

基于优选学习泛化机制的机械臂运动规划方法^①

张思伦^{②*} 吴怀宇^{③*} 陈 洋^{*} 梅 壮^{*}

(* 冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心 武汉 430081)

(** 武汉科技大学机器人与智能系统研究院 武汉 430081)

摘 要 针对传统机械臂运动规划方法存在智能化低和适用性差的问题,本文研究了基于优选学习泛化机制的机械臂运动规划方法。根据动态运动基元(DMPS)、机械臂 D-H 模型和正逆运动学,设计了机械臂示教学习(LFD)运动规划系统。在此基础上依据 DMPS 的学习特性与样本空间的多样性,提出“方位-距离”筛选规则优选样本,并融入运动特征与障碍物的耦合因子实现避障规划。通过 Matlab 进行机械臂优选 LFD 系统建模并仿真分析其可行性与精确性,为了验证系统的适用性,设计并完成障碍物环境下的机械臂避障规划物理实验。本文提出的机械臂运动规划方法在一定程度上赋予了机械臂自主作业的能力,提升了其智能化水平。

关键词 机械臂, 示教学习(LFD), 动态运动基元(DMPS), 样本优选, 避障规划

0 引 言

机械臂作为多输入多输出、高度非线性的复杂系统,因其独特的操作灵活性,广泛应用于电子、轻工、机械制造等领域。机械臂的运动规划,即对于不同的任务需要规划其关节空间的运动轨迹,进而级联构成末端位姿^[1]。由于机械臂的高维度特性,导致其构形空间的拓扑结构发生了根本性变化,进而许多传统的规划方法不再适用,制约了机械臂的发展与应用,因此对其运动规划的研究具有重要的意义与价值。

国内外学者为解决以上规划问题开展了多项研究,常用的机械臂运动规划方法主要有多项式插值法、空间直线法和空间圆弧法等^[2],这些方法对每个目标都要计算运动过程中机械臂的各个姿态,计算量大且智能化低。Lin 等人^[3]通过人体运动对具有类似结构的机器臂实施直接运动控制,规划过程

无需复杂计算但缺少智能性。Kavraki 等人^[4]开发的开源运动规划库(open motion planning library, OMPL)为智能规划算法的开发提供了平台,在 OMPL 中适用于高维的运动规划方法主要有概率路图法(probabilistic road map, PRM)^[5]与快速扩展随机树法(rapidly-exploring random tree, RRT)^[6]等。文献[7]提出一种具有障碍的概率路线图法,该方法对障碍物进行分类并结合 PRM 进行多机械臂运动规划。这些基于采样搜索的方法具有规划速度快、概率完备等优点,但其随机性使得同一任务每次规划的结果都不同,不仅有时无法达到满意的规划效果,更无法预判规划结果,实际使用中适用性差^[8,9]。

近年来,机器学习技术的迅速发展给复杂系统的运动规划带来了曙光^[10],研究者尝试赋予机器人学习认知能力^[11],使其对示范运动进行学习,进而自主完成对新任务的泛化。Argall 等人^[12]对此类示教学习(learning from demonstration, LFD)机器人进

① 国家自然科学基金(61573263),湖北省科技支撑计划(2015BAA018)和国家重点研发计划(2017YFC0806503)资助项目。
② 男,1994 年生,硕士生;研究方向:机械臂,运动规划,机器学习;E-mail: 527675508@qq.com
③ 通信作者,E-mail: wuhy@wust.edu.cn
(收稿日期:2018-10-18)

行了设计与结构分类,并展望了其研究前景。这类具有 LFD 能力的机器人在学习后可快速适应新目标,不仅突破了传统机器人机械学习的低智能模式,还实现了机器人的无编程运动规划。

本文主要进行机械臂 LFD 运动规划方法的研究,以一种三自由度铰接式机械臂为对象,首先建立其 D-H(Denavit-Hartenberg, D-H)模型并推导模型正逆运动学,然后融合动态运动基元(dynamic movement primitives, DMPS)^[13,14]搭建机械臂运动学习泛化系统。随后从 DMPS 的学习特性与样本空间的多样性出发,提出样本优选方案,针对避障规划问题,加入运动特征与障碍物的耦合因子实现避障运动,然后在 Matlab 中仿真分析整个优选 LFD 机械臂系统,最后设计物理实验进行验证。

1 机械臂 D-H 建模与正逆运动学

1.1 三自由度机械臂 D-H 建模与正运动学

机械臂由一系列线性或转动的关节和连杆组成,这种结构决定了机械臂的物理特性。图 1 为 3 个自由度的铰接式机械臂模型示意图。

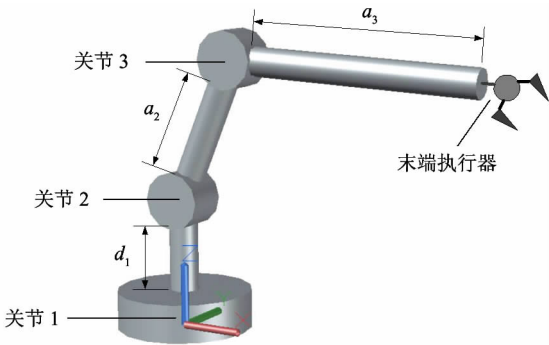


图 1 三连杆铰接式机械臂模型示意图

该模型由 3 个连杆与各自转动关节级联构成,其末端执行器具备空间运动能力,其他多自由度机械臂系统多在此基础上增添自定义姿态关节。

D-H 算法为基于齐次变换的建模方法,描述每个连杆相对于其最近的位置与朝向^[15],其核心是对于每个关节用一个空间坐标系来表示,关节之间的转换用齐次转移矩阵完成^[16]。表 1 为不考虑末端执行器姿态下图 1 机械臂 D-H 建模参数表。

