标之间实现最优权衡的解集。前沿的右侧或下方为可行区域，其中的解满足约束条件且具有可行性；而曲线之外的不可行区域包含被其他解支配的次优解或违反约束条件的解。

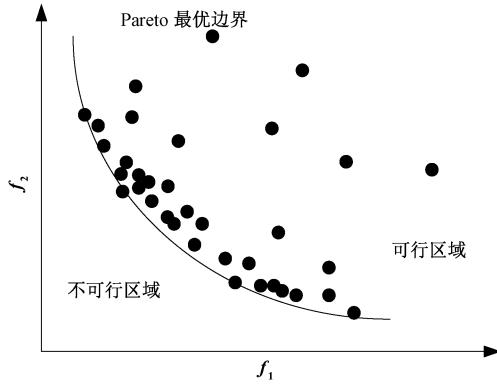


图 6 Pareto 优化图

Fig. 6 Pareto optimization diagram

对输入整型器输入阶跃信号，图 7 是系统在阶跃信号下发生的振动。

系统误差反映了稳态响应与期望值之间的偏差，超调量衡量了系统响应在达到稳态之前的最大偏移，而上升时间则描述了系统从初始状态到达最后一个稳态误差带宽所需的时间。

系统误差：

$$\int |u| dt \quad (17)$$

超调量：

$$\sigma \% = \frac{y_m - y_s}{y_s} \quad (18)$$

调整时间：

$$t_s = t_{(y_s + \Delta) final} \quad (19)$$

这 3 个指标在实际控制系统设计中往往存在相互冲突

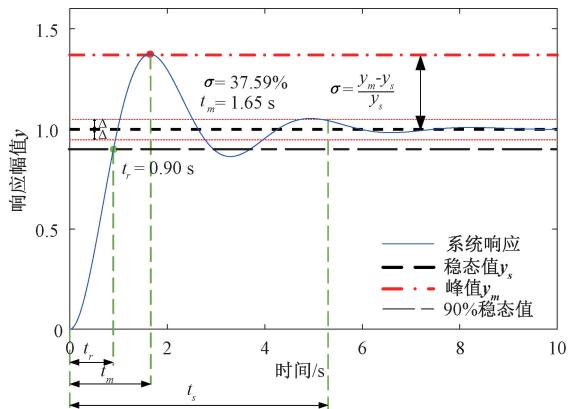


图 7 阶跃响应

Fig. 7 Step response

的关系，例如降低系统误差可能会导致超调量的增加，或者缩短调整时间可能会加剧系统的超调。因此，单一目标的优化难以满足所有性能需求。本文采用三目标优化方法，针对系统误差、超调量和上升时间这 3 个性能指标进行了 Pareto 优化分析。

如图 8 所示，通过 Pareto 优化，本文在多目标之间实现了合理的权衡，得到了一个非支配解集，即在不恶化某一性能指标的情况下无法进一步优化其他指标的最优解。

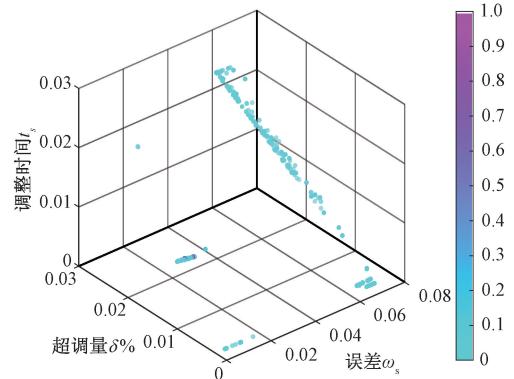


图 8 三目标 Pareto 优化图

Fig. 8 Three-objective Pareto optimization diagram

4 实验平台搭建与验证

4.1 实验平台介绍

为了模拟晶圆传输机器人启动过程，搭建了一个多质量转动平台。该平台由控制系统、执行机构和检测装置三部分组成。主控系统选用了贝加莱公司 X20 系列 PLC，采样周期可达 400 μs。机械结构包括电机、减速器、质量块和弹簧，其中忽略质量块 3 的具体参数（这里利用两个质量块和一个弹簧模拟晶圆传输机器人的皮带传动系统），其他参数如表 1 所示。

