徐乙铭, 吴钦木. 基于改进斑马算法的下肢外骨骼导纳参数优化[J]. 智能计算机与应用,2025,15(4):45-52. DOI:10.20169/j. issn. 2095-2163. 250406

基于改进斑马算法的下肢外骨骼导纳参数优化

徐乙铭, 吴钦木
(贵州大学 电气工程学院, 贵阳 550025)

摘　要: 针对下肢外骨骼主动训练时优化人机交互力矩和跟踪误差的问题,以导纳控制优化为研究对象,提出基于改进斑马算法的下肢外骨骼导纳参数优化方法。首先,通过 Tent 混沌序列初始化种群,提高种群的多样性。然后,在觅食阶段引入 Levy 飞行机制与自适应权重策略相结合,平衡算法全局搜索和局部寻优的能力;在防御阶段,针对逃跑策略结合正余弦算法和可变螺旋搜索算法使搜索位置更加灵活,提高搜索精度,针对攻击策略引入非均匀变异策略,避免算法陷入局部最优解。最后,通过算法改进前后对基础函数的寻优结果对比,验证改进的斑马算法的优越性,并在 Matlab/Simulink 软件中对外骨骼导纳参数寻优。仿真结果表明,导纳参数经过改进的斑马算法优化后,降低了控制过程的交互力矩和位置误差。

关键词: 下肢外骨骼; 导纳控制; 斑马算法; 自适应权重; 非均匀变异
中图分类号: TP301　　**文献标志码**: A　　**文章编号**: 2095-2163(2025)04-0045-08

Optimization of lower limb exoskeleton admittance parameters based on improved zebra algorithm

XU Yiming, WU Qinmu
(College of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: Aiming at the problem of optimizing human-computer interaction torque and tracking error during active training of lower limb exoskeleton, taking the optimization of admittance control as the research object, an optimization method of lower limb exoskeleton admittance parameters based on improved zebra algorithm is proposed. Firstly, the population is initialized by Tent chaotic sequence to improve the diversity of the population. Then, Levy flight mechanism and adaptive weight strategy are introduced in the foraging stage to balance the ability of global search and local optimization. In the defense stage, for the escape strategy, the sine-cosine algorithm and the variable spiral search algorithm are combined to make the search position more flexible and improve the search accuracy. For the attack strategy, the non-uniform mutation strategy is introduced to avoid the algorithm falling into the local optimal solution. Finally, the superiority of the improved zebra algorithm is verified by comparing the optimization results of the basic functions before and after the algorithm improvement, and the exoskeletal admittance parameters are optimized in Matlab/Simulink software. The simulation results show that the interaction torque and position error of the control process are reduced after the admittance parameters are optimized by the improved zebra algorithm.

Key words: lower limb exoskeleton; admittance control; zebra algorithm; adaptive weights; non-uniform mutation

0　引　言

近年来,国内下肢运动功能障碍患者人数呈增长态势,下肢外骨骼作为辅助人行走的工具已被广泛应用于下肢康复过程中[1]。随着患者患肢康复需求的迅速增长,对外骨骼机器人的人机交互能力也提出了更高要求。为保障康复效果,需要选取合适的控制参数以满足外骨骼的步态轨迹跟踪和柔顺性的要求,降低康复过程中的人机交互力和轨迹跟踪误差[2]。

基于位置的阻抗控制也称为导纳控制,可以根据人机交互过程中的交互力,通过施加额外的驱动控制去调整下肢外骨骼的位置,使得外骨骼系统符合人体运动意图,以达到柔顺控制的要求[3]。文献

基金项目: 贵州省科技厅(黔科合支撑[2021]一般 442, 黔科合支撑[2023]一般 179)。
作者简介: 徐乙铭(1999—),男,硕士研究生,主要研究方向:下肢外骨骼机器人控制。
通信作者: 吴钦木(1975—),男,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向:控制理论与应用,运动控制。Email:qmwu@gzu.edu.cn。
收稿日期: 2023-10-08

[4]利用 Sigmoid 函数调整导纳模型中的阻尼系数和刚度系数,将人体主动力矩转化为关节角度从而修正期望轨迹,使人体与下肢外骨骼达到共融。文献[5]提出了一种基于模糊规则的外骨骼自适应阻抗控制算法,将位置的偏差作为模糊输入,模糊输出调节外骨骼与穿戴者之间阻抗参数,通过模糊阻抗控制提供补偿力矩,降低人机接触力。文献[6]提出基于人体运动能力的外骨骼支撑相阻抗自调整控制系统,通过前期支撑相人体下肢腿刚度特性实验,运用到外骨骼支撑相阻抗自调整模型中,改善了外骨骼行走人机耦合性。文献[7]提出一种基于虚拟现实环境的模糊滑模导纳控制算法,通过调整系统的导纳参数来适应患者主动训练需求。以上研究都未详细分析阻抗或导纳控制器的初始参数的优化选择,通常参数的设置取决于实验经验,为使控制器获得更好的控制能力,可以采用智能优化算法对初始期望参数进行元启发式算法寻优。目前,基于群体的元启发式算法有:蚁群算法[8]、粒子群算法[9]、灰狼算法[10]、鲸鱼优化算法[11]、斑马优化算法[12](ZOA)等,其中 ZOA 是 Trojovská 等学者[12]于 2022 年提出的,该算法模仿野外斑马的觅食和针对掠食者的防御策略,相较于上述其他智能算法,在多个基准函数中包括单峰、高维多峰、低维多峰函数,具有更好的寻优性能等优点。