表 1 三自由度铰接式机械臂 D-H 建模参数表

关节	$\theta_i (^{\circ})$	$d_i (\text{m})$	$a_i (\text{m})$	$\alpha_i (^{\circ})$
1	θ_1	d_1	0	α_1
2	θ_2	0	a_2	α_2
3	θ_3	0	a_3	0

表 1 中 θ_i 为坐标系 $(x_{i-1}, y_{i-1}, z_{i-1})$ 沿 z_{i-1} 轴的旋转角度, d_i 为沿 z_{i-1} 轴的平移距离, a_i 为沿 x_{i-1} 轴的平移距离, α_i 为沿 x_{i-1} 轴旋转角度,右乘这 4 个变换的齐次矩阵得到坐标系 $(x_{i-1}, y_{i-1}, z_{i-1})$ 到坐标系 (x_i, y_i, z_i) 的齐次转移矩阵 T_i^{i-1} ^[2]:

$$T_i^{i-1} = A_i = Rot(z, \theta_i) \times Trans(0, 0, d_i) \times Trans(a_i, 0, 0) \times Rot(x, \alpha_i) \tag{1}$$

$$A_i = \begin{bmatrix} C\theta_i & -S\theta_i C\alpha_i & S\theta_i C\alpha_i & a_i C\theta_i \\ S\theta_i & C\theta_i C\alpha_i & -C\theta_i S\alpha_i & a_i S\theta_i \\ 0 & S\alpha_i & C\alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{2}$$

式(2)中 $C = \cos, S = \sin$, 矩阵 A_i 表示所有变换基于当前坐标系,结合表 1 推导模型正运动学转换系统:

$$T_n^0 = T_1^0 T_2^1 T_3^2 \cdots T_n^{n-1} = A_1 A_2 A_3 \cdots A_n, n = 3 \tag{3}$$

式(3)中 T_n^0 为机械臂基座至末端执行器的总变换,给予基座与关节角信息可推算机械臂末端执行器位姿。

1.2 机械臂模型逆运动学分解

模型逆运动学将机械臂末端姿态解算到关节空间,采用几何法,图 1 机械臂模型在末端执行器期望位置 (p_x, p_y, p_z) 下逆解出关节角姿态 $(\theta_1, \theta_2, \theta_3)$ ^[2]:

$$\begin{cases} \theta_1 = a \arctan(p_x, p_x) \\ \theta_2 = a \arctan(p_z - d_1, \sqrt{p_x^2 + p_y^2}) \\ \quad - a \arctan(a_3 S_3, a_2 + a_3 C_3) \\ \theta_3 = a \arctan(S_3, C_3) \\ S_3 = \pm \sqrt{1 - C_3^2} \\ C_3 = \frac{p_x^2 + p_y^2 + (p_z - d_1)^2 - \alpha_2^2 - p_y^2}{2a_2 a_3} \end{cases} \tag{4}$$

2 基于 DMPS 的机械臂空间运动学习泛化模型

2.1 动态运动基元原理

动态运动基元理论的核心是用一系列带有目标点的非线性微分方程来描述物体离散或者有规律的运动。对于单一的一维运动其表示为^[17,18]

$$\tau \dot{v} = K(g - x) - Dv + K(g - x_0)s + Kf \quad (5)$$

$$\tau \dot{x} = v \quad (6)$$

式(5)和式(6)中 τ 为时间伸缩因子, x_0 与 g 分别是系统起点与终点状态, x 与 v 分别为系统当前状态与速度, K, D 为系统常数。

$$f(s) = \frac{\sum_{i=1}^N w_i \psi_i(s)s}{\sum_{i=1}^N \psi_i(s)} \quad (7)$$

$$\psi_i(s) = \exp(-h_i(s - c_i)^2) \quad (8)$$

式(7)中 f 为径向基函数的线性加权和, $\psi_i(s)$ 是径向基核函数, h_i 与 c_i 为基核函数带宽与均值, N 为径向基核函数的个数, w_i 为径向基核函数在线性加权中的权重值。 s 是关于时间 t 的函数, 其动态特性由式(9)的正则系统定义。

$$\tau \dot{s} = -\alpha s \quad (9)$$

这里 α 为预定常数 ($\alpha > 0$), 初始状态 $s(0) = 1$, 在 DMPS 中 s 由初始状态趋向于 0 的过程得到样本的非线性 $f_{demo}(s)$:

$$f_{demo}(s) = \frac{\tau \dot{v} + Dv_{demo}}{K} - (g - x_{demo}) + (f - x_0)s \quad (10)$$

