

# 基于多目标优化的区域迭代学习运动控制研究\*

**摘要：** 点对点多目标迭代学习控制可以同时优化伺服系统中包括跟踪精度、能耗在内的多个性能指标，但是系统在某些任务中参考点并不是确定的，或者跟踪目标为一指定区域，导致系统除跟踪精度外的其它控制指标优化较保守。为此本文提出了一种基于多目标优化的区域迭代学习算法。将点到点跟踪扩展为区域到区域跟踪，通过跟踪要求灵活设置区域大小，放宽跟踪约束，从而进一步优化系统的其它指标，弥补了点对点多目标迭代学习控制算法的不足。实验结果表明，多目标区域迭代学习控制可以保证系统在区域跟踪的前提下，有更低的能耗和更短运动距离，有效优化了系统的多个性能指标，并且提高了基于多目标优化算法的适用范围。

**关键词：** 迭代学习；多目标优化；区域跟踪；运动控制

**中图分类号：** TP273

## Research on Regional Iterative Learning Motion Control Based on Multi-objective Optimization

**Abstract:** Point-to-point multi-objective iterative learning control can simultaneously optimize multiple performance indicators in the servo system, including tracking accuracy and energy consumption. However, the reference point of the system in some tasks is not determined, or the tracking target is a designated region, which leads to conservative optimization of the system's control indicators except for tracking accuracy. For this reason, this paper proposes a regional iterative learning algorithm based on multi-objective optimization, which extends point-to-point tracking to region-to-region tracking. Through the tracking requirements, the region size can be flexibly set, and the tracking constraints can be relaxed, thereby further optimizing other indicators of the system to make up for the deficiencies of the point-to-point multi-objective iterative learning control algorithm. Experimental results show that the multi-objective regional iterative learning control can ensure that the system has lower energy consumption and shorter movement distance under the premise of region tracking, effectively optimizes multiple performance indicators of the system, and improves the multi-objective optimization algorithm the scope of application.

**Key words:** iterative learning; multi-objective optimization; region tracking; motion control

---

0 引言

控制

迭代学习(ILC) 是一种自适应控制方法, 适用于可重复执行的任务<sup>[1]</sup>。传统的迭代学习通过上次迭代的控制信号和误差信号生成新一次的控制信号, 以改进系统的性能<sup>[2]</sup>。迭代学习控制旨在有限区间上的完全追踪, 因此在诸多领域中, 如制造业, 工业机器人等, 迭代学习通过改善跟踪误差来提高系统的性能<sup>[3]</sup>。

在某些特殊场景, 研究者仅关注特定时间点或特定位置的偏差, 如机器人需要在特定点放置物体<sup>[4]</sup>, 机器人在特定点施加功能性电刺激, 用于康复中风患者。若在此基础上加入了其它的性能指标, 导致问题变为点到点多目标优化问题<sup>[5]</sup>。s. Boonphoapichart等人提出了一种基于模糊决策的点到点多目标控制方法, 在满足多个目标和约束的情况下, 使移动机器人移动到目标点。Fayang You 等人采用点到点多目标模拟退火算法, 改善了喂料装置的喂料速度和喂料精度。李天骄<sup>[6]</sup>等人基于点到点多目标优化控制, 设计了纯电动车自适应巡航策略, 不仅改善了车辆的巡航跟踪性, 提高了安全系数, 还让车辆变得更加经济, 环保。C.Gillian<sup>[7]</sup>等人提出了一种基于多目标的优化框架, 来权衡声呐浮标场的跟踪和搜索这两项指标。H.Wang<sup>[8]</sup> 等人提出了轨迹多目标控制方法, 提高了四轮独立驱动汽车的跟踪精度和纵向速度跟踪和横向稳定性。X.Zhou<sup>[9]</sup> 等人提出了一种基于点跟踪策略的优化方法, 将针铁矿过程的单一优化控制问题转化为双目标优化控制, 使得能以较低的能耗满足工业要求。田洪清<sup>[13]</sup>等人通过对 MPC 算法中权重指数的调节, 综合优化了车辆行驶过程中的轨迹跟踪、能量消耗和乘坐舒适性等多个性能指标。牛轶峰<sup>[4]</sup>等人设计无人机群协同跟踪多目标系统架构, 提高了无人机群的鲁棒性和定

