

# 面向任务约束的可重构机械臂最优构形设计

吴 勇 杜艳丽

( 北华大学电气信息工程学院 吉林 吉林 132021)

**摘要:** 为解决受限可重构机械臂在完成任务时的最优构形确定问题,提出一种基于自适应粗粒度并行遗传算法( adaptive coarse parallel genetic algorithms, ACPGA) 的构形确定方法: 以关节模块和连杆模块的加权和为目标函数,在满足可达性、关节转角限制和避免构形奇异的约束条件下,综合考虑模块数量和连接方位,确定可重构机械臂在受限空间内完成任务的最优构形.通过实例验证了该构形方法的有效性.

**关键词:** 可重构机械臂; 模块划分; 构形优化; 自适应粗粒度并行遗传算法

**中图分类号:** TP241

**文献标志码:** A

**【引用格式】**吴勇,杜艳丽.面向任务约束的可重构机械臂最优构形设计[J].北华大学学报( 自然科学版),2017,18( 6): 808-814.

## Design of Optimal Configuration for Reconfigurable Manipulator with Task Constraint

Wu Yong ,Du Yanli

( College of Electrical Information Engineering ,Beihua University ,Jilin 132021 ,China)

**Abstract:** In order to solve the optimal configuration of task requirements for the constraint reconfigurable manipulator ,an adaptive coarse parallel genetic algorithm was introduced for the optimization of reconfigurable manipulator configurations. A weighted sum of the numbers of different types of modules was chosen as the objective function. The reachability ,joint angle availability and singular configuration were defined as constraint conditions ,and considering the number of modules and the connection orientation ,an adaptive coarse grained parallel genetic algorithm was employed to search for the optimal configuration of the reconfigurable manipulator in constraint space. The effectiveness of the proposed approach is demonstrated by an example.

**Key words:** reconfigurable manipulator; module partition; configuration optimization; adaptive coarse parallel genetic algorithms

模块是可重构机械臂的基本组成单元,不同的模块数量及模块间的连接方式可构成多种构形,准确表达不同构形并从中筛选出最优装配构形去完成任务是可重构机械臂的一个重要研究领域. Guilin Yang 等<sup>[1]</sup>采用 AIM 去描述模块化机器人的装配构形. 基于最小自由度原则,利用 GA 算法去搜索能完成任务的最优构形; 魏延辉等<sup>[2]</sup>采用遗传算法和迭代算法分两级搜索对机器人构形组合进行优化设计,其中遗传算法对机器人构形进行进化设计,采用迭代算法求解运动学逆解; Harry Valsamos 等<sup>[3]</sup>提出一种基于空间工作点的可操作最优构形方法,通过设置虚拟关节变量找到不同自由度机械臂的最优构形; Zan Mi 等<sup>[4]</sup>提出一种可重构机械臂构形的协调方法,基于信息驱动理论将信息估计作为适应性函数来改进系统; David Blan 等<sup>[5]</sup>基于平面图和关联矩阵表示一组连接模块的拓扑结构,从该拓扑结构中可得到连接方位

收稿日期: 2017-09-06

基金项目: 吉林省教育厅科学技术研究项目( 2015135) .

作者简介: 吴 勇( 1979-) ,女,硕士,讲师,主要从事运动控制研究, E-mail: 1026252743@ qq.com; 通信作者: 杜艳丽( 1980-) ,女,博士,副教授,主要从事机器人控制研究, E-mail: 55034307@ qq.com.

等信息,提出了一种改进的硬件方位检测系统去检测两个接口的连接方位;Saber等<sup>[6]</sup>针对构形优化问题,提出了一种多重策略算法,每一重策略都应用多重搜索算子.该策略可视为带有自适应构形的EA,其中第1级决定使用何种算法,第2级决定使用何种算子.以上研究成果多采用GA算法去求解最优构形,使用迭代算法或数值解法求解机械臂的逆运动学解.为更好地表达可重构机械臂的构形并提高最优构形的搜索速度,本文根据可重构机械臂的功能特点、模块划分的基本原则划分基本模块;基于连接模块数目、类型和连接方位设计构形表达矩阵,在此基础上采用ACPGA对受限空间内完成力和位置跟踪任务的可重构机械臂进行构形优化;采用改进的PSO进行逆运动学求解,验证构形是否满足约束条件.