为了优化下肢外骨骼主动训练过程中初始导纳参数的选择问题,本文采用多策略改进斑马算法进行寻优。首先利用 Tent 混沌序列初始化种群,提高种群的多样性,然后对斑马算法的逃跑策略和进攻策略进行多策略改进,提高斑马算法的全局寻优和局部寻优能力,避免算法陷入局部最优解。最后通过对比改进前后的斑马算法,对关于下肢外骨骼交互力和跟踪误差的适应度函数寻优,结果表明改进后的斑马算法参数优化的控制效果更具优越性。

1 下肢外骨骼机器人导纳模型

本文将下肢外骨骼的动力学方程与控制过程进行简化,假设人体下肢与外骨骼尺寸一致,下肢与外骨骼的大小腿重心之间采用绑带连接,同时人体躯干相对于大小腿保持固定,对摆动过程中的动力学模型进行分析。在患者穿戴外骨骼进行主动训练过程中,由于人体产生的主动力矩,人机之间会产生位置偏差[13],下肢外骨骼人机交互模型如图 1 所示。图 1 中,o 为人体下肢和外骨骼髋关节,K_h 和 K_e 分别表示人体和外骨骼的膝关节。q_{h1},q_{h2} 分别表示人体髋关节角度和膝关节角度,q_{e1},q_{e2} 分别表示外骨骼机器人髋关节角度和膝关节角度,g_{h1},g_{h2} 分别表示人体大腿和小腿的重心,g_{e1},g_{e2} 分别表示外骨骼机器人大腿和小腿的重心。

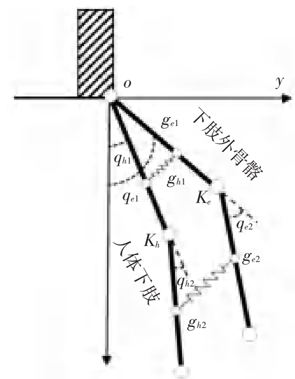


图 1 下肢外骨骼人机交互模型

Fig. 1 Human - computer interaction model of lower limb exoskeleton

则根据拉格朗日法,下肢外骨骼人机交互系统的动力学方程[14]为:

$$\boldsymbol{M}_0(q_e)\ddot{q}_e + \boldsymbol{C}_0(q_e,\dot{q}_e)\dot{q}_e + \boldsymbol{G}_0(q_e) + \boldsymbol{T}_{\text{int}} = \boldsymbol{\tau}_e \quad (1)$$

其中,$\boldsymbol{M}_0(q_e) \in R^{2\times2}$、$\boldsymbol{C}_0(q_e) \in R^{2\times2}$、$\boldsymbol{G}_0(q_e) \in R^{2\times1}$ 分别表示外骨骼系统的正定惯性矩阵、离心力和哥氏力矩阵、重力矩阵;$\boldsymbol{\tau}_e = [\tau_{e1}\ \tau_{e2}]^{\mathrm{T}}$,这里 τ_{e1},τ_{e2} 分别表示下肢外骨骼髋/膝关节力矩;$\boldsymbol{T}_{\text{int}} = [T_{\text{int1}}\ T_{\text{int2}}]^{\mathrm{T}}$,$T_{\text{int1}}$,$T_{\text{int2}}$ 分别表示大腿和小腿绑带处的弹性交互力矩。

将外骨骼和人体构成的动态系统简化为弹簧-质量-阻尼系统如图 2 所示,建立导纳关系式为:

$$\boldsymbol{M}_d(\ddot{q} - \ddot{q}_d) + \boldsymbol{B}_d(\dot{q} - \dot{q}_d) + \boldsymbol{K}_d(q - q_d) = \boldsymbol{T}_{\text{int}} \quad (2)$$

其中,$\boldsymbol{M}_d$,$\boldsymbol{B}_d$,$\boldsymbol{K}_d$ 分别表示惯性矩阵、阻尼矩阵和刚度矩阵,$\ddot{q}_d$,$\dot{q}_d$,q_d 分别表示关节的期望的角加速度、角速度和角度。

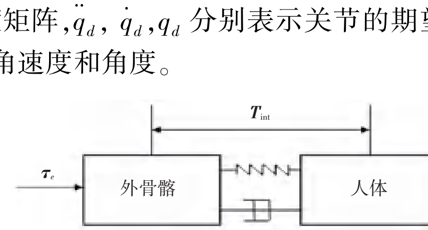


图 2 人机交互的简化模型

Fig. 2 Simplified model of human-computer interaction

在实际控制过程中,人机交互力可以通过交互力传感器测量,并计算得到人机交互力矩 $\boldsymbol{T}_{\text{int}}$,那么期望人机交互力矩 $\boldsymbol{T}_d$ 与实际交互力矩 $\boldsymbol{T}_{\text{int}}$ 有偏差为:

$$\Delta\boldsymbol{T} = \boldsymbol{T}_d - \boldsymbol{T}_{\text{int}} \quad (3)$$

则可建立导纳控制器的传递函数为：

$$\boldsymbol{H}(s)=\frac{\Delta\boldsymbol{q}(s)}{\Delta\boldsymbol{T}(s)}=\frac{1}{\boldsymbol{M}_d s^2+\boldsymbol{B}_d s+\boldsymbol{K}_d} \tag{4}$$