位精度。上述多目标优化算法虽然能够同时优化多个性能指标, 但是, 因为点跟踪的约束, 限制了除跟踪精度外其它性能指标的进一步优化。为了解决上述问题, 本文以多轴运动平台为控制对象, 将范数最优化<sup>[19]</sup>和 pareto 优化<sup>[16, 17]</sup>相结合, 提出了基于多目标的区域迭代学习算法, 将点跟踪扩展为区域跟踪, 通过灵活设置区域的特征形状和大小, 将点到点跟踪和区域到区域跟踪统一到一个设计框架下, 从而可根据系统控制要求进一步优化跟跋精度、系统的能耗和运动距离等多个指标, 适应于不同的控制场景, 增大了此算法的适用范围。

1 伺服系统数学模型

在数控加工<sup>[18, 19]</sup>、机器人控制<sup>[20, 21]</sup>等领域, 伺服系统都有着广泛的应用。伺服系统一般为三环控制, 从里到外分别为电流环, 速度环, 位置环, 其结构示意图如图1 所示。本文通过对伺服系统位置控制器的设计, 以使其获得良好的跟踪性能。

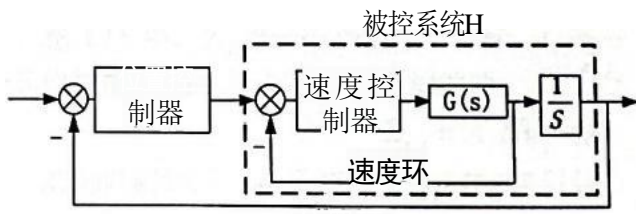


FIG.1 Schematic diagram of servo control system  
通过单位脉冲响应试验, 将被控系统 H 离散化, 可得:

$$H = \begin{bmatrix} H_{0,0} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{N-1,0} & \cdots & H_{N-1,N-1} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中,  $N=T/T_s$  为系统运行时间,  $T_s$  为采样周期。对于线性定常系统, H 的形式为:

$$H_{i,j} : \begin{cases} D, i=j \\ CA^{i-j-1}B, i>j \end{cases} \quad (2)$$

式中, A,B,C,D 为具有迭代不变性的实值矩阵, 用于描述被控系统 H 的动态特性。然后基于托普利兹矩阵H进行控制器设计。

## 2 算法基础

### 2.1 范数最优迭代学习 (传统 ILC)

迭代学习算法使用当前的迭代信号 $y_j$ 和误差信号 $e_j$ 产生新的控制信号 $u_{j+1}$ , 因此在重复运动的系统, 迭代学习算法可以提高系统的跟踪性能。迭代学习控制的基本结构如图2所示。

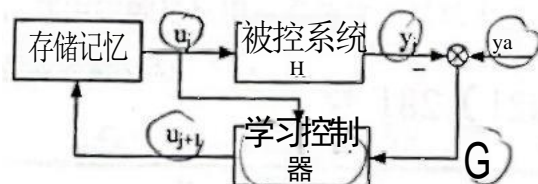


图2迭代学习控制基本结构

FIG.2 Basic structure of iterative learning control 其中:

$$e_j = y_d - y_j = y_d - Hu_j \quad (3)$$

$y_d$ 为期望输出,  $y_j$ 为第  $j$ 次迭代系统输出,  $H$ 为系统状态矩阵。

范数最优的迭代学习是经过二次型优化的迭代学习算法。算法的迭代控制律22为:

$$u_{j+1} = L_u u_j + L_e e_j \quad (4)$$

其中  $L_u$  和  $L_e$  为范数最优的迭代学习算法的滤波器。

$$L_u = (H^T Q H + S + R)^{-1} (H^T Q H + R) \quad (5)$$

$$L_e = (H^T Q H + S + R)^{-1} H^T Q \quad (6)$$

式中  $(C, S, R)$  是对称的正定矩阵, 可表示为

(2.  $S, R$ ) = (q1sLrD.  $Q$  为第  $j+1$  次迭代跟踪误差  $e_j$  的权重矩阵,  $S$  为第  $j+1$  次迭代控制输入  $u_{j+1}$  的权重矩阵,  $R$  为第  $j+1$  次迭代与第  $j$  次迭代控制输入之差  $u_{j+1} - u_j$  的权重矩阵。

### 2.2 点到点多目标迭代学习 (多目标 ILC)

点到点多且标迭代学习算法主要是以牺牲整个轨迹的跟踪约束, 仅对且标点进行跟踪的算法 [23]。在多目标迭代学习中, 目标点被定义为参考运动轮廓的子集, 即  $\lambda(n) \subseteq y_d(k)$ , 其中  $n$  是目标点的编号,  $n=1, \dots, M$ ,  $k$  为采样序列  $k=1, \dots, N$ ,  $M, N$  为参考轨迹采样总量, 多目标跟踪如图3所示。