## 1 可重构机械臂模块的划分

为实现可重构机械臂系统的功能,在划分模块时通常应符合以下基本原则<sup>[7]</sup>:1) 模块单元在运动学和动力学性能以及驱动能力等方面应具有相对独立性;2) 在满足任务要求的情况下,应尽量减少模块的种类及数目,降低系统的复杂程度;3) 每个模块与其他模块之间的连接应尽可能简单.

根据可重构机械臂的功能要求和上述原则,本文将机械臂划分成以下3大类(共6种模块),包括运动模块:转动模块、摆动模块;连杆模块:基座连杆、普通连杆和拐角连杆;末端工具模块:抓取或焊接模块.各模块机械结构见图1.

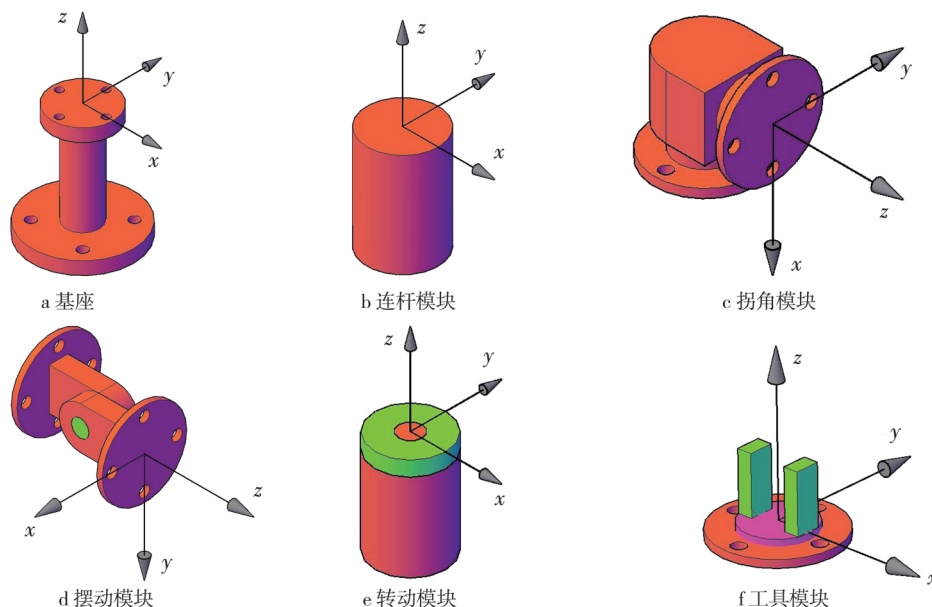


图1 可重构机械臂模块  
Fig.1 Reconfigurable manipulator modules

## 2 装配构形表达

为了描述不同机械臂构形,本文采用改进的装配关联矩阵 AIM(Assembly Incidence Matrix).首先,附加1行元素来表示每个模块的类型,并用模块连接时的方向标识去替代 IM(Incidence Matrix)中的非零数值1.其中,方向标识用来确定相连接两个基本模块的连接位姿.

根据可重构机械臂模块的划分,模块集合  $L = \{L_b, L_r, L_s, L_l, L_t\}$ ,其中  $L_b, L_r, L_s, L_l, L_t$  分别代表基座、转动、摆动、连杆和工具模块,所以 AIM的第1行元素包括5种取值.式(1)为改进 AIM的一个实例,对应的可重构机械臂构形见图2.