运动学习的过程, 即将式(10)中非线性函数 $f_{demo}(s)$ 逼近于真实样本模型的非线性函数 $f_{target}(s)$, 通过最小二乘收敛误差 J 学习 w_i 的值:

$$J = \sum_s (f_{demo}(s) - f_{target}(s))^2 \quad (11)$$

在 $J = J_{min}$ 时权重值 w_i 即为系统式(10)最佳权重值, 其估计形式如下:

$$f = Tw \quad (12)$$

$$T = \begin{bmatrix} \frac{\psi_1(s_1)}{\sum_{i=1}^N \psi_i(s_1)} s_1 & \cdots & \frac{\psi_N(s_1)}{\sum_{i=1}^N \psi_i(s_1)} s_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\psi_1(s_n)}{\sum_{i=1}^N \psi_i(s_n)} s_n & \cdots & \frac{\psi_N(s_n)}{\sum_{i=1}^N \psi_i(s_n)} s_n \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$w = [w_1 \cdots w_N]^T \quad (14)$$

当给予新目标点 g_{new} 时, 根据最佳权重 w_i 反向拟合出新的运动特征离散序列 ($x_{new}(t)$, $v_{new}(t)$, $\dot{v}_{new}(t)$), 完成运动的泛化。

2.2 基于 DMPS 的机械臂运动规划方法

机械臂末端存在三维空间运动, 运用 DMPS 对其进行运动规划的具体方法如图 2 所示。

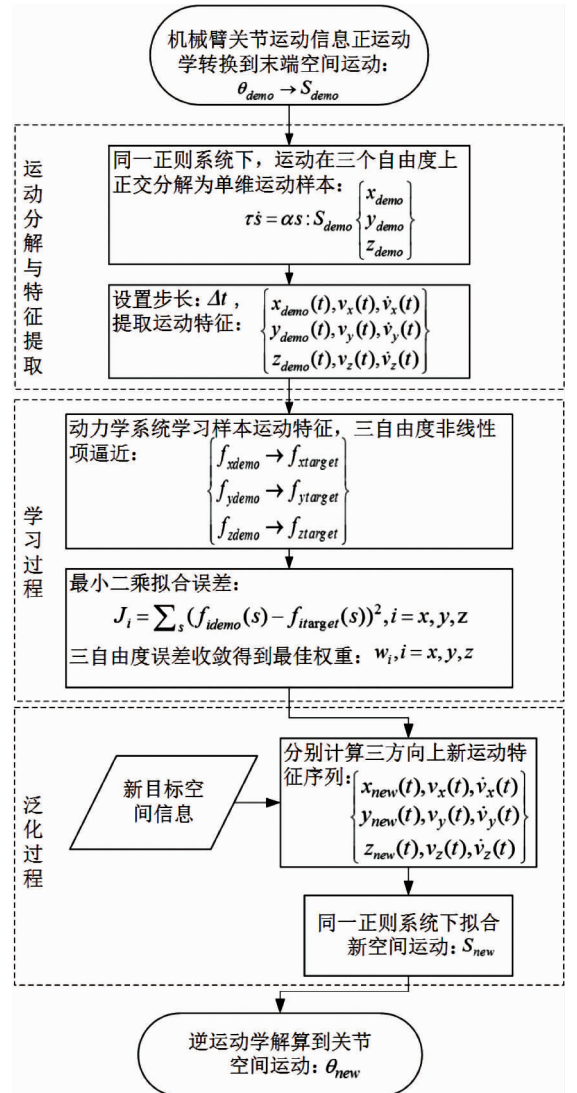


图 2 基于 DMPS 的机械臂运动规划方法流程图

图 2 中先将机械臂的空间运动在同一正则系统下两两正交分解为 x, y, z 3 个方向的一维运动, 正交分解保证了 3 个单维运动间的无耦合性, 使其具有各自的动力学特点^[18]。然后分别依据 3 个单维运动建立其 DMPS 动力学模型, 并在各自模型中学习最佳权重。

随后根据新目标信息泛化出各自维度上的新运动特征, 最后在同一正则系统下规划出对于新目标的运动。在运动分解与拟合的过程中分别共用各自的正则系统, 保持 3 个运动特征在时间和空间上的一致耦合性。

在基于 DMPS 的机械臂运动规划方法中, 机械臂一次完整的作业运动可作为一个学习样本, 机械臂对此样本的学习可进行不同空间目标的自主泛化。但 DMPS 学习特性令泛化结果会继承样本的某些特征如轨迹凹凸性^[19], 所以不同的样本对应各自的泛化结果, 建立多样本运动基元库可提升系统在不同约束下的规划能力与适用性^[20]。

3 学习样本优选与避障规划

3.1 采用“方位-距离”双层筛选规则的样本优选

当运动基元库中存在多样本时, 为达到良好的规划效果, 倾向于选择与目标具有最高相似度的样本作为学习对象^[21]。由于机械臂的规划目标具有空间多样性, 相比于低维的样本空间更难进行有效的划分, 这里将目标在空间中的方位与欧式距离这两种空间属性作为相似度的度量基准, 设计“方位-距离”双层筛选规则对样本进行优选, 第一层样本筛选过程如图 3 所示。

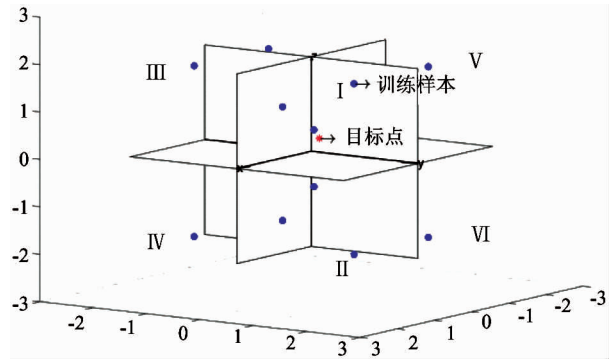


图 3 样本库区域划分示意图

图 3 中首先在起始点处建立笛卡尔坐标系, 依据方位信息将样本库划分为 8 个区域。这里方位指目标点 (x_g, y_g, z_g) 以起始点 (x_s, y_s, z_s) 为坐标原点的相对位置 (x_s^g, y_s^g, z_s^g) , 每个相对位置分别对应于坐标系空间的一个象限, 具体区域划分规则如表 2 所示。

