•计算机科学与技术•

DOI:10.12454/j.jsuese.202400742

本刊网刊

基于吸引力势场法的机器人扰动恢复动态运动基元算法

万　俊[1,2],孙　薇[1],王克鸿[2],吴洪涛[3],章晓勇[2*],许晋玮[1]

(1.江苏理工学院 汽车与交通工程学院,江苏 常州 213001;2.南京理工大学 材料科学与工程学院,江苏 南京 210094;
3.南京航空航天大学 机电学院,江苏 南京 210016)

摘　要:扰动恢复动态运动基元算法可在机器人轨迹学习过程中有效应对环境突发扰动,防止轨迹学习运动中断或偏离目标位置,保障机器人示教学习稳定进行,对机器人环境自适应能力研究至关重要。针对传统扰动恢复动态运动基元算法复现示教轨迹存在位置精度不足的问题,本文提出了一种改进型扰动恢复动态运动基元轨迹学习方法。该方法通过仿真验证扰动恢复动态运动基元应对“停止”扰动和“移动”扰动的有效性;在此基础上,采用四节点样条生成机器人示教轨迹,选取轨迹中若干关键位置点为型值点,利用高斯内核函数描述虚拟势场下单个型值点势场能量,求解示教轨迹全部型值点对应的总势场能量;借鉴动态运动基元算法耦合人工势场法表达形式,推导含梯度信息的吸引力势场函数,并将其耦合到扰动恢复动态运动基元模型的转换系统函数中;为解决机器人初始时刻速度和加速度不连续问题,引入一阶滤波对耦合后的转换函数进行平滑优化。MATLAB仿真结果显示,所提改进扰动恢复动态运动基元算法在应对扰动介入和提升轨迹位置精度方面有效。最后,搭建四自由度SCARA机器人试验平台,通过机器人LABVIEW控制系统联合MATLAB程序进行轨迹学习试验。试验结果表明,在机器人离线轨迹学习和拖动示教场景下,所提改进方法能够有效提升复现轨迹位置精度,保证机器人末端轨迹平滑无振荡。

关键词:机器人;动态运动基元;扰动恢复;吸引力势场函数

中图分类号:TP24　　**文献标志码:**A　　**文章编号:**2096-3246(2026)06-0350-13

目前,随着机器人技术的快速发展,机器人在各行业的应用日益广泛。机器人虽能显著提高工作效率,但其运行仍依赖精确编程,每一项任务均需被分解为一系列轨迹动作[1]。为使机器人具备学习能力和灵活运动能力,能够在新的环境、条件和目标下有效地完成作业任务,减少因任务及环境变化带来的复杂编程问题,有必要对机器人轨迹学习方法进行研究[2]。目前,机器人有多种轨迹学习方法,较为典型的有基于统计模型[3]、基于样条[4]、基于仿射变换[5]和基于动态运动基元[6-7]等方法。其中,基于统计模型的方法可拟合运动特征进行轨迹学习,但其计算效率相对较低,且生成的轨迹不连续。基于样条的方法生成的学习轨迹平滑性较好,但泛化能力不足。基于仿射变换的方法难以快速地将人体示教运动映射为机器人运动。

相较于上述方法,动态运动基元(DMPs)通过一组由微分方程组建的系统来描述被控制对象的运动状态,能够在不破坏系统稳定性的前提下确保被控对象表现出期望行为,具有计算效率高、生成的轨迹连续、泛化简单等优点[8]。Cohen等[9]提出了一种学习任务参数和DMPs参数流行的方法,利用主成分分析和局部线性嵌入分析参数空间以提高学习效率,并对任务需求的变化进行运行时适应。Rasines等[10]将DMPs与人工势场法进行结合,增强了任务自动化的能力,保证了算法的适应性和效率。Ijspeert等[11]在DMPs方法的基础上,提出一种具有扰动恢复功能的DMPs方法,该方法采用时间和空间相耦合的方式,增加比例微分(PD)控制器和耦合项,以控制系统中点质量位置并适应扰动介入的时间演化,达到DMPs算法在轨迹学习过程

收稿日期:2024 – 09 – 12　　**修回日期:**2024 – 11 – 03　　**网络出版日期:**2024 – 12 – 17

基金项目:常州市应用基础研究计划项目(CJ20235061);江苏省自然科学基金项目(BK20210351);国家自然科学基金项目(52305381);中央高校基本科研业务费专项项目(30924010937);

作者简介:万　俊(1989—),男,博士. 研究方向:机器人学、机器人控制. E-mail:969674314@qq.com

* **通信作者:**章晓勇,副研究员,E-mail:xiaoyong.zhang@njust.edu.cn

中扰动恢复的目的。但其控制器增益是在理想的控制信号下设定，这就导致在实际情况下，会产生加速度过大问题。Karlsson 等[12]在扰动恢复 DMPs 的基础上，在 PD 控制器中增加前馈控制，并在耦合项中增加时间常数，降低控制器增益，以改善轨迹跟踪性能，并进行了机器人抓取实验完成了扰动恢复 DMPs 方法的应用验证。Dahlin 等[13]提出了一种基于排斥力的 DMPs 时间耦合方法，采用 DMPs 框架进行轨迹建模。该框架使用空间和时间参数进行在线轨迹自适应扰动调制，该耦合将速度保持在预定义的限制范围内，解决了在速度约束下自适应轨迹生成的问题，保证了期望轨迹的路径形状。

虽然扰动恢复 DMPs 方法在轨迹学习过程中能做出相应运动调整，有效适应外部扰动，保证轨迹学习过程连续，提升机器人轨迹学习和应对扰动介入的能力，但其在提升轨迹位置精度方面仍存在不足。目前，国内外在机器人扰动恢复 DMPs 方面的研究相对较少。为此，本文在扰动恢复 DMPs 方法的基础上，将一种吸引力势场函数耦合到其转换系统函数中，并运用一阶滤波方法[14–15]对其进行改进，避免了机器人末端在初始时刻的速度和加速度的不连续，完善了扰动恢复 DMPs 在提升轨迹位置精度方面的不足，从而提高了学习轨迹的位置精度。

1　动态运动基元及扰动恢复理论

1.1　动态运动基元

DMPs 本质是通过一组由微分方程组建的系统来描述被控制对象的运动状态，能够在不破坏系统稳定性的前提下确保被控对象表现出期望行为[16]。其动态系统的非线性项强迫函数[17–19]可以拟合各种复杂形状轨迹，具有快速收敛性、抗干扰的鲁棒性、时空放缩性等特点[20]。

动态系统的转换函数可以表示为：

$$\begin{cases}\tau\dot{\boldsymbol{z}}=\alpha_z(\beta_z(\boldsymbol{g}-\boldsymbol{y})-\boldsymbol{z})+(\boldsymbol{g}-\boldsymbol{y}_0)\boldsymbol{f}(s),\\ \tau\dot{\boldsymbol{y}}=\boldsymbol{z}\end{cases}\tag{1}$$

式中：τ 为时间尺度参数[21–22]；$\boldsymbol{z}$、$\dot{\boldsymbol{z}}$ 分别为系统速度、加速度变量；$\boldsymbol{y}$ 为轨迹位置；$\dot{\boldsymbol{y}}$ 为轨迹速度；α_z、β_z 为系统状态参数；$\boldsymbol{g}$ 为轨迹目标位置；$\boldsymbol{y}_0$ 为轨迹初始位置；s 为相变量，$s\in[0,1]$；$f(s)$ 为系统强迫函数，其表示为：

$$f(s)=\frac{\sum_{i=1}^{N_w}\psi_i(s)\boldsymbol{\omega}_i}{\sum_{i=1}^{N_w}\psi_i(s)}s\tag{2}$$

$$\psi_i(s)=\exp(-h_i(s-c_i)^2)\tag{3}$$

式(2)、(3)中：$\psi_i(s)$ 为第 i 个高斯基函数；$\boldsymbol{\omega}_i$ 为 $\psi_i(s)$ 所对应的权重值；c_i 为 $\psi_i(s)$ 中心，$c_i\in[0,1]$；h_i 为 $\psi_i(s)$ 宽度；N_w 为高斯基函数的数量。

正则系统表示为：

$$\tau\dot{s}=-\alpha_s s\tag{4}$$

式中，α_s 为正则系统预定义常数，$\dot{s}$ 为 s 的更新率。

此外，$\boldsymbol{\omega}_i$ 可以通过局部加权线性回归[23–25]来确定，即：

$$\boldsymbol{\omega}_i=\frac{\boldsymbol{s}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_i\boldsymbol{f}_{\mathrm{target}}}{\boldsymbol{s}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_i\boldsymbol{s}}\tag{5}$$

$$\boldsymbol{s}=\left[s(\Delta t),s(2\Delta t),\cdots,s(N\Delta t)\right]^{\mathrm{T}}\tag{6}$$

$$\boldsymbol{\Gamma}_i=\mathrm{diag}(\psi_i(\Delta t),\psi_i(2\Delta t),\cdots,\psi_i(N\Delta t))\tag{7}$$

$$\boldsymbol{f}_{\mathrm{target}}=\left[f_{\mathrm{targ}}(\Delta t),f_{\mathrm{targ}}(2\Delta t),\cdots,f_{\mathrm{targ}}(N\Delta t)\right]^{\mathrm{T}}\tag{8}$$

$$f_{\mathrm{targ}}(t)=\ddot{\boldsymbol{y}}_{\mathrm{demo}}(t)-\alpha_z(\beta_z(\boldsymbol{g}-\boldsymbol{y}_{\mathrm{demo}}(t))-\dot{\boldsymbol{y}}_{\mathrm{demo}}(t))\tag{9}$$