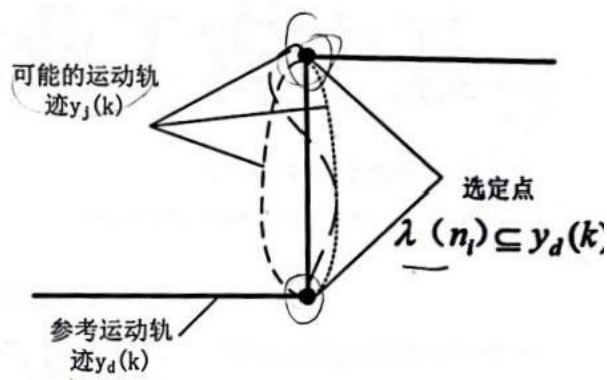


图3. 多目标跟踪示意图

FIG.3. Schematic diagram of multi-objective tracking 重新制定范数最优迭代学习的框架, 给出了

点到点多目标迭代学习算法124的控制律:

$$u_{j+1} = L_u u_j + L_e e_j + \sum_{i=1}^n L_i Z_{i,j} \quad (7)$$

在(7)中,  $Z_y$ 表示附加的控制目标。  $L_i$ 是一个和附加控制目标  $Z_i$ 相关的学习滤波器,

$$Z_{i+1} = X_i H u_i \quad (8)$$

$X_i$ 为映射矩阵, 将系统输出  $y = H u_i$ 映射到附加的控制目标  $Z_i$  (如系统的位移, 速度, 加速度等)。

此框架在范数最优迭代学习的基础上添加了额外的控制目标。此学习框架还需要满足以下条件:

- (1) 被控系统是稳定或者可稳定的。
- (2) 只有  $\lambda(n)$  识别的点才会要求跟踪性能, 识别点之间的区域不受跟踪目标的约束。
- (3) 被控系统是可控的。

### 3. 多目标区域迭代学习 (区域 ILC)

点到点多目标 ILC 虽然通过降低跟踪约束, 从而获得了额外的控制指标(如系统的能耗、距离等), 但是对于目标点不确定或者只需对目标区域进行跟踪的问题, 它可能会是一种保守的控制方法。比如巡逻机器人和固定传感器之间的无线通讯, 只需命令机器人到达指定区域就能通讯成功。

因此, 本文将跟踪约束从点放松到区域, 从而增加其它指标控制的灵活性。

### 3.1 区域误差定义

多目标区域 ILC 为点对点多目标 ILC 的一种广义形式, 其中跟踪目标用一个指定的区域来表示。

区域误差的定义为:

$$E_1 = Y_a a - Y_j = Y_a A - H u, \quad (9)$$

$$Y_{a,4} = Y_a + \Delta \quad (10)$$

其中  $Y_a$  为区域迭代算法的期望输出, 和区域的特征有关。

假设目标区域为一有界圆形区域, 区域内为可靠区域, 区域外为不可靠区域, 选定区域的跟踪误差可以定义为:

$$\varepsilon(n_i) = \begin{cases} 0, & \|y_d(n_i) - y(k)\|_2 \leq r(n_i) \\ e(n_i), & \|y_d(n_i) - y(k)\|_2 > r(n_i) \end{cases} \quad (11)$$

其中  $e(n) = y_a(n) - y(k)$ ,  $y_a(n)$  是选定区域中心点,  $r(n)$  是区域边界的半径,  $n_i$  是选定点,  $i=1, \dots, M$ ,  $M$  小于  $N$ , 其中  $N$  为采样点的总量。  
 $\varepsilon(n_i)=0$ , 表示理想跟踪效果, 即跟踪点落在了圆形区域内。  
 $\varepsilon(n)=e(n_i)$ , 表示跟踪点在区域外。  
 区域跟踪如图4所示。

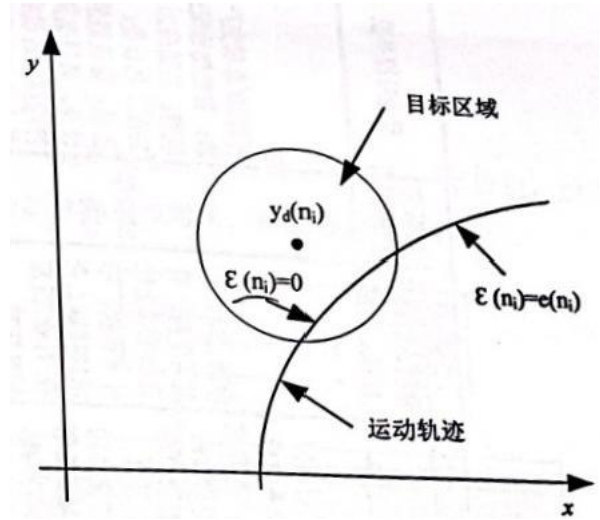


图4区域跟踪示意图

FIG.4 Schematic diagram of region tracking

### 3.2 算法设计

多目标区域迭代学习算法的代价函数为:

$$J = (bey)Q(ocm) + S + (u_{j+1} - u_j)^T R(u_{j+1} - u_j) + \dots + \sum_{i=1}^n Z_{i,j+1}^T W_i Z_{i,j+1} \quad (12)$$

