

# 控制与决策

Control and Decision

## 一种面向压电微动台的增强型鸽群优化分数阶控制策略

金煜, 王旭辰, 徐扬, 杨晓峰

引用本文:

金煜, 王旭辰, 徐扬, 等. 一种面向压电微动台的增强型鸽群优化分数阶控制策略[J]. 控制与决策, 2025, 40(5): 1631-1640.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0917>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### [认知智能电网中基于能效优化的频谱分配策略](#)

Spectrum allocation strategy based on energy efficiency optimization in cognitive smart grid  
控制与决策. 2021, 36(8): 1901-1910 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1448>

#### [混合柯西变异和均匀分布的蝗虫优化算法](#)

Hybrid Cauchy mutation and uniform distribution of grasshopper optimization algorithm  
控制与决策. 2021, 36(7): 1558-1568 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1609>

#### [基于最佳相位匹配的减摇鳍低航速控制策略](#)

Best phase matching based control strategy for ship stabilizer at low speed  
控制与决策. 2021, 36(4): 940-946 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1028>

#### [融合能量周期性递减与牛顿局部增强的改进HHO算法](#)

Improved harris hawks optimization coupling energy cycle decline mechanism and Newton local enhancement strategy  
控制与决策. 2021, 36(3): 629-636 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0810>

#### [求解约束优化问题的改进果蝇优化算法及其工程应用](#)

Improved fruit fly optimization algorithm for solving constrained optimization problems and engineering applications  
控制与决策. 2021, 36(2): 314-324 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0557>

# 一种面向压电微动台的增强型鸽群优化分数阶控制策略

金煜<sup>1</sup>, 王旭辰<sup>1</sup>, 徐扬<sup>2</sup>, 杨晓峰<sup>1†</sup>

(1. 复旦大学工程与应用技术研究院, 上海 200433; 2. 西北工业大学民航学院, 江苏 太仓 215513)

**摘要:** 针对压电微动台的非线性特性以及多轴解耦控制挑战, 提出一种基于动态相互学习策略的改进型鸽群优化算法 (PIO), 并提出结合分数阶控制 (FOPID) 的 DMLPIO-FOPID 的控制策略进行实验研究. 首先, 对压电微动台进行力学分析, 使其非线性特性近似线性化; 然后, 根据动态相互学习策略建立动态相反学习种群, 以提升鸽群优化算法的寻优性能; 接着, 引用一种基于稀疏回归算法的迟滞辨识方法对压电微动台的迟滞逆模型进行补偿; 最后, 搭建压电微动实验平台对所设计控制器进行实验研究. 实验结果表明: DMLPIO-FOPID 控制器在 4 种评价函数的优化测试中性能最佳, 平均领先果蝇优化与鸽群优化这两种分数阶控制器 19.28%、20.73%; 且在搭建的压电微动台的三轴测试中, 所设计控制器均方差最小、收敛时间最短, 表明 DMLPIO-FOPID 控制方法有助于实现压电微动台的精密控制.

**关键词:** 压电驱动; 分数阶控制; 鸽群优化; 稀疏回归

中图分类号: TP273<sup>+</sup>.2 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0917

引用格式: 金煜, 王旭辰, 徐扬, 等. 一种面向压电微动台的增强型鸽群优化分数阶控制策略 [J]. 控制与决策, 2025, 40(5): 1631-1640.

## An enhanced pigeon swarm optimization-based fractional-order control strategy for piezo micro-motion stage

JIN Yu<sup>1</sup>, WANG Xu-chen<sup>1</sup>, XU Yang<sup>2</sup>, YANG Xiao-feng<sup>1†</sup>

(1. Academy for Engineering & Technology, Fudan University, Shanghai 200433; 2. School of Civil Aviation, Northwestern Polytechnical University, Taicang 215513)

**Abstract:** To tackle the nonlinear characteristics and multi-axis decoupling control challenges of piezoelectric micro-motion stages, we propose a modified pigeon-inspired optimization algorithm (PIO) that incorporates a dynamic mutual learning (DML) strategy. Additionally, an experimental study is conducted to integrate fractional order proportional-integral-derivative (FOPID) control with the DMLPIO-FOPID control strategy. Initially, we perform a mechanical analysis of the piezoelectric micro-motion stage to approximate its nonlinear behavior through linearization techniques. Subsequently, a dynamically opposing learning population is established based on the dynamic mutual learning strategy to enhance the optimization efficacy of the pigeon-inspired optimization algorithm. Furthermore, we introduce a delay identification method utilizing sparse regression algorithms to compensate for hysteresis inverting models associated with piezoelectric micro-motion stages. Finally, an experimental platform is developed for testing the designed controller on piezoelectric micro-motion stages. The experimental results demonstrate that the DMLPIO-FOPID controller outperforms four evaluation function optimization tests by an average margin of 19.28% and 20.73% compared to fruit fly optimization and traditional pigeon-inspired optimization strategies, respectively. Moreover, it achieves minimal mean square deviation and shortest convergence time during three-axis testing of piezoelectric micro-motion stages, indicating that the DMLPIO-FOPID control approach significantly enhances precision in controlling these systems.

**Keywords:** piezo actuated; fractional order control; pigeon-inspired optimization; sparse regression

## 0 引言

近年来, 压电微动台以其出色的响应速度和纳

米级步距等特性, 在精密工业领域, 特别是在光学和精密定位等行业中成为重要的零部件<sup>[1]</sup>. 压电微动台

收稿日期: 2024-07-30; 录用日期: 2024-10-24.

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划项目 (2023-JC-QN-0733); 中国高校产学研创新基金项目 (2022IT188).

责任编辑: 孙宗耀.

<sup>†</sup>通信作者. E-mail: xf\_yang@fudan.edu.cn.

通过柔性簧片的材料变形实现微运动,而压电电机的压电效应则为其提供了驱动力.然而,压电效应所固有的迟滞非线性特性<sup>[2]</sup>,对压电微动台的精密控制带来了不小的挑战.

常见的压电微动台可实现多个自由度的微动运动,各自由度会存在压电迟滞的耦合,使得在控制精度上存在损失,且控制参数的不合适也会导致微动台发生振动.PID控制方法作为压电控制的常用方法之一<sup>[3]</sup>,通过调整比例、积分和微分3个环节的参数来实现对压电系统的响应速度、稳态误差以及动态性能的优化.然而,对于非线性、时变或具有复杂动态特性的系统,PID控制器的性能往往会受到一定限制.相比之下,FOPID (fractional-order PID) 控制器在PID的基础上进行了拓展和创新<sup>[4]</sup>,它将整数阶微积分替换为分数阶微积分,通过引入分数阶次这一新的参数维度,为控制系统设计提供了更大的灵活性和优化空间.FOPID控制器的优势主要体现在以下几个方面:1) 分数阶微积分能够更好地描述实际系统的动态行为,尤其是对于含有记忆特性和非局部特性的系统,这使得FOPID控制器在处理复杂非线性系统时具有更高的精度和适应性.2) FOPID控制器在参数调整上具有更大的灵活性.通过调整分数阶次和PID环节的参数,FOPID控制器可在更广泛的范围内优化系统性能,实现更好的鲁棒性和稳定性.3) 由于分数阶微积分对于时间变化具有更强的适应性,FOPID控制器能够更好地应对系统参数的变化,保持稳定的控制性能<sup>[5]</sup>.压电微动台作为一种典型的非线性系统,其运动过程受到压电迟滞效应等一些因素的影响.这些非线性因素使得PID控制器难以实现对运动台的精确控制.FOPID控制器以其独特的分数阶微积分理论和灵活的参数调整能力,在处理压电微动台这类具有复杂非线性特性的系统时表现出色,它能够实现对运动台的精确控制,提高定位精度和稳定性.然而,FOPID的多参数适配在增加调试灵活性的同时,也对参数优化提出了巨大的挑战<sup>[6]</sup>.为了应对这一挑战,各类优化算法如果蝇算法(FOA)、灰狼算法(GWO)等已被研究应用于FOPID的参数适配.这些应用在FOPID的优化算法实际效果中各自展现出了不同的优势<sup>[7]</sup>,如整定速度更快或减小过冲误差效果更明显.然而,受限于不同优化算法自身的特性,它们在不同场景下的表现差异较大,FOA算法虽然模拟了果蝇利用嗅觉和视觉寻找全局最优解,但是在处理复杂问题时可能会陷入局部最优解,导致搜索效率降低.GWO算法<sup>[8]</sup>模拟了狼群的社会结构和狩猎行为,但是在处理高

维或约束性强的优化问题时可能会面临一定的挑战.因此,如何选择适合的优化算法来适配FOPID参数,仍然是一个值得深入研究的课题.