式(5)～(9)中：$\boldsymbol{y}_{\mathrm{demo}}(t)$、$\dot{\boldsymbol{y}}_{\mathrm{demo}}(t)$、$\ddot{\boldsymbol{y}}_{\mathrm{demo}}(t)$ 分别为 t 时刻示教轨迹的位置、速度、加速度，$t\in\{\Delta t,2\Delta t,\cdots,N\Delta t\}$，$\Delta t$ 为时间步长；N 为示教轨迹位置数量；$\boldsymbol{s}$ 为完整示教轨迹相对应的相变量；$\boldsymbol{\Gamma}_i$ 为完整示教轨迹下 $\psi_i(s)$ 对角矩阵；$f_{\mathrm{targ}}(t)$ 为在 t 时刻示教轨迹目标强迫函数；$\boldsymbol{f}_{\mathrm{target}}$ 为完整示教轨迹下的整体强迫函数的输出。

1.2　扰动恢复动态运动基元

在正常轨迹学习过程中，学习轨迹将跟随示教轨迹的变化趋势进行更新。若运动期间受到扰动，实际学习轨迹会偏离示教轨迹，引发轨迹学习中断或失败。扰动恢复 DMPs 可在机器人轨迹学习过程中处理突发扰动，实现环境扰动自适应并保证轨迹学习正常执行[26–27]。扰动恢复 DMPs 耦合项表示为：

$$\begin{cases}\tau_{\mathrm{a}}=\tau(1+k_{\mathrm{c}}\boldsymbol{e}^2),\\ \dot{\boldsymbol{e}}=\alpha_{\mathrm{e}}(\boldsymbol{y}_{\mathrm{a}}-\boldsymbol{y}_{\mathrm{c}}-\boldsymbol{e})\end{cases}\tag{10}$$

式中，τ_{a} 为扰动自适应后时间尺度参数，k_{c} 为时间耦合增益参数，α_{e} 为耦合滤波系数，$\boldsymbol{y}_{\mathrm{a}}$ 为机器人实际轨迹，$\boldsymbol{y}_{\mathrm{c}}$ 为前馈学习轨迹，$\boldsymbol{e}$、$\dot{\boldsymbol{e}}$ 分别为学习轨迹误差及其误差变化率。

为了减小 $\boldsymbol{y}_{\mathrm{a}}$ 跟随 $\boldsymbol{y}_{\mathrm{c}}$ 误差，引入 PD 控制器，即：

$$\ddot{\boldsymbol{y}}_{\mathrm{r}}=k_{\mathrm{p}}(\boldsymbol{y}_{\mathrm{c}}-\boldsymbol{y}_{\mathrm{a}})+k_{\mathrm{v}}(\dot{\boldsymbol{y}}_{\mathrm{c}}-\dot{\boldsymbol{y}}_{\mathrm{a}})+\ddot{\boldsymbol{y}}_{\mathrm{c}}\tag{11}$$

式中，k_{p}、k_{v} 分别为 PD 控制器的比例增益和微分增益，$\ddot{\boldsymbol{y}}_{\mathrm{r}}$ 为参考学习轨迹 $\boldsymbol{y}_{\mathrm{r}}$ 的加速度，$\dot{\boldsymbol{y}}_{\mathrm{a}}$、$\dot{\boldsymbol{y}}_{\mathrm{c}}$ 分别为 $\boldsymbol{y}_{\mathrm{a}}$ 和 $\boldsymbol{y}_{\mathrm{c}}$ 的速度，$\ddot{\boldsymbol{y}}_{\mathrm{c}}$ 为 $\boldsymbol{y}_{\mathrm{c}}$ 的加速度，即：

$$\ddot{\boldsymbol{y}}_{\mathrm{c}}=\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}(\dot{\boldsymbol{y}}_{\mathrm{c}})=\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}\left(\frac{\boldsymbol{z}}{\tau_{\mathrm{a}}}\right)=\frac{\dot{\boldsymbol{z}}\tau_{\mathrm{a}}-\boldsymbol{z}\dot{\tau}_{\mathrm{a}}}{\tau_{\mathrm{a}}^2}=\frac{\dot{\boldsymbol{z}}\tau_{\mathrm{a}}-2\tau k_{\mathrm{c}}\boldsymbol{z}\boldsymbol{e}\dot{\boldsymbol{e}}}{\tau_{\mathrm{a}}^2}\tag{12}$$

完成以上内容的理论分析，即在 DMPs 模型的基础上，结合耦合项与 PD 控制器，得到扰动恢复 DMPs 模型。运用该模型分别进行“停止”扰动和“移动”扰动介入的仿真。在仿真中，分别在第 2～3 s 内引入扰动，

设置 $k_p=25$ 和 $k_v=10$，得到学习轨迹的位置曲线和加速度曲线。“停止”扰动和“移动”扰动介入下的仿真结果分别如图 1 和 2 所示。

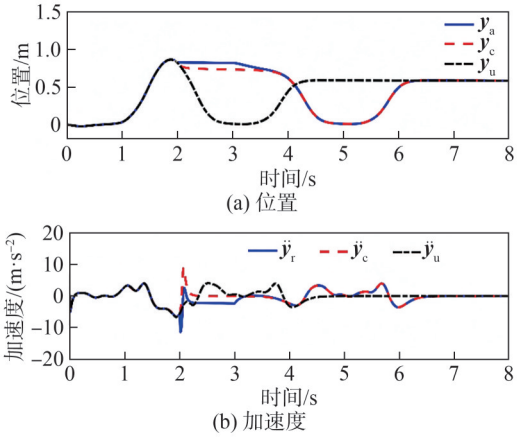


图 1 “停止”扰动介入下的仿真结果

Fig. 1 Simulation results under the “stop” disturbance intervention

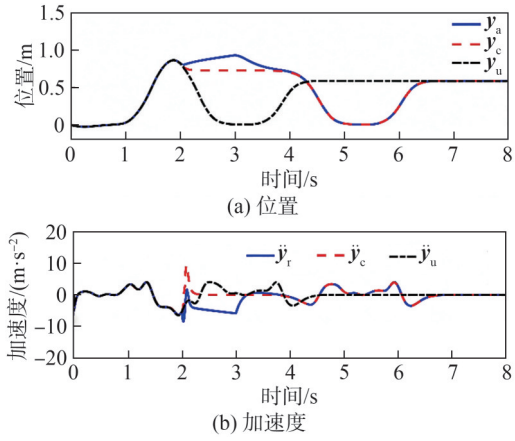


图 2 “移动”扰动介入下的仿真结果

Fig. 2 Simulation results under the “move” disturbance intervention

图 1 仿真结果显示，在“停止”扰动介入下，不受扰动影响的标准 DMPs 系统轨迹 $\boldsymbol{y}_u$ 继续沿着其加速度轨迹 $\ddot{\boldsymbol{y}}_u$ 运动，而 PD 控制器输出的 $\ddot{\boldsymbol{y}}_r$ 和扰动恢复 DMPs 输出的 $\ddot{\boldsymbol{y}}_c$ 发生突变。在扰动恢复 DMPs 作用下，$\ddot{\boldsymbol{y}}_c$ 在扰动介入后逐渐衰减为 0，使其相对应的机器人实际轨迹 $\boldsymbol{y}_a$ 位置保持不变。在“停止”扰动消失后，$\boldsymbol{y}_a$ 逐渐按照原轨迹趋势恢复运动。同理，图 2 中的“移动”扰动介入时，$\ddot{\boldsymbol{y}}_r$ 和 $\ddot{\boldsymbol{y}}_c$ 发生突变，实际轨迹 $\boldsymbol{y}_a$ 偏离原运动轨迹。在“移动”扰动消失后，$\boldsymbol{y}_a$ 又逐渐恢复运动到原运动趋势。仿真结果表明，扰动恢复 DMPs 方法在扰动介入时能够实现学习轨迹恢复功能，验证了扰动恢复 DMPs 模型在扰动恢复功能方面的有效性。

2 型值点处建立吸引力势场函数方法

首先介绍在虚拟势场轨迹型值点处建立吸引力势场函数，其次，将吸引力势场函数耦合到扰动恢复 DMPs 模型的转换函数中，并采用一阶滤波方法对转换函数进行平滑优化。

吸引力势场函数主要是围绕示教轨迹中关键位置型值点处建立点势场函数。选取机器人示教轨迹中的 N_q 个关键型值点，表示为 $\boldsymbol{Y}^q_{\text{demo},m}=\left\{\boldsymbol{y}^q_{\text{demo},m},\dot{\boldsymbol{y}}^q_{\text{demo},m},\boldsymbol{t}^q_{\text{demo},m}\right\}$，$m$ 为型值点索引，$m=1,2,\cdots,N_q$，$\boldsymbol{y}^q_{\text{demo},m}$、$\dot{\boldsymbol{y}}^q_{\text{demo},m}$、$\boldsymbol{t}^q_{\text{demo},m}$ 分别为第 m 个型值点的位置、速度和采样时刻点。虚拟势场下定义型值点在 j 方向上的势场能量 $\boldsymbol{P}^j_m$ 为：

$$\boldsymbol{P}^j_m=\frac{1}{2}(\boldsymbol{y}^j_c-\boldsymbol{y}^{q,j}_{\text{demo},m})^{\mathrm{T}}\zeta^q_m(\boldsymbol{y}^j_c-\boldsymbol{y}^{q,j}_{\text{demo},m}) \tag{13}$$

式中：$\boldsymbol{y}^j_c$ 为在 j 方向上的扰动恢复 DMPs 输出的机器人位置，$j=x,y,z$；ζ^q_m 为第 m 个型值点处刚度因子；$\boldsymbol{y}^{q,j}_{\text{demo},m}$ 为第 m 个型值点在 j 方向上的位置。