表 2 区域划分规则表

区域	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII
x_s^g	+	+	+	+	-	-	-	-
y_s^g	+	+	-	-	+	+	-	-
z_s^g	+	-	+	-	+	-	+	-

表 2 中“+”、“-”表示数值符号, “0”归为“+”类, 优先选取与目标点在同一区域的样本。若此区域没有样本, 则如图 4 所示直接进行第二层筛选。

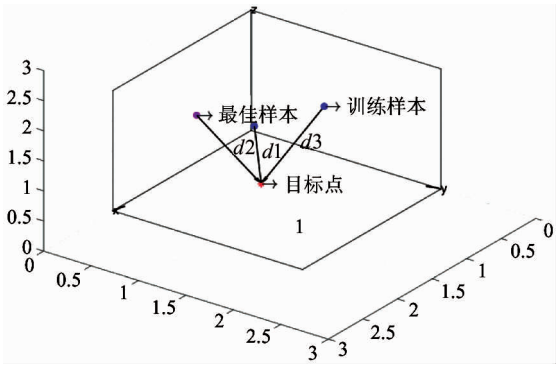


图 4 最佳样本选取示意图

图 4 中将第一层筛选出的所有样本点 (x_i, y_i, z_i) 与目标点 (x_g, y_g, z_g) 匹配, 选取其中与目标欧式距离 d 最小的样本作为最佳学习样本点, 这里 $d_{min} = d_2 < d_3 < d_1$, $d_i (i = 1, 2, 3)$ 计算如式(15)。

$$d_i = \sqrt{(x_g - x_{ii})^2 + (y_g - y_{ii})^2 + (z_g - z_{ii})^2} \tag{15}$$

3.2 避障运动规划

当环境中存在障碍物时, 借鉴人工势场法思想^[22], 在原 DMPS 中加入运动特征与障碍物的耦合项因子 C_t , 拓展为具备避障功能的运动规划系统^[13,23]：

$$\tau \dot{v} = K(g - x) - Dv + K(g - x_0)s + Kf + C_t \quad (16)$$

$$C_t = kR\dot{x}\mu e^{(-\beta\mu)}, t = x, y, z \quad (17)$$

$$\mu = \arccos\left(\frac{(o - x)^T \dot{x}}{\|o - x\| \|\dot{x}\|}\right) \quad (18)$$

式(17)中 t 为自由度, $\dot{x}$ 为对应自由度上的速度向量, 对于机械臂的空间运动具有三自由度运动耦合项 C_x 、 C_y 、 C_z , μ 为速度向量 $\dot{x}$ 与障碍物中心位置 o 和当前位置 x 坐标差向量的夹角, k 与 β 为系统常数, R 为旋转矩阵决定避障方向。

4 实验与分析

在 Matlab 的 Robotic Toolbox 模块上搭建上述

DMPS 学习泛化模型、三自由度机械臂模型及其正逆运动学解算方程。基于本文提出的方法设计机械臂优选 LFD 运动规划系统并仿真分析其可行性, 进而在实物机械臂上进行避障规划实验, 验证其有效性与适用性。

4.1 基于优选学习泛化机制的机械臂运动规划系统仿真

机械臂通过示教运动建立 DMPS 样本库的仿真过程如图 5 所示, 仿真中机械臂模型 D-H 参数为: $d_1 = 0$, $a_2 = a_3 = 0.3$, $\alpha_1 = \pi/2$, $\alpha_2 = -\pi$, 仿真过程共训练 7 组样本构建学习样本库, 每组训练运动时间 $t = 5$ s。