位置信号通过编码器反馈给主控 PLC，形成闭环系统。编码器的刻栅精确度为 1 000 线/周，经过 PLC 采样模

表1 多质扭转试验平台参数

Table 1 Parameters of multi-mass torsion test platform

器件名称	参数
电机	20 W
减速机	减速比 14:1
质量块 1	转动惯量 1.5865×10^{-5}
质量块 2	转动惯量 4.6630×10^{-5}
弹簧刚度	$2.42 \times 10^{-3} \sim 2.58 \times 10^{-3}$ N·m/rad
编码器分辨率	100 plus/rad
主控 PLC	贝加莱 X20 系列 PLC
采样周期	1 ms

块 4 细分后,其细分精度为 4 000 线/周。

如图 9 所示,尾部编码器被用作评估信号,并通过 PLC 自带的监控软件将数据保存为 Matlab 可识别的格式。在阶跃信号激励开环系统时,由于信号中的高频分量与系统的共振频率耦合,引发系统振动。

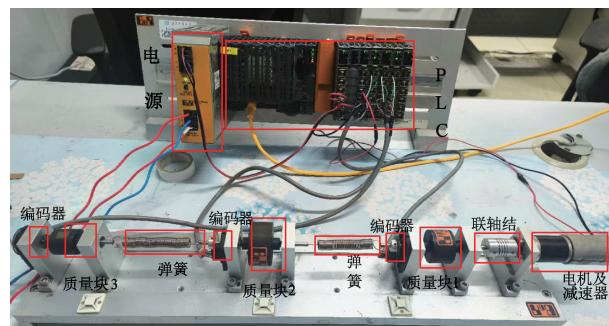


图9 多质量转动系统

Fig. 9 Multi-mass rotation system

如图 10 所示,在启动过程中,系统的振动峰值最高达到 4.515×10^4 脉冲/s,超调量达到了 88.6%,表明系统在短时间内发生了较大的振动波动。与此同时,系统的振荡时间长达 9.88 s,振荡持续时间较长,可能影响到系统的快速响应能力和稳定性。

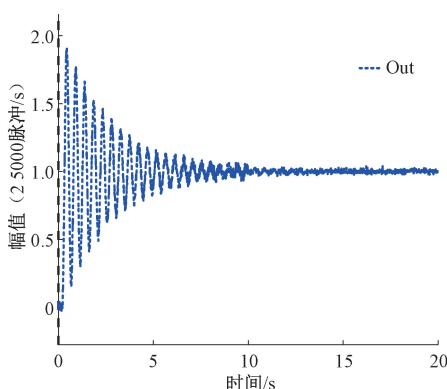


图10 启振曲线图

Fig. 10 Starting vibration curve

在精密运动控制中,必须通过合适的控制算法来抑制和减小不利的振动效应,从而确保系统的高效稳定运行。

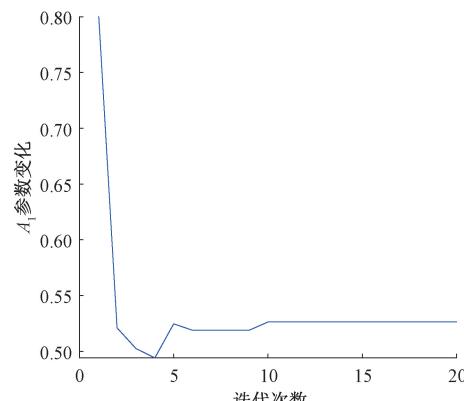
4.2 仿真结果验证

在晶圆传输机器人系统领域,扭振抑制的精度需达到特定标准。经过多次仿真验证,运用优化算法进行 20 次迭代的参数整定,可使扭振幅度的抑制精度控制在 0.5% 以内。这一精度水平能有效确保机器人的运动稳定性,减少因振动引发的晶圆位移,进而提升整体生产效能与产品质量。

非支配鲸鱼优化算法在优化过程中设置 NSWOA 参数:迭代次数为 20,群规模为 100,角速度范围为 $[0, 2]$ 。由于 $A_1 + A_2 = 1$,所以 A_1 的取值范围 $[0, 1]$, $A_2 = 1 - A_1$;参数 t_2 的选取至关重要。若 t_2 取值过大,容易导致 NSWOA 过早收敛,陷入局部极小值;而取值过小,则导致最优解被忽略。因此,需依据系统模型对信号的延时时间进行初步估算。由于多质量转动平台的延时较小,因此将 t_2 的取值范围设定为 $[0, 1]$ 。

输入一个阶跃信号,对其数学模型进行输入整形仿真处理。经过 NSWOA 优化后的参数 $A_1 = 0.52554$, $t_2 = 0.23639$ 。

如图 11 所示, A_1 的参数值在 2 次迭代后迅速优化到 0.5~0.55 范围内,经过 6 次迭代后, A_1 的参数值保持在 0.52554 基本不会变化。