利用高斯函数形式定义单个型值点 $\boldsymbol{y}^{q,j}_{\text{demo},m}$ 处的势场能量 $\boldsymbol{G}^S_m(\boldsymbol{y}^j_c)$ 为：

$$\boldsymbol{G}^S_m(\boldsymbol{y}^j_c)=\exp\left(-\frac{(\boldsymbol{y}^j_c-\boldsymbol{y}^{q,j}_{\text{demo},m})^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{y}^j_c-\boldsymbol{y}^{q,j}_{\text{demo},m})}{2\sigma_s^2}\right) \tag{14}$$

式中，σ_s 为型值点处高斯函数分布宽度。N_q 个型值点的总势场能量 $\boldsymbol{G}(\boldsymbol{y}^j_c)$ 可表示为：

$$\boldsymbol{G}(\boldsymbol{y}^j_c)=\frac{\sum_{m=1}^{N_q}\boldsymbol{G}^S_m(\boldsymbol{y}^j_c)\boldsymbol{P}^j_m}{\sum_{m=1}^{N_q}\boldsymbol{G}^S_m(\boldsymbol{y}^j_c)} \tag{15}$$

类似 DMPs 耦合避障人工势场法[28–29]，由式(15)可以得到相应的总势场能量梯度函数 $\nabla\boldsymbol{G}(\boldsymbol{y}^j_c)$：

$$\nabla\boldsymbol{G}(\boldsymbol{y}^j_c)=\frac{\sum_{m=1}^{N_q}\boldsymbol{G}^S_m(\boldsymbol{y}^j_c)\boldsymbol{P}^j_m}{\sum_{m=1}^{N_q}\boldsymbol{G}^S_m(\boldsymbol{y}^j_c)}-\frac{\sum_{m=1}^{N_q}\boldsymbol{G}^S_m(\boldsymbol{y}^j_c)(\boldsymbol{P}^j_m-\boldsymbol{G}^S_m(\boldsymbol{y}^j_c))(\boldsymbol{y}^j_c-\boldsymbol{y}^{q,j}_{\text{demo},m})}{\sum_{m=1}^{N_q}\sigma_s^2\boldsymbol{G}^S_m(\boldsymbol{y}^j_c)} \tag{16}$$

将完整示教轨迹总势场能量梯度函数 $\nabla\boldsymbol{G}(\boldsymbol{y}_c)=[\nabla\boldsymbol{G}(\boldsymbol{y}^x_c),\nabla\boldsymbol{G}(\boldsymbol{y}^y_c),\nabla\boldsymbol{G}(\boldsymbol{y}^z_c)]^{\mathrm{T}}$ 耦合到扰动恢复 DMPs 转换系统中。为避免机器人运动初始时刻的速度和加速度不连续，采用一阶滤波方法对其转换函数进行改进，即：

$$\begin{cases}\tau_a\dot{\boldsymbol{z}}=\alpha_z(\beta_z(\boldsymbol{y}_f-\boldsymbol{y}_c)-\boldsymbol{z})+(\boldsymbol{g}-\boldsymbol{y}_c)\boldsymbol{f}(s)+\boldsymbol{\zeta}\nabla\boldsymbol{G}(\boldsymbol{y}_c),\\ \tau_a\dot{\boldsymbol{y}}_f=\alpha_f(\boldsymbol{g}-\boldsymbol{y}_f)\end{cases} \tag{17}$$

式中：$\boldsymbol{\zeta}$ 为型值点势场在 x、y、z 轴方向的刚度矩阵，$\boldsymbol{\zeta}=\mathrm{diag}([\zeta^x,\zeta^y,\zeta^z]^{\mathrm{T}})$，$\zeta^x$、$\zeta^y$、$\zeta^x$ 分别为型值点势场在 x、y、z 轴方向的刚度；α_f 为常数参数；$\boldsymbol{y}_f$、$\dot{\boldsymbol{y}}_f$ 分别为一阶滤波

输出的学习轨迹位置和速度。

相应的，改进型扰动恢复 DMPs 的正则系统如下：

$$\tau_a \dot{s} = -\alpha_s s \tag{18}$$

本文所提改进型扰动恢复 DMPs 系统控制结构示意图如图 3 所示。

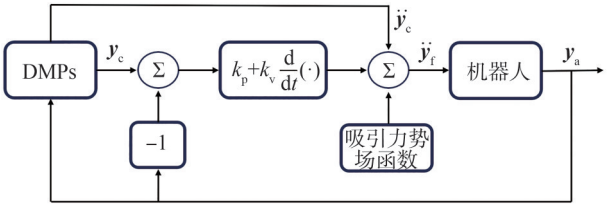


图 3　控制结构示意图

Fig. 3　Schematic diagram of the control structure

3　仿真实验

3.1　“无扰动”介入情况下的仿真试验

仿真试验以三维四节点样条轨迹作为示教轨迹，验证所提改进扰动恢复 DMPs 方法（简称改进扰动 DMPs）在无扰动介入情况下提升轨迹位置精度的有效性。

试验保留标准 DMPs 与扰动恢复 DMPs 轨迹作为对比，为了使无扰动轨迹和后续扰动介入情况下轨迹运行结束完全且达到稳定状态，延长时间区间至 t= 40.0 s。设定仿真示教轨迹的样条节点空间坐标为 P_1(4, 7, 100) mm，P_2(120, 100, 50) mm，P_3(240, 220, 200) mm，P_4(360,350,100) mm。设定标准 DMPs 算法基本参数如下：$\alpha_z=25$、$\beta_z=6.25$、$\alpha_s=1$、$N_w=20$；在以上参数基础上，设定扰动恢复 DMPs 和改进扰动 DMPs 中基本参数如下：$\alpha_e=5$、$k_p=25$、$k_v=10$、$k_c=10\,000$，Δt= 0.01 s，轨迹虚拟点为 $\boldsymbol{x}_{ctr}=[4,120,240,360]^T$、$\boldsymbol{y}_{ctr}=[7,100,220,350]^T$ 和 $\boldsymbol{z}_{ctr}=[100,50,200,100]^T$。仿真结果如图 4 所示。

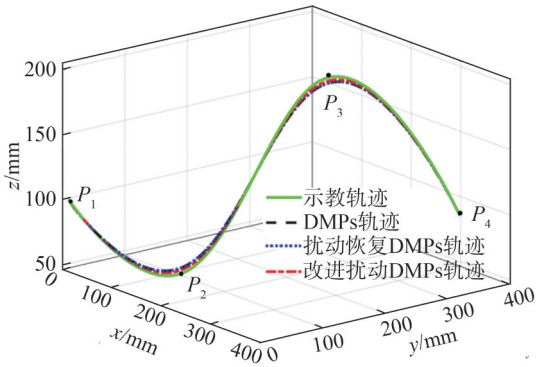


图 4　“无扰动”介入情况下的三维轨迹仿真结果

Fig. 4　Simulation results of 3D trajectories with “no disturbance” intervention

在改进扰动 DMPs 中，在样条节点处设置型值点吸引力势场函数并完成轨迹学习过程。如图 4 所示，标准 DMPs、扰动恢复 DMPs 和改进扰动 DMPs 都可以复现示教轨迹，且在无扰动介入下，改进扰动 DMPs 在弧形弯曲处的轨迹位置更接近示教轨迹，表明其学习轨迹的收敛精度要高于另外两者。为了具体显示轨迹学习情况，将三维轨迹分化为 x、y、z 方向的轨迹，分别如图 5～7 所示。

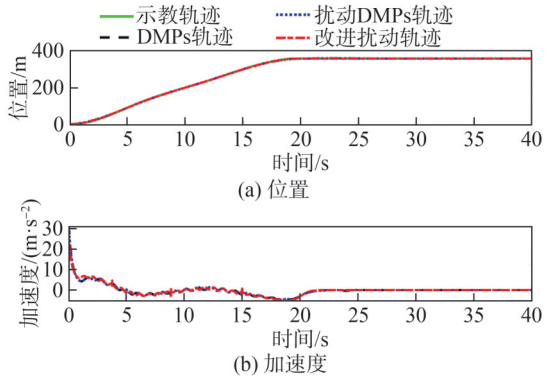


图 5　“无扰动”介入情况下 x 方向轨迹

Fig. 5　Trajectory in x–direction with “no disturbance” intervention

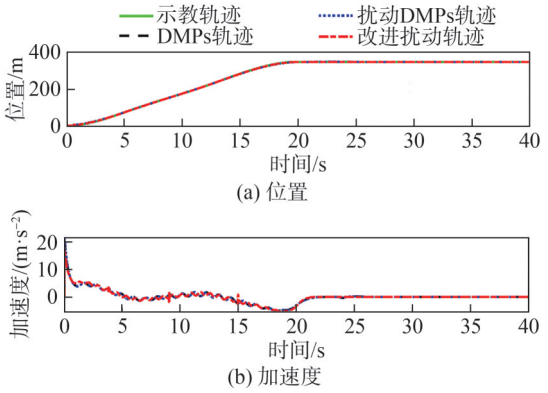


图 6　“无扰动”介入情况下 y 方向轨迹

Fig. 6　Trajectory in y–direction with “no disturbance” intervention

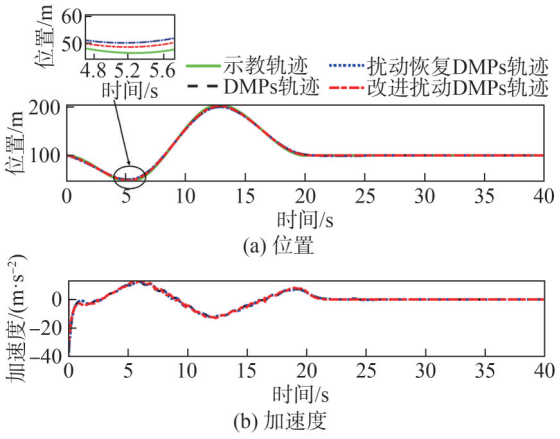


图 7　“无扰动”介入情况下 z 方向轨迹

Fig. 7　Trajectory in z–direction with “no disturbance” intervention

由图 5～7 可知，3 个方向的轨迹曲线都有较好的轨迹学习能力，可以良好呈现出与示教样条曲线类似的运动趋势。同时，各方法轨迹的位置、加速度曲线近似，曲线连续且平滑。由于不涉及位置精度的扰动恢