鸽群算法(PIO)<sup>[9]</sup>是受鸽群导航启发而提出的创新算法,通过模拟鸽群归巢这种行为,PIO算法能够在解空间中进行高效地搜索,并快速找到问题的最优解.PIO虽然以快速收敛著称<sup>[10]</sup>,但是易陷入局部最优<sup>[11]</sup>;Zhang等<sup>[12]</sup>提出了高斯分布式鸽群算法(GPIO),引入了高斯分布扩大搜索范围,增强了整体搜索能力,解决了航天器位置重定向问题;有学者提出了增强型鸽群优化算法(SAPIO),基于概率随机切换地图、罗盘和地标算子,提升了PIO解决复杂问题的性能.

尽管这些改进措施在一定程度上缓解了PIO算法在局部优化中遇到的困境,但是在迭代过程中,PIO种群数量的减少仍然是一个亟待解决的关键问题.种群数量随着迭代的减少显著降低了算法的搜索效率.为了克服这一难题,本文引入基于动态相对学习(DML)策略的方法.该策略通过建立反向学习点,有效增加种群的多样性,从而提升优化精度,并显著降低PIO算法陷入局部陷阱的风险.

首先,针对压电微动台存在的迟滞非线性问题,本文采用基于Relay-SINDy辨识算法的迟滞模型设计逆模型补偿方法;然后,结合以上研究内容,提出一种基于DMLPIO算法适配参数的FOPID控制策略,该策略通过DMLPIO算法的优化,适配FOPID控制器的最佳参数,实现控制精度的进一步提升;最后,通过仿真和实验验证所提出控制策略的有效性.实验结果表明,该策略能够显著提高压电微动台的控制精度.

## 1 压电微动台的控制策略

压电微动台由压电电机、柔性簧片、传感器等组成.根据运动台的压电电机和传感器布局进行解耦计算并设计其基于DMLPIO的控制策略.

### 1.1 压电微动台建模

图1为压电微动台坐标示意图.如图1所示:以运动台中心为坐标原点,建立被控对象的坐标系,获取所有传感器、电机在这个坐标系中的坐标.传感器1~传感器3的坐标分别为 $(x_{s_1}, y_{s_1})$ ,  $(x_{s_2}, y_{s_2})$ ,  $(x_{s_3}, y_{s_3})$ ;电机1~电机3的坐标分别为 $(x_{a_1}, y_{a_1})$ ,  $(x_{a_2}, y_{a_2})$ ,  $(x_{a_3}, y_{a_3})$ .

#### 1.1.1 传感器解耦矩阵

将传感器解耦至3个轴,其转换矩阵关系为

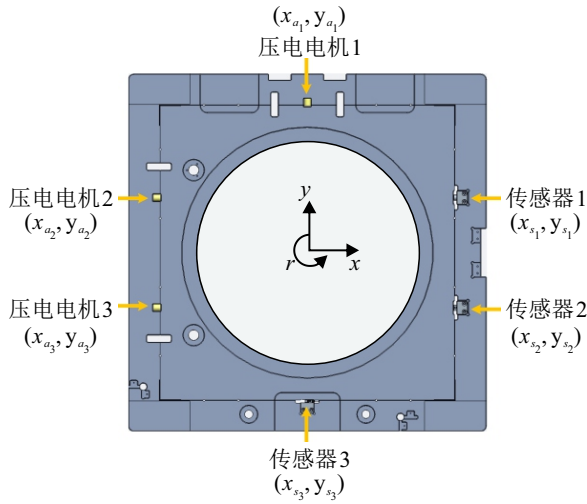


图1 压电微动台坐标示意图

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ y_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -y_{s1} \\ 1 & 0 & -y_{s2} \\ 0 & 1 & x_{s3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ r \end{bmatrix}. \quad (1)$$

写成矩阵形式为

$$\mathbf{X}_s = \mathbf{T}_s \mathbf{X}. \quad (2)$$

其中

$$\mathbf{X}_s = [x_1 \quad x_2 \quad y_3]^T, \quad (3)$$

$$\mathbf{T}_s = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -y_{s1} \\ 1 & 0 & -y_{s2} \\ 0 & 1 & -x_{s3} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

$$\mathbf{X} = [x \quad y \quad r]. \quad (5)$$

这里:  $\mathbf{X}$ 为3个轴响应;  $\mathbf{X}_s$ 为3个传感器在坐标系中的位置响应;  $\mathbf{T}_s$ 为转换矩阵; 坐标中:  $y_{s1}$ 表示1号传感器在 $y$ 方向的坐标,  $y_{s2}$ 表示2号传感器在 $y$ 方向的坐标,  $x_{s3}$ 表示3号传感器在 $x$ 方向的坐标.

### 1.1.2 电机解耦矩阵

将电机解耦至3个轴,其转换矩阵关系为

$$\begin{bmatrix} F_x \\ F_y \\ F_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ x_{a1} & -y_{a2} & -y_{a3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_{y1} \\ F_{x2} \\ F_{x3} \end{bmatrix}. \quad (6)$$

写成矩阵形式为

$$\mathbf{F} = \mathbf{T}_a \mathbf{F}_a. \quad (7)$$

其中

$$\mathbf{F} = [F_x \quad F_y \quad F_r]^T, \quad (8)$$

$$\mathbf{T}_a = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ x_{a1} & -y_{a2} & -y_{a3} \end{bmatrix}, \quad (9)$$

$$\mathbf{F}_a = [F_{y1} \quad F_{x2} \quad F_{x3}]. \quad (10)$$

这里:  $\mathbf{F}$ 为3个轴的力;  $\mathbf{F}_a$ 为3个压电电机在坐标系中的力响应;  $\mathbf{T}_a$ 为转换矩阵; 坐标中:  $x_{a1}$ 表示1号电机在 $x$ 方向的坐标,  $y_{a2}$ 表示2号电机在 $y$ 方向的坐

标,  $y_{a3}$ 表示3号电机在 $y$ 方向的坐标. 电机、传感器出力方向定义表明电机出力方向、传感器的响应方向均按照坐标轴的方向定义为正方向. 如当1号电机收缩时,被控对象朝 $y$ 的正方向运动,则1号电机收缩方向为正;当2号、3号电机拉伸时,被控对象朝 $x$ 的正方向运动,则2号、3号电机拉伸方向为正方向.

