文章编号:1001-2265(2023)10-0064-05

DOI:10.13462/j. cnki. mmtamt. 2023.10.014

一种新型模糊神经网络滑模控制器设计*

帅1,2,张 斌1,韩 旭1,王一凤1,刘雪梅1,王春禹1

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所,长春 130033;2. 中国科学院大学,北京 100049)

摘要:针对基于 PID 算法的永磁同步电机矢量控制系统易受系统不确定性影响(负载扰动、模型参数变化)的问题,提出一种新型模糊神经网络滑模控制器。首先,在传统滑模控制的基础上,利用模糊神经网络控制器(FNN)构成滑模控制器(SMC)的切换控制项来完成对系统不确定性因素进行逼近以及对滑模控制切换增益的调节;其次,利用麻雀搜索算法来实时更新模糊神经网络滑模控制器参数,为了加快 SSA 的收敛速度以及防止其陷入局部最优,利用分数阶微积分对传统麻雀算法进行改进;最后,进行了仿真验证,表明所设计的新型模糊神经网络滑模控制器具有较强的鲁棒性和动态性能。

关键词:麻雀搜索算法;永磁同步电机;分数阶;模糊神经网络;滑模控制 中图分类号:TH166;TC502 文献标识码:A

Design of a New Fuzzy Neural Network Sliding Mode Controller

JIAO Shuai^{1,2}, ZHANG Bin¹, HAN Xu¹, WANG Yifeng¹, LIU Xuemei¹, WANG Chunyu¹ (1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Aiming at the problem that permanent magnet synchronous motor vector control system based on PID algorithm is vulnerable to system uncertainties (load disturbance, model parameter change), a new fuzzy neural network sliding mode controller is proposed. Firstly, on the basis of traditional sliding mode control, fuzzy neural network controller (FNN) is used to form the switching control term of sliding mode controller (SMC) to complete the approximation of system uncertainty factors and the adjustment of switching gain of sliding mode control. Secondly, the sparrow search algorithm is used to update the parameters of the fuzzy neural network sliding mode controller in real time. In order to accelebrate the convergence speed of SSA and prevent it form falling into local optimum, the traditional sparrow algorithm is improved by fractional calculus. Finally, the simulation results show that the designed new fuzzy neural network sliding mode control show that the designed new fuzzy neural network sliding mode results show that the designed new fuzzy neural network sliding mode control performance.

Key words: sparrow search algorithm; PMSM; fractional order; fuzzy neural network; sliding mode control

0 引言

永磁同步电机(PMSM)由于其优越的特性,在机 床、工业控制等领域得到大量应用。它是由参数时变 的高阶复杂动力学组成的非线性系统。在永磁同步电 机的闭环控制中,控制算法的研究是一项重要的内容, 学者们提出了很多的控制算法用来提高闭环控制系统 的性能。

高芮等^[1]采用新型趋近律,并且基于 super-twisting 算法设计了三阶滑模观测器,系统的转速控制精 度有了显著地提高。刘春光等^[2]建立了永磁同步电机 转速 ADRC 模型并且完成了转速 ADRC 的参数整定, 有效改善了系统的动态性能。邓豪等^[3]中在传统滑模 面的基础上设计了分数阶滑模面并且提出了一种新型 的快速趋近律,并且引入粒子群算法对参数进行整定, 永磁同步电机的动态性能和稳态性能都得到了改善。

近些年来,随着群体智能优化算法的兴起,群体智能优化算法与传统的电机控制算法相结合正成为一种 潮流。利用群体智能优化算法可以有效提升传统的电机控制算法的性能^[4]。

本文设计了基于改进麻雀算法(SSA)的模糊神经 网络滑模控制器(FNNSMC)并将其应用到了 PMSM 矢 量控制系统中。为了验证算法的有效性,采用 FNNSMC、基于 SSA 的 FNNSMC 和基于改进 SSA 的 FNNSMC 三种算法进行对比实验,仿真结果验证了所 设计算法的有效性。