其中，s 表示拉普拉斯变换，$\Delta\boldsymbol{q}(s)$ 表示需要调整的关节角度。

通过式(4)可知，导纳控制器可以调整下肢外骨骼的期望位置，调整量为 $\Delta\boldsymbol{q}$，得到实际控制轨迹 $\boldsymbol{q}_c$，使得人机交互力矩与期望交互力矩之差减小，此时如何调整合适的导纳参数，实现人机之间的柔顺控制至关重要。本文首先对导纳控制参数初始化，采用改进的斑马算法对参数进行优化，图 3 为基于改进斑马算法优化的下肢外骨骼导纳控制框图。

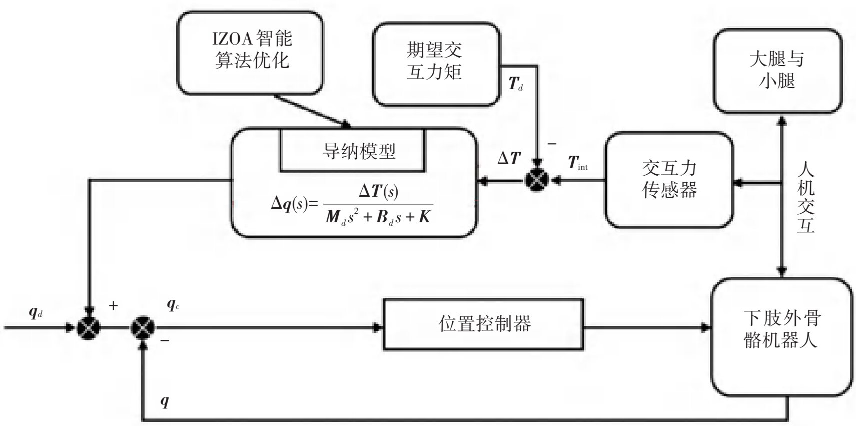


图 3　下肢外骨骼导纳控制框图

Fig. 3　Lower limb exoskeleton admittance control block diagram

2　斑马算法基本原理

斑马算法(ZOA)受自然界中斑马的觅食和针对掠食者的防御行为启发而提出的一种新型群体智能优化算法。在觅食过程中，先锋斑马为其他斑马开辟道路前往觅食。群体中的其他斑马在这头先锋斑马的引导下在平原上移动。斑马对抗捕食者具有逃跑策略和进攻策略。ZOA 算法分为以下 3 个阶段[12]：

(1)初始化参数阶段。定义优化问题，设置斑马种群数量为 N，迭代次数为 T，每一个斑马个体的位置表示成一个 m 维的向量，则第 i 个斑马种群表示为：

$$\begin{cases} X_i=[x_{i,1}\cdots x_{i,j}\cdots x_{i,m}] \\ x_{ij}=L+(U-L)\cdot r \end{cases} \tag{5}$$

其中，X 表示斑马种群；$i\in[1,N]$；$j\in[1,m]$；L 表示变量下限；U 表示变量上限；r 表示[0,1]内的随机数。

对于目标函数 F，利用式(5)在定义域内随机生成的个体，组成的矩阵为：

$$\boldsymbol{F}=\begin{bmatrix} F_1 \\ \vdots \\ F_i \\ \vdots \\ F_N \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} F(X_1) \\ \vdots \\ F(X_i) \\ \vdots \\ F(X_N) \end{bmatrix} \tag{6}$$

其中，F 表示目标函数，$F(X_i)$ 表示第 i 个斑马种群得到的目标函数值。

在最小化问题中，目标函数值最小的斑马是最佳候选解。由于在每次迭代中，斑马的位置以及目标函数的值都会更新，因此还要在每次迭代中确定最佳候选解决方案。

(2)觅食阶段：在 ZOA 中，种群中最好的成员被认为是先锋斑马，并带领其他种群成员向其在搜索空间中的位置前进。其更新公式具体如下：

$$x_{i,j}^{\text{new},P1}=x_{ij}+r\cdot(PZ_i-I\cdot x_{ij}) \tag{7}$$

$$X_i=\begin{cases} X_i^{\text{new},P1}, & F_i^{\text{new},P1}<F_i \\ X_i, & \text{else} \end{cases} \tag{8}$$

其中，$X_i^{\text{new},P1}$ 表示觅食阶段第 i 个斑马种群的新状态，$x_{i,j}^{\text{new},P1}$ 表示其第 j 维值，$F_i^{\text{new},P1}$ 表示其目标函数值；PZ 表示先锋斑马初始化种群目标函数最优值，PZ_i 表示其第 i 维值；r 表示[0,1]内的随机数；这里给出 I 的数学公式如下：

$$I=round(1+r) \tag{9}$$

(3)防御阶段：模拟斑马针对捕食者攻击的防御过程来更新 ZOA 种群成员在搜索空间中的位置。斑马针对不同捕食者有着不同防御策略，设逃跑策略为 S_1，进攻策略为 S_2，假设采取不同策略的概率相同，定义公式如下：

$$x_{i,j}^{\text{new},P2}=\begin{cases} S_1: x_{ij}+R(2r-1)\left(1-\dfrac{t}{T}\right)x_{ij}, & P_s\leqslant 0.5 \\ S_2: x_{ij}+r(AZ_i-I\cdot x_{ij}), & \text{else} \end{cases} \tag{10}$$

其中，$X_i^{new,P2}$ 表示基于防御策略的第 i 个斑马种群的新状态，$x_{i,j}^{new,P2}$ 表示其第 j 维值；t 表示当前迭代次数；T 表示最大迭代次数；R 表示值为 0.01 的常数；P_s 表示[0,1]内随机生成 2 种策略之一的概率；AZ 表示被攻击斑马的状态，AZ_i 表示其第 i 维值。

