

基于灰狼优化算法的模块化机器人拓扑优化方法

刘玖庆¹, 陈 钢¹, 费军廷¹, 余龙畅¹, 闫 英¹, 刘育强², 刘华伟²

(1. 北京邮电大学智能工程与自动化学院, 北京 100876; 2. 北京空间飞行器总体设计部, 北京 100094)

摘要: 模块化机器人可重构为不同的拓扑, 从而具备多样的工作能力以应对复杂多变的任务需求, 如何求取具备所需工作能力的机器人最优拓扑是充分发挥模块化机器人重构特性的关键。为解决这一问题, 本文提出了一种基于灰狼优化算法(Grey wolf optimizer, GWO)的模块化机器人拓扑优化方法。首先, 针对模块化机器人构建运动链表征, 并基于旋量法和牛顿-欧拉法完成运动学/动力学建模。然后, 基于运动链表征设计拓扑决策变量, 考虑机器人的模块数量、最大关节驱动力矩和灵巧性设计目标函数, 引入交叉、变异概念改进灰狼优化算法, 建立拓扑优化模型并求解。最后, 针对两个实验求解所对应的最优拓扑, 对比验证了该算法能有效求取模块化机器人最优拓扑。

关键词: 模块化机器人; 拓扑表征; 拓扑优化; 灰狼优化算法; 多目标优化

中图分类号: TP242

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2025)03-0419-10

An Optimization Method for Modular Robot Topology Based on GWO

LIU Jiuqing¹, CHEN Gang¹, FEI Junting¹, YU Longchang¹, YAN Ying¹, LIU Yuqiang²,
LIU Huawei²

(1. School of Intelligent Engineering and Automation, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China; 2. Beijing Institute of Spacecraft System Engineering, Beijing 100094, China)

Abstract: The modular robot can be reconstructed into different topologies and can meet complex and changeable task requirements. How to find the optimal topology of a modular robot with specific working capabilities is the key to fully appropriate its reconfiguration characteristics. To solve this problem, this paper proposes a modular robot topology optimization method based on grey wolf optimizer (GWO). First, the kinematic chain representation is constructed for the modular robot, and the kinematic/dynamic modeling is completed based on the screw method and the Newton-Euler method. Second, the topology decision variables are designed based on the representation of the motion chain, and the objective function is designed considering the number of modules, the maximum joint driving torque and dexterity of the robot. The concepts of crossover and mutation are introduced to improve the GWO, and the topology optimization model is established and solved. Finally, the optimal topologies corresponding to two experiments are compared to verify that the algorithm can effectively solve the optimal topology of a modular robot.

Key words: modular robot; topological representation; optimal topology; grey wolf optimizer (GWO); multi-objective optimization

基金项目: 国家自然科学基金(62173044); 北京邮电大学优秀博士生创新基金(CX20243079); 北京邮电大学研究生创新创业项目(2025-YC-T034)。

收稿日期: 2025-03-26; **修订日期:** 2025-04-29

通信作者: 陈钢, 男, 教授, 博士生导师, E-mail: buptcg@163.com。

引用格式: 刘玖庆, 陈钢, 费军廷, 等. 基于灰狼优化算法的模块化机器人拓扑优化方法[J]. 南京航空航天大学学报(自然科学版), 2025, 57(3): 419-428. LIU Jiuqing, CHEN Gang, FEI Junting, et al. An optimization method for modular robot topology based on GWO[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics (Natural Science Edition), 2025, 57(3): 419-428.

当前中国已经成功建立了太空空间站,并规划了后续的月球探索、火星探测等一系列复杂空间任务,而传统的空间机器人由于固定的自由度关节排布,面临着工作范围受限、环境适应性不足以及操作精度不高等问题。针对多样化的任务,1988年美国卡耐基梅隆大学的 Fukuda 等^[1]首次提出模块化机器人的概念,并研制了样机,该机器人分为关节模块和连杆模块,能够根据不同任务需求,组合为不同的机器人完成任务,该机器人作为后续的模块化机器人研究提供了思路。模块化机器人可通过调整模块类型、模块数量、连接关系等特征调整自身拓扑,使得模块化机器人获得不同的功能。因此,针对不同的任务需求,求取最优的模块化机器人拓扑,是能否充分发挥模块化机器人的可重构性、自适应性和鲁棒性优势的关键。

针对模块化机器人的拓扑优化,考虑优化目标,部分学者对模块的尺寸、自由度分布等进行了优化,例如 Chung 等^[2]将旋转关节和弯曲关节作为拓扑的组成部分,但其关节自由度仅限于 3,无法满足复杂的任务需求。文献[3]针对铣削任务,将机器人的连杆长度和自由度排布参数统一嵌入轨迹优化问题中,实现对机器人的拓扑结构优化,但并未考虑动力学影响。Dogra 等^[4]以最小化关节扭矩为目标进行优化拓扑,但是通过重新设计模块实现优化,缺乏通用性。Huczala 等^[5]通过优化关节布局 and 相对姿态,调整参数优化拓扑,却仍需手动调整模块的设计,难以适应模块设计已经确定的情况。

从优化方法上,Liu 等^[6]利用配置合成的方法,即根据任务需求设定可用的模块数量和类型,通过枚举的方式列出所有可能的拓扑,对拓扑进行评估得到最优,但当模块数量增多时,通过枚举得到的拓扑会呈指数级增长。Zhao 等^[7]基于图神经网络进行优化,使机器人具备行走、跳跃、旋转和避障的运动能力,但由于缺少数据集,难以直接应用到实物机器人上。Romiti 等^[8]采用遗传算法与梯度优化混合方法优化形态与基座位置。Lei 等^[9]采用黑盒优化算法优化模块化机器人的形态设计和安装姿态,但模块类型的增加会大大降低收敛速度。Whitman 等^[10]提出了一种基于学习的搜索算法,解决了配置合成导致的拓扑指数级增长问题,但仅关注了几何约束,未充分考虑机械机构的约束,难以实际应用。

现阶段,模块化机器人拓扑优化研究的局限主要在优化目标和优化方法上。在优化目标上,主要通过优化模块的尺寸和自由度排布来优化模块设计,难以适用于模块设计已固定的模块化机器人。

在优化方法上,基于配置合成的优化方法因计算量巨大而效率较低,而利用图神经网络往往需要大量的数据集,成本较高且泛化能力有限。此外,部分优化方法缺乏对机械结构约束的考虑,无法直接应用到实物中。