1 永磁同步电机数学模型

PMSM 在 d-q 旋转坐标系下的数学模型为:

收稿日期:2022-12-27;修回日期:2023-02-16

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金项目(12133009)

作者简介:焦帅(1998—),男,硕士研究生,研究方向为电机控制技术,(E-mail)864926778@qq.com;通信作者:张斌(1981—),男,副研究员,博士,研究方向为望远镜伺服系统,(E-mail)13844908289@163.com。

$$\begin{cases} U_{d} = R_{s}i_{d} + L_{d} \frac{dt_{d}}{dt} - \omega_{e}L_{q}i_{q} \\ U_{q} = R_{s}i_{q} + L_{q} \frac{di_{q}}{dt} + \omega_{e}L_{d}i_{d} + \omega_{e}\psi_{f} \end{cases}$$
(1)

式中: U_{d} 、 U_{q} 、 i_{d} 、 i_{q} 、 L_{d} 、 L_{q} 分别为d、q电压、电流和电感, R_{s} 为定子电阻, ψ_{f} 为永磁体磁链, ω_{e} 为电角速度。

$$\begin{cases} \psi_{d} = L_{d}i_{d} + \psi_{f} \\ \psi_{q} = L_{q}i_{q} \\ \omega = P_{n}\omega_{e} \end{cases}$$
(2)

式中: ψ_{d} 、 ψ_{q} 为d、q轴下的定子磁链, P_{n} 为电机极对数。 电磁转矩方程如下:

$$T_{\rm e} = \frac{3}{2} P_{\rm n} i_{\rm q} [\psi_{\rm f} + (L_{\rm d} - L_{\rm q})]$$
(3)

本文分析的永磁同步电机为表贴式永磁同步电机,所以 $L_d = L_a$ 。因此式(3)可变为:

$$T_{\rm e} = \frac{3}{2} P_{\rm n} i_{\rm q} \psi_{\rm f} \tag{4}$$

机械运动方程为:

$$T_{\rm e} = J \frac{\mathrm{d}\omega}{\mathrm{d}t} + T_{\rm L} + B\omega \tag{5}$$

式中: T_L 为负载转矩,B 为粘滞摩擦系数,J 为转动惯 量, ω 为机械角速度。

取状态变量为 $x = [x_1, x_2]^T, x_1 = \omega, x_2 = \omega, 则状态 方程为:$

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = f(x,t) + g(x,t)u + d(t) \end{cases}$$
(6)

式中:d(t)为系统的总体不确定项。

2 基于改进 SSA 优化的 FNNSMC 设计

基于改进 SSA 优化的 FNNSMC 总体框图如图 1 所示。

改进SSA ► RBFFNN Us





2.1 SMC 设计

采用滑模等效控制法,FNNSMC 的输出由 SMC 的输出 u_{eq} 和 FNN 的输出 u_s 两部分组成。可将控制量的输出设计为^[56]:

 $u = u_{eq} + u_s$ (7) 式中: u_{eq} 为滑模等效控制量, u_{eq} 的作用使系统状态始 终在滑模面上; u_s 为切换增益,作用是使系统状态不 离开滑模面。

定义速度跟踪误差为:

$$e(t) = \omega_{r}(t) - \omega(t)$$

会 定 使 值 $\omega(t)$ 为 尔 际 使 使 值 进

式中: $\omega_r(t)$ 为给定速度值, $\omega(t)$ 为实际速度值,设计滑模面为:

$$= c e + \dot{e} \tag{9}$$

式中:c'为滑模变结构切换系数,c'影响着系统的动态性能,当c'过大时,静态性能会受影响。

对式(9)的滑模面求导可得:

$$\dot{s} = c'\dot{e} + \ddot{e} = c'\dot{e} + \ddot{\omega}_{r} - \ddot{\omega} =$$

$$c'\dot{e} + \ddot{\omega}_{r} - f(x,t) - g(x,t)u - d(t)$$
(10)