### 1.2 压电电机的非线性特性

压电电机通过压电材料的逆压电效应,实现了电压向压电材料形变的转换,进而产生机械运动并导致位移的产生.然而,压电迟滞现象的存在导致了电压输入与位移输出间的复杂多映射关系,即当前位移不仅受到当前输入的影响,还受到过去输入的影响.这种非线性特性对压电电机的控制精度造成了显著损失. SINDy (sparse identification of nonlinear dynamics)<sup>[13]</sup>于2015年提出,它通过有限的输入和输出信号采集,在候选非线性数据库上进行正交运算,并利用稀疏算子进行模型简化,从而在有限的数据量下实现快速建模.迟滞环上升沿与下降沿交汇处的凸点易造成拟合失真,因此,本文采用 Relay-SINDy<sup>[14]</sup>的分段拟合方法,其正模型 $P$ 和逆模型 $P$ 的多项式表达式如下所示:

$$\begin{aligned} \dot{P} = & C + a_1 \cdot P_a + a_2 \cdot V_a + a_3 \cdot P_a^2 + \\ & a_4 \cdot P_a \cdot V_a + a_5 \cdot V_a^2 + \\ & a_6 \cdot P_a^3 + \dots + a_n \cdot V_a^n, \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \dot{V} = & C + b_1 \cdot V_a + b_2 \cdot P_a + b_3 \cdot V_a^2 + \\ & b_4 \cdot V_a \cdot P_a + b_5 \cdot P_a^2 + \\ & b_6 \cdot V_a^3 + \dots + b_n \cdot P_a^n. \end{aligned} \quad (12)$$

其中:  $\dot{P}$ 为迟滞位移输出微分,  $\dot{V}$ 为迟滞电压输入微分,  $a_n$ 为迟滞的位移输出表达式系数,  $b_n$ 为迟滞的电压输入表达式系数,  $n$ 为正整数.

### 1.3 压电微动台的分数阶PID控制策略

为了更精确地控制压电微动台,本文采用了FOPID控制器设计.本研究聚焦于压电电机,采用FOPID控制方法.基于DMLPIO算法的总体控制框图如图2所示.鉴于压电动态系统的非整数阶特性,FOPID相较于传统PID更能准确地描述其动态行为.除传统PID的参数,FOPID还新增了积分阶次 $\lambda$ 和微分阶次 $\mu$ 两个关键参数,从而拓宽了调节范围并提升了灵活性.其传递函数和参数范围如下所示,通过精细调整这些参数,可有效优化压电微动台的控制效果:

$$G(s) = K_p + K_i \frac{1}{s^\lambda} + K_d s^\mu, \quad 0 \leq \lambda, \mu \leq 1. \quad (13)$$

其中:  $K_p$ 、 $K_i$ 、 $K_d$ 分别为控制器参数,  $\lambda$ 为积分阶次,

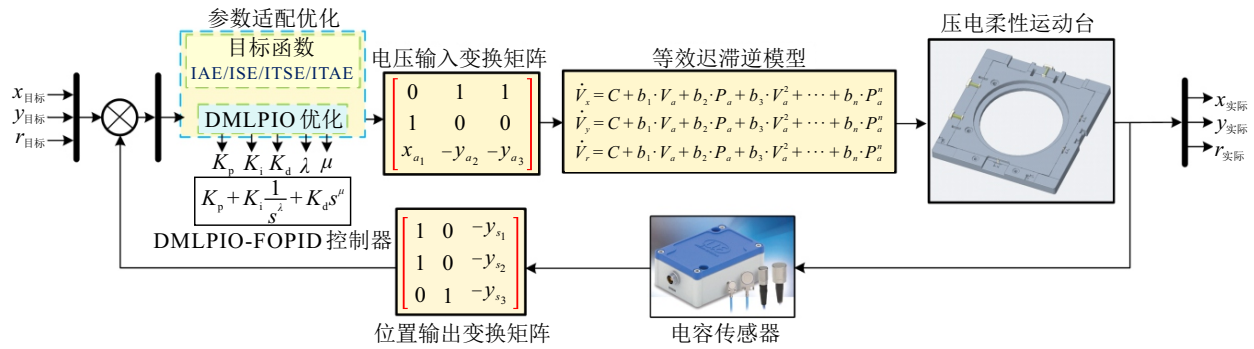


图2 DMLPIO-FOPID 控制框图

$\mu$ 为微分阶次. 显然, FOPID 更多的参数相比于传统 PID 更灵活, 可达到更佳的控制效果.

如图 1 和图 2 所示, 压电微动台系统通过伺服控制直接对位置环进行调控. 当向  $x$ 、 $y$ 、 $r$  三个坐标轴分别输入目标位置时, 运动台轴输出的变换矩阵会作用于电机 1 ~ 电机 3, 生成对应的实际控制电压分量. 这 3 个电机则以运动台的柔性簧片为引导, 输出位移. 同时, 传感器 1 ~ 传感器 3 会测量并反馈运动台在  $x$ 、 $y$ 、 $r$  坐标上的位置, 这些位置信息经传感器变换矩阵处理后, 与 DMLPIO 优化后的 FOPID 参数一同参与系统的伺服控制. 特别地, 本研究还通过补偿迟滞逆模型来降低压电电机迟滞非线性对控制精度的影响.

## 2 改进型 PIO 优化算法

### 2.1 基础 PIO 算法

PIO 算法的灵感来源于鸽子在归巢时的导航过程, 融合了地图罗盘算子和地标算子, 如图 3 所示. 在地图罗盘操作阶段, 使用当前群体中最优解个体的信息, 根据其位置和速度更新群体中的个体. 地图指南算子表达式如下所示:

$$V_i(t) = V_i(t-1) \cdot e^{-Rt} + \text{rand} \cdot (X_g - X_i(t-1)), \quad (14)$$

$$X_i(t) = X_i(t-1) + V_i(t). \quad (15)$$

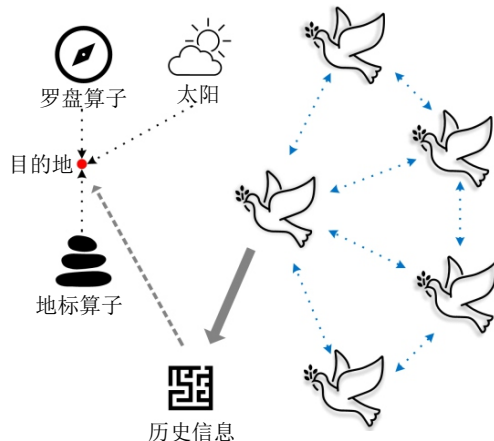


图3 PIO 算法原理

其中:  $V_i(t)$ 为种群个体速度;  $t$ 为迭代次数;  $R$ 为地图和罗盘因子在  $[0, 1]$  之间的常数;  $\text{rand}$  为  $(0, 1)$  之间的随机数, 表示第  $i$  代个体的速度和位置; 同时,  $X_g$  为当前种群中所有个体的最佳位置. 在地标运营者阶段, 鸟群追随熟悉地标的精英个体, 逐渐抛弃不熟悉地标的精英个体. 种群的中心位置成为个体速度的参考方向. 地标算子的数学表达式可表示为

$$N_p(t) = \frac{N_p(t-1)}{2}, \quad (16)$$

$$X_c = \frac{\sum_{i=1}^{N_p} X_i \cdot \text{fitness}(X_i(t))}{N_p \sum_{i=1}^{N_p} \text{fitness}(X_i(t))}, \quad (17)$$

$$X_i(t) = X_i(t-1) + \text{rand} \cdot (X_c(t) - X_i(t-1)). \quad (18)$$

这里:  $N_p(t)$ 为第  $t$  次迭代中的个体数量,  $\text{fitness}(\cdot)$  为适应值函数,  $X_c$ 为剩余群体的中心位置,  $(X_i(t))$ 为第  $i$  个个体在第  $t$  次迭代中的位置.