模块化机器人的拓扑优化可视为离散非线性优化问题。针对离散优化问题,通常无法直接使用梯度下降等连续优化算法,需要使用经典的离散优化方法或启发式方法。例如 Karbouj 等^[11]利用遗传算法对协同装配过程中的人机协作任务调度规划进行优化。Fei 等^[12]采用遗传算法对模块化机器人的拓扑进行优化,通过对拓扑进行基因编码,实现了针对完成任务能耗的优化。文献[13]采用灰狼优化算法(Grey wolf optimizer,GWO)对模块化机器人的重构运动从能耗角度进行优化。针对非线性优化问题,由于其目标函数或约束条件可能呈现非线性关系,传统的线性优化方法难以直接应用。因此,通常采用数学规划方法、启发式算法或混合优化方法。例如,Jain 等^[14]采用粒子群算法和 GWO 对级联移动机器人的路径规划进行优化,利用粒子群算法进行机器人路径初始化,将粒子群算法选出的最优粒子作为 GWO 的 α 、 β 、 δ 狼,进一步优化路径,有效提升了收敛速度,同时避免了陷入局部最优。

本文设计了一种模块化机器人运动链表征方法,并基于此对模块化机器人开展运动学和动力学建模。然后,以运动链表征为基础设计决策变量,将模块数量、关节最大驱动力矩、灵巧性作为优化目标,改进 GWO,使其适用于本文所研究的离散变量问题,对拓扑进行搜索优化,实现对模块化机器人的拓扑优化。最后,设计了两个实验任务,求取对应任务的最优拓扑,与其他拓扑进行对比,验证该拓扑优化方法的正确性。

1 模块化机器人组成

本文所研究的模块化机器人由 3 种模块单元组成,分别为四接口球形模块、二接口球形模块和二接口连杆模块。

四接口球形模块可分为上下两个半球,两个半球通过铰接的方式连接,每个半球均具备一个公接口和一个母接口,其中公接口具备主动旋转关节,能够提供旋转自由度,此外在半球铰接处具备一个旋转自由度,该旋转自由度与接口轴向方向成 45° ,如图 1 所示。四接口球形模块共具备 3 个旋转自由度,同时通过 4 个接口可与其他模块进行快速的对接和断开。

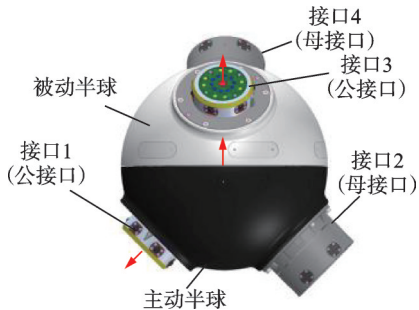


图 1 四接口球形模块示意图

Fig.1 Schematic diagram of four-interface spherical module

二接口球形模块同样可分为上下两个半球,两个半球通过铰接的方式连接,但一个半球具备一个公接口,可提供一个旋转自由度,另一个半球具备一个母接口,在半球铰接处也具备一个与接口轴向成 45° 的旋转自由度,如图 2 所示。二接口球形模块共具备 2 个旋转自由度。

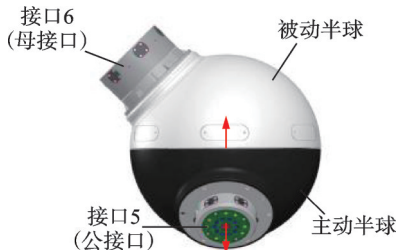


图 2 二接口球形模块示意图

Fig.2 Schematic diagram of two-interface spherical module

二接口连杆模块为直线连杆两端具备两个接口,分别为一个公接口和一个母接口,其中只有公接口可提供一个旋转自由度,如图 3 所示。

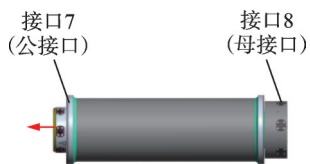


图 3 二接口连杆模块示意图

Fig.3 Schematic diagram of two-interface linkage module

由于上述 3 种模块不具备单独运动的能力,本文所研究的模块化机器人为链式运动机器人,因此需要通过连接多个模块单元组成包括单分支、双分支和三分支开链式拓扑构型,以达到提高自身自由度与工作范围的效果。

2 运动学/动力学建模

结合模块化机器人的各类型模块特点和接口约束,由于模块化机器人内部的运动传递有多条链路,需要设计针对运动链的表达方式,并基于运动链进行运动学建模和动力学建模。

2.1 模块化机器人运动链表征

为了准确描述模块化机器人拓扑,可基于图论理论^[15],通过有向图的方式表述,但有向图的方式难以直观地表达模块化机器人的运动传递特性,而模块化机器人的拓扑可有多条运动传递链路。因此,对运动链设计了 $A_{\text{Link_list}}$ 矩阵进行表示,对 n 个模块组成的运动链描述形式为

$$A_{\text{Link_list}} = \begin{Bmatrix} s_{11} & s_{12} \\ s_{21} & s_{22} \\ \vdots & \vdots \\ s_{k1} & s_{k2} \\ \vdots & \vdots \\ s_{n1} & s_{n2} \end{Bmatrix} \quad (1)$$

式中: s_{k1} 为模块 $k-1$ 与模块 k 的连接关系中模块 $k-1$ 的接口编号; s_{k2} 为模块 $k-1$ 与模块 k 的连接关系中模块 k 的接口编号。各模块的接口编号: 四接口球形模块接口编号为 $\{1, 2, 3, 4\}$, 二接口球形模块接口编号为 $\{5, 6\}$, 二接口连杆模块接口编号为 $\{7, 8\}$, 公接口为奇数, 母接口为偶数。 s_{11} 设定为 0, 为第 1 个模块接地; s_{n2} 设定为 0, s_{n1} 为该运动链的末端第 n 个模块的接口 s_{n1} 。

2.2 模块化机器人运动学建模

由于本文所研究的模块化机器人为开链机器人^[16],而非闭链机器人。因此,可将模块化机器人解构为运动链,再对单个运动链进行运动学建模。

首先确定 3 种模块的基坐标系,然后对转轴与接口建立坐标系,各模块的坐标系如表 1 所示。

根据单链的 $A_{\text{Link_list}}$ 矩阵,参考表 1 各模块坐标系,从接地模块开始到末端模块,递推出各转轴零

表 1 模块坐标系

Table 1 Module coordinate system

模块类型	坐标系
四接口球形模块	
二接口球形模块	
二接口连杆模块	

位状态下的运动链末端输出坐标系 M_e , 根据运动链的递推关系判断接口对接以及模块内部是否具备自由度, 可计算出该单链的自由度为 m 。针对每个关节, 提取出每个关节的螺旋轴^[17], 第 i 个关节的螺旋轴为

$$S_i = (\omega_i, v_i) \quad (2)$$

式中: ω_i 为第 i 个关节螺旋轴的角速度, v_i 为第 i 个关节螺旋轴的线速度。

第 i 个运动关节的指数形式为

$$e^{S_i \theta_i} = \begin{bmatrix} R(\theta_i) & P(\theta_i) \\ 0 & e \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: $R(\theta_i)$ 为旋转部分, $P(\theta_i)$ 为平移部分。