根据式(10),在d(t) = 0的条件下,可求出 SMC 的等效控制律 u_{en} 为:

$$u_{\rm eq} = \frac{1}{g(x,t)} (c'\dot{e} + \ddot{\omega}_{\rm r}' - f(x,t))$$
(11)

在实际的应用中,为消除 d(t) 的影响,设计控制 律 u_s 为:

$$u_{s} = \frac{1}{g(x,t)} \eta_{sgn}(s)$$
(12)

结合式(11)和式(12),得到 SMC 的控制律为:

$$u = u_{eq} + u_s = \frac{1}{g(x,t)} (c \dot{e} + \ddot{\omega}_r - f(x,t) + \eta \operatorname{sgn}(s))$$
(13)

式中: η 为正常数, 且 $\eta > |d(t)|$ 。 定义 Lyapunov 函数为:

$$V = \frac{1}{2}s^2 \tag{14}$$

结合式(10) 对式(14) 求导可知:

$$\dot{V} = s\dot{s} = s[c'\dot{e} + \ddot{\omega}_r - f(x,t) - \frac{1}{g(x,t)}g(x,t)]$$

 $(c'\dot{e} + \ddot{\omega}_r - f(x,t) + \eta \operatorname{sgn}(s)) - d(t)] = (15)$
 $s(c'\dot{e} + \ddot{\omega}_r - f(x,t) - c'\dot{e} - \ddot{\omega}_r + f(x,t) - \eta \operatorname{sgn}(s) + d(t)) = s(-\eta \operatorname{sgn}(s) + d(t)) = -\eta |s| + sd(t) - |s|(\eta - d(t)) < 0$

综上所述可以从理论上保证系统状态点收敛到0。

2.2 模糊 RBF 神经网络控制器的设计

模糊 RBFFNN 是在模糊控制的基础上,结合 RBFNN 迭代学习的一种智能控制策略。

本文设计的 RBFFNN 为两输入一输出的 4 层结构。RBFFNN 的最终输出为切换增益 u_s。该 RBFFNN 信号传递及结构功能如下:

第1层为输入层:其中输入层有两个输入变量 *s* 和*s*,该层的输入与输出相等。即:

$$f_1(i) = x_i, i = 1, 2 \tag{16}$$

第2层为模糊化层:第2层每一个节点的输出等 同于一个隶属度函数,采用高斯函数作为隶属度函数:

$$f_2(i,j) = \exp \frac{\|f_1(i) - c_{ij}\|^2}{2b_i^2}$$
(17)

式中:c_{ii}和 b_j分别是第 i 个输入变量的第 j 个模糊集合 高斯函数的均值和标准差。

第3层为模糊推理层:设定相应的模糊推理整定 规定,对信号进行模糊推理运算:

$$f_3(j) = \prod_{i=1}^N f_2(i,j)$$
(18)

式中: $N = \prod_{i=1}^{n} N_i$, N_i 为第1层中第i个节点输入隶属函数的个数。

第4 层为输出层:第4 层中每个节点的输出为该 节点所有输入信号的加权和:

 $f_4(l) = \mathbf{W}^{\mathrm{T}} f_3(j) = \sum_{j=1}^{N} w(l,j) \cdot f_3(j)$ (19) 式中:*l*为输出层节点的个数,在本文中,*l*=1;W为第 4 层节点与第3 层节点的连接权值矩阵。

2.3 改进麻雀搜索算法

FNNSMC 的参数值通常一般通过自适应律来更新。但这种方法往往无法求出最合适的参数值。以至于对整个控制器的控制效果产生影响,为了使控制器

(8)

始终保持最佳的控制精度。因此引入改进麻雀算法用 来求出参数值的最优解。

需要改进 SSA 优化的参数主要有:

- (1) RBFFNN 的权值 w、均值 c_{ij} 以及标准差 $b_{i\circ}$
- (2)SMC 的滑模变结构切换系数 c'_{\circ}

2.3.1 麻雀搜索算法

SSA 是一种新型的群体优化算法^[79]。麻雀种群 通常分为发现者,也称探索者,在寻找食物的过程中, 先得到食物的是具有较好适应度值的发现者,它的搜 索范围也是最大的,因为发现者需要给整个种群寻找 食物;加入者,也被称为追随者,能量过低时会自由移 动;以及遇到危险时做出相应反捕食行为的警戒者。