其中  $W_i$  为附加控制目标  $Z_y$  的权重矩阵, 索引矩阵  $\Phi$  表示为:

$$\varphi_{m \times n} = \begin{bmatrix} \varphi(0,0) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \varphi(N-1, N-1) \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\varphi(i, j) = \begin{cases} 1, & i = j = n_k, k = 1, 2, \dots, M \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

令  $\frac{\partial J}{\partial u_{j+1}} = 0$ , 结合(14) (16) 推导可得区域

迭代学习的控制律:

$$u_{j+1} = L_u u_j + L_e \varepsilon_j + \sum_{i=1}^n L_i Z_{i,j} \quad (15)$$

其中:

$$L_u = C_F \left\{ (\varphi H)^T Q (\varphi H) + R + \sum_{i=1}^n (X_i H)^T W_i (X_i H) \right\}$$

(16)

$$L_8 = C_7 (\varphi H) Q \varphi \quad (17)$$



$$L_1 = C_7 \{-(x, H)^T W; \} (18)$$

$$C_F = \left\{ (\phi H)^T Q (\phi H) + S + R + \sum_{i=1}^n (X_i H)^T W_i (X_i H) \right\}^{-1} \quad (19)$$

综上所述，得到多目标区域、ILC 算法。实现步骤如下所示。

(1) 通过单位脉冲试验，获得系统名义模型  $H$ ，设置控制初始信号  $u_0$  为 0。

(2) 选取合适的权重矩阵  $Q, R, W$ 。然后将它们带入式 (16)、(17)、(18)，求出  $L_2, L_e, L_2$

(3) 设计区域特征  $A$ ，根据 (9)、(10) 求出  $\varepsilon$ ，将  $L, L_2, L_e, \varepsilon$ ，带入式 (15)，可计算出控制信号  $U_{j+1}$ 。

(4) 不断重复步骤 (2) (3)，使系统满足具体的任务需求。

### 3.3 收敛性分析

根据范数最优迭代学习的收敛条件，可以类推出多目标区域迭代学习算法的收敛性。(8) 和 (9) 带入 (15) 中，可得所选区域的误差为：

$$u_{j+1} = (L_u - L_e H + \sum_{i=1}^n L_i X_i H) u_j + L_e y_{d,\Delta} \quad (20)$$