在更新斑马的位置时，如果斑马的新位置对于该新位置的目标函数具有更好的值，则该新位置被保留。该更新条件由下式求得：

$$X_i = \begin{cases} X_i^{new,P2}, & F_i^{new,P2} < F_i \\ X_i, & \text{else} \end{cases} \tag{11}$$

其中，$F_i^{new,P2}$ 表示基于防御策略的第 i 个斑马种群新状态的目标函数值。

(4)重复步骤(2)~(3)，直至达到迭代次数 T，输出当前最优目标函数值和最优斑马的位置。

3 基于多策略改进的斑马算法

本文提出的多策略改进的斑马算法主要从 3 个方面对 ZOA 算法进行改进：

(1)利用 tent 混沌映射产生的混沌序列改善常规初始化种群分布随机、均匀性较差的问题。

(2)引入 Levy 飞行策略和自适应惯性权重，平衡算法的局部与全局搜索能力。

(3)利用可变螺旋系数改进的正余弦算法和非均匀变异算子，提高算法的搜索效率和全局搜索能力，同时避免算法陷入局部最优解。

3.1 tent 混沌初始化种群

由于 ZOA 在初始化种群过程中具有随机性大的缺点，考虑到混沌变量具有随机性、遍历性和规律性的特点[15]，本文选用基于随机变量的 tent 映射作为产生优化算法的混沌序列，表达式为：

$$z_{i+1} = \begin{cases} 2z_i + r \cdot \dfrac{1}{N}, & 0 \leqslant z \leqslant \dfrac{1}{2} \\ 2(1 - z_i) + r \cdot \dfrac{1}{N}, & \dfrac{1}{2} \leqslant z \leqslant 1 \end{cases} \tag{12}$$

贝努利变换后的表达式为：

$$z_{i+1} = (2z_i)\bmod 1 + r \cdot \frac{1}{N} \tag{13}$$

根据 tent 混沌映射的特点，在可行域中产生混沌的序列，则初始化种群流程如下：

步骤 1 初始化 $z_0 = \text{rand}(0,1)$，此时 $i = 0$。

步骤 2 利用式(13)迭代生成 z_i 序列，$i = i + 1$。

步骤 3 当迭代次数达到最大值时停止，得到迭代序列。

步骤 4 生成初始化斑马种群 $X_i = L + (U - L) \times z_i$。

3.2 觅食阶段的改进

研究发现自然界中多种动物搜索策略具备短距离随机游走，偶尔长距离跳跃变化的特点，许多学者受其启发，提出 Levy 飞行机制[16]。通过在斑马优化算法中引入 Levy 飞行策略，来提高算法求解的随机性，平衡优化算法的局部探索和全局搜索能力，从而丰富种群觅食位置的多样性。

采用 Mantegna 使用下式表示 Levy 飞行策略生成随机步长[17]：

$$s = \frac{u}{|v|^{1/\beta}} \tag{14}$$

其中，u、v 均服从正态分布；$u \sim N(0,\sigma_u^2)$；$v \sim N(0,\sigma_v^2)$。σ 的计算公式如下：

$$\sigma_u = \left(\frac{\Gamma(1+\beta)\sin(\frac{\pi\beta}{2})}{\Gamma(\frac{1+\beta}{2})\beta \times 2^{\frac{\beta-1}{2}}} \right)^{1/\beta}, \quad \sigma_v = 1 \tag{15}$$

其中，$\Gamma(x) = (x-1)!$，$\beta = 1.5$。

为平衡 Levy 飞行机制，可以通过在觅食阶段设定最大值和最小值之间的自适应变化，减少陷入局部最优的情况，增强算法的局部探索和全局搜索能力，提出自适应惯性权重。根据斑马觅食特点，自适应权重公式如下：

$$w(t) = 1 - \frac{e^{\frac{t}{T}-1}}{e - 1} \tag{16}$$

式(16)表示权重在[0,1]之间非线性变化的性质，在迭代开始时权重值较大，迭代后期权重减小，这种策略可以使优化算法在早期更加集中于已知信息，快速收敛到局部最优解。随着迭代的进行，逐渐减小权重可以增加算法的多样性，助其逃离局部最优解，更好地探索全局搜索空间。

则改进后的觅食阶段位置更新公式为：

$$x_{i,j}^{new,P} = w(t) \cdot x_{ij} + r(PZ_i - I \cdot w(t) \cdot x_{ij}) \tag{17}$$

$$x_{i,j}^{new,P1} = x_{i,j}^{new,P} + 0.01(x_{\max} - x_{\min})s \tag{18}$$

其中，$x_{\max}$，$x_{\min}$ 分别表示 $x_{i,j}^{new,P}$ 中的上界和下界。

3.3 防御阶段的改进

为了避免斑马针对捕食者的防御过程中，搜索方式盲目性和单一性，受鲸鱼算法旋转操作的启发[18]，针对逃跑策略 S_1 和进攻策略 S_2，引入可变螺旋位置更新策略并与正余弦算法[19]相结合，开发多种位置更新搜索路径，使斑马的位置更新更加灵活。可变螺旋系数由下式求得：

$$\begin{cases} z = e^{k\cos(\pi(1-\frac{t}{T}))} \\ A = e^{zl}\cos(2\pi l) \end{cases} \tag{19}$$