### 2.2 动态相互学习策略

#### 2.2.1 OBL 策略

优化算法在面对复杂和多方面问题时, 传统的优化策略可能无法满足规定的要求. 基于对立的學習 (OBL) 因其从对立中学习和改善优化结果的显著能力而受到广泛关注, 并进行了细致地研究. OBL 策略涉及一个区间值  $X \in \mathbf{R}$ , 表示一个特定范围  $X \in [a, b]$  内的实数. 此外, 它还需要产生与其相反的数字  $X^o$ , 有

$$X^o = a + b - X. \quad (19)$$

在给定的场景中, 当维度变为多维维度时, 定义如下: 若点  $X = (X_1, X_2, \dots, X_D)$  位于  $D$  维坐标中, 空间间隔值为  $[a_j, b_j]$ , 则根据  $a_j$  和  $b_j$  分别进行低迭代和高端迭代, 更新种群边界. 另外, 生成如下多维相对点:

$$X_j^o = a_j + b_j - X_j. \quad (20)$$

然而, OBL 策略的搜索空间呈现对称性. 当前沿点靠近相应的学习点并被局部困住时, 其发展能力减弱. 因此, 扩大 OBL 的搜索空间能够更好地发挥其优势.

2.2.2 DOL 策略

本文通过采用最初提出的一种名为动态相反学习 (DOL) 策略的新颖学习方法进一步增强了 OBL 策略<sup>[15]</sup>, 目的是提高 OBL 算法的开发能力和可搜索性. 通过将对称对立面的搜索空间转化为非对称动态域, 可避免种群过早收敛. 在初始化阶段, DOL 策略生成初始种群  $X \in [a, b]$ , 同时, 在相反的域中进行开发. 随后, 得到随机数对立学习集为

$$X^{RO} = \text{rand} \cdot X^o, \text{rand} \in [0, 1]. \quad (21)$$

生成替换  $X^o$ , 将原有的对称搜索空间转化为动态的不对称域  $X^{RO}$ . 该优化器可通过随机数字的概率切换动态扩展其搜索空间, 避免陷入极值陷阱. 为了提高局部优化性能, 引入了加权因子  $w$ . 修改后的表达式如下所示:

$$X^{DO} = X + w \cdot r_2 \cdot (r_1 \cdot X^o - X), \quad (22)$$

其中  $r_1, r_2$  为随机数. 对于多维目标, 它们的关系可描述为

$$X_j^{DO} = X_j + w \cdot r_2 \cdot (r_1 \cdot X_j^o - X_j). \quad (23)$$

这里:  $j \in [1, D]$ ,  $X = (X_1, X_2, \dots, X_D) \in [a_j, b_j]$  为  $D$  维空间中的个体,  $a_j$  和  $b_j$  为  $D$  的边界,  $X_j^{DO}$  为第  $j$  维的动态相对点. 群体将经历迭代, 评估相反学习集的自适应值, 以确定它是否比  $X^{DO}$  更有利. 随后, 这些个体将被更新并保留在新的群体中. 若没有评估范围  $[a_j, b_j]$  内的适应度值, 则将其重置为来自域的随机值.

2.2.3 DML 策略

在处理多模态和混合问题时, 特定个体的适应值可能不是最小的, 但是它们的经验可有助于在其他评价指标方面更好地探索和开发剩余个体. 本文引入了一种机器学习策略来增强个体间的相互交流和学学习. 定义  $X \in [a, b]$ ,  $X'$  为种群随机个体且不不为  $X$ , 则相反的学习数  $X^{ml}$  表示为

$$X^{ml} = X + r_3(X' - X). \quad (24)$$

DML 策略包括两个不同的过程: ML (mutual learning) 和 DOL<sup>[16]</sup>. DOL 策略引入了两个关键元素来增强优化: 跳跃率 ( $J_r$ ) 使得突变种群在进化过程中能够随机切换, 加权因子 ( $w$ ) 在勘探与开采能力间取得平衡. 当选择概率小于 0.5 时, 执行 DOL 操作流程. 因此, 更新后的 DML 策略表达式可表述为

$$X^{DML} = \begin{cases} X_j^{DO} = X_j + w \cdot r_2 \cdot (r_1 \cdot X_j^o - X_j), \\ J_r \leq 0.5; \\ X_j^{ml} = X_j + r_3(X'_j - X_j), J_r > 0.5. \end{cases} \quad (25)$$

在完成 DML 阶段后, 引入一个额外的迭代, 其中 DML 学习个体与原始个体合并. 随后, 经适应值选择, 形成新的种群.

2.3 基于 DML 策略的 PIO 算法

DML-PIO 算法流程如图 4 所示, 具体步骤如下.

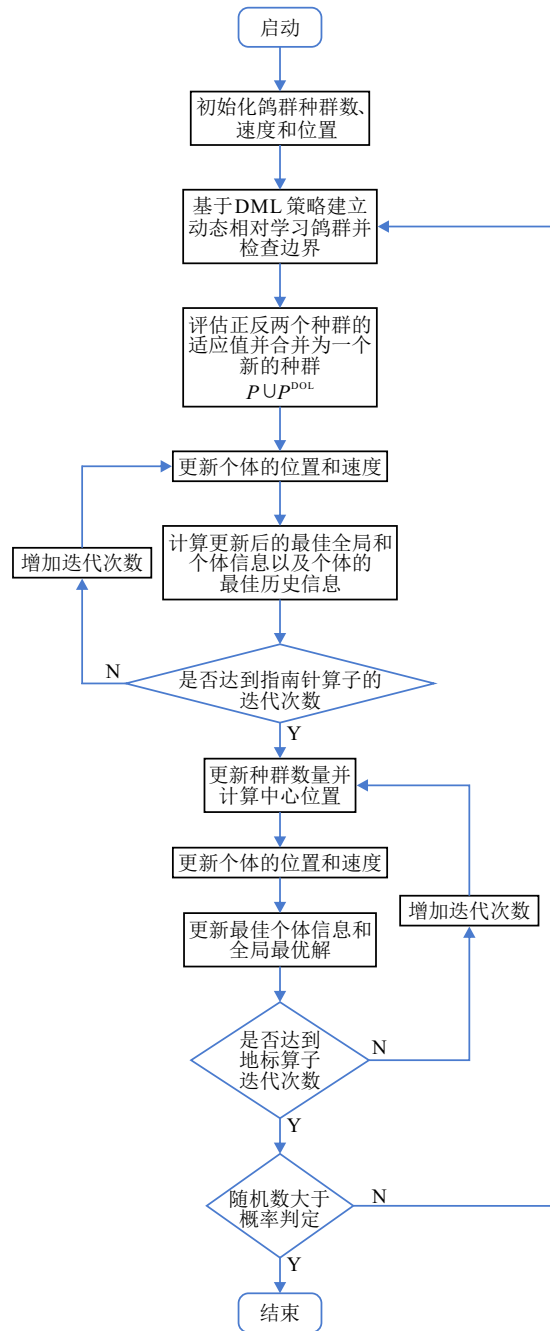


图4 DMLPIO 算法流程

step 1: 初始化 PIO 参数: 定义种群数、维数、上下限.

step 2: 基于 DML 策略建立反向学习鸽群并更

新边界.

step 3: 评估正反学习鸽群粒子的适应值, 且合并后选取适应值最优排序的前一半种群构成一个新的种群.

step 4: 更新全局最佳值和个体最佳历史值.

step 5: 判定指南针算子迭代数, 若满足更新全局和个体信息, 则进入地标算子迭代; 若不满足, 则返回至 step 4 继续循环.

step 6: 更新种群数量并计算中心位置.

step 7: 更新个体位置和速度.

step 8: 更新个体信息和全局最优解.

step 9: 判断是否达到地标算子迭代数, 若不满足, 则继续返回至 step 6 进入循环.

step 10: 判断随机数是否大于概率判定, 若满足, 则结束; 否则, 继续返回至 step 2.