根据迭代学习系统的收敛条件，使得系统渐进稳定，当且仅当：

$$\rho(L_u - L_e H + \sum_{i=1}^n L_i X_i H) < 1 \quad (21)$$

但对于绝大多数实际系统，渐进稳定并不是一个很强的约束条件，在系统收敛前迭代域可能会产生较大的波动。单调收敛有更强的稳定性要求，当且仅当：

$$\sigma_{\max}(L_u - L_e H + \sum_{i=1}^n L_i X_i H) < 1 \quad (22)$$

其中  $\rho()$  为矩阵的谱半径， $\sigma_{\max}()$  为矩阵的最大奇异值。

## 4. 实验验证

### 4.1 实验设备

实验设备主要包括三个部分：上位机，运动控制器和被控对象。实验装置如图7所示。

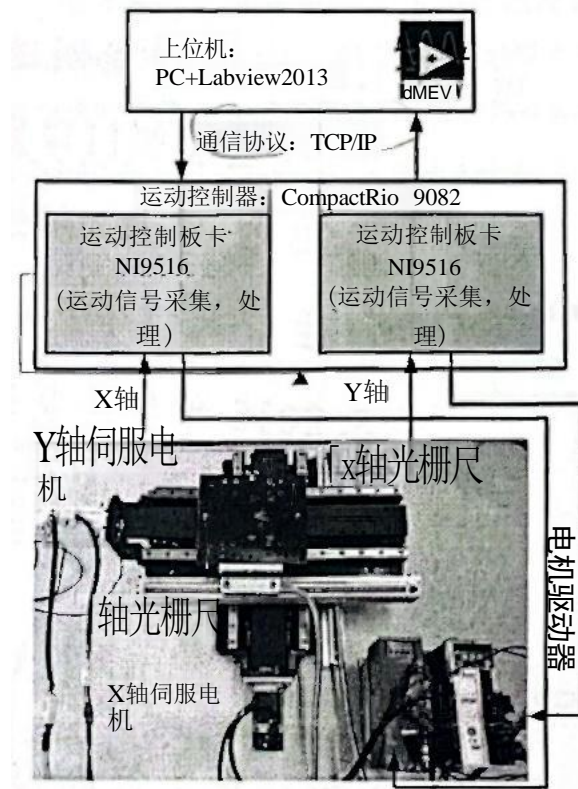


图6. 实验控制平台

FIG.6.Experimental control platform

其中上位机是有 PC 和 Labview 组成的软硬件系统，它以 TCP/IP 协议为基础，和下位机建立局域网通信。下位机集成了由美国国家仪器公司 (NI) 生产的 CompactRIO 9082 快速原型控制硬件并结合 NI9516 型的运动控制板卡组成。控制对象是伺服电机和丝杠导轨组成的十字工作平台。

### 4.2 实验准备

结合 MATLAB 中的系统辨识工具箱，可以得到 X 轴和 Y 轴的状态空间模型：

$$A_x = \begin{bmatrix} 1 & 0.00116 \\ -0.0124 & 0.8386 \end{bmatrix} \quad B_x = \begin{bmatrix} -0.000002132 \\ 0.02378 \end{bmatrix} \\ C_x = [97.820 \ 0.04164] \quad D_x = [0]$$

$$A_y = \begin{bmatrix} 1 & -0.0009501 \\ -0.02142 & -0.9991 \end{bmatrix} \quad B_y = \begin{bmatrix} 0.0009419 \\ -0.8662 \end{bmatrix}$$

$$C_y = [69.45 \ -0.001933] \quad D_y = [0]$$

为了验证多目标区域框架的有效性，本文主要考虑三个性能指标

1. 跟踪误差为零。
2. 总运动距离最短。
3. 总能耗最少。

在仿真实验中，本文设计距离(Z) 作为多目标优化框架中的额外控制目标，其中 $Z; y=X; H\mu y$ 。

映射矩阵  $X_i$ 形式如下：

$$X_i = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -1 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

表1不同控制器权重系数设计

TABLE 1 Design of weight coefficients of different controllers

控制方法	q	S	r	$W_1$	$W_a$
传统ILC	1	1e-4	1e-4	N/A	N/A
多目标ILC	1	1e-4	1e-4	0.1	1e-4
区域ILC	1	1e-4	1e-4	0.1	1e-4

考虑到算法的收敛性和稳定性，不同控制器的增益选择如表1 所示。各种性能指标表示如下：

$$E_{j,RMS} = \sqrt{(1/N) \sum_{K=1}^N E_{j,x(k)}^2 + (1/N) \sum_{K=1}^N E_{j,y(k)}^2} \quad (24)$$

$$L_j = \sum_{K=1}^N \sqrt{l_{j,x}^2(k) + l_{j,y}^2(k)} \quad (25)$$

$$\overline{KE_j} = (1/N) * m/2 \sum_{k=1}^n (v_{x,j}^2(k) + v_{y,j}^2(k)) \quad (26)$$

其中  $E_{rms}$ 为均方根跟踪误差， $L_j$ 为运动总距离， $KE_j$ 为平均动能。在一般的二维平面中，动

能是一种比较合适表示控制系统能量消耗的性能指标。

#### 4.3 多目标区域迭代学习

在实验中，实验时间和采样周期分别为10s,10ms. 实验参考轨迹为“8”字形，如图7所示。其中选取了7个目标点和目标区域，路径顺序为1-2-3-4-5-6-3-7-1。其中目标区域是半径为5 的圆形区域，且目标区域的圆心即为目标点。

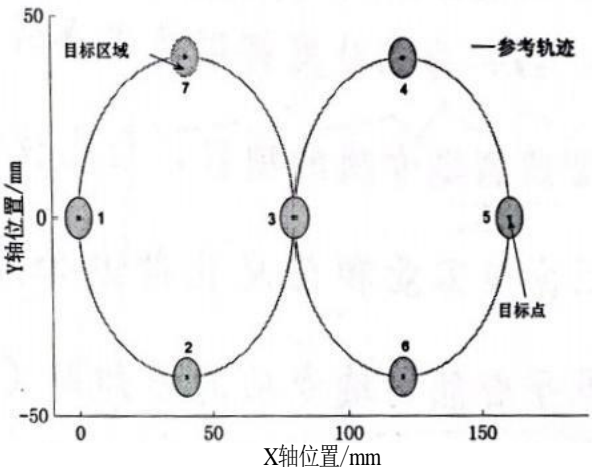


图7实验参考轨迹

FIG.7 Experimental reference trajectory

经过20次迭代后，实验得出的轮廓轨迹如图8所示。图8展示了参考轨迹和通过传统 ILC，点点对多目标 ILC，区域多目标ILC 控制的轮廓轨迹。图9 为 图8 中a 的局部放大图。由图8和图9可见，传统 ILC 的轮廓跟踪精度最高，以点跟踪的为目标的多目标 ILC 其次，以区域跟踪为目标的区域 ILC 最低。且区域ILC 的轨迹更加靠近区域边缘。