表示旋转运动的部分可利用罗德里格斯公式计算, 为

$$R(\theta_i) = I_3 + [\omega_i] \sin \theta_i + [\omega_i]^2 (1 - \cos \theta_i) \quad (4)$$

式中 $[\cdot]$ 为取反对称矩阵。

表示平移的部分为

$$P(\theta_i) = (I\theta_i + (1 - \cos \theta_i)[\omega] + (\theta_i - \sin \theta_i)[\omega]^2)v \quad (5)$$

则对于自由度为 m 的运动链, 其正运动学方程为

$$T = \left(\prod_{i=1}^m e^{S_i \theta_i} \right) M_e \quad (6)$$

基于旋量理论^[18], 可得机器人末端空间速度表示为

$$V_s = J_s(\theta) \dot{\theta} \quad (7)$$

式中: $J_s(\theta) = [J_1, J_2, \dots, J_m] \in \mathbb{R}^{6 \times m}$ 为空间速度雅克比矩阵, 列向量为对应关节的运动旋量, 其计算为

$$J_i = Ad(S_i) \cdot S_i \quad (8)$$

其中, 伴随变换为

$$Ad(S_i) = \begin{bmatrix} R(\theta_i) & [P(\theta_i)]R(\theta_i) \\ 0^{3 \times 3} & R(\theta_i) \end{bmatrix} \quad (9)$$

最后, 求得机器人末端在基系下的雅可比矩阵 $J(\theta)$ 为

$$J(\theta) = \begin{bmatrix} I_3 & [P^s] \\ 0^{3 \times 3} & I_3 \end{bmatrix}^{-1} J_s(\theta) \quad (10)$$

式中 P^s 为机器人末端在基坐标系下的位置向量。

由此可求得在基坐标系下机器人末端速度 V_{base} 与各关节速度的关系为

$$V_{base} = J(\theta) \dot{\theta} \quad (11)$$

2.3 模块化机器人动力学建模

建立模块化机器人的动力学模型, 可将每个转动关节之间的结构视作连杆, 首先获取各个连杆的动力学参数, 包括 $\{m \ P \ I\}$, 其中 m 为连杆的质量, P 为连杆质心相对上一关节的坐标系的质心, I 为连杆相对上一关节坐标系的惯性矩阵。

对从第 1 个模块到最后一个模块, 依次递推各个连杆的速度和加速度, 根据牛顿-欧拉公式, 求出每个连杆的惯性力和力矩, 然后向内递推计算各个连杆相互作用的力和力矩, 以及关节驱动力和力矩。详细过程如下:

连杆之间关节的角速度递推关系为

$${}^{i+1}\omega_{i+1} = {}^{i+1}R^i \omega_i + \dot{\theta}_{i+1} z_{i+1} \quad (12)$$

式中: ${}^{i+1}\omega_{i+1}$ 为关节 $i+1$ 的角速度, ${}^i\omega_i$ 为关节 i 的角速度, ${}^{i+1}R$ 为关节 i 到关节 $i+1$ 的旋转矩阵, $\dot{\theta}_{i+1}$ 为关节 i 的速度, z_{i+1} 为关节 $i+1$ 的旋转轴的单位向量。

连杆之间关节的角加速度递推关系为

$${}^{i+1}\dot{\omega}_{i+1} = {}^{i+1}R^i \dot{\omega}_i + {}^{i+1}R^i \omega_i \times \dot{\theta}_{i+1} z_{i+1} + \ddot{\theta}_{i+1} z_{i+1} \quad (13)$$

式中 ${}^{i+1}\dot{\omega}_{i+1}$ 为关节 $i+1$ 的角加速度。

关节坐标系原点的线速度递推关系为

$${}^{i+1}\dot{v}_{i+1} = {}^{i+1}R^i [\dot{\omega}_i \times {}^i p_{i+1} + {}^i \omega_i \times ({}^i \omega_i \times {}^i p_{i+1}) + \dot{v}_i] \quad (14)$$

式中: ${}^{i+1}\dot{v}_{i+1}$ 为关节 $i+1$ 的线速度, $\dot{v}_i$ 为关节 i 的线速度, ${}^i p_{i+1}$ 为关节 i 到关节 $i+1$ 的位置向量。

连杆质心的线加速度递推关系为

$${}^{i+1}\ddot{v}_{c_{i+1}} = {}^{i+1}\dot{\omega}_{i+1} \times {}^{i+1}p_{c_{i+1}} + {}^{i+1}\omega_{i+1} \times ({}^{i+1}\omega_{i+1} \times {}^{i+1}p_{c_{i+1}}) + {}^{i+1}\dot{v}_{i+1} \quad (15)$$

式中 ${}^{i+1}p_{c_{i+1}}$ 为关节 $i+1$ 到连杆 $i+1$ 的位置向量。

连杆质心所受惯性力递推关系为

$${}^{i+1}F_{i+1} = m_{i+1} {}^{i+1}\ddot{v}_{c_{i+1}} \quad (16)$$

式中: ${}^{i+1}F_{i+1}$ 为连杆 $i+1$ 质心所受的惯性力, m_{i+1} 为连杆 $i+1$ 的质量。

连杆质心所受惯性力矩递推关系为

$${}^{i+1}\tau_{c_{i+1}} = {}^{i+1}I_{c_{i+1}} {}^{i+1}\dot{\omega}_{i+1} + {}^{i+1}\omega_{i+1} \times {}^{i+1}I_{c_{i+1}} {}^{i+1}\omega_{i+1} \quad (17)$$

式中: ${}^{i+1}\tau_{c_{i+1}}$ 为连杆 $i+1$ 质心所受的惯性力矩, ${}^{i+1}I_{c_{i+1}}$ 为关节 $i+1$ 的惯性矩阵。

连杆驱动力的反向递推关系为

$${}^i f_i = {}^{i+1}R^i f_{i+1} + {}^i F_i \quad (18)$$

连杆力矩的反向递推关系为

$${}^i \tau_i = {}^i \tau_{c_i} + {}^{i+1}R^i \tau_{c_{i+1}} + {}^i p_{c_i} \times {}^i F_{i+1} + {}^i p_i \times {}^{i+1}R^i f_{i+1} \quad (19)$$

最终可求出关节的驱动力矩

$$\tau_i = {}^i \tau_i^T z_i \quad (20)$$

3 拓扑优化建模

由于模块化机器人具备可重构的特点, 而拓扑优化是发挥这一特点的关键。针对同一任务, 机器人不仅需要确保能够到达目标点, 还需权衡模块数量的增加对各个关节驱动力矩的影响。随着模块

数量的增多,关节所需的驱动力矩随之增大,而单个模块的驱动力矩存在最大限度。因此,在保证机器人能够完成任务的前提下,如何使关节的最大力矩尽可能降低,是优化拓扑的关键问题之一。此外,为了提高机器人的效率和适应性,在确保目标点可达的情况下,模块的数量应尽可能减少,以降低机器人的复杂度、减轻质量。为确保机器人在不同任务场景下具备较高的运动自由度和适应能力,灵巧性也是不可或缺的优化目标。