### 3 辨识仿真与实验

#### 3.1 仿真控制系统模型

第2节提到了基于 Relay-SINDy 算法可在有限的的数据下通过稀疏回归算法对高阶非线性项进行稀疏惩罚, 实现对迟滞环的简化建模, 输出上升沿和下降沿的多项式表达式. 分别对压电电机输入电压, 设置输入电压范围  $0 \sim 100$  V, 单步距电压为 5 V. 通过激光干涉仪采集压电电机输出的位移变化, 以  $x$  轴的等效迟滞模型为例, 获得迟滞正模型上升沿  $\dot{P}_{up}$  和下降沿  $\dot{P}_{down}$  如下所示:

$$\begin{aligned} \dot{P}_{up} = & 322.17 - 2.77P_a + 17.28V_a - 16.56P_a^2 + \\ & 10.37P_a \cdot V_a - 2.17V_a^2 + 1.71P_a^3 - \\ & 1.4P_a^2 \cdot V_a + 0.39P_a \cdot V_a^2 - 0.03V_a^3, \end{aligned} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} \dot{P}_{down} = & -894.43 - 42.00P_a + 12.30V_a + 32.12P_a^2 - \\ & 23.10P_a \cdot V_a + 4.24V_a^2 - 0.48P_a^3 + \\ & 0.46P_a^2 \cdot V_a + 0.12P_a \cdot V_a^2 + 0.01V_a^3. \end{aligned} \quad (27)$$

同时, 转换输入输出获得迟滞环的逆模型上升沿  $\dot{V}_{up}$  和下降沿  $\dot{V}_{down}$  表达式如下所示:

$$\begin{aligned} \dot{V}_{up} = & 287.50 + 29.12V_a - 88.39P_a - 0.22V_a^2 + \\ & 0.70P_a \cdot V_a - 0.10V_a^3 + 1.12V_a^2 \cdot P_a - \\ & 4.03V_a \cdot P_a^2 + 4.84V_a^3, \end{aligned} \quad (28)$$

$$\begin{aligned} \dot{V}_{down} = & -520.80 + 28.95V_a - 99.92P_a - \\ & 0.19V_a^2 - 0.70P_a \cdot V_a - 0.08V_a^3 + \\ & 0.99V_a^2 \cdot P_a - 4.03V_aP_a^2 + 5.47P_a^3. \end{aligned} \quad (29)$$

同理, 获得了压电电机 2 和压电电机 3 的等效逆模型表达式.

结合以上迟滞逆模型补偿, 通过开环实验中系统输入和输出坐标变换的控制系统对压电微动台输

入正弦激励信号并采集  $x$ 、 $y$ 、 $r$  三轴位移输出, 分别获得压电微动台系统的状态方程.

#### 3.2 DMLPIO-FOPID 的参数优化

为了充分验证 DMLPIO 在参数寻优方面的有效性, 在已搭建的 DMLPIO-FOPID 控制框架的基础上选取恰当的目标函数作为控制器设计参数的性能基准. 基于以往的研究和实际应用需求, 选取了 4 个具有代表性的目标函数: IAE (积分绝对误差)、ISE (积分平方误差)、ITSE (积分时间平方误差) 和 ITAE (积分时间绝对误差). 表 1 为目标函数含义及其表达式. 如表 1 所示, 这些目标函数提供了全面而深入的评估 DMLPIO 参数寻优效果的依据, 确保控制器在实现控制目标时能够达到预期的性能水平. 基准测试仿真实验使用配备 Intel (R) Core (TM) i5-12500 CPU 和 16 GB 内存的电脑, 运行速度为 3.00 GHz. 所使用的操作系统为 Windows 11 64 位, Matlab R2022a 作为编程语言.

PID 控制器的比例系数  $K_p$ 、积分系数  $K_i$  以及微分系数  $K_d$  的取值范围分别被设定在  $[0, 300]$ 、 $[0, 200]$  和  $[0, 50]$  的区间内. 同时, FOPID 控制器的积分阶次  $\mu$  和微分阶次  $\lambda$  被限定在  $[0, 1]$  的范围内, 采用 DMLPIO 优化算法对所有控制参数进行优化, 并设置迭代次数为 100, 种群数为 100, 随机初始化各优化算法. 在每个控制器的评估过程中, 选取适应度函数最小的控制参数作为最优参数, 如表 2 所示. 此外, 优化算法的性能如表 3 所示.

由表 3 的结果分析可知, 由于积分阶次和微分阶次可调, FOPID 总体相比于 PID 控制器在 IAE 可获得的适应度更低. DMLPIO-FOPID 控制器在 ISE、ITAE 和 ITSE 的目标函数测试中平均领先其他两种控制器 19.28% 和 20.73%.

在 PID 控制器的目标函数测试中, 虽然 DMLPIO 和 PIO 算法均领先于 FOA 算法, 但是 DMLPIO 算法并没有展现出对 PIO 算法的优势, 这是由于 DML 的相互学习点策略在增加种群多样性的同时会造成算法在全局搜索阶段启动速度放缓. 综上所述, 结合压电微动台复杂的非线性, DMLPIO-FOPID 在 6 种

表1 目标函数含义及其表达式

目标函数	含义	表达式
IAE	绝对误差积分	$IAE = \int_0^{t_{sim}}  e(t)  dt$
ISE	平方误差积分	$ISE = \int_0^{t_{sim}} (e(t))^2 dt$
ITAE	绝对误差与积分时间乘积	$ITAE = \int_0^{t_{sim}} t e(t)  dt$
ITSE	平方误差与积分时间乘积	$ITSE = \int_0^{t_{sim}} t(e(t))^2 dt$

控制器中最合适. ITAE 目标函数侧重评价动态性能的整定收敛和到位过冲, 结合图 5 ~ 图 7, 本文选取 ITAE 测试中获得的最佳参数作为参考.

### 3.3 实验平台与结果分析

为了验证所设计 DMLPIO-FOPID 控制器的控制性能, 搭建了以压电微动台为研究对象的实验系统. 实验系统包含 YG 压电微动台、米铱电容传感

器 DT6230、YG 压电驱动器 B-601.303、电源模块以及终端计算机, 实验平台如图 8 所示. 其中: 压电微动台中的压电机最大行程为 15  $\mu\text{m}$ , 电压输入范围为 0 ~ 150 V, 米铱电容传感器分辨率设置为 5 nm, 各 FOPID 和 PID 控制算法在终端计算机内基于控制软件直接编译. 通过 EtherCAT 通讯协议, 实时向 YG 压电驱动器输出转换的电压指令, 并实时

表2 100次各控制器目标最优参数 (ITAE)

优化控制器	x轴			y轴			r轴		
FOA-PID	$K_p = 2.261$	$K_i = 156.7$	$K_d = 0.015$	$K_p = 2.315$	$K_i = 99.29$	$K_d = 0.001$	$K_p = 1.090$	$K_i = 46.82$	$K_d = 0.015$
PIO-PID	$K_p = 1.759$	$K_i = 164.5$	$K_d = 0.005$	$K_p = 2.417$	$K_i = 152.0$	$K_d = 0.003$	$K_p = 1.158$	$K_i = 59.88$	$K_d = 0.007$
DMLPIO-PID	$K_p = 2.461$	$K_i = 95.62$	$K_d = 0.097$	$K_p = 2.107$	$K_i = 225.9$	$K_d = 0.004$	$K_p = 1.104$	$K_i = 79.14$	$K_d = 0.004$
FOA-FOPID	$K_p = 2.465$ $\lambda = 0.104$	$K_i = 85.98$ $\mu = 0.6647$	$K_d = 2.496$	$K_p = 2.440$ $\lambda = 0.133$	$K_i = 215.7$ $\mu = 0.035$	$K_d = 2.428$	$K_p = 0.751$ $\lambda = 0.308$	$K_i = 175.9$ $\mu = 0.540$	$K_d = 0.997$
PIO-FOPID	$K_p = 2.016$ $\lambda = 0.408$	$K_i = 191.2$ $\mu = 0.055$	$K_d = 2.329$	$K_p = 2.463$ $\lambda = 0.038$	$K_i = 225.7$ $\mu = 0.481$	$K_d = 1.473$	$K_p = 1.245$ $\lambda = 0.239$	$K_i = 175.9$ $\mu = 0.612$	$K_d = 0.866$
DMLPIO-FOPID	$K_p = 1.522$ $\lambda = 0.019$	$K_i = 242.7$ $\mu = 0.314$	$K_d = 2.301$	$K_p = 2.359$ $\lambda = 0.301$	$K_i = 189.1$ $\mu = 0.039$	$K_d = 2.354$	$K_p = 1.149$ $\lambda = 0.690$	$K_i = 162.2$ $\mu = 0.056$	$K_d = 1.203$