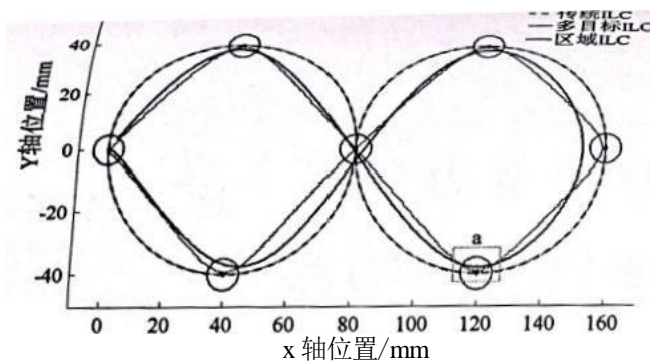


图8实验轨迹图

FIG.8 Experimental trajectory diagram

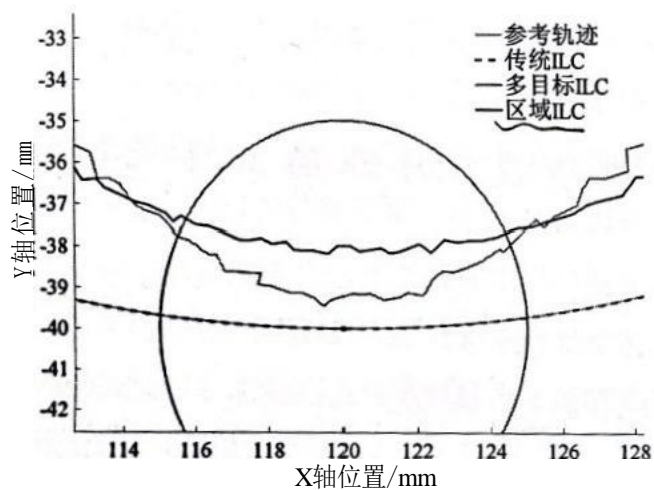


图9实验轨迹8中 a 部分局部放大图

FIG.9 Parial enlarged diagram of a in the experimental trajectory 8

图10和图11 分别比较了传统 ILC，多目标 ILC 和区域 ILC控制下的运动总距离和能量消耗。可以看出传统 ILC 控制下的运动总距离和能耗均为最大，区域 ILC 控制下的运动总距离和能耗均为最小，多目标ILC 的表现则比较中庸。