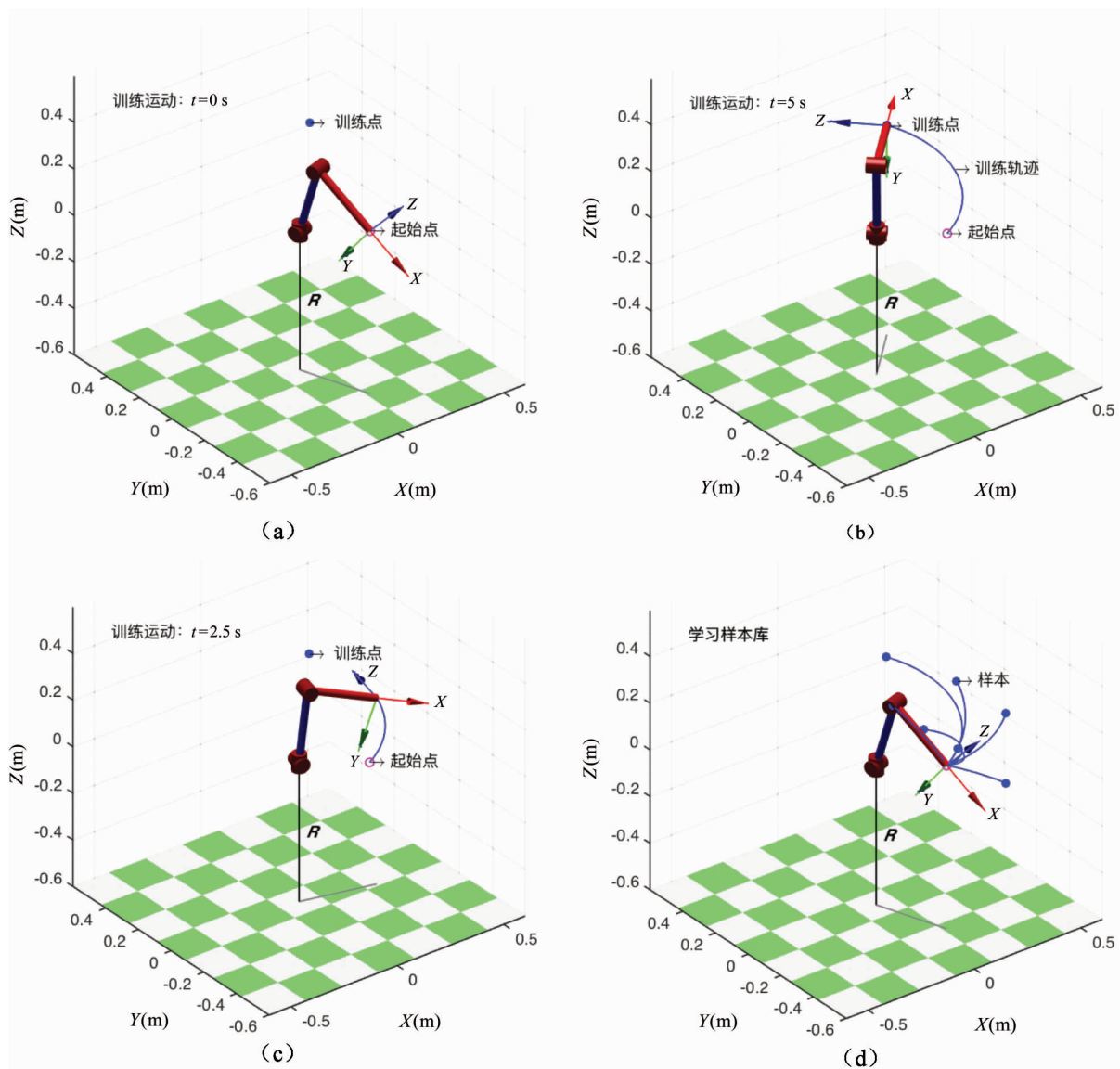


图5 机械臂示教运动与学习样本库搭建示意图

图 5(a)、(b)、(c) 展现了单个样本训练过程, 预设一个空间目标点作为训练目标, 训练机械臂使其末端从起始点运动到训练点, 记录运动过程中各关节的运动信息。接着通过正运动学解算出机械臂末端的运动信息, 将训练目标与对应的运动信息作为一组样本存入 DMPS 样本库。然后如图 5(d) 所

示, 保持机械臂各关节初始位姿不变, 多次改变目标完成训练运动, 构建学习样本库。

样本库搭建完成后设计新空间点作为规划目标进行系统的学习泛化仿真, 仿真过程取运动时间 t 不变即限制泛化运动的时长为 5 s, 系统进行样本优选与学习泛化的仿真过程如图 6 所示。