复 DMPs 与标准 DMPs 轨迹相同，所以只进行扰动恢复 DMPs 和改进扰动 DMPs 轨迹在 x、y、z 方向上的曲线数据分析。将两者轨迹曲线分别与示教轨迹进行对比，得到轨迹误差曲线图，由此来对比改进扰动 DMPs 下的轨迹收敛精度优势，结果如图 8、9 所示。

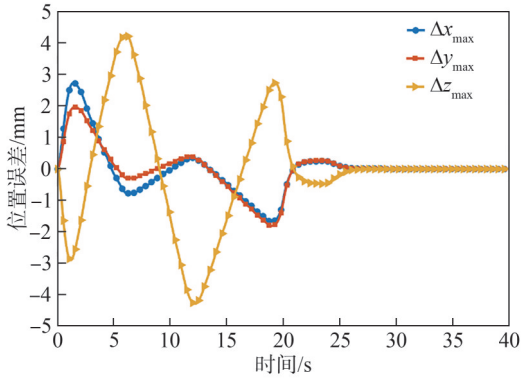


图 8 “无扰动”介入情况下扰动恢复 DMPs 轨迹误差曲线

Fig. 8 Trajectory error curves of the disturbance recovery DMPs with “no disturbance” intervention

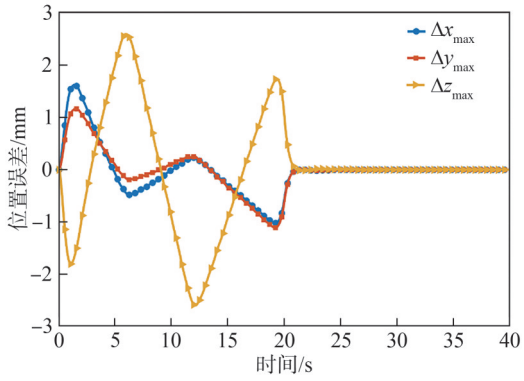


图 9 “无扰动”介入情况下改进扰动 DMPs 轨迹误差曲线

Fig. 9 Trajectory error curves of the improved disturbance recovery DMPs with “no disturbance” intervention

如图 8 和 9 所示，扰动恢复 DMPs 的轨迹误差波动范围均大于改进扰动 DMPs。对于扰动恢复 DMPs，其 x、y 方向最大位置误差 Δx_{max}、Δy_{max} 出现在 $t=1.4$ s，z 方向最大位置误差 Δz_{max} 出现在 $t=12.0$ s。改进扰动 DMPs 在对应时刻下的各方向最大位置误差均明显更低。两种方法各方向最大轨迹位置误差对比数据如表 1 所示。

表 1 “无扰动”介入情况下最大轨迹位置误差对比

Tab. 1 Comparison of maximum trajectory position errors with “no disturbance” intervention

方法	x 方向最大误差/mm	y 方向最大误差/mm	z 方向最大误差/mm
扰动恢复 DMPs	2.738	1.968	−4.297
改进扰动 DMPs	1.618	1.163	−2.601

由表 1 可得，在跟踪示教轨迹时，改进扰动 DMPs 算法相对于扰动恢复 DMPs 算法可以有效提高轨迹位置精度，并且在轨迹误差对比图中，扰动恢复 DMPs 算法的时间演化在 $t=28.0$ s 时刻趋于稳定，而改进扰动 DMPs 算法在 $t=26.0$ s 时刻趋于稳定，一定程度上提高了轨迹的收敛速度。

综上所述，在无扰动介入的情况下，改进扰动 DMPs 相对于扰动恢复 DMPs 方法能有效提升轨迹位置收敛精度和收敛速度。

3.2 “停止”扰动介入情况下的仿真试验

本仿真在轨迹学习阶段的[8.0,10.0] s 区间施加“停止”扰动，用以中断轨迹学习进程。为开展对比分析，本节比较扰动恢复 DMPs 和改进扰动 DMPs 的学习轨迹，仿真参数与第 3.1 节保持一致。施加“停止”扰动后，扰动恢复 DMPs 和改进扰动 DMPs 生成的学习轨迹如图 10 所示。

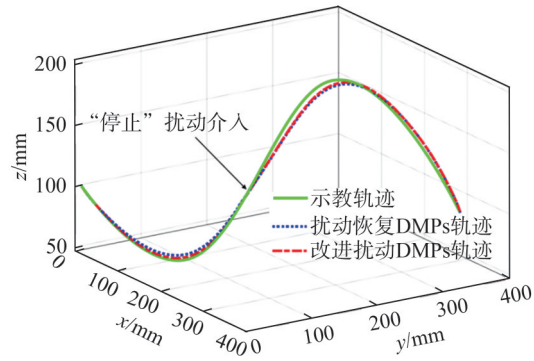


图 10 “停止”扰动介入情况下的三维轨迹

Fig. 10 3D trajectories with “stop” disturbance intervention

由图 10 可见，在“停止”扰动介入前，改进扰动 DMPs 具备更高的轨迹收敛精度。在“停止”扰动消失后，扰动恢复 DMPs 和改进扰动 DMPs 能够延续原运动趋势，最终完成轨迹学习并到达期望位置。扰动移除后系统依靠时间演化逐步恢复运动，因此两种方法学习轨迹相对示教轨迹均出现一定的滞后与偏移。为分析扰动介入过程中轨迹位置与加速度响应，图 11～13 分别给出了 x、y、z 方向的位置、加速度曲线。

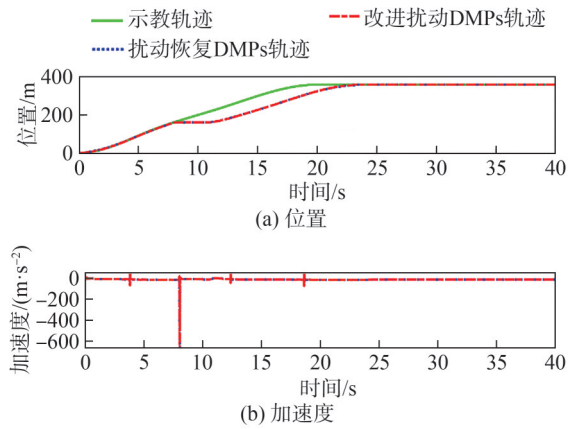


图 11 “停止”扰动介入情况下 x 方向轨迹

Fig. 11 Trajectories in x-direction with “stop” disturbance intervention

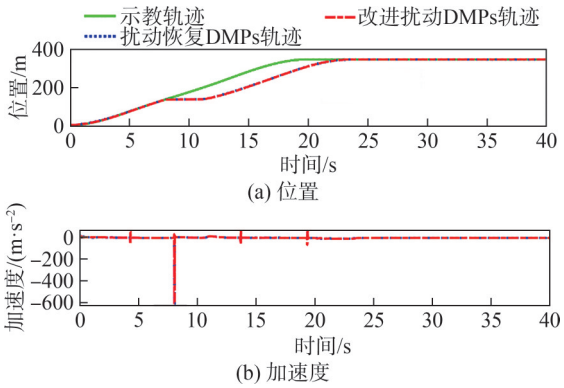


图12　“停止”扰动介入情况下y方向轨迹

Fig. 12　Trajectories in y – direction with “stop” disturbance intervention

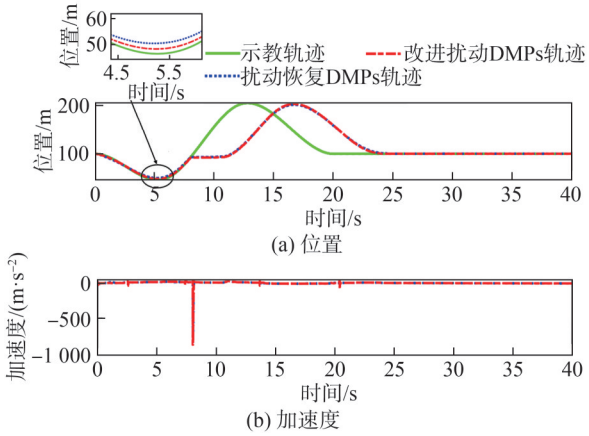


图13　“停止”扰动介入情况下z方向轨迹

Fig. 13　Trajectories in z – direction with “stop” disturbance intervention

由图11(a)、12(a)、13(a)可知，在区间[8.0,10.0] s内，扰动恢复DMPs及改进扰动DMPs轨迹运动被阻止，轨迹停滞不前。扰动消失后，两者轨迹位置逐渐恢复原运动趋势，最终逐渐到达目标位置。此外，从图11(b)、12(b)、13(b)可以看出，当扰动介入时，扰动恢复DMPs及改进扰动DMPs在x、y、z方向均产生较大的负向加速度。另外，由于此时轨迹位置正处于上升阶段，所以在z轴上的加速度受到的波动比x、y轴大，产生的加速度突变也略大，但在良好的可控范围内。