麻雀的位置用下列矩阵表示:

$$\begin{bmatrix} X_{1,1} & \cdots & X_{1,d} \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ X_{n,1} & \cdots & X_{n,d} \end{bmatrix}$$
(20)

所有麻雀的适应度值表示为:

$$F_{x} = \begin{bmatrix} f(\lfloor X_{1,1} & \cdots & X_{1,d} \rfloor) \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ f(\lfloor X_{n,1} & \cdots & X_{n,d} \rfloor) \end{bmatrix}$$
(21)

式中:矩阵的每一行代表个体的适应度值。

发现者的位置更新方法如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp(\frac{-i}{\tau \cdot iter_{\max}}), & \text{if } R_2 < ST \\ X^t + O \cdot L, & \text{if } R \ge ST \end{cases}$$
(22)

式中: $iter_{max}$ 为最大的迭代次数,t 为当前迭代数, τ 为随 机数,且 $\tau \in [0,1]$; $X_{i,j}^{t}$ 为第t代第i个麻雀在第j维中 的位置信息,ST为安全值, $ST \in [0.5,1]$; R_{2} 为预警 值, $R_{2} \in [0,1]$;Q为随机数,服从正态分布;L为1×d的矩阵,所有元素均为1。

追随者的位置更新描述如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp(\frac{X_{worst}^{t} - X_{i,j}^{t}}{i^{2}}), & \text{if } i > n/2\\ X_{n}^{t+1} + |X_{i,j}^{t} - X_{n}^{t+1}| \mathbf{A}^{+} \cdot \mathbf{L}, & \text{otherwise} \end{cases}$$
(23)

式中:A 为1 × d 的矩阵,矩阵中的元素被随机赋值为1 或 – 1, 且 $A^+ = A^{T}(AA^{T})^{-1}$; X_p 为发现者所在的最优 位置, X_{west} 为目前全局最差的位置。

麻雀种群中约为10%~20%为警戒者,假设初始 化位置是随机产生的,位置更新如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^{t} + \beta | X_{i,j}^{t} - X_{\text{best}}^{t} | & \text{if } f_{i} > f_{g} \\ \\ X_{i,j}^{t} + K(\frac{| X_{i,j}^{t} - X_{\text{worst}}^{t} |}{(f_{i} - f_{r}) + \varepsilon}) & \text{if } f_{i} = f_{g} \end{cases}$$
(24)

式中: X_{best} 为此时全局最优位置, β 为步长控制参数,随 机数,服从均值为0,方差为1的正态分布;K为麻雀移 动的方向, $K \in [-1,1]$; f_i 为此时第i个体的适应度 值, f_g 和 f_r 分别表示目前全局最优和最差的适应度 值, ε 的作用是防止分母为0。

2.3.2 改进麻雀搜索算法

分数阶微积分将微积分从整数推广到分数,最为 常用的定义为 G-L 定义。为了加快 SSA 的收敛速度 以及防止其陷入局部最优,将分数阶与 SSA 结合,通 过种群中个体位置更新自适应改变分数阶阶次^[10-12]。

G-L 定义的离散表达式为:

$$D^{v}[x(t)] = \frac{1}{T^{v}} \sum_{k=0}^{\beta} \frac{(-1)^{k} \gamma(v+1) x(t-kT)}{\gamma(k+1) \gamma(v-k+1)}$$
(25)

式中:v为阶次,T为周期, $\gamma(N) = \int_{0}^{\infty} e^{-t} t^{n-1} dt = (n-1)!$ 为伽马函数, β 为截止阶次。

令式(25)中的β=4,可以得出:

$$D^{v}[x(t+1)] \approx x(t+1) - vx(t) + \frac{1}{2}v(v-1)x(t-1) - \frac{1}{6}v(v-1)(v-2)x(t-2) + \frac{1}{24}v(v-1)(v-2)(v-3)x(t-3)$$
(26)