表3 100次各控制器寻优统计结果 (以x轴为例)

控制器	IAE		ISE		ITAE		ITSE	
	标准	平均	标准	平均	标准	平均	标准	平均
FOA-PID	8.23	26.46	48.77	78.12	15.46	23.73	259.4	57.36
PIO-PID	16.16	27.82	10.33	9.69	7.77	<b>12.80</b>	0.17	<b>0.19</b>
DMLPIO-PID	3.37	<b>20.04</b>	3.26	<b>2.46</b>	4.14	16.51	2.79	0.92
FOA-FOPID	2.05	15.59	0.024	1.10	1.32	6.92	0.01	0.08
PIO-FOPID	0.93	<b>10.94</b>	0.019	1.10	1.16	6.0	0.02	0.08
DMLPIO-FOPID	0.87	12.01	0.051	<b>1.09</b>	0.60	<b>5.21</b>	0.04	<b>0.07</b>

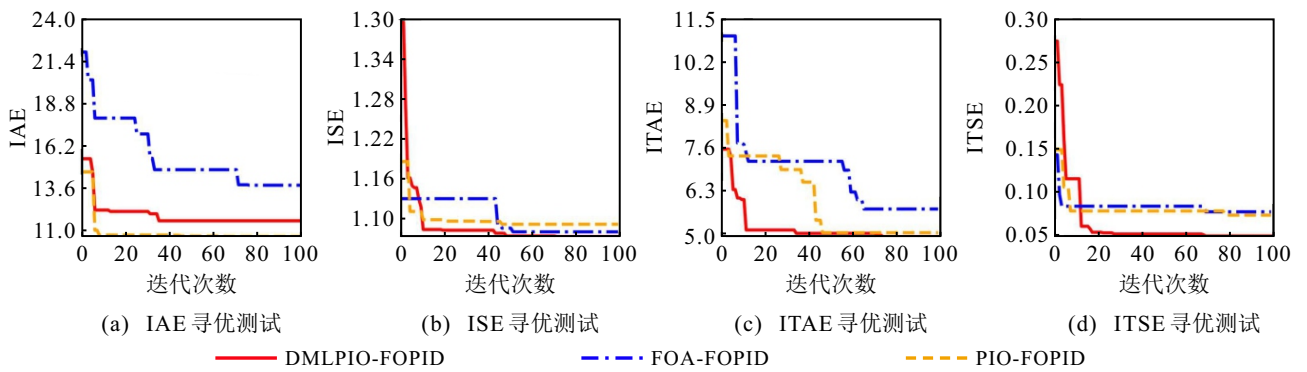


图5 x轴适应值曲线 (IAE/ISE/ITAE/ITSE)

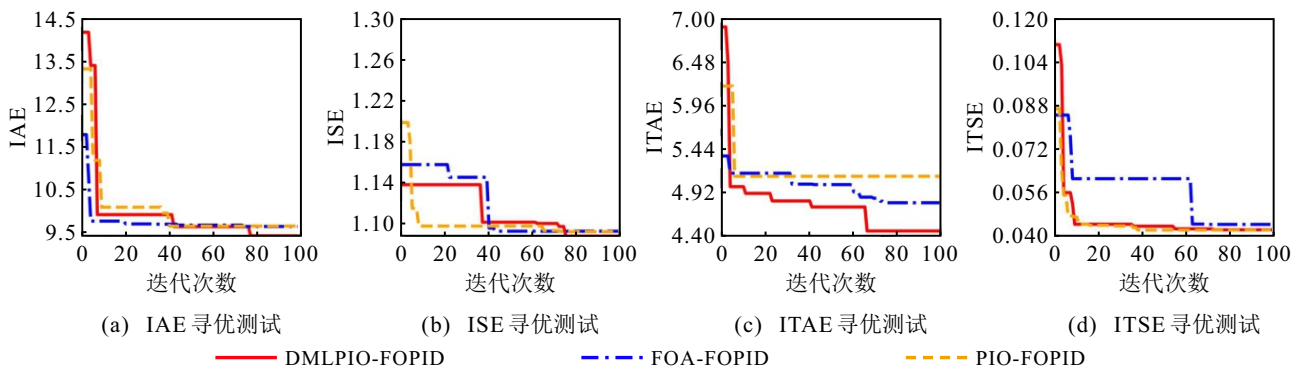


图6 y轴适应值曲线 (IAE/ISE/ITAE/ITSE)

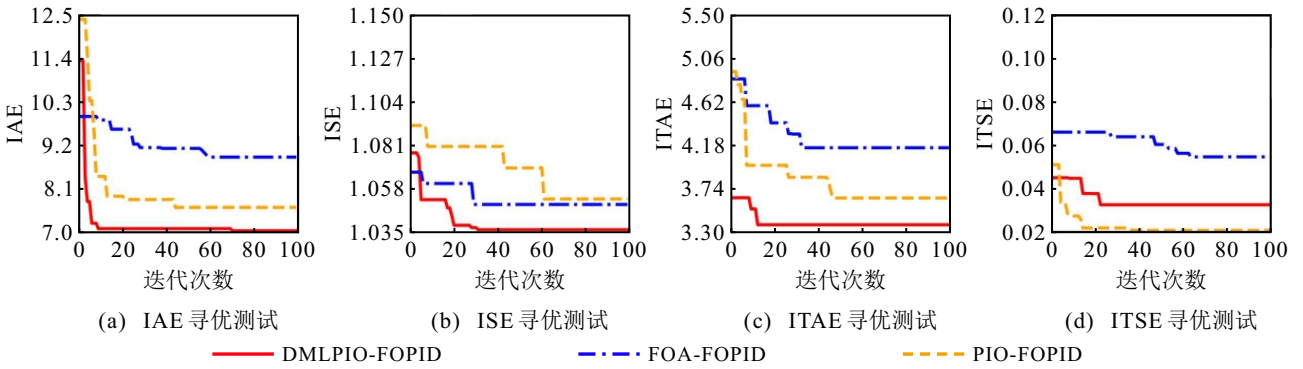


图7  $r$ 轴适应值曲线 (IAE/ISE/ITAE/ITSE)

通过米铈电容传感器以及控制器返回各压电电机的输出。

DMLPIO-FOPID 实验的主要目的可归纳如下:

- 1) 验证 DMLPIO-FOPID 控制器基于 ITAE 所适配的参数在压电运动控制中的可行性;
- 2) 评估 DMLPIO-

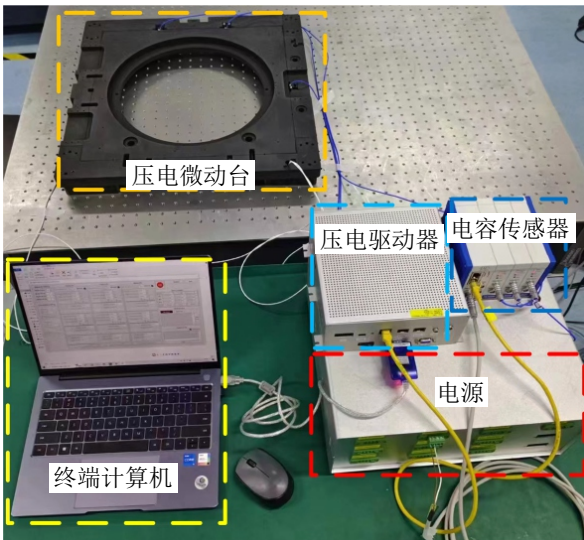


图8 压电微动实验台

FOPID 控制器的控制精度和抗扰动性能。

分别对压电微动台的 3 个自由度  $x$ 、 $y$ 、 $r$  设定行程为  $10\ \mu\text{m}$ 、 $10\ \mu\text{m}$  和  $40\ \mu\text{rad}$ 。 $x$  轴的阶跃响应结果、跟踪误差和干扰估计如图 9 和表 4 所示。通过分析可知, 相比于 DMLPIO-PID 与 FOA-FOPID 控制器, DMLPIO-FOPID 控制器在实际的压电微动台控制过程中, 对于阶跃的响应速度更快, 整定时间领先 DMLPIO-PID 控制器 11.21%, 领先 FOA-FOPID 控制器 1.04%。而  $x$  轴的响应同时也会给  $y$  轴和  $r$  轴带来扰动, 通过 DMLPIO-FOPID 控制器控制适配参数的  $y$  轴和  $r$  轴在收到扰动后, 能够最快地恢复稳定, 而 FOA-FOPID 相比于 DMLPIO-PID 没有体现出优势, 甚至在  $r$  轴上的抗扰动表现最差, 整定时间更久。DMLPIO 优化算法的优势体现出来, 同时, 由于 FOPID 更灵活的参数辨识性, 使得 DMLPIO-FOPID 在  $x$  轴的性能评估中取得了优势。 $y$  轴的阶跃响应结果、跟踪误差和干扰估计如图 10 和表 5 所示。DMLPIO-FOPID 控制器在  $y$  轴的响应和  $x$  轴的扰动测试中, 两者表现接近。整定时间领先 DMLPIO-

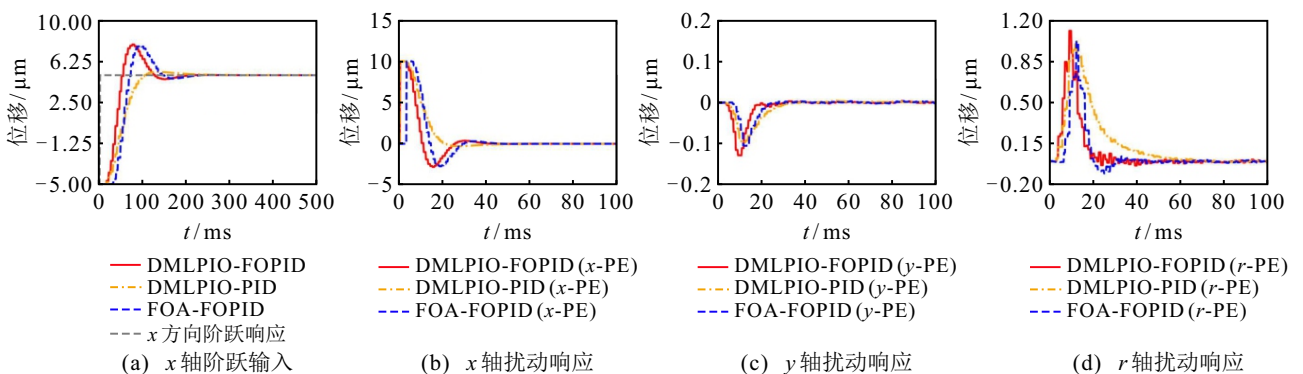


图9  $x$ 轴阶跃响应以及其余轴扰动响应

表4  $x$ 轴迹跟踪和 $y$ 、 $r$ 方向扰动响应

控制器	$x$			$y$		$r$	
	最大误差	均方差	整定时间	最大误差	均方差	最大误差	均方差
DMLPIO-PID	10.000	2.682	0.042 8	0.04	0.024	1.007	0.248
FOA-FOPID	10.000	2.531	0.038 4	0.003	0.022	1.005	0.186
DMLPIO-FOPID	<b>10.000</b>	<b>2.510</b>	0.038 0	0.003	0.025	1.096	0.210

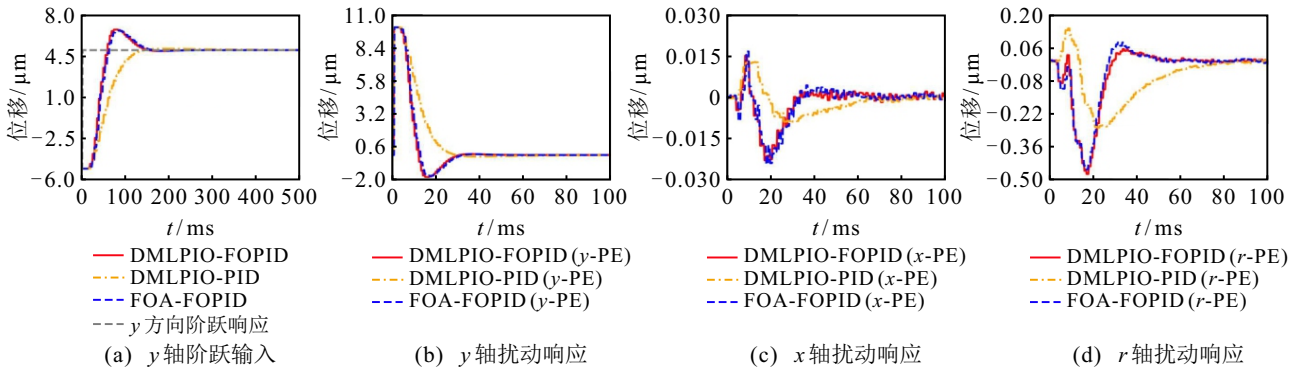


图10 y轴阶跃响应以及其余轴扰动响应

表5 y轨迹跟踪和x、r方向扰动响应

控制器	y			x		r	
	最大误差	均方差	整定时间	最大误差	均方差	最大误差	均方差
DMLPIO-PID	10.000	2.717	0.047 4	0.014	0.005	0.141	0.100
FOA-FOPID	9.999	2.524	0.029 8	0.017	0.007	0.085	0.123
DMLPIO-FOPID	<b>9.996</b>	<b>2.494</b>	0.028 0	0.015	0.006	0.053	0.129

PID 控制器 40.93 %, 领先 FOA-FOPID 控制器 6.04 %.

在 r 轴的扰动测试中, DMLPIO-FOPID 相较于 FOA-FOPID 有更低的过冲误差, 同时, DMLPIO-FOPID 与 FOA-FOPID 相较于 DMLPIO-PID 有更快的收敛速度, DMLPIO-PID 的过冲误差较小, 但是收敛时间很长.

在 r 轴的阶跃响应结果、跟踪误差和干扰估计如图 11 和表 6 所示. 通过分析, DMLPIO-FOPID 控制器在收敛速度上再次表现出了优势, 整定时间领先 DMLPIO-PID 控制器 17.86 %, 领先 FOA-FOPID 控

制器 24.59 %. 在 y 轴和 r 轴的扰动测试中, 虽然 FOA-FOPID 的过冲误差较小, 但是收敛最慢, DMLPIO-FOPID 的过冲误差小于 DMLPIO-PID, 同时收敛速度最快. 总体而言, 基于 ITAE 优化的参数关注误差的累计和变化率可提升系统的动态性能, 同时, 误差变化率的引入使得适配的参数对系统具有更快的响应速度. 因此, 在以上实验中, DMLPIO-FOPID 控制器在收敛速度上表现最佳. 结合压电微动台通常应用于微纳运动步进的场景, DMLPIO-FOPID 的控制性能更合适此类应用.