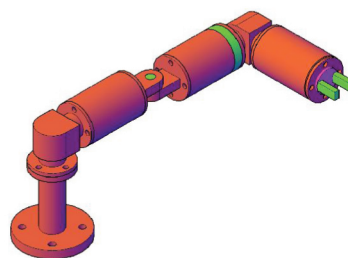


图2 可重构机械臂构形  
Fig.2 Reconfigurable manipulator configuration

$$A = \begin{bmatrix} L_b & L_l & L_s & L_r & L_l & L_t \\ 0 & +x & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & z & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & z & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & +x & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & z \end{bmatrix}. \quad (1)$$

### 3 构形评价标准

建立构形的评价标准是构形优化的前提,它是通过优化模型来实现的.该优化模型包括设计参数、目标函数和约束条件3部分.

#### 3.1 任务描述

本文要求可重构机械臂的末端执行器在受限空间内跟踪期望的位置和力.可把该任务看作是机械臂跟踪路径上的一系列离散点,末端执行器要完成的任务可通过工作位置点的集合  $W_p = \{x, y, z\} \in \mathbb{R}^3$  来描述.

#### 3.2 设计参数

决定可重构机械臂构形的主要参数:机械臂模块的数量  $N$ ,模块的类型  $L(L = \{L_b, L_r, L_s, L_l, L_t\})$ ,模块之间连接的方向标识  $P$ .这3个参数能唯一确定机械臂的一个构形,所以可重构机械臂的设计参数为  $\{N, L, P\}$ .

#### 3.3 目标函数

在权衡所有可行的性能指标后,可选择其中1个最重要的性能指标作为目标函数,或是将几个构形侧重的性能指标以加权求和的方式形成目标函数.为提升可重构机械臂的承载能力,提高机械臂性能,本文将转动模块、摆动模块和连杆模块的加权和作为目标函数  $F$ ,即

$$F = k_r \times N_r + k_s \times N_s + k_l \times N_l,$$

其中:  $N_r$ ,  $N_s$  和  $N_l$  分别为转动模块、摆动模块和连杆模块的数目;  $k_r$ ,  $k_s$  和  $k_l$  分别为转动模块、摆动模块和连杆模块的权重值,该目标函数值越小越好.当希望可重构机械臂自由度最小时(即转动模块和摆动模块的数目最小),应设  $k_r$  和  $k_s$  要大于  $k_l$ ; 当希望转动模块数多于摆动模块数时,可设  $k_r < k_s$  [8].

在以下自适应粗粒度并行遗传算法(Adaptive coarse parallel genetic algorithms, ACPGA)中,取  $F$  的倒数作为其适应度函数,即

$$V = 1/F. \quad (2)$$

#### 3.4 约束条件

目标函数中未使用的性能指标可用作约束条件.本文使用的约束条件:

1) 可达性.由于可重构机械臂末端执行器的任务可看作是一系列的位置离散点,所以可达性用于判断机械臂在各关节转角范围内是否能遍历所有位置点,即其工作空间是否包含所有位置点.本文采用机械臂在各位置点是否存在逆运动学解来判断机械臂可达性.如果机械臂所有的位置点都能找到逆运动学解,且在关节转角范围约束内,则认为其满足任务可达性.利用改进的 PSO 算法去求解可重构机械臂的逆运动学解.

2) 关节转角范围.由于受机械结构和关节驱动能力等因素的影响,机械臂各关节的关节转角是有一定约束范围的.关节转角范围的约束定义为

$$q_{\min} \leq q_i \leq q_{\max},$$

其中:  $q_i$  为可重构机械臂的逆运动学解;  $q_{\min}$  和  $q_{\max}$  分别为关节转角的下限和上限.可重构机械臂的逆运动学解须同时满足该约束条件和可达性约束.

3) 可操作性.当前构形的机械臂末端操作器到达任意一个任务点时,通过可操作性检测确定其位姿是否处于奇异位形.可操作性约束定义为

$$M = \frac{s_{\min}}{s_{\max}} \geq e,$$

其中:  $M$  的取值范围为  $(0, 1)$ ;  $s_{\min}$  和  $s_{\max}$  分别为机械臂雅可比矩阵的最小和最大奇异值;  $e$  是为了避免奇异而定义的可操作性的下限, 通常取很小的值. 如当前构形的可重构机械臂  $M$  值大等于  $e$ , 则认为该构形满足可操作性约束.