将扰动恢复DMPs、改进扰动DMPs生成的轨迹分别与示教轨迹进行对比，得到两者轨迹位置误差曲线，分别如图14、15所示。

由图14和15可知，引入“停止”扰动后，扰动恢复DMPs与改进扰动DMPs的跟踪轨迹均偏离示教轨迹，受轨迹停滞效应影响，位置误差随即开始增大。随时间演化，两种算法均可驱动轨迹收敛至目标位置，三轴方向的位置误差逐步衰减并趋于0，系统最终进入稳态。此外，扰动介入前，两种方法的位置误差特性存在明显差异。相较于扰动恢复DMPs，改进扰动DMPs在各坐标轴上的最大位置误差均得到有效抑制，轨迹跟踪精度显著更优，相关最大位置误差的定量对比结果如表2所示。

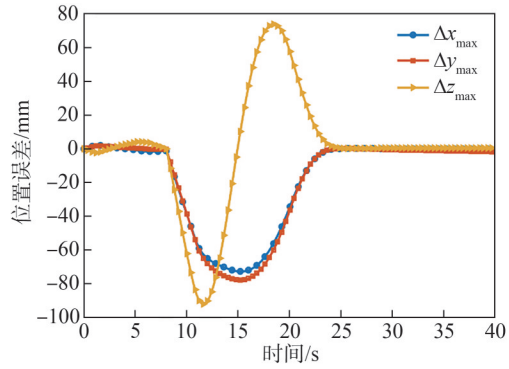


图14　“停止”扰动介入情况下扰动恢复DMPs轨迹误差曲线

Fig. 14　Trajectory error curves of the disturbance recovery DMPs with “stop” disturbance intervention

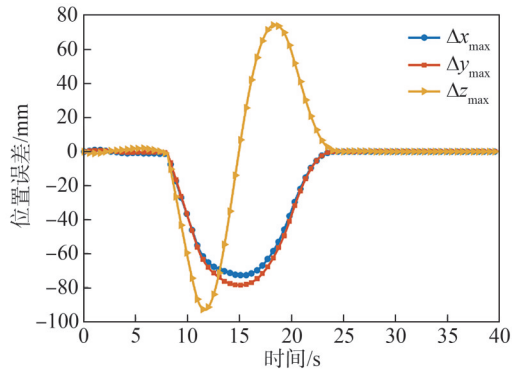


图15　“停止”扰动介入情况下改进扰动DMPs轨迹误差曲线

Fig. 15　Trajectory error curves of the improved disturbance recovery DMPs with “stop” disturbance intervention

表2　“停止”扰动介入前最大轨迹位置误差对比

Tab. 2　Comparison of trajectory errors before “stop” disturbance intervention

方法	x方向最大误差/mm	y方向最大误差/mm	z方向最大误差/mm
扰动恢复DMPs	2.738	1.968	4.265
改进扰动DMPs	1.618	1.163	2.591

综上所述，仿真结果和误差数据表明，在扰动介入前，所提改进扰动DMPs能够有效提升轨迹位置精度，在扰动介入后，也可以达到适应扰动而恢复学习轨迹运动趋势的效果。

3.3　“移动”扰动介入情况下的仿真试验

本小节仿真内容同样是在轨迹学习过程的区间[8.0,10.0] s内添加一个“移动”扰动，令学习轨迹偏离原运动趋势，其仿真效果如图16所示。

如图16所示，在区间[8.0,10.0] s内，扰动恢复DMPs与改进扰动DMPs的学习轨迹相对示教轨迹均产生偏移。待“移动”扰动撤除后，两种方法的轨迹均延续扰动施加前的运动趋势，完成向目标位置的跟踪。同时，在“移动”扰动作用前，改进扰动DMPs学习轨迹的收敛精度优于扰动恢复DMPs。进一步分析扰动介入阶段轨迹

的位置与加速度演化特性，x、y、z三轴的位置、加速度响应曲线分别如图17～19所示。

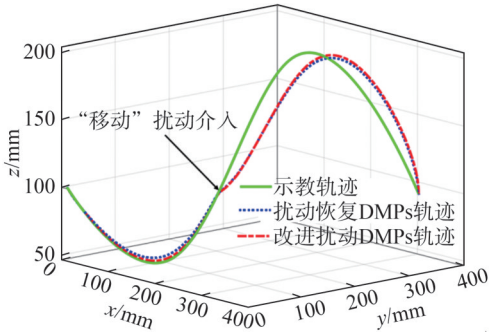


图16 “移动”扰动情况下的三维轨迹

Fig. 16 3D trajectories in the case of “move” disturbance

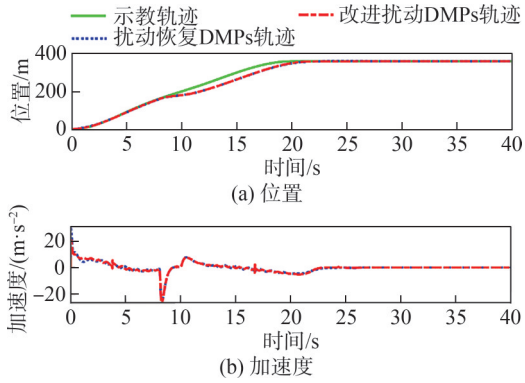


图17 “移动”扰动介入情况下x方向轨迹

Fig. 17 Trajectories in x–direction with “move” disturbance intervention

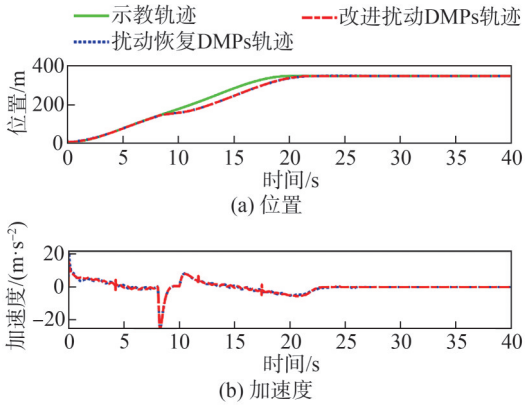


图18 “移动”扰动介入情况下y方向轨迹

Fig. 18 Trajectories in y – direction with “move” disturbance intervention

由图17(a)、18(a)、19(a)可见，在区间[8.0,10.0] s内引入“移动”扰动后，各坐标轴方向上的位置轨迹出现偏移，在扰动结束后逐渐恢复原运动。扰动施加瞬间，位置受扰动产生偏移，对应时刻加速度曲线随即发生突变，如图17(b)、18(b)、19(b)所示。扰动结束后，扰动恢复DMPs和改进扰动DMPs的加速度逐渐恢复至示教轨迹对应的加速度。由于“移动”扰动的干扰偏移主要发生在z轴上，z轴加速度曲线波动显著大于x、y轴，出现幅值相对更大的加速度突变，但该突变幅值仍处于允许范围之内。

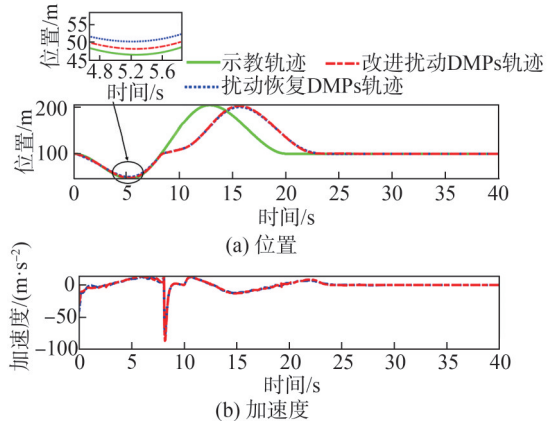


图19 “移动”扰动介入情况下z方向轨迹

Fig. 19 Trajectories in z – direction with “move” disturbance intervention

将扰动恢复DMPs及改进扰动DMPs轨迹与示教轨迹进行对比，得到“移动”扰动下的轨迹误差曲线，如图20和21所示。

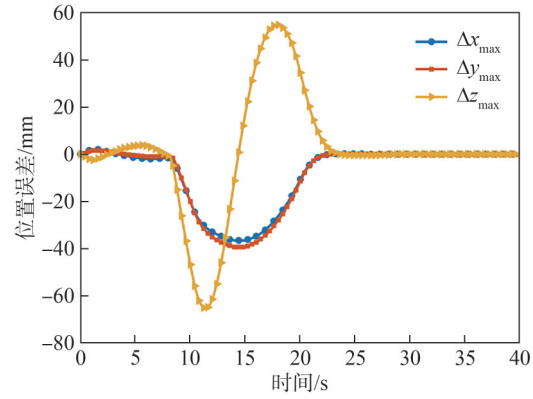


图20 “移动”扰动介入情况下扰动恢复DMPs轨迹误差曲线

Fig. 20 Trajectory error curves of the disturbance recovery DMPs with “move” disturbance intervention

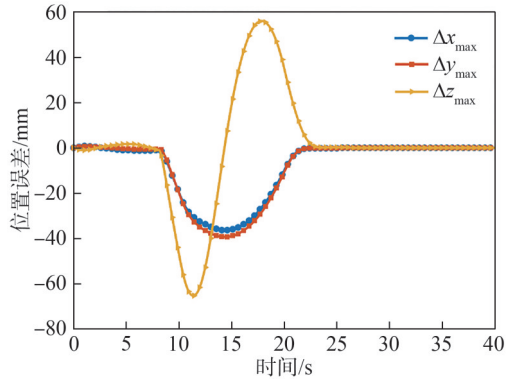


图21 “移动”扰动介入情况下改进扰动DMPs轨迹误差曲线

Fig. 21 Trajectory error curves of the improved disturbance recovery DMPs with “move” disturbance intervention