综合考虑以上因素,本文构建了一种兼顾可达性、驱动力矩最小化、模块数量最优以及灵巧性最大化的拓扑优化策略。

3.1 决策变量

由于本文所研究的模块化机器人设定为组成单分支、双分支及三分支的拓扑,因此最多为3个运动链,设计一种拓扑向量可表达3个运动链,即可表达一个模块化机器人的拓扑,该拓扑向量为

$$\mathbf{K}_{\text{topo}} = [\mathbf{k}_{\text{lin}1} \quad 0 \quad \mathbf{k}_{\text{lin}2} \quad 0 \quad \mathbf{k}_{\text{lin}3}] \quad (21)$$

式中: $\mathbf{k}_{\text{lin}1}$ 为运动链1的接口连接向量,0为分割运动链的编号,其表示为

$$\mathbf{k}_{\text{lin}i} = [s_{11}, s_{12}, \dots, s_{n1}, s_{n2}] \quad (22)$$

式中: $\mathbf{k}_{\text{lin}i}$ ($i=1, 2, 3$)为运动链 $A_{\text{Link_list}}$ 的每一行在同一行变为的一维向量。当运动链小于3个时,对应的运动链接口向量全部置为零。

将式(21)拓扑向量作为决策变量。

3.2 目标函数

当利用模块化机器人执行作业任务时,首要目标是判定目标点的可达性。目标点的可达性可转化为目标点的逆运动学求解问题,而逆运动学求解通常采用解析求解和数值求解两种方式。所谓解析求解,即通过几何方法或代数方法进行直接求解,适合结构简单、自由度低的机器人。而数值求解则借用迭代优化的方法,适合处理结构复杂、高自由度的机器人。由于模块化机器人在多个模块连接后,往往呈现高自由度的特点,传统的解析求解方法难以适用。因此,针对模块化机器人,采用数值求解方法对目标点逆运动学求解来判断可达性。

每一次迭代的关节速度为

$$\Delta \mathbf{q} = \mathbf{J}^+ \Delta \mathbf{x} \quad (23)$$

式中: $\Delta \mathbf{q}$ 为关节速度, $\mathbf{J}^+$ 为当前关节角度下雅可比矩阵的伪逆, $\Delta \mathbf{x}$ 为当前的机器人末端位姿误差。

通过式(23),确定机器人初始关节角和目标位姿,进行迭代求解,可求出在目标位姿下机器人的关节角,即可判断可达性为

$$\text{index} = \begin{cases} 1 & \Delta \mathbf{x} \leq \Delta \mathbf{x}_{\min} \\ 0 & \Delta \mathbf{x} > \Delta \mathbf{x}_{\min} \end{cases} \quad (24)$$

式中:index为目标点的可达系数,1表示目标点可达,0表示不可达; $\Delta \mathbf{x}_{\min}$ 为最小末端位姿误差。

由于模块化机器人每个模块的关节最大驱动力矩为定值,如何在完成任务过程中尽可能减小所需的关节驱动力矩,成为机器人顺利完成任务的关键之一。最大关节驱动力矩的优化直接关系到机器人的性能和稳定性,是设计与控制过程中需要重点关注的问题。最大关节驱动力矩为

$$\tau_{\max} = \max \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_m\} \quad (25)$$

式中 τ_m 为第 m 个关节的驱动力矩。

对于灵巧性,Yoshikawa^[19]将雅可比矩阵与其转置之积的行列式定义为可操作度^[20],该指标可作为对于灵巧性的评价指标,其计算公式为

$$\omega = \sqrt{\det(\mathbf{J}\mathbf{J}^T)} \quad (26)$$

式中 $\mathbf{J}$ 为机器人当前位姿的雅可比矩阵。为了评价机器人完成任务过程中的灵巧性,利用在判断目标可达性时,迭代机器人末端位姿的规划路径,对于整个路径中每一步的机器人可操作度进行计算,计算平均值为

$$\bar{\omega} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \omega_i \quad (27)$$

式中 k 为规划的路径步数。

本文旨在保证模块化机器人拓扑可达到任务目标点的前提下,以最少模块数量、最小关节驱动力矩和最大灵巧性为优化目标,对上述优化目标进行归一化处理,得到目标函数

$$f(\mathbf{K}_{\text{topo}}) = \begin{cases} 10\,000 & \text{index} = 0 \\ \sum_{i=1}^3 \frac{\tau_{\max}^i n^i}{\bar{\omega}^i} & \text{index} = 1 \end{cases} \quad (28)$$

式中:10 000为经过测试得出的数值,可以有效地排除目标点不可达的情况; $\tau_{\max}^i$ 为第 i 条运动链的最大关节力矩; n^i 为第 i 条运动链的模块数量; $\bar{\omega}^i$ 为第 i 条运动链的可操作度。当模块数量和关节驱动力矩越小,灵巧性越大则 $f(\mathbf{K}_{\text{topo}})$ 越小。

3.3 约束条件

由于本文所研究的模块化机器人组成为单分支、双分支、三分支的拓扑构型,因此其任务的目标点同时最多不超过3个,对其目标点进行数量约束

$$1 \leq \text{number}^{\text{PE}} \leq 3 \quad (29)$$

为了保证模块化机器人在完成任务时关节的安全性及稳定性,对机器人的关节角度以及关节角速度进行约束

$$\mathbf{q}_{\min} \leq \mathbf{q} \leq \mathbf{q}_{\max} \quad (30)$$

$$\dot{\mathbf{q}}_{\min} \leq \dot{\mathbf{q}} \leq \dot{\mathbf{q}}_{\max} \quad (31)$$

4 优化模型求解

由于本文所建立的拓扑优化模型具有以下特点:(1)模块化机器人的拓扑由一维拓扑向量表示,其中的元素为离散值,因此该问题属于离散优化问题;(2)由于该优化模型中的决策变量与目标函数存在非线性关系,本问题为非线性优化问题;(3)由于模块化机器人的拓扑中的模块数量可以无限增加,造成搜索空间巨大而无法进行暴力搜索,适合采用优化算法或智能算法。

经过分析可以发现,在针对拓扑优化这类离散非线性优化问题时,GWO难以直接使用,因为GWO^[21]难以对离散问题进行梯度更新,但GWO能够有效提高收敛效率;而遗传算法在处理非线性优化问题时,其收敛效率往往较低。因此,本文针对拓扑优化,将遗传算法与GWO相结合,设计了一种融合二者优势且适配于拓扑向量的离散性特点的优化模型,对针对任务的最优拓扑进行求解。