## 4 构形优化

构形优化实际上是一类搜索问题, 即在满足目标函数和约束条件下寻找机械臂的最优构形去完成任务. 但是随着自由度及其系统中基本模块类型数目的增加, 加上复杂的评价指标使得可重构机械臂构形优化问题很难用传统的优化方法来解决. 自适应粗粒度并行遗传算法<sup>[9-12]</sup> 具有高速并行性, 可避免早熟收敛的优点, 所以本文采用此方法来解决构形优化问题.

步骤 1: 编码. 采用改进的关联矩阵对可重构机械臂进行编码, 便于后续操作.

步骤 2: 初始化. 随机产生  $N$  个个体作为初始种群, 并将初始种群划分为  $P$  个子群体. 设置最大进化代数  $G$ 、子种群间的迁移间隔  $S$  并设置迁移个数  $R$ .

步骤 3: 适应度函数值计算. 在每一个迁移间隔内, 针对各子种群中的每一个个体, 按式(2) 计算适应度值.

步骤 4: 轮盘赌选择. 从各子种群父代中选择出适应度高的个体. 个体适应度越高被选中的概率越大, 越低被选中的概率越小.

步骤 5: 交叉. 为克服固定交叉概率的不足, 在每一个子种群中采用自适应交叉概率, 见式(3).

$$\begin{cases} p_c = p_{c2} + (p_{c1} - p_{c2}) \sin\left(\frac{f_i - f_{av}}{f_{\max} - f_{av}} \cdot \frac{\pi}{2}\right), & f_i \geq f_{av}, \\ p_c = p_{c1}, & f_i < f_{av}, \end{cases} \quad (3)$$

其中:  $p_{c1}$ 、 $p_{c2}$  分别为最大交叉率和最小交叉率;  $f_{av}$  为子种群的平均适应度值.

由于本文关联矩阵的列既涉及模块类型又涉及连接方位, 所以交叉操作针对关联矩阵中的列进行, 可交换两个矩阵中的 1 列或几列. 交叉操作实例见图 3.

a 交叉操作前的关联矩阵

b 交叉操作后的关联矩阵

图3 关联矩阵的交叉操作

Fig.3 The cross operation of incidence matrix

步骤 6: 变异. 在每一个子种群中采用自适应变异概率, 可以维持种群多样性, 避免过早陷入局部最优

解,见式(4).

$$\begin{cases} p_m = p_{m2} + (p_{m1} - p_{m2}) \sin\left(\frac{f_i - f_{av}}{f_{\max} - f_{av}} \cdot \frac{\pi}{2}\right), & f_i \geq f_{av}, \\ p_m = p_{m1}, & f_i < f_{av}, \end{cases} \quad (4)$$

其中:  $p_{m1}$ 、 $p_{m2}$  分别为最大变异率和最小变异率.

变异操作分为模块类型和连接方位的变异,分别用变异概率  $pm$  和  $pl$  来控制.变异操作实例见图4.