将分数阶与式(22)相结合,当 R₂≥ST 时,意味着 种群中一部分群体发现危险并发送警报,发现者的位 置更新可以描述为:

$$X_{i,j}^{t+1} - X_{i,j}^{t} = Q \cdot \boldsymbol{L}$$

$$(27)$$

式(27)的左边为分数阶次 *v* = 1 且周期为 1 的离 散形式,即:

$$D^{v}[x(t+1)] = Q \cdot L \qquad (28)$$

由式(26)可知,当 $R_2 \ge ST$ 时,发现者的位置更新可以表示为:

$$X_{i,j}^{t+1} = vX_{i,j}^{t+1} - \frac{1}{2}v(v-1)X_{i,j}^{t-1} - \frac{1}{6}v(v-1)(v-2)$$
$$X_{i,j}^{t-2} + \frac{1}{24}v(v-1)(v-2)(v-3)X_{i,j}^{t-3} + Q \cdot L$$
(29)

由式(29)可知分数阶次影响发现者的位置更新, 利用进化因子f修正分数阶阶次v。

(1)当 $R_2 \ge ST$,发现者 *i* 到其它麻雀的平均距离为:

$$d_{ix} = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1,j=i}^{N} \sqrt{\sum_{K=1}^{D} (x_{ik} - x_{jk})^2}$$
(30)

式中:N和D分别表示追随者的个数和维数。

在进化过程中,追随者当前的状态由进化因子 *f* 决定,其定义为:

$$f = \frac{d_{\rm g} - d_{\rm min}}{d_{\rm max} - d_{\rm min}} \in [0, 1]$$
(31)

式中: dg 为全局最优位置到其他麻雀的平均距离, dmax 和 dmin 为所有 dix 的最大值和最小值。

当分数阶次 *v* ∈ [0.5,0.8]。收敛速度更快,因此

$$v(f) = \frac{1}{2}e^{-0.367f} \in [0.5, 0.8]_{\circ}$$

算法的具体流程图如图2所示。



图 2 改进 SSA 流程图

2.4 目标函数的设计

常见的目标函数有 ITAE、ITSE、ISP 三种,本文采用 ITAE 指标。其计算公式如下:

$$J(ITAE) = \int_{-\infty}^{+\infty} t \left| e(t) \right| dt$$
 (32)

ITAE 是综合描述系统动态性能比较有效的指标。

3 仿真实验

为了验证所设计算法的有效性,在 SIMULINK 中搭 建了 PMSM 矢量控制调速系统,结构图如图 1 所示。 PMSM 的参数设置为:定子电阻为 2.875 Ω ,转动惯量 J 为 0.008 kg · m²,极对数 P_n 为 4,电感 $L_d = L_q = 0.008$ 5 H, $\varphi = 0.178$ Wb,种群规模 120,迭代次数 100。

3.1 阶跃响应仿真实验

仿真工况为:初始时空载启动,转速参考值为 1000 r/min,仿真出的 PMSM 转速曲线图和转速曲线 局部放大图如图 3 和图 4 所示。





由图 3 和图 4 可知:当采用 FNNSMC 时,超调量较 大(5.75%),到达稳态的时间较长;当采用 SSA 优化 的 FNNSMC 后,到达稳态的时间相对采用 FNNSMC 时 下降了 44%,超调量下降为 2.45%,相对采用 FNNSMC 时超调量减小了 57.4%;当采用改进 SSA 优 化的 FNNSMC 后,几乎没有超调,稳态时间相对采用 FNNSMC 时下降了 67%。

3.2 模型参数变化实验

为了验证所设计的模型受参数变化时系统的鲁棒性,首先设置转速为1000 r/min,空载启动对于参数变化,本文选择 J=J和 J=1.5J 比较。

图 5 为采用 SSA 算法优化的 FNNSMC 时,不同转动惯量下转速曲线的响应图。图 6 为采用改进 SSA 算法优化的 FNNSMC 时,不同转动惯量下转速响应曲线局部放大图。图 7 为采用改进 SSA 算法优化的FNNSMC 时,不同转动惯量下转速曲线的响应图。图 8 为采用 SSA 算法优化的 FNNSMC 时,不同转动惯量下转速响应曲线局部放大图。