由图20和21可知，“移动”扰动下的误差曲线变化趋势与“停止”扰动下的轨迹误差趋势类似。在“移动”扰动介入前，扰动恢复DMPs与改进扰动DMPs相对示教轨迹均存在一定区别的位置误差。当“移动”扰

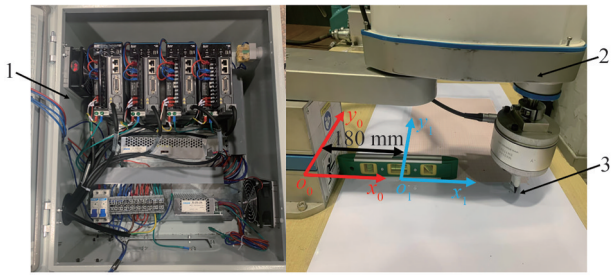
动介入后，扰动恢复 DMPs 及改进扰动 DMPs 轨迹相对示教轨迹发生偏移。随时间的演化，两类方法均可驱动轨迹到达目标位置，x、y、z 方向的误差曲线逐渐收敛到稳定状态。由于扰动介入前的轨迹误差规律与“停止”扰动工况一致，相关定量分析不再重复阐述。

综上所述，在“移动”干扰下的运行改进扰动 DMPs 算法的仿真结果表明，本文所提扰动改进扰动 DMPs 算法，不仅在“移动”扰动介入前能够有效提升轨迹位置精度，而且在扰动介入后，也能够达到适应扰动而恢复学习轨迹运动趋势的效果。

4　试验验证

4.1　轨迹学习试验

搭建所需的机器人试验平台，进行离线示教、无扰动介入情况下的机器人改进扰动 DMPs 方法的试验验证。试验平台如图 22 所示，主要包括电气控制柜、SCARA 机器人和记录运动轨迹的记号笔。试验采用仿真试验中 4 节点样条轨迹，通过将扰动恢复 DMPs 和改进扰动 DMPs 程序同机器人 LABVIEW 控制系统联合进行试验，采集两种学习轨迹的运动数据，并对轨迹数据进行误差分析。



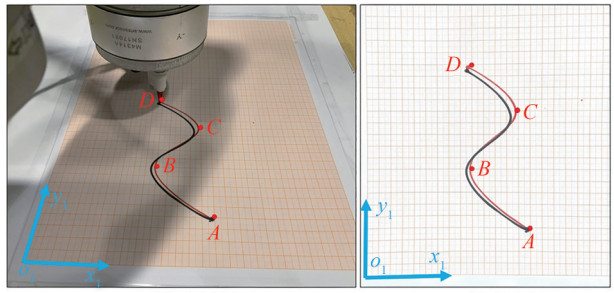
注：1. 电气控制柜；2.SCARA 机器人；3. 记号笔。

图 22　试验平台

Fig. 22　Test platform

在试验平台中进行机器人轨迹绘制，基于水平仪测试桌面平行度良好，机器人基坐标 o_0–$x_0y_0z_0$ 与网格图纸坐标系 o_1–$x_1y_1z_1$ 相互平行，两坐标系 x 轴共线，y 轴平行相距 180 mm，同时记号笔与网格图纸接触良好，保证 z 轴坐标值不变，并记录此时的机器人末端 z 轴坐标位置为 125 mm。离线选取机器人操作空间下四节点样条轨迹，其 4 节点位置作为轨迹学习中型值点位置，如下：A(320,40) mm，B(270,90) mm，C(310,140) mm，D(270,180) mm。轨迹运动顺序依次为 A、B、C、D，运行总时长 t 为 8.0 s，时间步长 Δt 为 0.01 s，参数设置同第 3.1 节。

图 23 为 SCARA 机器人控制系统分别采用扰动恢复 DMPs 和改进扰动 DMPs 方法得到的学习轨迹记录，其中，黑色曲线为扰动恢复 DMPs 算法的学习轨迹，红色曲线为改进扰动 DMPs 算法的学习轨迹。基于试验控制系统采集得到扰动恢复 DMPs 与改进扰动 DMPs 的轨迹数据，将两种算法的轨迹数据与示教轨迹作差，得到的误差曲线如图 24 所示。



(a) 试验场景　　(b) 路径图

图 23　扰动恢复 DMPs 与改进扰动 DMPs 轨迹对比（离线示教）

Fig. 23　Trajectory comparison between the disturbance recovery DMPs and the improved disturbance DMPs (offline teaching)

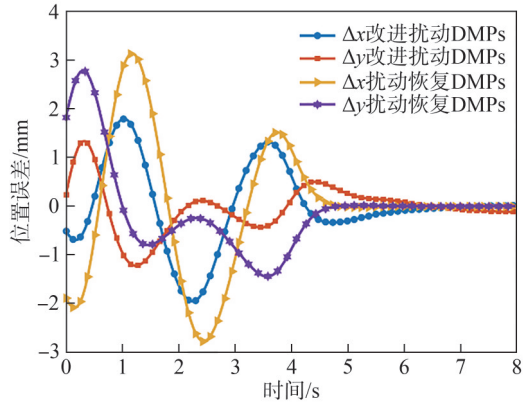


图 24　扰动恢复 DMPs 和扰动改进 DMPs 轨迹误差（离线示教）

Fig. 24　Trajectory errors of the disturbanc recovery DMPs and the improved disturbance recovery DMPs (offline teaching)

在试验过程中，由于机器人在 z 轴方向上的位置保持不变，所以只对 x、y 方向上的轨迹误差进行分析。试验过程中采用了一阶滤波方法改进的转换系统函数，有效降低了机器人初始时刻的一阶跳跃，因此，改进扰动 DMPs 初始时刻的误差小于扰动恢复 DMPs 方法。对比 x 方向上的轨迹误差曲线，扰动恢复 DMPs 轨迹的最大位置误差为 3.138 mm，改进扰动 DMPs 轨迹的最大位置误差为–1.961 mm，轨迹位置精度提高 37.5%；对比 y 方向上的轨迹误差曲线，扰动恢复 DMPs 轨迹最大位置误差为 2.794 mm，改进扰动 DMPs 轨迹最大位置误差是 1.337 mm，轨迹位置精度提高 52.1%。以上数据分析有效验证了所提改进扰动动态运动基元算法在提升学习轨迹位置精度方面的有效性。轨迹的最大误差和计算平均误差如表 3 所示。

此外，机器人在试验运动过程中，各个关节转角及角速度变化曲线分别如图 25 和 26 所示，机器人各个关节转角变化连续平滑，角速度变化曲线波动小，

因此，SCARA 机器人运动过程中末端不会出现较大的冲击，能满足机器人实际运行条件。

表 3 轨迹位置误差数据（离线示教）

Tab. 3 Trajectory position error data (offline teaching)

方向	扰动恢复 DMPs 最大误差/mm	扰动恢复 DMPs 平均误差/mm	改进扰动 DMPs 最大误差/mm	改进扰动 DMPs 平均误差/mm
x	3.138	1.557	−1.961	1.056
y	2.794	0.603	1.337	0.430

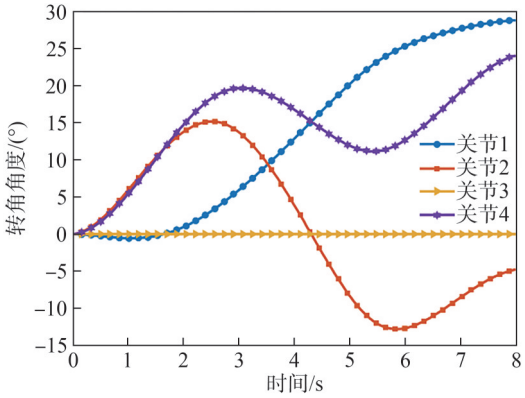


图 25 SCARA 机器人轨迹学习过程中各关节转角变化曲线

Fig. 25 Change curves of rotation angle of each joint of SCARA during the trajectory learning process

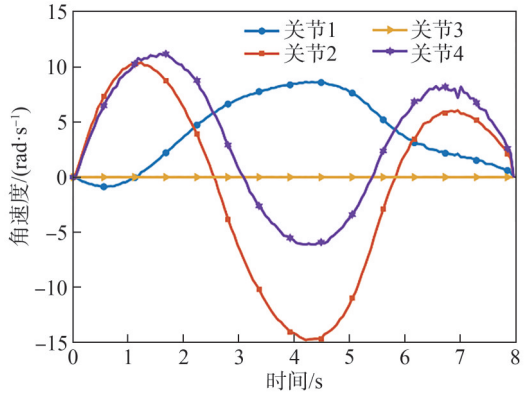


图 26 SCARA 机器人各关节角速度曲线

Fig. 26 Angular velocity curves of each joint of SCARA

4.2 拖动示教应用试验

设计试验对所提改进扰动 DMPs 方法在拖动示教轨迹学习中的有效性进行验证。设定机器人操作空间下的网格图纸坐标系同第 4.1 节，选取网格图纸中的坐标点 A(170,30) mm、B(100,50) mm、C(80,100) mm、D(120,60) mm 作为示教轨迹点。拖动机器人末端的传感器依次经过 A、B、C、D，机器人控制系统记录拖动示教轨迹如图 27 所示。

在拖动示教下进行扰动恢复 DMPs 和改进扰动 DMPs 的轨迹学习对比试验，两种算法学习拖动示教轨迹，并将示教点 A、B、C、D 作为改进扰动 DMPs 学习轨迹的型值点。两种算法参数设置同第 4.1 节，其轨迹记录如图 28 所示。