其中，k 表示变化系数，$l \in (-1,1)$ 是均匀分布的随机数。进一步推得：

$$S_1: x_{i,j}^{\mathrm{new},P2} = Ax_{ij} + c_3 \cdot R\sin(c_2)(2r-1)\left(1-\frac{t}{T}\right)x_{ij} \tag{20}$$

$$S_2: x_{i,j}^{\mathrm{new},P2} = Ax_{ij} + c_1 \cdot r\cos(c_2)(A \cdot AZ_i - c_3 \cdot I \cdot x_{ij}) \tag{21}$$

其中，$c_1 = 2\left(1-\frac{t}{T}\right)$ 表示控制正余弦函数振幅参数，$c_2 \in [0,2\pi]$ 和 $c_3 \in [0,2]$ 表示 2 个随机参数。

为降低斑马的伤亡率，针对进攻策略 S_1 时，引入非均匀变异策略[20]，对种群进行变异扰动。在迭代前期，使种群在较大范围内搜索，以增强全局搜索能力，随着迭代次数的增多，种群搜索半径逐渐减小，增强算法的多样性，避免斑马位置陷入局部最优。则进攻策略 S_1 变异后更新公式为：

$$\begin{cases} x_{i,j}^{\mathrm{new},P2} = x_{i,j}^{\mathrm{new},P2} + \Delta(t, U - x_{i,j}^{\mathrm{new},P2}), & h < 0.5 \\ x_{i,j}^{\mathrm{new},P2} = x_{i,j}^{\mathrm{new},P2} - \Delta(t, x_{i,j}^{\mathrm{new},P2} - L), & h \geqslant 0.5 \end{cases} \tag{22}$$

其中，$h \in (0,1)$ 表示随机数。$\Delta(t,y)$ 由下式求出：

$$\Delta(t,y) = y \cdot \left(1 - r^{(1-t/T)^b}\right) \tag{23}$$

其中，b 表示决定变异运算非均匀度的系统参数。

改进后斑马算法的伪代码描述如下。

算法 1　IZOA

输入　优化问题信息

输出　IZOA 对于给定的优化目标函数获得的最优解

1. 设置迭代次数 (T) 和斑马种群数量 (N)
2. 引入 tent 混沌序列初始化斑马位置和评估基于初始化种群的目标函数
3. For $t = 1:T$
4. 更新先锋斑马 (PZ)　　%当前最优解
5. For $i = 1:N$
6. 阶段 1：改进的觅食阶段
7. 使用式(18)计算第 i 个斑马的新状态
8. 使用式(8)更新第 i 个斑马种群
9. 阶段 2：改进的防御阶段
10. $P_s = rand, h = rand$
11. if $P_s < 0.5$
12. 逃跑策略 S_1：使用式(20)计算第 i 个斑马的新状态
13. else
14. 进攻策略 S_2：使用式(21)计算第 i 个斑马的新状态
15. end if
16. if $h < 0.5$　　%对 S_2 非均匀变异扰动
17. 使用式(22)更新进攻策略 S_2 计算的第 i 个斑马的新状态
18. else
19. 使用式(22)更新进攻策略 S_2 计算的第 i 个斑马的新状态
20. end if
21. 使用式(11)更新第 i 个斑马种群
22. end for $i = 1:N$
23. 保存目前最优解
24. end for $t = 1:T$
25. end IZOA

4　实验分析

实验分为 2 部分。第一部分为评估 IZOA 算法与传统 ZOA 算法的优越性，在 8 个基础函数上进行寻优。第二部分将 IZOA 算法应用于下肢外骨骼阻抗控制参数优化，分析改进前后对人机交互力矩和关节轨迹跟踪误差的优化情况。

4.1　改进斑马算法效果分析

设置 2 种优化算法的种群数量为 30，迭代次数为 300，选取 8 个标准测试函数进行分析，见表 1。表 1 中，$F_1 \sim F_3$ 是最优解为 0、维度为 30 的高维单峰函数，$F_4 \sim F_6$ 是最优解为−12 569.5 和 0 的高维多峰函数，$F_7 \sim F_8$ 是最优解为 0.998 和 0.000 307 5 的低维多峰函数。使用 IZOA 算法和 ZOA 算法对基础函数进行 30 次求解，表 2 是 2 种算法求解结果的适应度平均值、最优解标准差和收敛至最优值时的迭代次数。在高维单峰测试函数 $F_1 \sim F_3$ 中，IZOA 算法的最小值、平均值、标准差均小于 ZOA 算法，且 IZOA 在 F_1 上收敛至理论最优解。在高维多峰函数 F_4 中，IZOA 算法的最小值、平均值、标准差均小于 ZOA 算法。在 F_5 和 F_6 中，IZOA 和 ZOA 算法均达到最优解，但 IZOA 算法达到最优解的收敛速度更快。在低维多峰函数 F_7，F_8 中，2 种算法均达到最优解，但 IZOA 算法达到最优解的收敛速度更快。图 4 是 2 种优化算法的测试函数收敛曲线对比结果，通过表 1 中数据和图 4 中结果可以得到，IZOA 算法寻优能力更强，避免了长时间陷入局部最优解，提高了计算精度和稳定性。