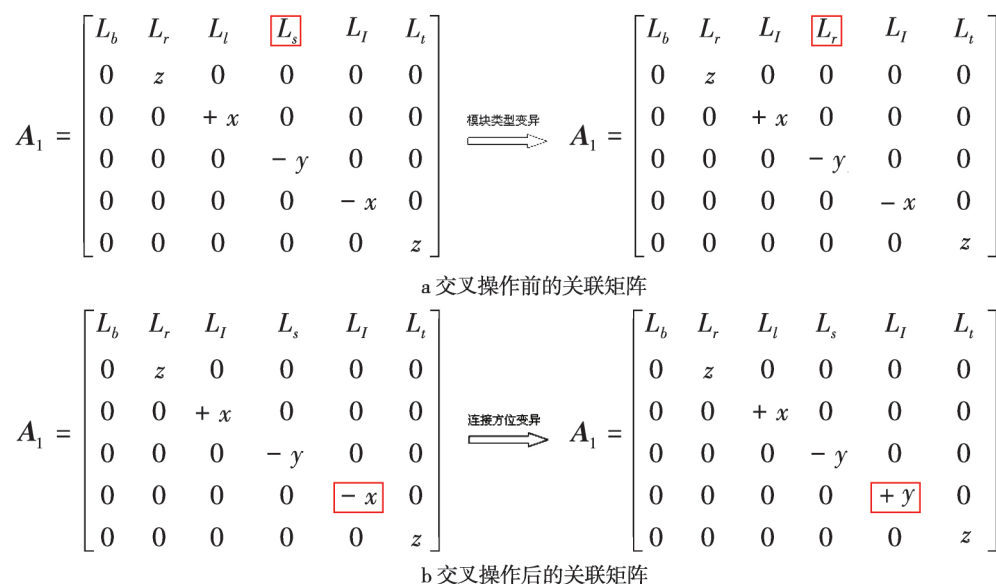


图4 关联矩阵的变异操作

Fig.4 The mutation operation of incidence matrix

步骤7:精英保留.为防止优秀个体在进入下一代的进化中丢失,在每一个子种群中保留每一代适应度值最大的1个个体.同时,从交叉、变异操作后产生的子种群中选出适应度值最大的个体,将其与父种群中适应度值最大的个体进行比较.若其值大于父种群中最优个体的适应度值,则子种群继续执行进化操作;若其值小于父种群中最优个体的适应度值,则用父种群中的最优个体替换子种群中的最差个体,子种群继续进行遗传操作.

步骤8:迁移.每当进化代数到迁移间隔  $S$  时,各子种群间进行优秀个体交换.子种群间的连接方式采用环形连接结构.每一个子种群发送最好的  $R$  个个体给相邻子种群,并接收其他子种群的  $R$  个最优个体来替代自身的最差个体.

## 5 改进 PSO 求解逆运动学解

在验证构形是否满足约束条件时,采用改进的 PSO 进行逆运动学求解:

- 1) 对粒子群粒子进行位置和速度的初始化,对粒子群的规模(惯性权重  $w$ 、加速度系数  $c_1$  及  $c_2$ 、最大进化代数  $\max gen$  等)进行初始化.
- 2) 根据目标函数计算各个粒子的适应度值.
- 3) 将各个粒子的适应度值与其本身所经历过的最好位置的适应度值进行比较,若较好,则更新当前最好位置.
- 4) 将各个粒子的适应度值与全局所经历过的最好位置的适应度值进行比较,若较好,则更新当前全局最好位置.
- 5) 更新各个粒子的位置和速度.

设置惯性权重  $w$  的最大值为  $w_{\max}$  ( $w_{\max}$  的范围一般在  $[0.8, 1.4]$ ),  $w$  的最小值为  $w_{\min}$  ( $w_{\min}$  的范围一般在  $[0.35, 0.5]$ ),允许速度最大值为  $V_{\max}$ ,按下式计算  $w$ ,其中  $gen$  为当前进化代数.

$$w = w_{\max} - gen \cdot \frac{w_{\max} - w_{\min}}{\max(gen)}.$$

已知当前代时第  $i$  个个体的最好位置为  $X_{pbest}$  粒子群中最优粒子的位置为  $X_{gbest}$  ,当前第  $i$  个个体的位置为  $X_i$  ,按下式更新各个粒子的速度和位置:

$$V_i(gen + 1) = w \cdot V_i(gen) + c_1 \cdot \text{rand}() \cdot (X_{pbest} - X_i) + c_2 \cdot \text{rand}() \cdot (X_{gbest} - X_i)$$

$$\text{If } |V_i| > V_{\max}, V_i = \text{rand}()$$

$$X_i(gen + 1) = X_i(gen) + V_i(gen + 1)$$

6) 如达到较好的适应度值或预设最大进化代数,训练结束,输出训练结果,否则返回步骤 2) 继续搜索.