从图 5 和图 6 可以看出,采用基于 SSA 算法的 FNNSMC 时,当转动惯量变为原来的 1.5 倍时,超调量 由 2.45% 增加为 6.3%,到达稳态的时间增加了 0.023 s。

从图 7 和图 8 可以看出,采用基于改进 SSA 算法的 FNNSMC 时,当转动惯量变为原来的1.5 倍时,超调量没有变化,到达稳态的时间增加了 0.011 s。

经过仿真验证,当采用基于改进 SSA 的 FNNSMC 时,转速的变化波动和系统受自身参数变化的影响较小。

3.3 负载扰动实验

初始时设定转速为 1000 r/min, 空载启动, 在 0.5 s 时突加 8 N 的负载扰动, 突加负载时不同算法的转速 响应曲线如图 9 所示。图 10 为负载变化时, 不同算法的转速响应曲线放大图。



当采用 FNNSMC 时,转速的下降幅度为 10.5%, 转速恢复时间为 0.25 s,当采用基于 SSA 算法优化的 FNNSMC 时,转速下降幅度为 5.4%,转速恢复时间为 0.15 s。当采用于基于改进 SSA 算法优化的 FNNSMC 时,转速下降幅度为 2.2%,转速恢复时间下降为 0.06 s。

本文设计的基于改进 SSA 算法的可以显著地提高系统的抗负载扰动能力。

4 结论

本文设计了一种新型模糊神经网络滑模观测器, 新型模糊神经网络滑模控制器中利用改进麻雀搜索算 法对控制器的参数进行更新。仿真结果表明所设计的 新型模糊神经网络滑模控制器动态性能较好,抵抗负 载扰动和模型参数的能力较强。

[参考文献]

- [1] 高芮,宗学军,何戡. 基于 Super-Twisting 滑模观测器的永 磁同步电机转速控制[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(7):62-65.
- [2] 刘春光,张征,陈路明,等.电动车用永磁同步电机转速自 抗扰控制[J].火力指挥与控制,2020,45(11):71-77.
- [3] 邓豪,曹勇,何志琴.基于分数阶滑模永磁同步电机调速 [J].组合机床与自动化加工技术,2022(8):121-124.
- [4] 俞沛宙,王澍,杨继辉,等.基于灰狼优化的永磁同步电机 自适应反推鲁棒控制策略[J].电力系统保护与控制,

(上接第63页)

表明:相比于使用 GWO 算法和 IGWO 算法求解机械 臂逆运动学, MSCIGWO 算法可在高精度收敛至理想 位姿的同时具备更好的收敛速度和收敛稳定性,且所 获关节角的变化不会突变,有效解决各类型串联机械 臂逆运动学求解,具有较好的工程实用性。后续工作 将以高效率语言编译搭载并行处理器,开展机械臂的 运动规划应用研究。

[参考文献]

- [1] 孟明辉,周传德,陈礼彬,等.工业机器人的研发及应用综述[J].上海交通大学学报,2016,50(S1):98-101.
- [2] 林阳,赵欢,丁汉. 基于多种群遗传算法的一般机器人逆运动学求解[J]. 机械工程学报,2017,53(3):1-8.
- [3] 冷舒,吴克,居鹤华. 机械臂运动学建模及解算方法综述 [J]. 宇航学报,2019,40(11):1262-1273.
- [4] YAHYA S, MOGHAVVEMI M, MOHAMED H A F. Geometrical approach of planar hyper-redundant manipulators:inverse kinematics, path planning and workspace[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2011, 19(1):406-422.
- [5] 吉阳珍,侯力,罗岚,等. 基于组合优化算法的 6R 机器人 逆运动学求解[J]. 中国机械工程,2021,32(10):1222 1232.
- [6] 刘世平,曹俊峰,孙涛,等. 基于 BP 神经网络的冗余机械臂 逆运动学分析[J]. 中国机械工程,2019,30(24):2974 -2977,2985.
- [7] 刘雪梅,冯焱,杨振,等. 冗余机器人喷涂系统改进人工鱼
 群逆运动学求解算法[J]. 中国机械工程,2022,33(11):
 1317-1323.
- [8] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69:46 - 61.
- [9] 张孟健,龙道银,王霄,等.基于马尔科夫链的灰狼优化算

2021,49(2):39-46.