表 1 测试函数及参数

Table 1 Test functions and parameters

函数类型	测试函数	维度	搜索域	最优值
高维单峰	$F_1(X) = \sum_{i=1}^{n} x_i^2$	30	[−100,100]	0
	$F_2(X) = \sum_{i=1}^{n} \lvert x_i \rvert + \prod_{i=1}^{n} \lvert x_i \rvert$	30	[−10,10]	0
	$F_3(X) = \sum_{i=1}^{n} i x_i^4 + random[0,1)$	30	[−1.28,1.28]	0
高维多峰	$F_4 = \sum_{i=1}^{n} - x_i \sin(\sqrt{\lvert x_i \rvert})$	30	[−500,500]	−12 569.5
	$F_5 = \sum_{i=1}^{n} [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	[−5.12,5.12]	0
	$F_6 = -20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	30	[−32,32]	0
低维多峰	$F_7 = \left(\frac{1}{500} + \sum_{i=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^{2} (x_i - a_{ij})^6}\right)$	2	[−65,65]	0.998
	$F_{15} = \sum_{i=1}^{11} \left[a_i - \frac{x_1(b_i^2 + b_i x_2)}{b_i^2 + b_i x_3 + x_4} \right]^2$	4	[−5,5]	0.000 307 5

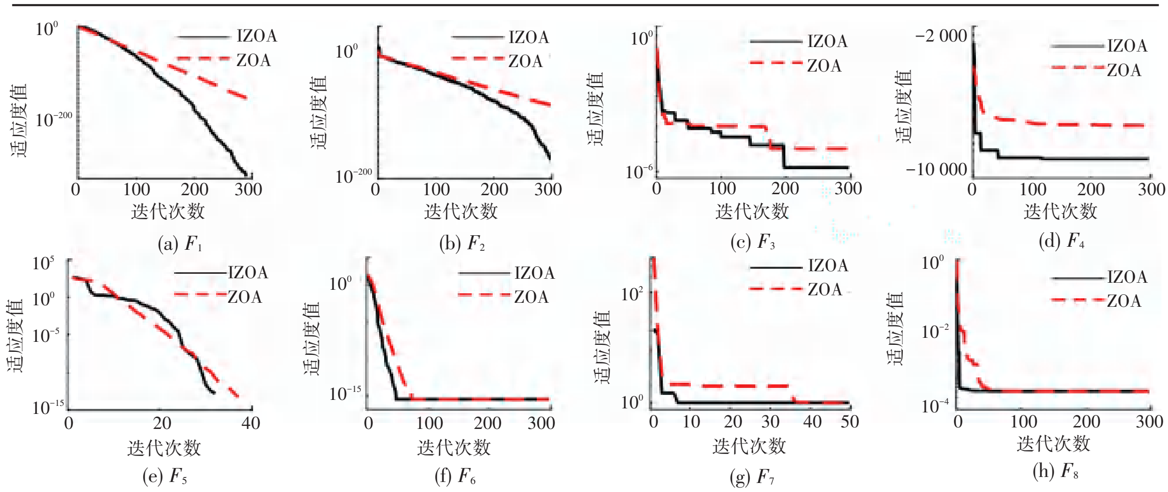


图 4 测试函数收敛曲线对比图

Fig. 4 Comparison of convergence curves of test functions

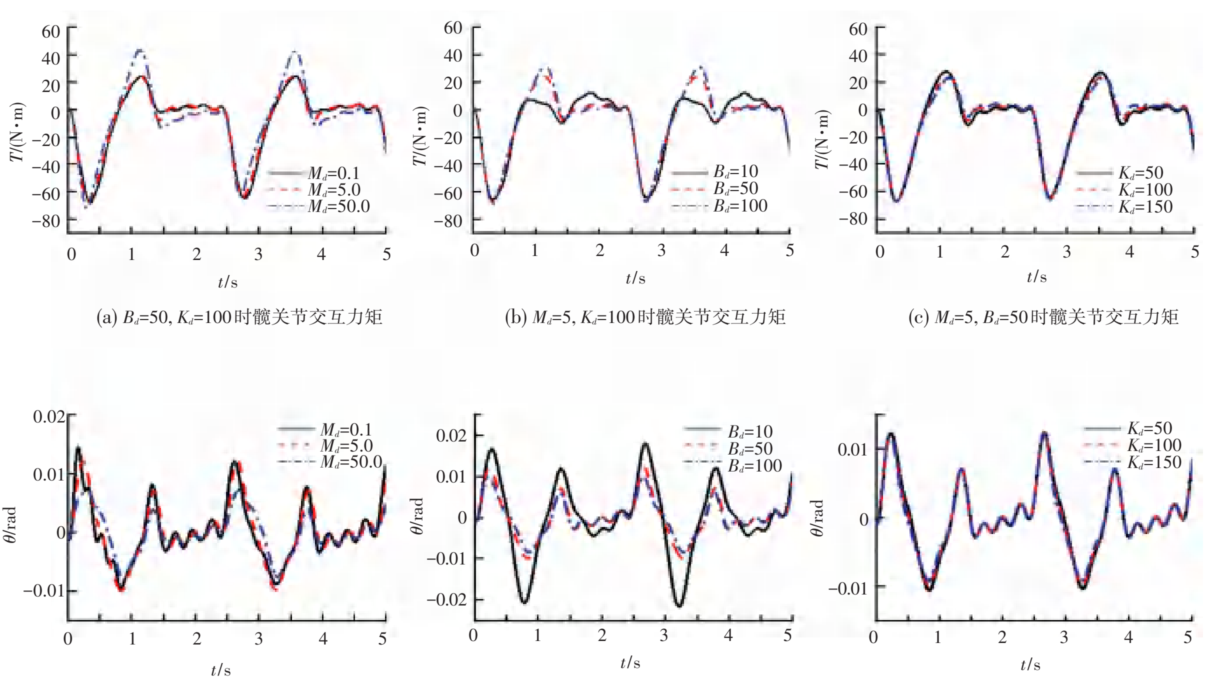
表 2 算法寻优结果

Table 2 Results of algorithms optimization

函数	IZOA				ZOA			
	最小值	平均值	标准差	迭代数	最小值	平均值	标准差	迭代数
F_1	0	6.54E−297	0	291	3.71E−156	3.20E−146	1.46E−145	−
F_2	9.16E−170	2.18E−130	1.10E−129	−	2.39E−81	2.57E−77	7.76E−77	−
F_3	1.96E−6	1.33E−4	1.27E−4	−	3.32E−5	2.18E−4	1.43E−4	−
F_4	−12 554	−12 346	211.47	−	−7 666	−6 410.9	661.97	−
F_5	0	0	0	33	0	0	0	38
F_6	4.44E−16	4.44E−16	0	−	4.44E−16	4.44E−16	0	−
F_7	0.998	2.138 2	1.249 9	−	0.998	2.25	1.809 9	−