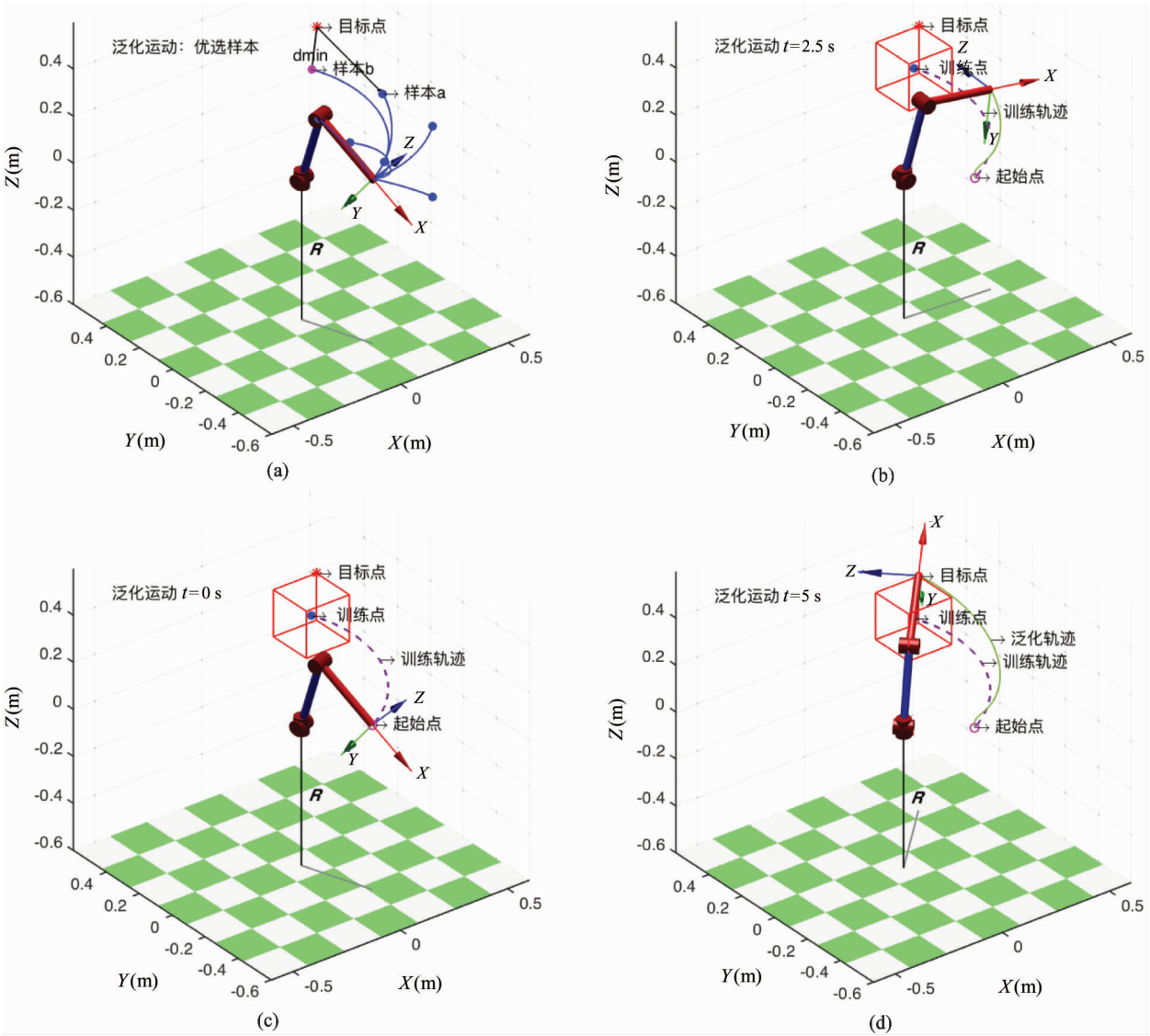


图 6 机械臂优选样本与泛化运动示意图

首先, 如图 6(a) 所示结合目标点信息进行学习样本的优选, 从样本库中选出与目标在同一区域内的训练样本 a 与样本 b, 随后选择距离目标最近的样本 b 为最优学习样本。将样本 b 的运动分解后在各自维度上学习得到非线性项权重值如表 3 所示, 表 3 中 X 、 Y 、 Z 代表维度, $W1 \sim W10$ 代表对应维度

上学习得到的权重值, 每个维度上的动力学系统有 10 个径向基核函数。

结合表 3 中学习的权重序列与目标信息泛化出各自维度上对应于目标的运动特征, 接着在同一正则系统下拟合出新的运动轨迹, 并通过逆运动学解出机械臂各关节运动信息。图 6(b)、(c)、(d) 展示

表 3 三自由度学习回归权重值

	W1	W2	W3	W4	W5	W6	W7	W8	W9	W10
X	1.228	-1.866	-6.272	-10.926	-10.33	0.132	14.192	16.781	0.067	-10.987
Y	22.088	16.125	11.873	6.143	-4.127	-13.645	-14.375	-6.866	4.082	9.025
Z	8.221	5.595	3.746	2.188	-0.111	-3.225	-5.946	-5.469	0.813	4.806

了机械臂通过关节运动信息自主运动到目标的过程。仿真过程中系统三自由度训练与泛化的运动信息如图 7 所示,训练与泛化过程机械臂关节运动信息如图 8 所示。

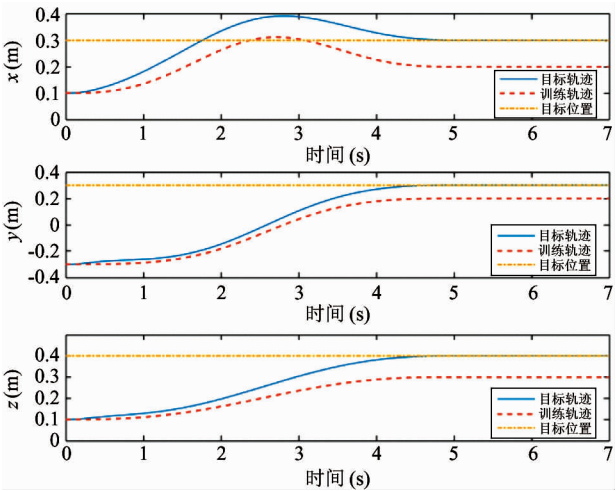


图 7 三自由度训练与泛化运动信息图

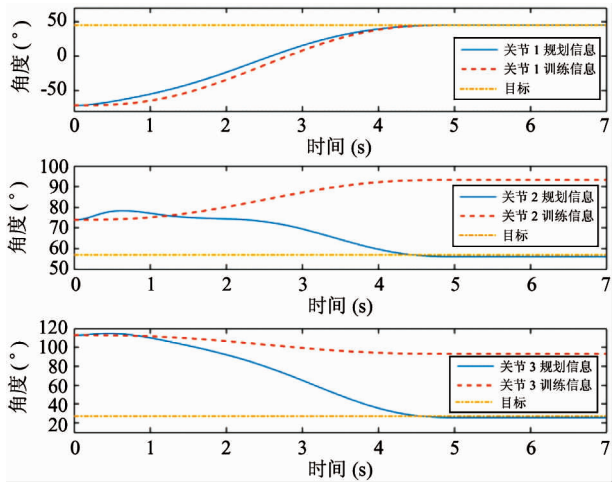


图 8 关节空间训练与泛化运动信息图

结合图 7 与图 8 分析可知,系统不仅在 3 个自由度上都能在 5 s 内平滑且精确地泛化到目标位置并随后保持稳定,还能有效规划出各关节对于目标

的运动,一方面表明了系统具有良好的学习能力与精确的泛化能力,另一方面验证了其可行性。

4.2 机械臂自主泛化避障规划实验

将以上仿真分析的优选 LFD 系统集成于实物机械臂平台,机械臂上位机使用机器人操作系统(robot operating system,ROS)通信,下位机运动控制卡通过 PWM 控制机械臂运动。