4.1 GWO

GWO是一种基于群体智能的全局优化算法,其中 α 、 β 、 δ 为当前群体中的最优的3个解,通过3只灰狼来引导Omega狼群进行捕猎活动。

对于引导狼群寻找猎物,主要是通过 α 、 β 、 δ 三只狼引导Omega狼群更新位置

$$X_j = X_j - A_i D_j \quad (32)$$

式中: i 的范围为 $\{\alpha, \beta, \delta\}$; j 的范围为 $\{1, 2, 3\}$; A_i 为随机且随种群代数递减的系数; D_j 为猎物与狼之间的距离向量。

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (33)$$

式中 $X(t+1)$ 为下一代的群体位置。

4.2 改进GWO

由于拓扑向量中的元素都为接口编号是固定且离散的整数,无法通过GWO的引导方式进行下一代群体的更新,因此,引入了遗传算法中的交叉概念:即从每个种群中的最优的3个解中随机选取一个解,对拓扑向量中的元素,在满足接口对接约束的条件下进行随机长度拓扑元素的交叉互换。

此外设计基于迭代次数的自适应的交叉概率为

$$P_c = P_c^{\max} - (P_c^{\max} - P_c^{\min}) \frac{t}{T} \quad (34)$$

式中: P_c 为当前迭代次数的交叉概率; $P_c^{\max}$ 为交叉概率的最大值; $P_c^{\min}$ 为交叉概率的最小值; t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数。

通过交叉概念的引入,可以使得灰狼种群根据当前的 α 、 β 、 δ 三只狼来更新离散变量的群体,提高了收敛效率。为了利于优化模型的求解跳出局部

优化,引入了变异的概念。使得种群中的部分个体,按照一定的概率进行完全重新随机,从而提高全局搜索能力。

4.3 优化模型建立

最终,基于改进GWO的模块化机器人拓扑优化算法步骤如下:

(1) 根据给定任务的需求,明确任务目标点的个数,设定生成拓扑运动链的个数。设置灰狼的种群数量、交叉概率、变异概率和最大迭代次数。

(2) 生成初始种群,对种群中的每个个体计算出目标函数为适应度值。

(3) 根据当前种群的适应度值,选出 α 、 β 、 δ 三只灰狼利用交叉、变异生成新一代的种群。

(4) 判断种群种的 α 灰狼适应度值是否满足要求,如果满足要求,选择迭代过程中的 α 灰狼作为最优个体,否则回到步骤(3)。

综上所述,最终得到改进灰狼优化算法的模块化机器人最优拓扑结算流程如图4所示。

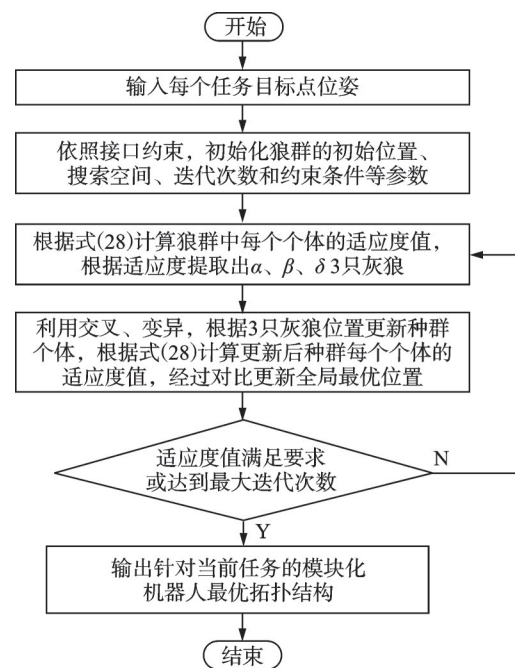


图4 优化流程

Fig.4 Optimization flow chart

5 实验与结果分析

基于模块化机器人运动学和动力学建模,对本文所提出的基于改进灰狼算法的拓扑优化算法进行验证。通过两个不同的任务,利用本文的算法分别求解最优拓扑并与其他拓扑对比,验证本文算法的有效性。最后利用本文算法的求解代数与传统的遗传算法、粒子群算法进行对比,验证本文算法的高效性。

5.1 任务 1

任务 1 设置一个目标点,目标点的位姿为: [100 mm, 100 mm, 100 mm, 10°, 10°, 10°],通过该拓扑优化方法,目标函数值随迭代次数变化情况如图 5 所示。当迭代到第 15 次时,满足优化终止条件,此时目标函数值为 1.17。

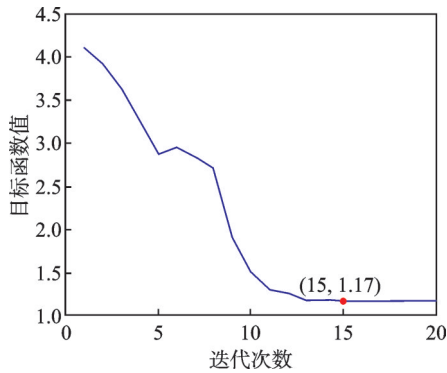


图 5 任务 1 迭代过程
Fig.5 Iteration process of task 1

此时得到的模块化机器人最优拓扑为
 $A_{\text{topo}}^1=[0 \ 1 \ 3 \ 4 \ 2 \ 7 \ 8 \ 5 \ 6 \ 0]$ (35)
式(35)表达的机器人如图 6 所示。该机器人在完成任务时的末端运动轨迹如图 7 所示,机器人在完成任务过程中,关节角度变化如图 8 所示,关节驱动力矩变化如图 9 所示。经过计算可知,关节最大力矩为 $1.13 \times 10^6 \text{ N}\cdot\text{mm}$,机器人在完成任务的运动过程中其可操作度的平均值为 3.86×10^6 。从图 7 和 8 可以看出,上述拓扑的模块化机器人可以成功完成任务,同时其运动过程能够平滑实现,关节角度没有突变。