F_8	3.08E−4	3.62E−4	4.83E−05	−	3.08E−4	3.70E−4	1.68E−4	−

4.2　优化参数控制效果对比

为分析下肢外骨骼主动训练过程中，不同导纳参数对人机交互力矩和跟踪误差的影响，设期望交互力矩 $\boldsymbol{T}_d=[0\ 0]^{\mathrm{T}}$，外骨骼机器人与人体下肢之间的绑带弹性系数为 $k=12\ 000\ \mathrm{kN/m}$。以右腿为例，下肢外骨骼机器人采用不同导纳参数进行主动训练控制时大腿人机交互力和髋关节轨迹跟踪误差对比示意如图 5 所示。由图 5 可以看出，当导纳参数 B_d 和 K_d 一定，M_d 分别取 0.1，5.0，50.0，随着的 M_d 增大，髋关节交互力矩的峰值增加，但跟踪误差相对较小；当导纳参数 M_d 和 K_d 一定，B_d 分别取 10，50，100，髋关节交互力矩的峰值增加，但跟踪误差相对较小；当导纳参数 M_d 和 B_d 一定，K_d 分别取 50，100，150，髋关节交互力矩峰值基本不变，轨迹跟踪误差的影响也较小，通过上述分析，导纳参数需要优化使得人机交互力矩和轨迹跟踪误差较小。



(a) B_d=50, K_d=100 时髋关节交互力矩　(b) M_d=5, K_d=100 时髋关节交互力矩　(c) M_d=5, B_d=50 时髋关节交互力矩

(d) B_d=50, K_d=100 时髋关节跟踪误差　(e) M_d=5, K_d=100 时髋关节跟踪误差　(f) M_d=5, B_d=50 时髋关节跟踪误差

图 5　不同导纳参数下轨迹跟踪误差和交互力矩结果图

Fig. 5　Results of trajectory tracking error and interaction torque under different admittance parameters

则适应度函数定义为：

$$J=\int \rho_1\,|e|+\rho_2\,|\Delta T|\ \mathrm{d}t \tag{24}$$

其中，ρ_1，ρ_2 表示权重系数；e 表示关节轨迹跟踪误差；ΔT 表示期望交互力矩跟踪误差。

设置算法的种群规模为 30，迭代次数为 50，参数取值范围为 $\boldsymbol{M}_d=[0.1,50]$，$\boldsymbol{B}_d=[1,100]$，$\boldsymbol{K}_d=[10,150]$，通过 ZOA 和 IZOA 算法对式(24)适应度函数进行寻优，对比未加入导纳控制器的被动训练，优化结果为 $M_d=2$，$B_d=12$，$K_d=52$。图 6 为导纳参数寻优后的下肢外骨骼主动训练和被动训练仿真结果。图 6(a)表明 IZOA 算法在导纳参数寻优过程中比 ZOA 算法需要迭代的次数更少，寻优速度更快，本文提出的多策略改进后 ZOA 算法更具有优越性。图 6(b)和图 6(c)为下肢外骨骼髋/膝关节导纳参数优化后的主动训练与被动训练交互力矩仿真对比，髋关节的交互力矩从［38N − 74N］减少到［7N − 54N］，膝关节的交互力矩从［56N − 93N］减少到［12N − 56N］。图 6(d)和图 6(e)为下肢外骨骼的期望关节轨迹、导纳控制器调整后的轨迹和实际轨迹。导纳控制器通过调整关节的轨迹，实现了外骨骼顺应人体运动意图，从而减少了人机交互力矩。