如图 9 所示设计无障碍环境下机械臂自主规划运动实验,实验中机械臂末端抓持着一个水杯,设置水杯的起始位置,给予目标信息与 5 s 的运动时长限制,测试机械臂能否自主规划并抓持水杯按时运动到目标位置。

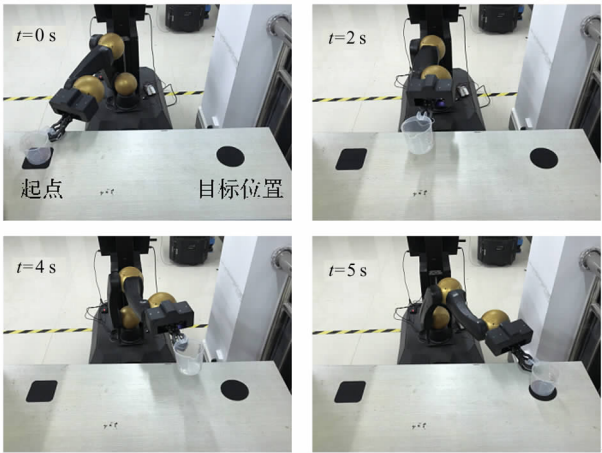


图 9 LFD 机械臂无障碍自主规划运动过程图

由图 9 可知,机械臂在规定时间内能自主规划并将水杯运动到目标位置,验证了规划方法的有效性。

在环境中加入障碍物后重新进行自主规划测试,图 10 展现了机械臂自主避障规划实验过程,实验中选择从 Z 自由度融合对应耦合因子进行避障规划,Z 方向耦合因子与自主规划的避障运动信息如图 11 所示。

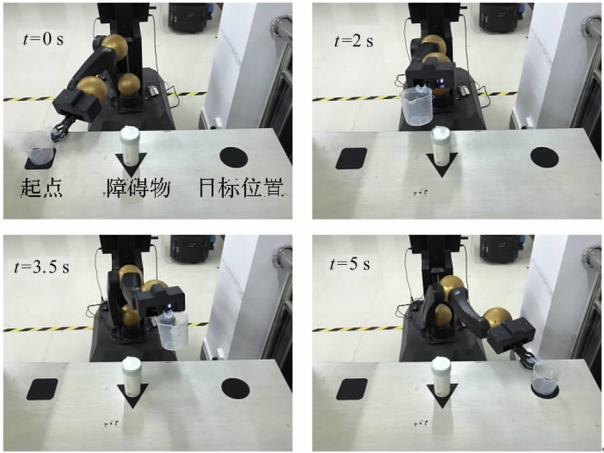


图 10 LFD 机械臂自主避障规划运动过程图

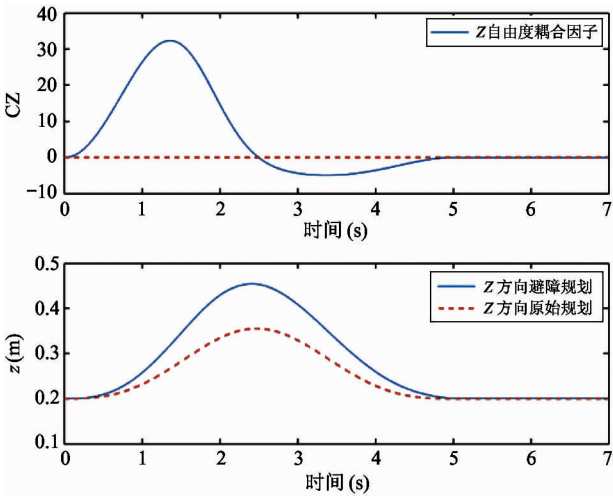


图 11 Z 自由度耦合因子与避障运动信息图

结合图 10 与图 11 分析可知,机械臂避障轨迹平滑且能在避开障碍物的同时按时完成实验任务,表明了系统具有良好的避障规划能力与环境适应性。

5 结 论

本文以一种三自由度机械臂为对象,通过分析其 D-H 模型与正逆运动学,然后以 DMPS 为框架实现机械臂 LFD 功能,同时为增强系统的规划能力设计学习样本优选策略,融入耦合因子建立避障模块提高系统的适用性,最终完成整个基于优选学习泛化机制的机械臂运动规划方法。在此方法基础上设计了优选 LFD 机械臂系统,通过 Matlab 仿真分析了

系统的可行性与泛化精确性,随后将系统集成在实物机械臂平台上进行物理实验,验证了规划方法的有效性 with 适用性。

本文提出规划方法使机器臂能对示教运动进行筛选学习从而自主泛化出对新目标的运动,还能根据障碍物信息自主规划避障轨迹,相比于传统的机械臂运动规划方法更具智能性且具有广泛适用性。此外,此系统还为非专家领域的使用者提供了一种新的机械臂操作方式,即只需做出示范运动就能使机械臂快速作业于各类简单任务。虽然此方法使机械臂具备了一定的自主规划能力,但面对如多目标遍历或往返作业等复杂任务仍无法进行有效规划,这是需要进一步研究的内容。