图11 A₁参数优化曲线Fig. 11 A₁ parameter optimization curve

如图 12 所示, t_2 的参数值在 2 次迭代后迅速优化到 0.23~0.24 范围内,经过 6 次迭代后, t_2 的参数值保持在 0.23639 基本不会变化。

如图 13 所示,超调量的参数值在 2 次迭代后迅速优化到 0.02~0.04 范围内,经过 6 次迭代后, A_1 的参数值保持在 0.0324902 基本不会变化。

如图 14 所示,误差在 3 次迭代后迅速优化到 $0 \sim 3 \times 10^{-6}$ 范围内,经过 6 次迭代后,误差保持在 1.15591×10^{-6} 基本不会变化。

如图 15 所示, t_s 的参数值在 2 次迭代后迅速优化到

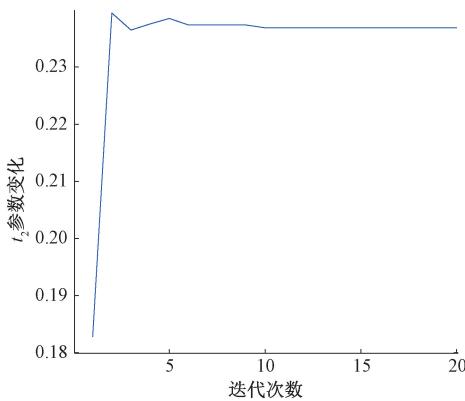
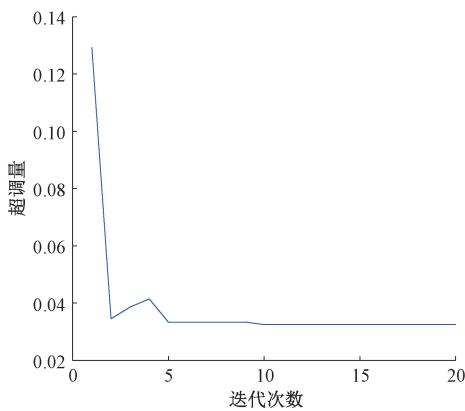
图 12 t_2 参数优化曲线Fig. 12 t_2 parameter optimization curve

图 13 超调量优化曲线

Fig. 13 Overshoot optimization curve

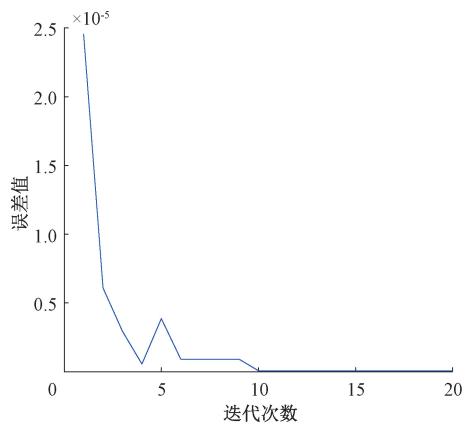


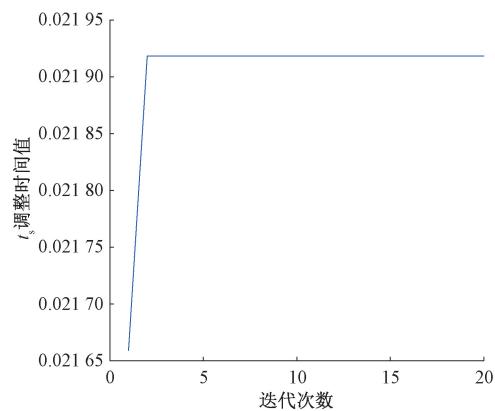
图 14 误差优化曲线

Fig. 14 Error optimization curve

0.021 918 3 基本不会在变化。

4.3 试验结果认证

以开环系统输出终值为 25 000 个脉冲/s 为设定目标, 当系统稳态误差在稳态信号的 0.5% 以内时, 通常可视为系统已达到稳定状态。如图 16 所示, 经过改进非支配鲸鱼整定的优化参数, 晶圆传输机器人的数学模型进行输入整