图 6 任务 1 最优拓扑机器人示意图
Fig.6 Schematic diagram of optimal topology robot for task 1

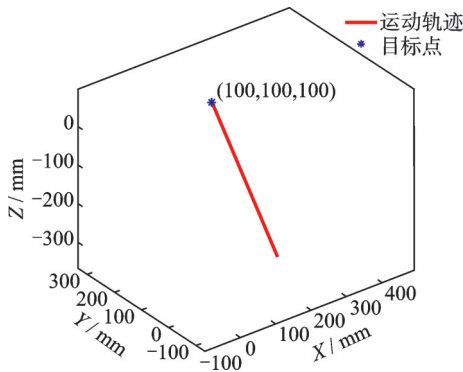


图 7 任务 1 机器人运动轨迹
Fig.7 Robot trajectory for task 1

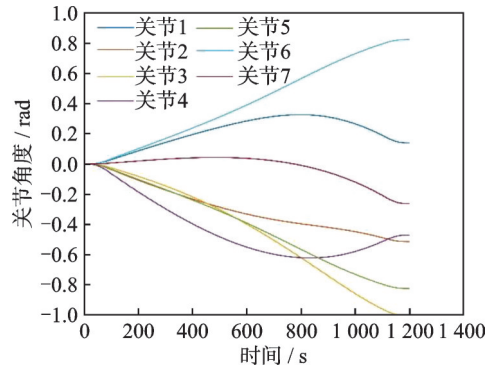


图 8 任务 1 机器人关节角度
Fig.8 Robot joint angle for task 1

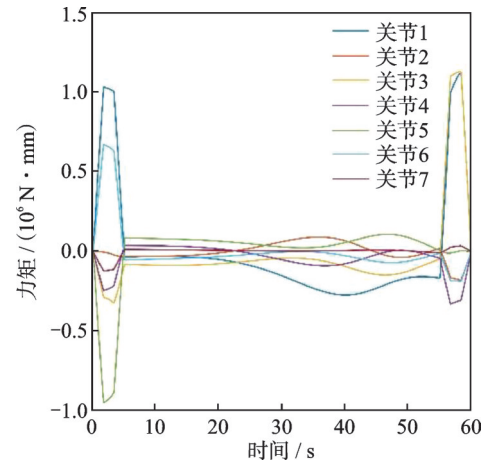


图 9 任务 1 机器人关节驱动力矩
Fig.9 Robot joint driving torque for task 1

针对任务 1,依照工程经验,人为生成一组拓扑分别为

$$\begin{aligned} A_{\text{topo}_1} &=[0 \ 1 \ 3 \ 5 \ 6 \ 8 \ 7 \ 0] \\ A_{\text{topo}_2} &=[0 \ 1 \ 3 \ 4 \ 2 \ 7 \ 8 \ 3 \ 4 \ 0] \\ A_{\text{topo}_3} &=[0 \ 1 \ 3 \ 4 \ 1 \ 6 \ 5 \ 8 \ 7 \ 6 \ 5 \ 0] \end{aligned}$$

将迭代优化的最优拓扑与其他随机生成的拓扑进行对比,如表 2 所示。可知,本算法针对任务 1 所选代的拓扑在目标是否可达、模块数量、最大关节驱动力矩和可操作度均值上都具备优势,能够验证本算法的有效性。

表 2 针对任务 1 的拓扑对比				
Table 2 Topology comparison for task 1				
拓扑	目标是否可达	模块数量	最大关节驱动力矩/(10 ⁶ N·mm)	可操作度均值/10 ⁶
A_{topo_1}	是	4	1.13	3.86
A_{topo_2}	否	3		
A_{topo_3}	是	4	1.93	3.43
A_{topo_4}	是	5	2.33	4.78

5.2 任务 2

任务 2 设置两个目标点,目标点的位姿为: [300 mm, 300 mm, 300 mm, 50°, 50°, 50°] 和 [200 mm, 200 mm, 300 mm, 70°, 70°, 70°]。因为该任

务具有两个目标点,种群会生成双分支拓扑的机器人完成任务,此时机器人具备两个运动链。根据上述优化方法,其迭代过程如图 10 所示,在迭代到第 14 次,满足优化终止条件,此时目标函数值为 0.11。

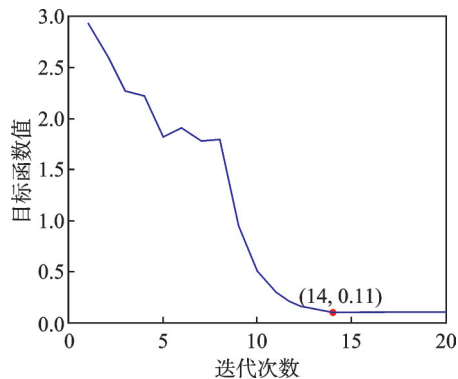


图 10 任务 2 迭代过程图

Fig.10 Iteration process of task 2

得到的模块化机器人的最优拓扑为

$$A_{\text{topo}^2} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 4 & 7 & 8 & 7 & 8 & 3 & 1 & 2 & 3 & 2 & 1 & 2 \\ 3 & 6 & 5 & 6 & 5 & 8 & 7 & 0 & 0 & 0 & 1 & 4 & 7 & 8 \\ 7 & 8 & 3 & 1 & 2 & 1 & 6 & 5 & 4 & 3 & 4 & 1 & 6 & 5 \\ 8 & 7 & 0 & & & & & & & & & & & \end{bmatrix} \quad (36)$$

式(36)所表达的机器人如图 11 所示。该机器人在完成任务时,运动链 1 的末端运动轨迹如图 12 所示,运动链 1 的关节驱动力矩如图 13 所示,运动链 1 的关节速度如图 14 所示,其中运动链 1 最大关节力矩为 $3.40 \times 10^6 \text{ N} \cdot \text{mm}$,运动链 1 在完成任务过程中的可操作度平均值为 1.63×10^9 。同时,运动链 2 的末端运动轨迹如图 15 所示,运动链 2 的关