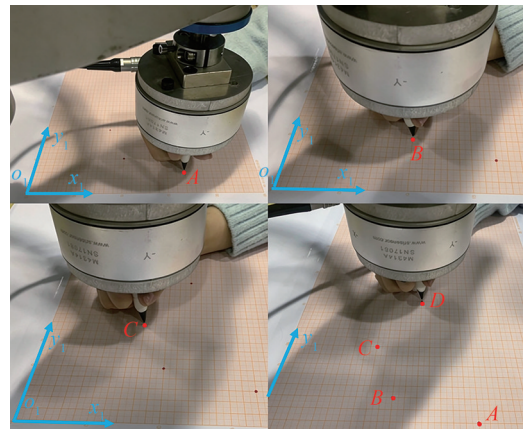
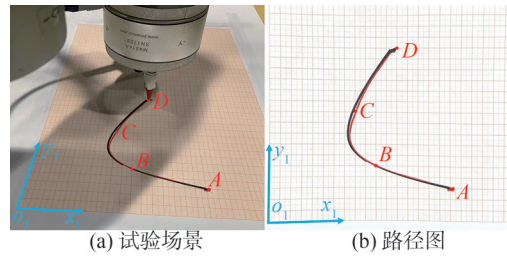


图 27 拖动示教示意图

Fig. 27 Schematic diagram of manual traction teaching



(a) 试验场景 (b) 路径图

图 28 扰动恢复 DMPs 与改进扰动 DMPs 轨迹对比（拖动示教）

Fig. 28 Trajectory comparison between the disturbance recovery DMPs and the improved disturbance DMPs (manual traction teaching)

试验过程中，保持机器人末端 z 轴方向坐标值不变，将两种算法轨迹与拖动示教记录的轨迹进行比较，得到两种算法在 x 和 y 轴方向的轨迹位置误差曲线，如图 29 所示。

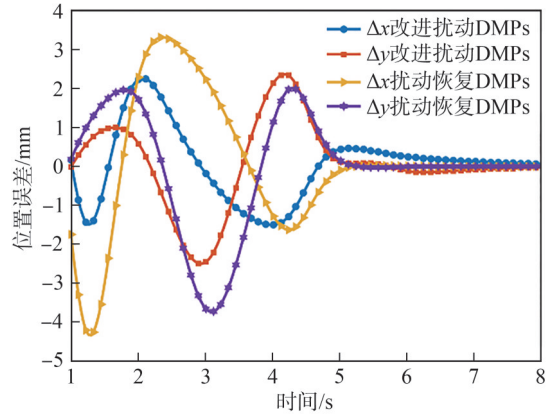


图 29 扰动恢复 DMPs 和改进扰动 DMPs 轨迹误差（拖动示教）

Fig. 29 Trajectory errors of the disturbanc recovery DMPs and the improved disturbance recovery DMPs (manual traction teaching)

对两种算法的轨迹位置误差进行分析，对比 x 方向上的轨迹误差曲线，扰动恢复 DMPs 轨迹最大位置误差为−4.339 mm，改进扰动 DMPs 轨迹最大位置误差

为 2.27 mm，轨迹位置精度提高 47.6%；对比 y 方向上的轨迹误差曲线，扰动恢复 DMPs 轨迹最大位置误差为 −3.739 mm，改进扰动 DMPs 轨迹最大位置误差是 −2.503 mm，轨迹位置精度提高 33.1%。数据显示，即使因学习轨迹及其学习方式的不同，减小误差的程度有所波动，但改进扰动 DMPs 方法仍能达到提升轨迹位置精度的效果。轨迹的最大误差和平均误差数据如表 4 所示。

表 4　轨迹位置误差数据（拖动示教）

Tab. 4　Trajectory position error data (manual traction teaching)

方向	扰动恢复 DMPs 最大误差/mm	扰动恢复 DMPs 平均误差/mm	扰动改进 DMPs 最大误差/mm	扰动改进 DMPs 平均误差/mm
x	−4.339	1.240	2.270	0.811
y	−3.739	1.026	−2.503	0.794

在拖动示教试验中，机器人各个关节转角及角速度变化曲线分别如图 30 和 31 所示，机器人各个关节转角、角速度曲线平滑连续，未出现较大的冲击，满足机器人实际的运行条件。

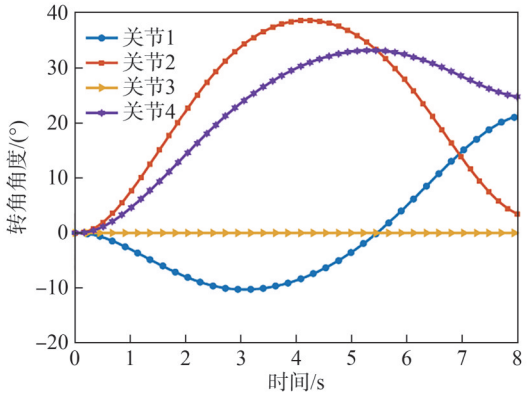


图 30　SCARA 机器人拖动示教过程中各关节转角变化曲线

Fig. 30　Change curves of rotation angle of each joint of SCARA during the manual traction teaching process

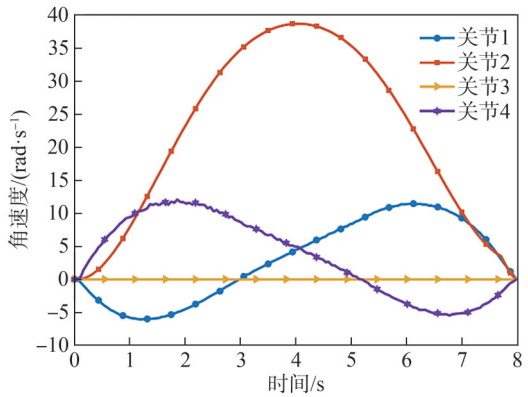


图 31　SCARA 机器人拖动示教过程中各关节角速度变化曲线

Fig. 31　Change curves of angular velocity of each joint of SCARA during the manual traction teaching process

5　结　论

1）在基于扰动恢复动态运动基元算法的基础上，针对机器人在扰动恢复轨迹学习过程中缺少提升轨迹位置精度功能的问题，提出了一种改进型扰动动态运动基元算法。该方法利用吸引力势场函数在示教轨迹虚拟点位置处的吸引力作用，将吸引力势场函数耦合到扰动恢复动态运动基元转换系统函数中；同时，为了避免机器人初始时刻的速度和角速度不连续问题，采用一阶滤波方法对转换系统函数进行改进。

2）仿真试验结果表明，无扰动介入时，所提改进扰动动态运动基元算法能有效提升学习轨迹的位置精度和收敛速度；有扰动介入时，改进扰动动态运动基元算法不仅能实现在轨迹学习过程中的扰动恢复功能，而且能够有效提升学习轨迹的位置精度。

3）SCARA 机器人试验平台的试验结果表明，在离线示教和拖动示教轨迹学习的不同应用场景下，所提改进扰动动态运动基元算法具有良好的通用性，并且相对于扰动动态运动基元算法，能够有效提升学习轨迹的位置精度，保证了机器人轨迹学习过程中关节转角和角速度变化平滑，无冲击，进一步验证了扰动改进动态运动基元算法应用的有效性。

参考文献：

[1] Cherubini A, Passama R, Crosnier A, et al. Collaborative manufacturing with physical human–robot interaction[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2016, 40:1–13.

[2] Saveriano M, Abu–Dakka F J, Kramberger A, et al. Dynamic movement primitives in robotics: A tutorial survey[J]. The International Journal of Robotics Research, 2023, 42(13):1133–1184.

[3] Pignat E, Calinon S. Learning adaptive dressing assistance from human demonstration[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2017, 93:61–75.

[4] Wan Neng, Xu Degang, Ye Huawen. Improved cubic B-spline curve method for path optimization of manipulator obstacle avoidance[C]//Proceedings of the 2018 Chinese Automation Congress (CAC). Xi'an: IEEE, 2018: 1471–1476.

[5] Pham Q C, Nakamura Y. A new trajectory deformation algorithm based on affine transformations[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(4):1054–1063.

[6] Kim W, Lee C, Kim H J. Learning and generalization of dy-

namic movement primitives by hierarchical deep reinforcement learning from demonstration[C]//Proceedings of the 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS).Madrid:IEEE,2018:3117–3123.

[7] Ugur E, Girgin H. Compliant parametric dynamic movement primitives[J].Robotica,2020,38(3):457–474.

[8] Wang Jianfa,Wang Yaonan,Chen Wenrui,et al.6D trajectories planning based on improved dynamic movement primitives[J]. Control Theory & Applications, 2022, 39(5): 809–818.[王健发,王耀南,陈文锐,等.基于改进动态运动基元的 6D 轨迹规划[J].控制理论与应用,2022,39(5): 809–818.]

[9] Cohen Y,Bar–Shira O,Berman S.Motion adaptation based on learning the manifold of task and dynamic movement primitive parameters[J].Robotica,2021,39(7):1299–1315.

[10] Rasines I,Cabanes I,Remazeilles A,et al.Robots adapting to the environment: A review on the fusion of dynamic movement primitives and artificial potential fields[J]. IEEE Access,2024,12:92598–92611.

[11] Ijspeert A J, Nakanishi J, Hoffmann H, et al. Dynamical movement primitives:Learning attractor models for motor behaviors[J].Neural Computation,2013,25(2):328–373.

[12] Karlsson M,Carlson F B,Robertsson A,et al.Two-degree-of-freedom control for trajectory tracking and perturbation recovery during execution of dynamical movement primitives[J].IFAC-PapersOnLine,2017,50(1):1923–1930.

[13] Dahlin A,Karayiannidis Y.Adaptive trajectory generation under velocity constraints using dynamical movement primitives[J].IEEE Control Systems Letters,2020,4(2):438–443.