图 15 t_s 调正时间优化曲线Fig. 15 t_s alignment time optimization curve

形振动前馈控制后, 0.499 s 后达到最大峰值点 1.005, 趋于稳定, 展现了良好的控制效果。

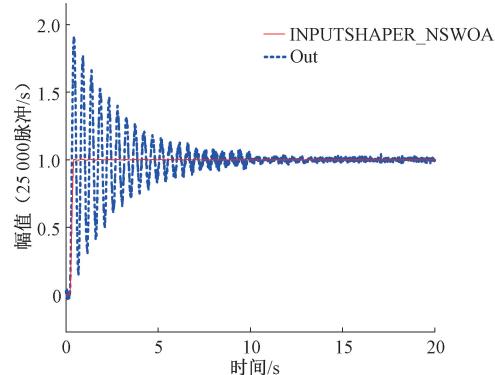


图 16 启振优化曲线变化

Fig. 16 Change of vibration starting optimization curve

为了探究 NSWOA 在输入整形器的参数自整定的优越性, 分别采用粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)、灰狼算法 (grey wolf optimizer, GWO) 和蚁群算法 (ant colony optimization, ACO) 进行算法对比分析^[18], 具体结果如图 17 所示。

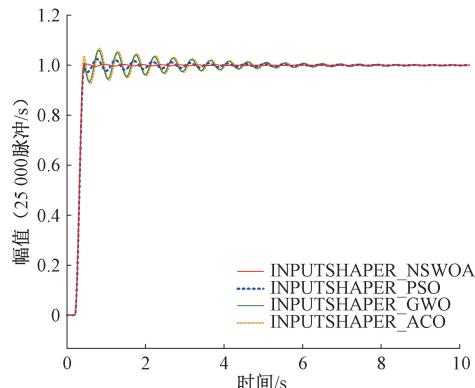


图 17 算法对比图

Fig. 17 Algorithm comparison chart

由图17可知,为进一步直观验证本文改进算法的优越性,本文从超调量和系统调整时间(系统达到稳态所需的时间)两个指标,与其他三者进行了对比分析。具体数据对比如表2所示。

表2 不同算法结合输入整形器抑振效果对比参数

Table 2 Parameter comparison of vibration suppression effects for different algorithms combined with input shapers

指标	INPUTSHAPER_NSWOA	INPUTSHAPER_PSO	INPUTSHAPER_GWO	INPUTSHAPER_ACO
超调量(25 000 脉冲/s)	4.764×10^{-3}	2.457×10^{-2}	6.029×10^{-2}	6.644×10^{-2}
系统调整时间/s	0.499	4.573	6.958	7.477

在输入端脉冲频率为25 000脉冲/s的条件下,通过多次试验并对比自整定参数,结果如表2所示,在输入整形器的参数自整定算法的选取中,NSWOA相比PSO、GWO和ACO,其超调量分别降低了80.6%、92.1%和92.8%。此外,其系统调整时间分别为另外三者的10.9%、7.2%和6.7%。由此可见,采用改进非支配鲸鱼优化算法的指令整形器在超调量与调整时间等性能指标上均显著优于这3种算法的指令整形器。

5 结 论

本研究首先探讨了改进非支配鲸鱼优化算法在实现目标全局快速寻优中的重要作用。随后,结合输入整形器分析了NSWOA在参数自整定中的关键意义。实验结果表明,与PSO、DBO和ACO相比,基于输入整形器的改进非支配鲸鱼优化算法表现出显著的优势,其超调量分别降低了80.6%、92.1%和92.8%,系统调整时间分别为另外三者的10.9%、7.2%和6.7%,展现出更快的响应速度和更低的系统振动。同时,通过改进非支配鲸鱼优化算法对超调量、系统误差和调整时间3个目标进行排序与优化,科学求解Pareto前沿,揭示了系统性能指标之间的权衡关系。这一方法为合理选择控制参数提供了理论支持,对实现机器人精确的运动控制具有重要意义。