图 11 任务 2 最优拓扑机器人示意图

Fig.11 Schematic diagram of optimal topology robot for task 2

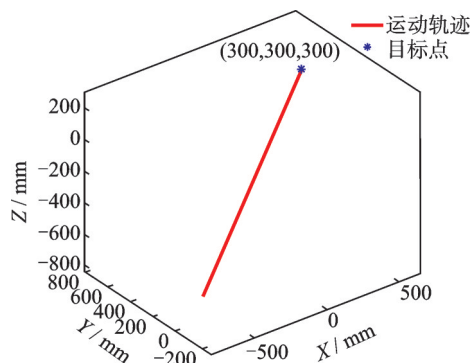


图 12 任务 2 机器人运动链 1 运动轨迹

Fig.12 Motion trajectory of robot motion chain 1 for task 2

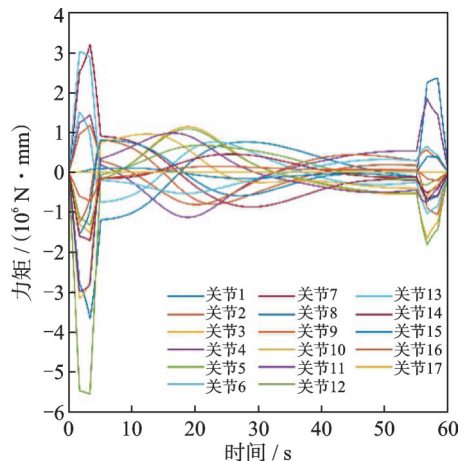


图 13 任务 2 机器人运动链 1 关节驱动力矩

Fig.13 Joint driving torque of robot motion chain 1 for task 2

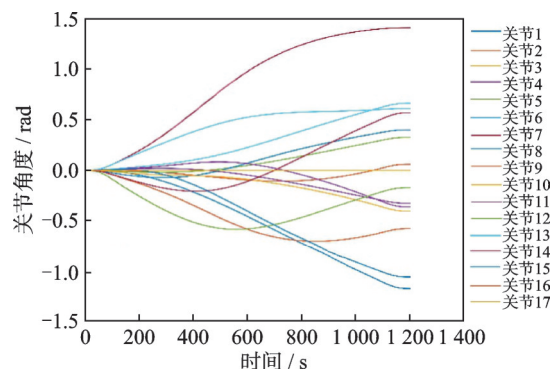


图 14 任务 2 机器人运动链 1 关节角度

Fig.14 Joint angle of robot motion chain 1 for task 2

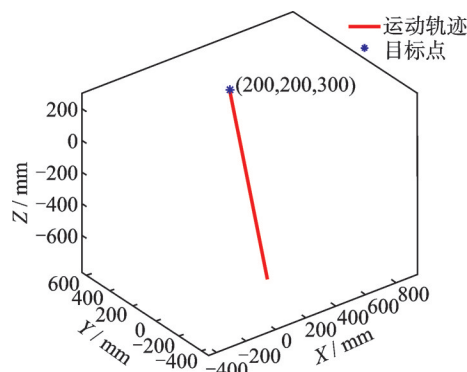


图 15 任务 2 机器人运动链 2 运动轨迹

Fig.15 Motion trajectory of robot motion chain 2 for task 2

节驱动力矩如图 16 所示,运动链 2 的关节速度如图 17 所示,其中运动链 2 最大关节力矩为 $6.36 \times 10^6 \text{ N} \cdot \text{mm}$,运动链 2 在完成任务过程中的可操作度平均值为 8.79×10^8 。从图 12 和图 15 中可以看出,该拓扑的两个运动链可以到达两个任务目标点。

针对任务 2,依照工程经验,手工生成一组拓扑分别为

$$A_{\text{topo}_1^2} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 & 3 & 1 & 6 & 5 & 2 & 1 & 2 \\ 3 & 4 & 3 & 6 & 5 & 6 & 5 & 0 & 0 & 0 & 1 & 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 3 & 1 & 2 & 1 & 4 & 3 & 4 & 1 & 6 & 5 & 8 & 7 & 0 \end{bmatrix}$$

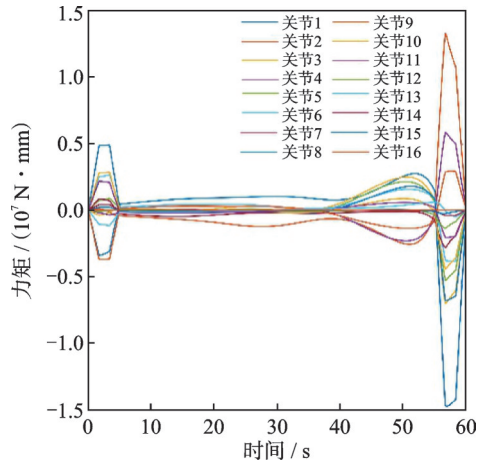


图 16 任务 2 机器人运动链 2 关节驱动力矩
Fig.16 Joint driving torque of robot motion chain 2 for task 2

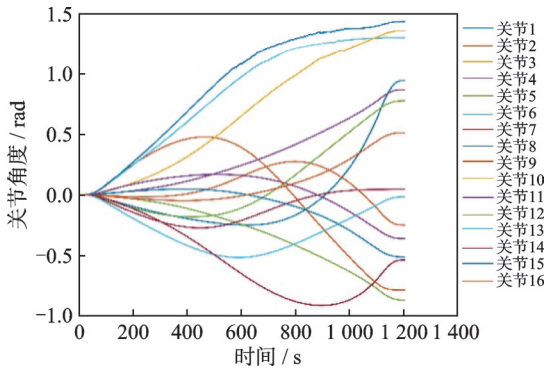


图 17 任务 2 机器人运动链 2 关节角度
Fig.17 Joint angle of robot motion chain 2 for task 2

$$A_{topo_2^2} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 & 3 & 1 & 6 & 5 & 2 & 1 & 2 \\ 3 & 2 & 3 & 8 & 7 & 6 & 5 & 0 & 0 & 0 & 1 & 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 3 & 1 & 2 & 1 & 4 & 3 & 4 & 1 & 6 & 5 & 8 & 7 \\ 6 & 5 & 2 & 3 & 0 & & & & & & & & & \end{bmatrix}$$
$$A_{topo_3^2} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 & 1 & 4 & 5 & 6 & 3 & 1 & 8 & 7 & 2 & 1 & 4 \\ 3 & 2 & 1 & 8 & 7 & 6 & 5 & 2 & 3 & 8 & 7 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 4 & 5 & 6 & 3 & 1 & 2 & 1 & 4 & 3 & 4 & 1 \\ 6 & 5 & 8 & 7 & 6 & 5 & 2 & 3 & 0 & & & & & \end{bmatrix}$$

将迭代优化的最优拓扑的运动链与其他随机生成的拓扑运动链进行对比,如表 3 和 4 所示。拓扑为 $A_{topo_1^2}$ 的机器人无法到达目标点 1,因此该拓扑无法完成任务;拓扑为 $A_{topo_2^2}$ 和 $A_{topo_3^2}$ 的机器人能够到达两个目标点,但所需模块数量更多,且最大

表 3 针对任务 2 的拓扑运动链 1 对比表
Table 3 Comparison of topological motion chain 1 for task 2

拓扑	目标是 否可达	模块 数量	运动链 1 最大关节驱 动力矩/(10 ⁶ N·mm)	运动链 1 可操 作度均值/10 ⁹
A_{topo^2}	是	15	3.40	1.63
$A_{topo_1^2}$	否	14		
$A_{topo_2^2}$	是	16	4.93	1.82
$A_{topo_3^2}$	是	18	18.3	2.15

表 4 针对任务 2 的拓扑运动链 2 对比表
Table 4 Comparison of topological motion chain 2 for task 2

拓扑	目标是 否可达	模块 数量	运动链 2 最大关节驱 动力矩/(10 ⁶ N·mm)	运动链 2 可操 作度均值/10 ⁸
A_{topo^2}	是	15	6.36	8.79
$A_{topo_1^2}$	是	14	6.58	7.31
$A_{topo_2^2}$	是	16	9.71	12.7
$A_{topo_3^2}$	是	18	12.9	18.4

关节驱动力矩相比 A_{topo^2} 更大,虽可操作度均值较高,但由于多个模块连接后的机器人运动链为冗余机械臂,此时机器人的灵活性已经达到要求,因此 $A_{topo_2^2}$ 和 $A_{topo_3^2}$ 不是最优拓扑。综上分析,可知本算法所迭代求解出的拓扑具备优势。

5.3 算法对比

针对 10 个任务,利用本文算法、遗传算法和粒子群算法,设置同样的种群大小,分别迭代求解模块化机器人最优拓扑,求取最优拓扑所需的迭代次数如图 18 所示。可知,本文算法所需的迭代次数更少,验证了本文算法的高效性。