- [5] 汪辉. 基于模糊神经网络滑模变结构火炮伺服系统的控制研究[D]. 南京:南京理工大学,2017.
- [6]魏惠芳,王丽梅. 永磁直线同步电机自适应模糊神经网络 时变滑模控制[J]. 电工技术学报,2022,37(4):861-869.
- [7] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1):22 34.
- [8] JIANG S H, WANG D K, XING X Y. Temperature componsation of an eddy-current displacement sensor using an improved sparrow search algorithm method[J]. Journal of Sensors, 2022, 2022:6021182.
- [9] WANG Z X, QIN J, HU Z J, et al. Multi-objective antenna design based on bp neural network surrogate model optimized by improved sparrow search algorithm [J]. Applied Sciences, 2022, 12(24):12543 - 12545.
- [10] 魏晶茹,马瑜,夏瑞,等. 基于分数阶粒子群的 Otsu 图像 分割算法[J]. 计算机工程与设计,2017,38(12):3284 -3290.
- [11] 江妍,马瑜,梁远哲,等. 等基于分数阶麻雀搜索优化 OT-SU 肺组织分割法[J]. 计算机科学,2021,48(1):28-32.
- [12] 郭通,兰巨龙,李玉峰,等. 自适应的分数阶达尔文粒子 群优化算法[J]. 通信学报,2014,35(4):130-140.

(编辑 赵 蓉)

法收敛性研究[J]. 电子学报, 2020, 48(8): 1587-1595.

- [10] 谢习华,范诗萌,周烜亦,等.基于改进差分进化算法的 机械臂运动学逆解[J].机器人,2019,41(1):50-57.
- [11] NADIMI S M H, TAGHIAN S, MIRJALILI S. An improved grey wolf optimizer for solving engineering problems [J]. Expert Systems with Applications, 2021, 166:113917 - 113925.
- [12] 杨海东,鄂加强. 自适应变尺度混沌免疫优化算法及其 应用[J]. 控制理论与应用,2009,26(10):1069-1074.
- [13] 滕志军,吕金玲,郭力文,等.一种基于 Tent 映射的混合 灰狼优化的改进算法[J].哈尔滨工业大学学报,2018,50 (11):40-49.
- [15] 杨芳,陈彦勇,张云佳,等. 基于改进灰狼算法的 UUV 集群 任务分配研究[J]. 舰船科学技术,2022,44(22):69-75.
- [16] 陈道君,龚庆武,乔卉,等.采用改进生物地理学算法的 风电并网电力系统多目标发电调度[J].中国电机工程学 报,2012,32(31):150-158,231.
- [17] 王学武,严益鑫,顾幸生. 基于莱维飞行粒子群算法的焊接 机器人路径规划[J]. 控制与决策,2017,32(2):373-377.
- [18] 沙成满,边丹,杨冬梅.单纯形微粒群算法在确定路堤安 全系数中的应用[J].东北大学学报(自然科学版), 2016,37(6):890-894.
- [19] 刘松国,朱世强,王宣银. 基于矩阵分解的一般 6R 机器 人实时高精度逆运动学算法[J]. 机械工程学报,2008,44 (11):304-309.
- [20] DERELI S, KOKER R. Calculation of the inverse kinematics solution of the 7-DOF redundant robot manipulator by the firefly algorithm and statistical analysis of the results in terms of speed and accuracy[J]. Inverse Problems in Science and Engineering, 2020, 28(5):601-613. (编辑 祝智铭)