参考文献

- [1] 张来喜,师杰,陈远疆,等.工业机器人关节振动的机电耦合机理与控制方法研究[J].机械设计与制造工程,2025,54(3):59-66.
ZHANG L X, SHI J, CHEN Y J, et al. Research on the electromechanical coupling mechanism and control methods for industrial robot joint vibration [J]. Mechanical Design and Manufacturing Engineering, 2025, 54(3): 59-66.
- [2] MOHAMMED A, ALGHANIM K, ANDANI T M. An optimized non-linear input shaper for payload oscillation suppression of crane point-to-point maneuvers[J]. International Journal of Dynamics and Control, 2019, 7(2): 567-576.
- [3] 张铁,康中强,邹焱麟,等.用于残余振动抑制的深度神经网络输入整形器[J].华南理工大学学报(自然科学版),2021,49(8):103-112.
ZHANG T, KANG ZH Q, ZOU Y B, et al. Deep neural network input shaper for residual vibration suppression[J]. Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition), 2021, 49 (8): 103-112.
- [4] AKKAR K G, BILGIC H H, CONKER C. A fuzzy logic-based intelligent decision support system for the selection of an appropriate input-shaping technique for controlling flexible link systems [J]. International Journal of Modelling and Simulation, 2022, 42(5): 868-881.
- [5] BAHARI A, NOURI S, MOODY B. Supply chain optimization under risk and uncertainty using nondominated sorting genetic algorithm ii for automobile industry [J]. Journal of Advanced Manufacturing Systems, 2023, 22(4): 1-21.
- [6] ARDESTANI R, MEHDIZADEH E, ETEBARI F. Evolutionary algorithms for integrated oil and gas supply chain management considering enhanced oil recovery methods [J]. International Journal of Oil, Gas and Coal Technology, 2024, 36(4): 391-428.
- [7] SHANMUGASUNDAR G, FEGADE V, MAHDAL M, et al. Optimization of variable stiffness joint in robot manipulator using a novel NSWOA-MARCOS approach[J]. Processes, 2022, 10(6): 1074-1080.
- [8] SHI Y, DAI J. Optimized design of a triangular shear piezoelectric sensor using non-dominated sorting genetic algorithm-II (NSGA-II) [J]. Sensors, 2025, 25(3): 803-811.
- [9] 何成刚,汪晓鑫,李自立,等.基于解析模态分析和输入整形的机器人末端振动实时抑制方法[J].机电工程,2025,42(2):327-338.
HE CH G, WANG X X, LI Z L, et al. Real-time vibration suppression method for robot end-effector based on analytical modal analysis and input shaping [J]. Mechanical and Electrical Engineering, 2025, 42 (2): 327-338.
- [10] SUNG G Y, LEE S. Robust input shaping commands

with first-order actuators[J]. *Micromachines*, 2024, 15(9): 1086.

[11] LI D, QU J, ZHU D, et al. Solar irradiance prediction method for PV power supply system of mobile sprinkler machine using WOA-XGBoost model [J]. *Machines*, 2024, 12(11): 804-815.

[12] 王紫荆, 刘卫星, 杨爱民. 基于改进鲸鱼优化算法的工业 CT 图像增强方法 [J]. *电子测量技术*, 2024, 47(11): 160-168.

WANG Z J, LIU W X, YANG AI M. Enhanced industrial CT imaging via improved whale optimization algorithm[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(11): 160-168.

[13] 孙义港, 尹红彬, 李国昊, 等. 基于非支配排序鲸鱼优化算法的车用传动系统优化设计 [J]. *机电工程*, 2025, 42(4): 647-657.

SUN Y G, YIN H B, LI G H, et al. Optimal design of automotive transmission systems based on non-dominated whale optimization algorithm [J]. *Mechanical and Electrical Engineering*, 2025, 42(4): 647-657.

[14] UI N Q I, ASHIK A, MOHAMMAD S A. Optimized controller design for islanded microgrid using non-dominated sorting whale optimization algorithm (NSWOA) [J]. *Ain Shams Engineering Journal*, 2021, 12(4): 3677-3689.

[15] WANG Z, HUANG X, ZHANG Y, et al. Modeling and solving the knapsack problem with a multi-objective equilibrium optimizer algorithm based on weighted congestion distance[J]. *Mathematics*, 2024, 12(22): 3538-3549.

[16] ZHAO Y, CHEN X, HUANG X, et al. Optimization design of magnetorheological damper based on multi-objective whale algorithm [J]. *Discover Applied Sciences*, 2025, 7(6): 531-540.

[17] HONGE W. Multi-objective reinforcement learning based on nonlinear scalarization and long-short-term optimization[J]. *Robotic Intelligence and Automation*, 2024, 44(3): 475-487.

[18] 蒋翱徽, 刘文红. 基于改进蜣螂优化算法的无人机三维路径规划 [J]. *电子测量技术*, 2024, 47(13): 128-135.

JIANG AO H, LIU W H. Three-dimensional path planning for UAV based on improved dung beetle optimization algorithm [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(13): 128-135.

作者简介

许博(通信作者), 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为机器人运动控制。

E-mail: xubo821130@bistu.edu.cn

李顺, 硕士研究生, 主要研究方向为机器人运动控制。

E-mail: lishun1369@163.com

于浩, 硕士研究生, 主要研究方向为机器人运动控制。

E-mail: 15201090219@163.com