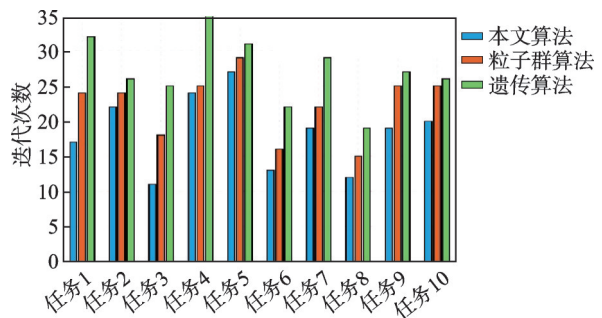


图 18 3 种算法迭代次数
Fig.18 Iteration times of three algorithms

6 结 论

针对可组成单分支、双分支和三分支 3 种开链式机器人的模块化机器人的拓扑优化问题,本文首先为模块化机器人设计了运动链表征方法,基于运动链表征方法对运动链进行运动学和动力学建模。其次,基于运动链表征,设计了模块化机器人拓扑决策变量,并针对模块化机器人拓扑要完成的优化目标设计了目标函数。然后,基于 GWO 的框架,引入遗传算法中的交叉和变异,在约束和任务需求条件下对模块化机器人最优拓扑求解。最后,利用本文所提出的拓扑优化方法进行实验验证,通过两个任务的实验验证,经过迭代优化得出的模块化机器人拓扑能够顺利完成目标任务,同时与其他模块化机器人拓扑对比表明得出的最优拓扑具备优势,验证了算法的有效性,通过与其他算法进行对比,验证了本文算法的高效性。

参考文献:

- [1] FUKUDA T, NAKAGAWA S. Dynamically reconfigurable robotic system[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. [S.l.]: IEEE, 1988: 1581-1586.
- [2] CHUNG W K, HAN J, YOUM Y, et al. Task based design of modular robot manipulator using efficient genetic algorithm[C]//Proceedings of International Conference on Robotics and Automation. [S.l.]: IEEE, 1997: 507-512.
- [3] BAUMGÄRTNER J, PUCHTA A, FLEISCHER J. One problem, one solution: Unifying robot design and cell layout optimization[C]//Proceedings of 2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). [S.l.]: IEEE, 2024: 2292-2298.
- [4] DOGRA A, PADHEE S S, SINGLA E. Optimal architecture planning of modules for reconfigurable manipulators[J]. Robotica, 2023, 41(1): 16-30.
- [5] HUCZALA D, KOT T, PFURNER M, et al. Initial estimation of kinematic structure of a robotic manipulator as an input for its synthesis[J]. Applied Sciences, 2021, 11(8): 3548.
- [6] LIU C, YIM M. Reconfiguration motion planning for variable topology truss[C]//Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). [S.l.]: IEEE, 2019: 1941-1948.
- [7] ZHAO A, XU J, KONAKOVIĆ LUKOVIĆ M, et al. Robogrammar: Graph grammar for terrain-optimized robot design[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2020, 39(6): 1-16.
- [8] ROMITI E, IACOBELLI F, RUZZON M, et al. An optimization study on modular reconfigurable robots: Finding the task-optimal design[C]//Proceedings of IEEE 19th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). [S.l.]: IEEE, 2023: 1-8.
- [9] LEI M, ROMITI E, LAURENZI A, et al. Task-driven computational framework for simultaneously optimizing design and mounted pose of modular reconfigurable manipulators[C]//Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). [S.l.]: IEEE, 2024: 4563-4570.
- [10] WHITMAN J, BHIRANGI R, TRAVERS M, et al. Modular robot design synthesis with deep reinforcement learning[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. [S.l.]: AAAI, 2020: 10418-10425.
- [11] KARBOUJ B, AZAR I, KRÜGER J. Improvement human-robot collaboration in collaborative assembly processes: A genetic algorithm-based task scheduling approach[C]//Proceedings of International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing. Cham: Springer, 2024: 247-256.
- [12] FEI J, JIA Q, CHEN G, et al. Genetic algorithm-based optimal design of modular robot topology based on distributed parallel kinematic modeling and analysis[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 123: 106251.
- [13] DERELI S. A new modified grey wolf optimization algorithm proposal for a fundamental engineering problem in robotics[J]. Neural Computing and Applications, 2021, 33(21): 14119-14131.
- [14] JAIN U, UPADHYAY A, SARTHI P, et al. Concatenated PSO and GWO based approach for mobile robot path planning[C]//Proceedings of 2024 International Conference on Computing, Sciences and Communications (ICCSC). [S.l.]: IEEE, 2024: 1-6.
- [15] 徐雪松, 葛彤, 连琰, 等. 水下模块化自重构机器人构形拓扑转换[J]. 机器人, 2004, 26(5): 409-415.
XU Xuesong, GE Tong, LIAN Lian, et al. Configuration topological transformation of underwater modular self-reconfigurable robots[J]. Robot, 2004, 26(5): 409-415.
- [16] 黄宁宁, 尤晶晶, 王澍声, 等. 可重构 3-RRR 并联机器人的“点对点”路径规划[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(3): 415-423.
HUANG Ningning, YOU Jingjing, WANG Shusheng, et al. “Point-to-Point” path planning for reconfigurable 3-RRR parallel robots[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, 56(3): 415-423.
- [17] 林端麟, 蒋少茵, 林碧. 旋量法在机器人动力学分析中的应用[J]. 应用数学和力学, 1996, 17(1): 75-80.
LIN Duanlin, JIANG Shaoyin, LIN Bi. Application of spinor method to the dynamic analysis of robot[J]. Applied Mathematics and Mechanics, 1996, 17(1): 75-80.
- [18] 吕世增, 张大卫, 刘海年. 基于吴方法的 6R 机器人逆运动学旋量方程求解[J]. 机械工程学报, 2010, 46(17): 35-41.
LYU Shizeng, ZHANG Dawei, LIU Hainian. Solution of screw equation for inverse kinematics of 6R robot based on Wu's method[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(17): 35-41.
- [19] YOSHIKAWA T. Manipulability of robotic mechanisms[J]. International Journal of Robotics Research, 1985, 4(2): 3-9.
- [20] 张毅, 尤晶晶, 王澍声, 等. 基于几何法的三自由度平面并联机器人的 Hunt 奇异研究[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(6): 1152-1160.
ZHANG Yi, YOU Jingjing, WANG Shusheng, et al. Geometric analysis of hunt singularity in three-degree-of-freedom planar parallel robots[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, 56(6): 1152-1160.
- [21] FARIS H, ALJARAH I, AL-BETAR M A, et al. Grey wolf optimizer: A review of recent variants and applications[J]. Neural Computing and Applications, 2018, 30: 413-435.