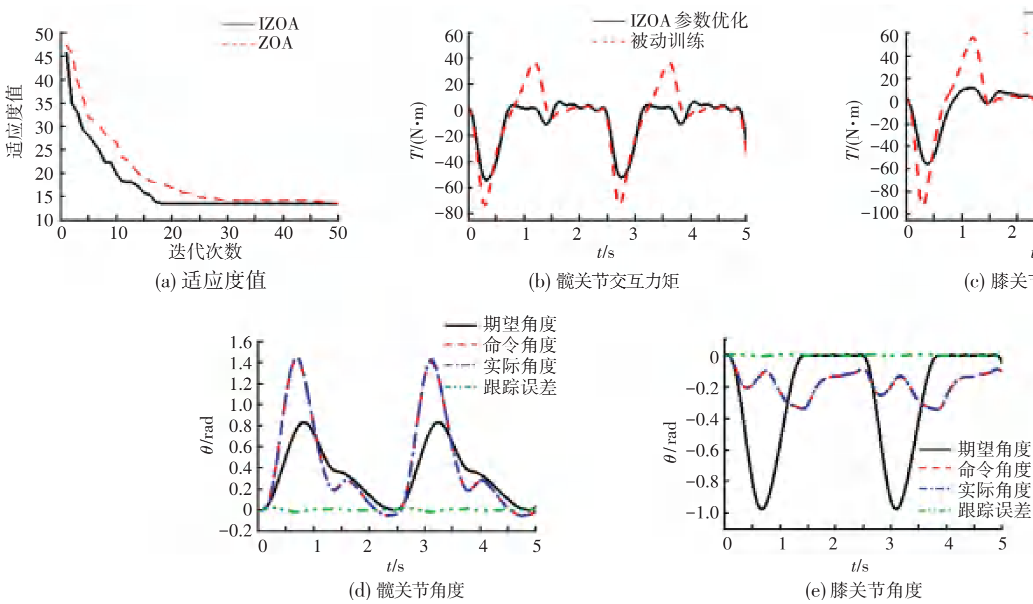


图 6 寻优后的下肢外骨骼主动训练和被动训练仿真结果图

Fig. 6 Simulation results of active and passive training of lower limb exoskeleton after optimization

5 结束语

本文提出了一种基于多策略改进的斑马算法，通过 tent 混沌序列初始化种群，在斑马觅食阶段采用 Levy 飞行和自适应权重相结合，在防御阶段利用可变螺旋系数融合的正余弦算法和非均匀变异算子，平衡算法的搜索效率，提高了全局搜索能力，同时避免算法陷入局部最优解。根据基础函数寻优实验验证了所提 IZOA 算法相较 ZOA 算法的优越性，并用于优化下肢外骨骼机器人导纳控制参数，仿真结果表明 IZOA 算法具备更强的寻优能力，优化后的导纳参数有效降低了人机交互力矩和跟踪误差，取得了更优控制效果。

参考文献

[1] 司访，李鹏杰，李小奇，等. 下肢康复医疗外骨骼发展现状综述[J]. 兵器装备工程学报，2021，42(2)：254-260.

[2] 钟佩思，杨世浩，张超，等. 下肢外骨骼机器人阻抗控制参数优化研究[J]. 科学技术与工程，2023，23(18)：7831-7837.

[3] 邱静，陈启明，卢军，等. 下肢助力外骨骼机器人自适应阻抗控制研究[J]. 电子科技大学学报，2016，45(4)：689-695.

[4] 张燕，卢宁. 面向人机交互的下肢外骨骼导纳控制策略[J]. 控制工程，2022，29(12)：2309-2315.

[5] QU Zhicheng，WEI Wei，WANG Wei，et al. Research on fuzzy adaptive impedance control of lower extremity exoskeleton[C]// 2019 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). Picataway，NJ：IEEE，2019：8816452.

[6] 陈建华，李烨，王琦，等. 基于人体运动能力的下肢外骨骼支撑相阻抗自调整控制方法研究[J]. 兵工学报，2020，41(6)：1201-1209.

[7] 吴青聪，王兴松，吴洪涛，等. 上肢康复外骨骼机器人的模糊滑模导纳控制[J]. 机器人，2018，40(4)：457-465.

[8] DORIGO M，MANIEZZO V，COLOMI A. Ant system：optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems，Man，and Cybernetics，Part b (Cybernetics)，1996，26(1)：29-41.

[9] WANG Dongshu，TAN Dapei，LIU Lei. Particle swarm optimization algorithm：An overview[J]. Soft Computing，2018，22：387-408.

[10] MIRJALILI S，MIRJALILI S M，LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software，2014，69：46-61.

[11] MIRJALILI S，LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software，2016，95：51-67.

[12] TROJOVSKÁ E，DEHGHANI M，TROJOVSKÝ P. Zebra optimization algorithm：A new bio-inspired optimization algorithm for solving optimization algorithm[J]. IEEE Access，2022，10：49445-49473.

[13] 宋纪元，朱爱斌，屠尧，等. 人机交互力对下肢助力外骨骼关节期望角度的预测[J]. 西安交通大学学报，2021，55(12)：55-63.

[14] 周伟杰，韩亚丽，朱松青，等. 基于阻抗控制的下肢康复外骨骼随动控制[J]. 科学技术与工程，2020，20(5)：1934-1939.

[15] 吕鑫，慕晓冬，张钧，等. 混沌麻雀搜索优化算法[J]. 北京航空航天大学学报，2021，47(8)：1712-1720.

[16] 雍欣，高岳林，赫亚华，等. 多策略融合的改进萤火虫算法[J]. 计算机应用，2022，42(12)：3847-3855.

[17] 李银通，韩统，赵辉，等. 自学习策略和 Lévy 飞行的正弦余弦优化算法[J]. 重庆大学学报，2019，42(9)：56-66.

[18] TAO Xinmin，GUO Wenjie，LI Qing. Multiple scale self-adaptive cooperation mutation strategy-based particle swarm optimization[J]. Applied Soft Computing，2020，89：106124.

[19] MIRJALILI S. SCA：A sine cosine algorithm for solving optimization problems[J]. Knowledge-based Systems，2016，96：120-133.

[20] 王依柔，张达敏，樊英. 非均匀变异的互利自适应缎蓝园丁鸟优化算法[J]. 计算机工程与科学，2020，42(12)：2233-2241.