## 6 实例验证

通过一个具体的构形设计来验证上述最优构形设计方法的有效性. 关节转角限制范围为  $-\frac{3}{4}\pi \leq q_i \leq \frac{3}{4}\pi$ . 末端执行器的任务为  $x_d = (\sin t) \text{ dm}$   $y_d = (\cos t) \text{ dm}$   $f_d = (40\sin t) \text{ N}$  ,采样周期为 0.01 s. 各遗传参数取  $N = 30$   $P = 3$   $G = 50$  ,允许最大模块数为 6  $S = 10$   $R = 2$   $p_{c1} = 0.8$   $p_{c2} = 0.3$   $p_{m1} = 0.2$   $p_{m2} = 0.05$   $k_l = 0.1$   $k_r = 0.5$   $k_s = 0.5$ . 搜索出的最优构形见图 5 ,利用所设计的构形优化方法,得到其最优构形的关联矩阵为

$$A = \begin{bmatrix} L_b & L_r & L_l & L_s & L_l & L_l \\ 0 & z & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & +x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -x & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & z \end{bmatrix}.$$

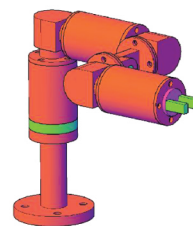


图 5 最优构形

Fig.5 Optimal configuration

各子种群最大适应度函数曲线和平均适应度函数曲线见图 6 ,可重构机械臂的末端位置及接触力仿真曲线见图 7. 通过仿真结果可以看出,运行一段时间后,末端位置及接触力均能跟踪给定值,证明了所述最优构形设计方法的有效性.