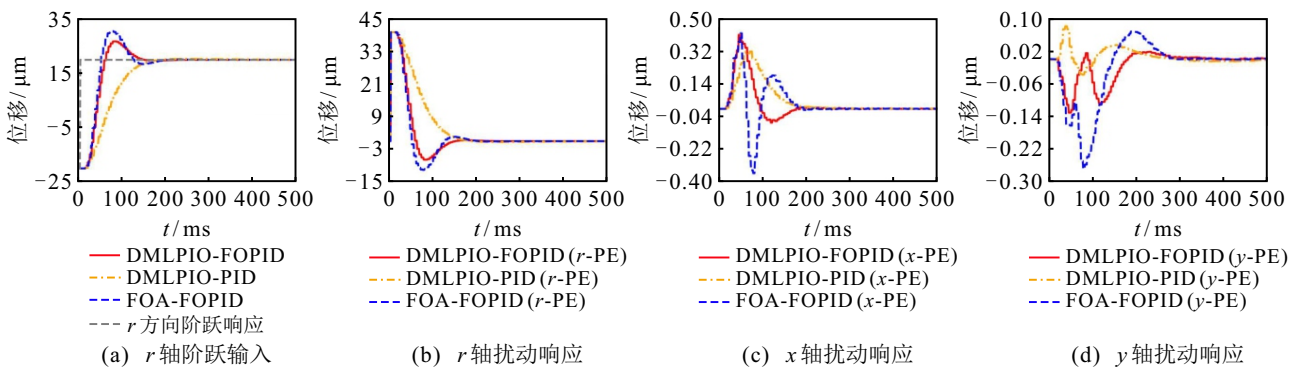


图11 r轴阶跃响应以及其余轴扰动响应

表6 r轨迹跟踪和x、y方向扰动响应

控制器	r			x		y	
	最大误差	均方差	整定时间	最大误差	均方差	最大误差	均方差
DMLPIO-PID	40.004	11.305	0.033 6	0.316	0.087	0.081	0.019
FOA-FOPID	40.003	9.932	0.036 6	0.416	0.107	0.068	0.077
DMLPIO-FOPID	<b>40.002</b>	<b>9.873</b>	0.027 6	0.407	0.094	0.019	0.038

### 4 结论

本文提出了基于 DMLPIO 改进算法的 FOPID 控制策略, 旨在探索最佳的控制参数, 提升压电微动

台的控制效果. 主要结论可归纳为以下 3 个方面.

1) 对压电电机和压电微动台进行建模, 通过数据驱动的方式对压电迟滞进行了辨识和补偿. 引入

了分数阶 PID 控制机制, 有利于控制包含多非线性因素的压电微动台。

2) 通过对引入的 PIO 算法进行优化, 结合 DML 策略建立了动态相对学习集来提升 PIO 算法的种群多样性, 进一步优化了分数阶 PID 控制器的适配参数, 提升了其控制性能。

3) 基于仿真实验表明, DMLPIO-FOPID 控制器可在选取 IAE、ISE、ITSE 和 ITAE 四种代表性的目标函数作为性能评估条件下获得良好的控制性能, 并基于实验平台进行了实验研究, 分析了各轴动态性能和其余轴的扰动响应, 充分验证了其可行性。

未来的研究将进一步提升 DMLPIO 算法的寻优效率, 优化 DMLPIO-FOPID 控制器并将该控制器应用于更多的非线性研究场景。

### 参考文献 (References)

- [1] 周淼磊, 张敬爱, 赵宇, 等. 压电微定位平台神经网络与专家模糊复合控制方法[J]. 控制与决策, 2018, 33(1): 95-100.  
(Zhou M L, Zhang J A, Zhao Y, et al. Hybrid control for piezoelectric micro positioning platform based on BP neural network and expert fuzzy control[J]. Control and Decision, 2018, 33(1): 95-100.)
- [2] 陶金梅, 牛宏, 张亚军, 等. 基于随机配置网络的非线性系统智能建模方法[J]. 控制与决策, 2022, 37(10): 2559-2564.  
(Tao J M, Niu H, Zhang Y J, et al. An intelligent modeling method for nonlinear systems based on random configuration networks[J]. Control and Decision, 2022, 37(10): 2559-2564.)
- [3] Ma D, Boussaada I, Chen J Q, et al. PID control design for first-order delay systems via MID pole placement: Performance vs. robustness[J]. Automatica, 2022, 137: 110102.
- [4] 陈炫儒, 吴立飞, 杨晓忠. 基于改进麻雀搜索算法的分数阶 PID 参数整定[J]. 控制与决策, 2024, 39(4): 1177-1184.  
(Chen X R, Wu L F, Yang X Z. Fractional order PID parameter tuning based on improved sparrow search algorithm[J]. Control and Decision, 2024, 39(4): 1177-1184.)
- [5] Muresan C I, Birs I, Ionescu C, et al. A review of recent developments in autotuning methods for fractional-order controllers[J]. Fractal and Fractional, 2022, 6(1): 37.
- [6] Masti D, Breschi V, Formentin S, et al. Auto-tuning of reference models in direct data-driven control[J]. Automatica, 2023, 155: 111110.
- [7] Xia T, Zhang Z J, Hong Z H, et al. Design of fractional order PID controller based on minimum variance control and application of dynamic data reconciliation for improving control performance[J]. ISA Transactions, 2023, 133: 91-101.
- [8] Yamparala S, Lakshminarasimman L, Rao G S. Optimal design of FoPID controller for DFIG based wind energy conversion system using Grey-Wolf optimization algorithm[J]. International Journal of Renewable Energy Research, 2022, 12(4): 2110-2119.
- [9] Xu Y, Zheng W M, Luo D L, et al. Dynamic affine formation control of networked under-actuated quadrotor UAVs with three-dimensional patterns[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2022, 33(6): 1269-1285.
- [10] He H X, Duan H B. A multi-strategy pigeon-inspired optimization approach to active disturbance rejection control parameters tuning for vertical take-off and landing fixed-wing UAV[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(1): 19-30.
- [11] Luo D L, Li S J, Shao J, et al. Pigeon-inspired optimisation-based cooperative target searching for multi-UAV in uncertain environment[J]. International Journal of Bio-Inspired Computation, 2022, 19(3): 158-168.
- [12] Zhang S J, Duan H B. Gaussian pigeon-inspired optimization approach to orbital spacecraft formation reconfiguration[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2015, 28(1): 200-205.
- [13] Fasel U, Kutz J N, Brunton B W, et al. Ensemble-SINDy: Robust sparse model discovery in the low-data, high-noise limit, with active learning and control[J]. Proceedings of the Royal Society A-Mathematical, Physical, and Engineering Sciences, DOI: 10.1098/rspa.2021.0904.
- [14] Jin Y, Wang X C, Xu Y L, et al. Hysteresis modeling and compensation of piezo actuator with sparse regression[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2024, PP(99): 1-14.
- [15] Yang D S, Wu M L, Li D, et al. Dynamic opposite learning enhanced dragonfly algorithm for solving large-scale flexible job shop scheduling problem[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 238: 107815.
- [16] Xu Y L, Yang Z L, Li X P, et al. Dynamic opposite learning enhanced teaching-learning-based optimization[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 188: 104966.

### 作者简介

金煜 (1987-), 男, 博士生, 主要研究方向为模型辨识、控制原理, E-mail: 21110860033@m.fudan.edu.cn;

王旭辰 (1993-), 男, 博士生, 主要研究方向为模型预测控制、机器人, E-mail: 21110860046@m.fudan.edu.cn;

徐扬 (1987-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为单体、多体无人系统控制、规划与决策, E-mail: yang.xu@nwpu.edu.cn;

杨晓峰 (1968-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为超精密系统的高级控制方法、纳米精密多自由度系统、特种电机技术、传感器技术, E-mail: xf\_yang@fudan.edu.cn.