参考文献

[1] 史先鹏, 刘士荣. 机械臂轨迹跟踪控制研究进展[J]. 控制工程, 2011, 18(1):116-122

[2] Niku S B. Introduction to Robotics[M]. Upper Saddle River: Prentice Hall Professional Technical Reference, 2001. 103-118

[3] Lin H I, Liu Y C, Lin Y H. Intuitive kinematic control of a robot arm via human motion[J]. Procedia Engineering, 2014, 79:411-416

[4] Sucan I A, Moll M, Kavraki L E. The open motion planning library[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2012, 19(4): 72-82

[5] Kavraki L E, Svestka P, Latombe J C, et al. Probabilistic roadmaps for path planning in high-dimensional configuration spaces[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1996, 12(4):566-580

[6] Lavalle S M, Kuffner J J. Randomized kinodynamic planning[C]. In: Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Washington, USA, 2002.473-479

[7] Rodríguez C, Montañó A, Suárez R. Planning manipulation movements of a dual-arm system considering obstacle removing[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2014, 62(12): 1816-1826

[8] Larsen L, Kim J, Kupke M, et al. Automatic path planning of industrial robots comparing sampling-based and computational intelligence methods[J]. Procedia Manufacturing, 2017, 11:241-248

[9] Sucan I A, Kavraki L E. A sampling-based tree planner for systems with complex dynamics[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012,28(1):116-131

- [10] Sharp M, Ak R, Hedberg Jr T. A survey of the advancing use and development of machine learning in smart manufacturing[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2018, 48:170-179
- [11] Lieto A, Bhatt M, Oltramari A, et al. The role of cognitive architectures in general artificial intelligence [J]. *Cognitive Systems Research*, 2018, 48:1-3
- [12] Argall B D, Chernova S, Veloso M, et al. A survey of robot learning from demonstration[J]. *Robotics and autonomous systems*, 2009, 57(5):469-483
- [13] Ijspeert A J, Nakanishi J, Schaal S. Movement imitation with nonlinear dynamical systems in humanoid robots [C]. In: Proceedings of the IEEE International conference on Robotics & Automation, Washington, USA, 2002, 2:1398-1403
- [14] Pastor P, Hoffmann H, Asfour T, et al. Learning and generalization of motor skills by learning from demonstration[C]. In: Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Kobe, Japan, 2009. 763-768
- [15] Fu K S, Gonzalez R C, Lee C S G. Robotics: Control, Sensing, Vision, and Intelligence [M]. New York: McGraw-Hill Book Company, 1987
- [16] Craig J J. Introduction to Robotics: Mechanics and Control[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005
- [17] Ude A, Gams A, Asfour T, et al. Task-specific generalization of discrete and periodic dynamic movement primitives[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2010, 26(5): 800-815
- [18] 陈鹏震, 吴怀宇, 陈洋. 基于动态运动基元的微小型四旋翼无人机路径规划[J]. 高技术通讯, 2016, 26(2):186-194
- [19] Cai J, Luo J, Wang S, et al. Feature selection in machine learning: A new perspective[J]. *Neurocomputing*, 2018, 300: 70-79
- [20] Mei Z, Chen Y, Jiang M, et al. Mobile robots path planning based on dynamic movement primitives library[C]. In: Proceedings of the 2017 36th IEEE Chinese Control Conference, Dalian, China, 2017. 6906-6911
- [21] Liu Z T, Wu M, Cao W H, et al. Speech emotion recognition based on feature selection and extreme learning machine decision tree [J]. *Neurocomputing*, 2018, 273: 271-280
- [22] Sudhakara P, Ganapathy V, Priyadarshini B, et al. Obstacle avoidance and navigation planning of a wheeled mobile robot using amended artificial potential field method [J]. *Procedia Computer Science*, 2018, 133:998-1004
- [23] Ragaglia M. Robot learning from demonstrations: emulation learning in environments with moving obstacles[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2018, 101:45-56

Motion planning method of manipulator based on optimum selecting and learning generalization mechanism

Zhang Silun^{***}, Wu Huaiyu^{***}, Chen Yang^{***}, Mei Zhuang^{***}

(* Engineering Research Center for Metallurgical Automation and Measurement Technology
of Ministry of Education, Wuhan 430081)

(** Institute of Robotics and Intelligent Systems, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081)

Abstract

Aiming at low intelligence and poor applicability of manipulator's traditional motion planning method, a motion planning method for manipulator on optimum selecting and learning generalization mechanism is studied. According to dynamic movement primitives(DMPS), D-H model and forward and inverse kinematics of manipulator, a learning from demonstration(LFD) motion planning system for manipulator is designed. On the basis of the learning behaviors of DMPS and spatial diversity of samples, 'direction-distance' filtering rule is introduced to select optimal sample, and the coupling factors of motion characteristics and obstacles is integrated to achieve obstacle avoidance planning. By modeling and simulating in Matlab, the feasibility and accuracy of the manipulator LFD system is analyzed, then the physical experiment for obstacle avoidance planning of manipulator in obstacle environment is designed and completed to test system applicability. In this article, the manipulator motion planning method endows the manipulator with the ability to operate independently, and improves its intelligence level.

Key words: manipulator, learning from demonstration(LFD), dynamic movement primitives(DMPS), optimum selecting of samples, obstacle avoidance planning