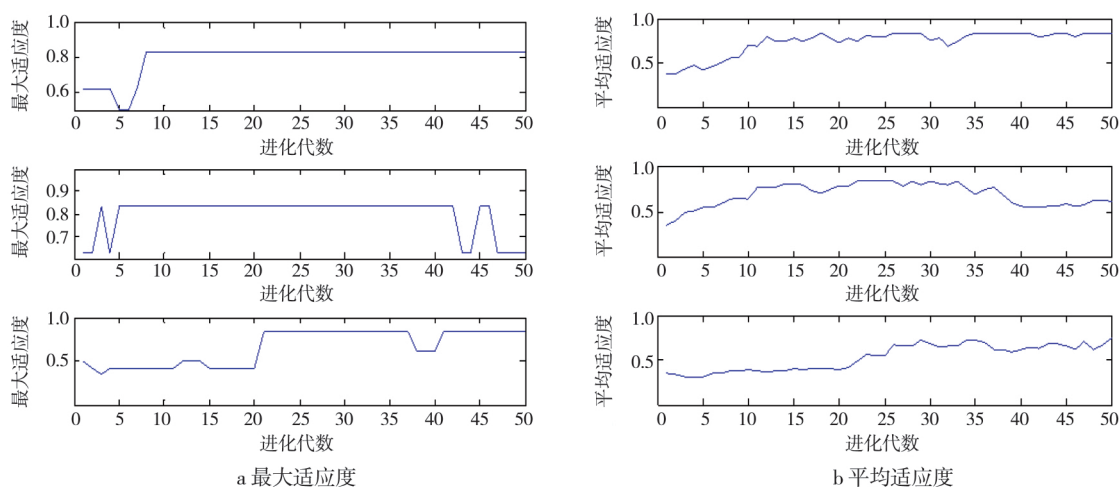


图 6 最大适应度函数曲线和平均适应度函数曲线

Fig.6 Maximum fitness function curve and mean fitness function curve



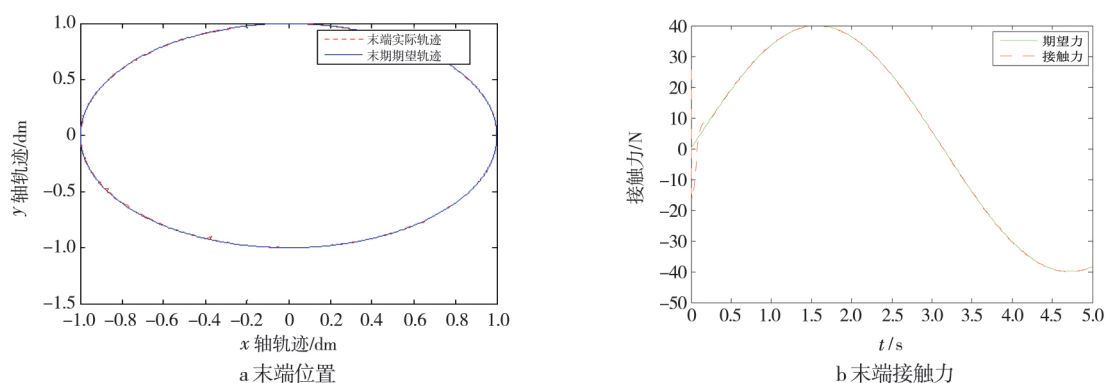


图 7 可重构机械臂的末端位置及接触力仿真曲线

Fig.7 Simulation curves of the end position and contact force of reconfigurable manipulator

## 7 小 结

本文利用改进的 AIM 对可重构机械臂进行构形表达,基于关联矩阵设计了 3 种遗传操作算子,应用 ACPGA 对可重构机械臂进行构形优化设计,在验证构形是否满足约束条件时,采用改进 PSO 求解可重构机械臂的逆运动学解,通过具体实例证明了 ACPGA 能够搜索出满足工作任务要求的最优构形,所提出的方法在满足任务要求的前提下,通过 ACPGA 搜索到了模块数最少的最优构形,具有一定的实用价值。

### 参考文献:

- [1] Guilin Yang, J-Ming Chen. Task-based optimization of modular robot configurations: minimized degree of freedom approach [J]. Mechanism and Machine Theory, 2000, 35(12): 517-540.
- [2] 魏延辉, 赵杰, 蔡鹤皋. 基于任务的可重构模块机器人构形确定方法 [J]. 机械工程学报, 2006, 42(增刊): 93-97.
- [3] Harry Valsamos, Nikos Aspragathos. Determination of anatomy and configuration of a reconfigurable manipulator for the optimal manipulability [C]//ASME/IFTOMM International Conference on Reconfigurable Mechanisms and Robots, 2009: 505-511.
- [4] Zan Mi, Jingzhou (James) Yang, Joo H Kim. Determining the initial configuration of uninterrupted redundant manipulator trajectories in a manufacturing environment [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2011, 27(6): 22-32.
- [5] David Blanc, Nir Shvalb. Generic singular configurations of linkages [J]. Topology and Its Applications, 2012, 159(20): 877-890.
- [6] Saber M Elsayed, Ruhul A Sarker, Daryl L Essam. Adaptive configuration of evolutionary algorithms for constrained optimization [J]. Applied Mathematics and Computation, 2013, 222(45): 680-711.
- [7] Petr Pospichal, Jiri Jaros, Josef Schwarz. Parallel genetic algorithm on the CUDA architecture [J]. Applications of Evolutionary Computation Lecture Notes in Computer Science, 2010, 6024(6): 442-451.
- [8] José Fernando Gonçalves, Mauricio G C Resende. A parallel multi-population biased random-key genetic algorithm for a container loading problem [J]. Computers & Operations Research, 2012, 39(2): 179-190.
- [9] Junliang Hea, Daofang Changb, Weijian Mic. A hybrid parallel genetic algorithm for yard crane Scheduling [J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2010, 46(1): 136-155.
- [10] José Fernando Gonçalves, Mauricio G C Resende. A parallel multi-population genetic algorithm for a constrained two-dimensional orthogonal packing problem [J]. Journal of Combinatorial Optimization, 2011, 22(2): 180-201.
- [11] 肖会芹, 何勇, 吴敏, 等. 基于 T-S 模糊模型的网络控制系统非脆弱  $H_\infty$  跟踪控制 [J]. 控制与决策, 2015, 30(1): 110-116.
- [12] 夏慧, 陈庆伟. 小型无人直升机非脆弱鲁棒  $H_\infty$  控制器设计方法研究 [J]. 南京理工大学学报, 2015, 39(3): 272-279.

【责任编辑: 郭 伟】