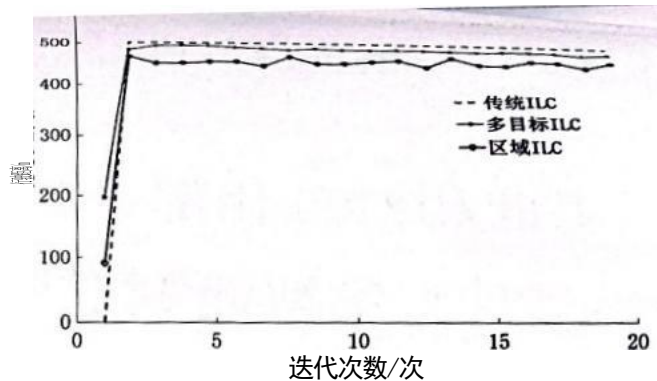


图10 各个控制器下的运动总距离

FIG.10 Total motion distance under each control algorithm

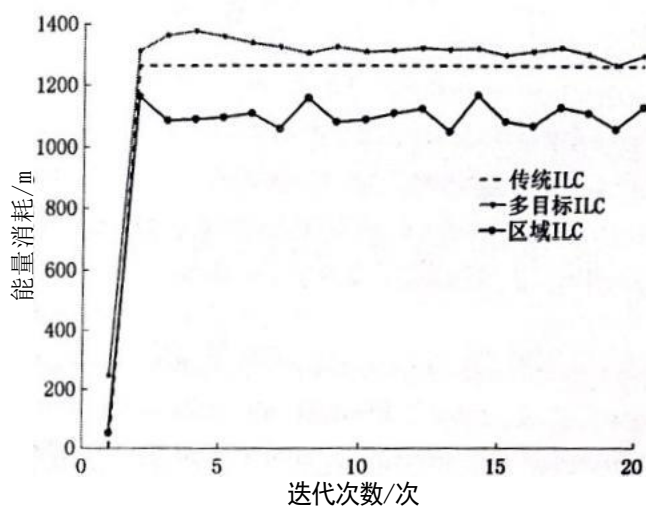


图11 各个控制器下的能量消耗

FIG.11 Energy consumption under each control algorithm

图 1 2 比较了传统 ILC，多目标 ILC 和区域

ILC 的(RMS 跟踪误差迭代收敛情况。从图中可以看出，经过20 次迭代后，三种算法的收敛速度相当。收敛后，传统 ILC 跟踪误差最小，而多目标 ILC 和区域ILC控制下的轮廓跟踪误差较大。

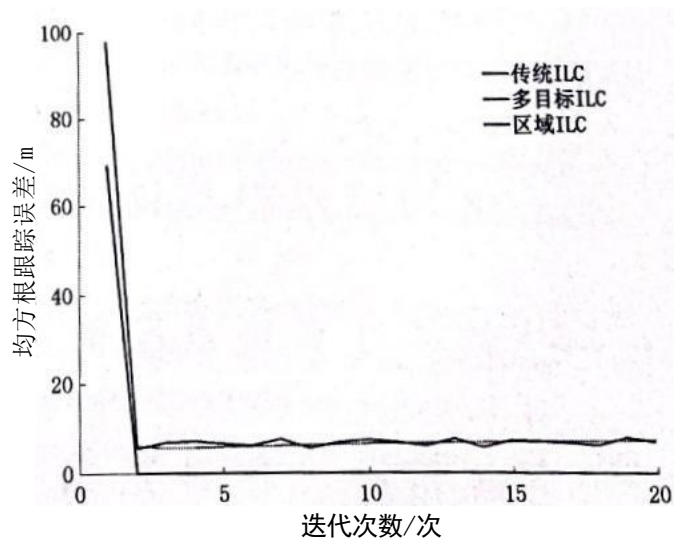


图12 RMS 跟踪误差迭代收敛图

FIG.12 Iterative convergence diagram of RMS tracking error

表2 各种控制方法的性能指标比较

TABLE 2.Comparison of performance index of various control

控制方法	methods		平均能耗(J)
	RMS 误差	距离 (mm)	
传统ILC	0.0063	502.6	1.264
多目标 ILC	7.0713	483.8	1.298
区域 ILC	6.7843	458.2	1.129

表2列出了经过20迭代后各种控制方法的多项性能指标，如 RMS 误差，距离，平均能耗等。从表中能够得出区域ILC 的平均能耗为多目标 ILC 的87.0%，传统ILC 的89.3%。区域 ILC 的运动距离为多目标的94.7%，传统 ILC 的91.2%。而轮廓跟踪误差则是传统 ILC 远小于其它两种控制方法。

综上所述，针对多目标优化，传统 ILC 虽然跟踪精度高，但是只能优化单个目标即跟踪精度，其他指标优化最差；而区域 ILC 在能满足目标区域跟踪的前提下，相对其他两种算法，系统的运动距离最小，能耗最低。

5. 结论

本文通过将点跟踪广义化，提出了一种基于多目标优化的区域迭代学习算法。此算法适用于各种有界的区域特征；通过灵活的设置区域大小，减小了系统约束，从而进一步优化了除跟踪精度外的其它性能指标(距离、能耗)；此外本文对算法进行了收敛性证明。实验表明，区域 ILC 可以根据系统控制要求灵活的优化了跟踪精度、系统的距离、能耗等多个性能指标，提高了算法的适用范围。

[参考文献]

[1]Armstrong A A,Alleyne A G.A Muli-Input Single-

Output iterative learning control for improved material placement in extrusion-based additive manufacturing[J]. Control Engineering Practice,2021,111.

[2]Zhu M,Ye L,Ma X.Estimation-Based Quadratic Iterative Learning Control for Trajectory Tracking of Robotic Manipulator With Uncertain Parameters[J]. IEEE Access, 2020, 8:43122-43133.

[3]Chen S,Wang Z,Chakraborty A,et al.Robotic Deep Rolling With Iterative Learning Motion and Force Control[J].IEEE Robotics and Automation Letters,2020, 5(4):5581-5588.