[14] Ude A, Nemec B, Petrić T, et al. Orientation in Cartesian space dynamic movement primitives[C]//Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA).Hong Kong:IEEE,2014:2997–3004.

[15] Koutras L,Doulgeri Z.A correct formulation for the Orientation Dynamic Movement Primitives for robot control in the Cartesian space[C]//Proceedings of the Conference on Robot Learning.Mountain View City:PMLR,2020,100:293–302.

[16] Wensing P M, Slotine J J. Sparse control for dynamic movement primitives[J]. IFAC-PapersOnLine, 2017, 50(1): 10114–10121.

[17] Ginesi M,Sansonetto N,Fiorini P.Overcoming some drawbacks of dynamic movement primitives[J]. Robotics and Autonomous Systems,2021,144:103844.

[18] Liu Tundong, Zhang Xinyue, Lin Chenying, et al. Robotic arm trajectory learning and obstacle avoidance method based on segmented dynamic movement primitive[J]. Robot,2024,46(3):275–283.[刘暾东,张馨月,林晨滢,等.基于分段动态运动基元的机械臂轨迹学习与避障方法[J].机器人,2024,46(3):275–283.

[19] Yao Feng,Liu Chongde,Wang Yujia,et al.Trajectory learning based on dynamic movement primitives[J]. Robot, 2018,40(4):560–568.[姚峰,刘崇德,王玉甲,等.基于动态运动基元的轨迹学习方法[J].机器人,2018,40(4):560–568.

[20] Kastritsi T,Sidiropoulos A,Doulgeri Z.A pHRI framework for modifying a robot's kinematic behaviour via varying stiffness and dynamical system synchronization[C]//Proceedings of the 2018 26th Mediterranean Conference on Control and Automation(MED).Zadar:IEEE,2018:1–6.

[21] Sidiropoulos A,Papageorgiou D,Doulgeri Z.A novel framework for generalizing dynamic movement primitives under kinematic constraints[J].Autonomous Robots,2023,47 (1):37–50.

[22] Kong Linghuan,He Wei,Chen Wenshi,et al.Dynamic movement primitives based robot skills learning[J].Machine Intelligence Research,2023,20(3):396–407.

[23] Zhang Lei,Fang Zaojun,Wang Juxing,et al.Generalization method of dynamic movement primitives based on weighting of task parameters[J]. China Mechanical Engineering,2022,33(10):1226–1233.[张磊,方灶军,王聚幸,等.基于任务参数加权的动态运动基元泛化方法[J].中国机械工程,2022,33(10):1226–1233.]

[24] Shen Nanyan,Mao Jiawei,Li Jing,et al.Research on trajectory learning and modification method based on improved dynamic movement primitives[J].Robotics and Computer-Integrated Manufacturing,2024,89:102748.

[25] Karlsson M,Robertsson A,Johansson R.Autonomous interpretation of demonstrations for modification of dynamical movement primitives[C]//Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA).Singapore:IEEE,2017:316–321.

[26] Gomez–Gonzalez S,Neumann G,Schölkopf B,et al.Adaptation and robust learning of probabilistic movement

primitives[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2020, 36(2): 366–379.

[27] Liu Handong, Wu Huaiyu, Zheng Xiujuan, et al. Trajectory planning in manipulator with dynamic movement primitives based on dynamic constraints[J]. Journal of Wuhan University of Science and Technology, 2022, 45(6): 455–463.[刘汉东,吴怀宇,郑秀娟,等. 基于动力学约束的动态运动基元机械臂轨迹规划[J]. 武汉科技大学学报,2022, 45(6):455–463.]

[28] Hoffmann H, Pastor P, Park D H, et al. Biologically-inspired dynamical systems for movement generation: Automatic real-time goal adaptation and obstacle avoidance[C]//Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Kobe: IEEE, 2009: 2587–2592.

[29] Lee H, Kim H, Kim H J. Planning and control for collision-free cooperative aerial transportation[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2018, 15(1): 189–201.

Dynamic Motion Primitive Algorithm for Robot Perturbation Recovery Based on the Attractive Potential Field Method

WAN Jun[1,2], *SUN Wei*[1], *WANG Kehong*[2], *WU Hongtao*[3], *ZHANG Xiaoyong*[2*], *XU Jinwei*[1]

(1.School of Automotive and Traffic Engineering, Jiangsu University of Technology, Changzhou 213001, China;
2.School of Materials Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;
3.College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract:

Objective The dynamic motion primitive method for perturbation recovery can effectively handle sudden environmental disturbances during robot trajectory learning, preventing interruptions to the learning process or deviations from the target position. This ensures the smooth execution of the robot's teaching and learning process. It is crucial for studying how robots adapt to environmental disturbances. However, the conventional perturbation recovery dynamic motion primitive method lacks a mechanism for improving trajectory position accuracy when reproducing a teaching trajectory. To address this limitation, in this study, we integrated an attractive potential field function into the perturbation recovery dynamic motion primitive model and proposes an improved dynamic motion primitive-based trajectory learning method for perturbation recovery.

Methods First, based on dynamic motion primitive theory, the perturbation recovery dynamic motion primitive method incorporating an optimized coupling term and a proportional-derivative controller is described. Its effectiveness in handling "stop" and "move" disturbances is evaluated and verified through simulations, and accordingly, a dynamic motion primitive method for perturbation recovery is proposed. Then, based on this theoretical foundation, using a four-node, three-dimensional spline trajectory as the teaching trajectory, several key positions along the trajectory are selected as evaluation points. The potential field energy at each evaluation point in the virtual potential field is represented by a Gaussian kernel function, and the total potential field energy at the evaluation points under the virtual potential field is obtained. The gradient of the attractive potential field function is derived by coupling the dynamic motion element method with the artificial potential field method. Finally, the resulting attractive potential field function is coupled with the transformation system of the perturbation recovery dynamic motion primitive model, and the control system structure of the improved dynamic motion primitive method for perturbation recovery after integrating the attractive potential field function is proposed. At the same time, a first-order filtering method is applied to the coupled transformation function to prevent discontinuities in the robot's linear and angular velocities at the initial time.

Results and Discussions Comparative simulations conducted in MATLAB verify the effectiveness of the proposed improved perturbation recovery dynamic motion primitive method in enhancing trajectory position accuracy of the learning trajectory under three conditions: no disturbance, "stop" disturbance, and "move" disturbance. In the absence of disturbances, the trajectory errors in the *x*-, *y*-, and *z*-directions are reduced from 2.738, 1.968, and 4.297 mm to 1.618, 1.163, and 2.601 mm, respectively. Under "stop" and "move" disturbances, the learned trajectory adapts to sudden environmental disturbances and, once the disturbances are removed, resumes movement toward the target point along its original motion trend, completing the trajectory learning process. The method also achieves comparable improvements in trajectory position accuracy under these disturbance conditions. Moreover, the velocity and acceleration profiles of the learning trajectory in the three simulation cases remain within controllable ranges. A four-degree-of-freedom SCARA robot test platform is then established to evaluate the method experimentally using the robot's LABVIEW-based control system and a MATLAB program. Without disturbance intervention, the maximum trajectory error in the *x*-direction decreases from 3.138 to 1.961 mm, whereas the maximum error in the *y*-direction decreases from 2.794 to 1.337 mm. The average error

of the learning trajectory in the *x*-direction decreases from 1.557 to 1.056 mm, and that in the *y*-direction decreases from 0.603 to 0.430 mm. In addition, the robot's end effector is manually guided, thereby evaluating the proposed method's effectiveness in learning trajectories from manual guidance. The experimental results show that the maximum trajectory error in the *x*-direction decreases from 4.339 to 2.27 mm, whereas that in the *y*-direction decreases from 3.739 to 2.503 mm. The average trajectory error in the *x*-direction decreases from 1.240 to 0.811 mm, whereas that in the *y*-direction decreases from 1.026 to 0.794 mm. During the experiments, the robot's joint angles and angular velocities vary continuously and smoothly, without abrupt changes, indicating that the method satisfies practical application requirements. Overall, the experimental results further demonstrate that the proposed method improves trajectory reproduction accuracy and is effective for learning trajectories demonstrated through manual guidance.

Conclusions The simulation and experimental results demonstrate that the improved dynamic motion primitive method for disturbance recovery effectively enhances trajectory reproduction accuracy during robot perturbation recovery. Compared with the conventional perturbation recovery dynamic motion primitive method, the proposed method offers the following advantages. First, it improves trajectory position accuracy during undisturbed trajectory learning and manual guidance teaching. Second, it retains perturbation recovery capability of the original method under "stop" and "move" disturbances, enabling the robot to adapt to sudden environmental disturbances whereas improving trajectory position accuracy. After the "stop" and "move" disturbances are removed, the robot resumes movement toward the target point along the original trajectory's motion trend, thereby preserving the continuity of the trajectory learning process. In summary, the improved dynamic motion primitive method for perturbation recovery combines adaptive disturbance recovery with improved trajectory reproduction accuracy, addressing a key limitation of the conventional method. These findings provide a basis for further research and practical applications of robots requiring disturbance tolerance and high-precision trajectory tracking.

Key words: robot; dynamic motion primitive; perturbation recovery; attractive potential field function

（编辑　吴芝明）

引用格式: Wan Jun,Sun Wei,Wang Kehong,et al.Dynamic motion primitive algorithm for robot perturbation recovery based on the attractive potential field method[J].Advanced Engineering Sciences,2026,58(6):350–362.[万俊,孙薇,王克鸿,等.基于吸引力势场法的机器人扰动恢复动态运动基元算法[J].工程科学与技术,2026,58(6):350–362.]