[4]Dijkstra B G,Rambaratsingh N J,Scherer C,et al. Input design for optimal discrete time point-to-point motion of an industrial XY-positioning table[C]. Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control (Cat.No.00CH37187),2000:901-906 vol.1. [5]Freeman C T,Hughes A M,Burridge J H,et al. Iterative learning control of FES applied to the upper extremity for rehabilitation[J].Control Engineering Practice,2009, 17(3):368-381.

[6]Peng Y,Catthoor F.Pareto-optimization-based run-time task scheduling for embedded systems[C].First IEEE/ACM/IFIP International Conference on Hardware/ Software Codesign and Systems Synthesis (IEEE Cat. No. 03TH8721), 2003:120-125.

[7]Boonphoapichart S,Komada S,Hori T.Robots motion decision-making system in unknown environment and its application to a mobile robot[C]. 2002 IEEE International Conference on Industrial Technology,2002.IEEE ICIT'02.,2002:18-23 vol.1.

[8]You F,An J.Iterative Learning Control for Batch Weighing and Feeding Process\*[C].201837th Chinese Control Conference (CCC),2018:2904-2908.

[9]李天骄. 纯电动车多目标优化自适应巡航控制策略研究[D]. 吉林大学, 2018.

Li TJ.Study on adaptive cruise control strategy of multi-objective optimization for electric vehicle[D].Jilin University,2018.

[10]Gilliam C,Ristic B,Anglely D,et al.Scheduling of Multistatic Sonobuoy Fields Using Multi-Objective Optimization[C].2018 IEEE International Conference on Acoustics,Speech and Signal Processing(ICASSP), 2018:3206-3210.

[11]Wang H,Hu C,Cui W,et al.Multi-Objective



Comprehensive Control of Trajectory Tracking for Four-In-Wheel-Motor Drive Electric Vehicle With Differential Steering[J].IEEE Access,2021,9:62137-62154.

[12]Zhou X,Zhou J,Yang C,et al.Set-Point Tracking and Multi-Objective Optimization-Based PID Control for the Goethite Process[J].IEEE Access,2018,6:36683-36698.

[13]田洪清,王岩,纪斌义,et al.基于模型预测的智能车多目标运动控制方法[J]. 自动化应用, 2019 (03):29-32

[14]牛轶峰,刘俊艺,熊进,et al. 无人机群协同跟踪地面多目标导引方法研究 [J]. 中国科学: 技术科学. 2020, 50(04):403-422.

NIU Y E,LIUJY,XIONGJ,et al.Research on guidance method of cooperative tracking ground multi-target using UAV group[J].SCIENTIA SINICA Technologica, 2020, 50(04):403-422.

[15]Shakeri N,Rahmani Z,Ranjbar Noei A,et al.Direct methanol fuel cell modeling based on the norm optimal iterative learning control[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers.Part I:Journal of Systems and Control Engineering,2021,235(1):68-79.

[16]Ponsi F,Bassoli E,Vincenzi L.A multi-objective optimization approach for FE model updating based on a selection criterion of the preferred Pareto-optimal solution[J].Structures,2021,33:916-934.

[17]Roostapour V,Neumann A,Neumann F,et al.Pareto optimization for subset selection with dynamic cost constraints[J].Artificial Intelligence,2022,302.

[18]Xie D.ChenG,LiJ,et al.Research on the Human Simulated Intelligent PID Control Method for Servo Feed Driver System[C].2018 IEEE 17th International Conference on Cognitive Informatics &Cognitive Computing (ICCI\*CC),2018:460-464.

[19]Zhang Z,Cao S,Cao J.fault diagnosis of servo drive system of CNC machine based on deep learning[C]. 2018 Chinese Automation Congress (CAC),2018:1873-1877.

[20]Xu F,Wang H,Liu Z,et al.Adaptive Visual Servoing for an Underwater Soft Robot Considering Refraction Effects[J].IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(12):10575-10586.

[21]Zhang X,Wang R,Fang Y,et al.Acceleration-Level Pseudo-Dynamic Visual Servoing of Mobile Robots With

Backstepping and Dynamic Surface Control[J].IEEE Transactions on Systems,Man,and Cybernetics: Systems, 2019, 49(10):2071-2081.

[22]Xu W,HouJ,LiJ,et al.Multi-Axis Motion Control Based on Time-Varying Norm Optimal Cross-Coupled Iterative Learning[J].IEEE Access,2020,8:124802-124811.

[23]Freeman C T,Cai Z,Rogers E,et al.Iterative Learning Control for Multiple Point-to-Point Tracking Application[J].IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2011, 19(3):590-600.

[24]Lim I,Barton K L.Pareto iterative learning control: Optimized control for multiple performance objectives[J]. Control Engineering Practice,2014,26(1):125-135.