

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209704

改进蝗虫优化算法在模糊神经网络 PID 控制中的研究^{*}

曹梦龙 马俊林

(青岛科技大学自动化与电子工程学院 青岛 266061)

摘要: 传统模糊神经 PID 控制算法易出现网络参数调整不合适导致控制效果差的问题。本文提出一种改进蝗虫算法优化下的模糊神经网络 PID 控制算法。首先针对传统蝗虫算法粒子多样性不足的问题引入 Levy 随机飞行策略,其次引入非线性缩减因子和模拟退火算法来改善算法寻优能力以及跳出局部最优解的能力,然后将改进的蝗虫算法与模糊神经 PID 结合来优化神经网络超参数以及实现控制参数自整定,最后由仿真结果验证所提出的改进蝗虫算法优化模糊神经网络 PID 算法的优越性和可靠性。

关键词: 蝗虫优化算法;Levy 飞行策略;非线性因子;模拟退火算法

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.6

Research on improved grasshopper optimization algorithm in PID control of fuzzy neural networks

Cao Menglong Ma Junlin

(College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China)

Abstract: The traditional fuzzy neural PID control algorithm is prone to the problem of poor control effect caused by improper adjustment of network parameters. This paper presents a fuzzy neural network PID control algorithm optimized by improved grasshopper algorithm. Aimed at the problem of insufficient traditional algorithms of grasshopper particle diversity firstly introduced Levy random flight strategy, secondly introduce nonlinear reduction factor and simulated annealing algorithm to improve the optimization ability and the ability to jump out of local optimal solution, then the improved grasshopper algorithm combined with fuzzy neural PID neural network is optimized by super parameter and control parameter self-tuning, Finally, the simulation results verify the superiority and reliability of the proposed improved grasshopper algorithm to optimize the fuzzy neural network PID algorithm.

Keywords: grasshopper optimisation algorithm; Levy flight strategy; nonlinear factor; simulated annealing algorithm

0 引 言

模糊神经网络由于同时兼备强大的自主学习能力与良好的知识表达能力,广泛应用于工业控制系统和农业控制系统。目前有越来越多的仿生学算法结合模糊神经网络进行参数优化。关于对模糊神经网络算法的改进,文献[1]通过构建新型激活函数实现参数的在线调整,但同时也存在响应慢的问题。文献[2]结合粒子群优化算法与模糊神经网络,但传统粒子群算法易陷入局部最优从而可能导致训练效果差的问题。文献[3]采用动量梯度下降算法和 RMSprop 优化算法,但传统动量梯度下降优化算法在一定

条件下的适应能力不足。文献[4]将模糊神经网络 PID 算法引入液位控制系统,网络参数由于未经过算法的优化可能存在取值不合适导致控制效果差的情况。

关于对 Shahrzad Saremi 于 2017 年提出的蝗虫仿生优化算法的改进,文献[5]引入 Levy 飞行策略对蝗虫算法优化,但不能有效地避免算法陷入局部最优解。文献[6]采用曲线自适应和模拟退火算法优化蝗虫算法,有效地改善了算法精度但算法复杂度较高。文献[7]通过引入差分进化算法对传统蝗虫算法进行优化,但在一定程度上算法的随机能力有所欠缺。

上述研究表明对于模糊神经网络^[1-4]和传统蝗虫算

收稿日期:2022-04-21

^{*} 基金项目:山东省自然科学基金(ZR2020KE037)项目资助

法^[5]目前有诸多方面的改进策略。针对现有对此方向研究中存在的不足,本文提出一种改进蝗虫算法优化模糊神经网络PID控制方法。主要采取以下改进措施:1)针对传统蝗虫算法粒子随机性不足的问题,引入Levy飞行策略^[6]。此外引入非线性缩减因子,改善算法前后期寻优能力^[7]。最后为了避免算法陷入局部最优,引入模拟退火算法进行优化;2)将改进蝗虫算法与模糊神经网络进行结合,优化模糊神经PID控制的参数值权值 ω_{hi} 、宽度值 m_{ij} 、隶属度函数中心值 c_{ij} ,并输出最终的控制参数值以保证控制效果。最后针对不同的测试函数和模型进行多种算法对比实验并进行分析。总结出所提出的控制算法具有优越性,同时对于后续模糊神经网络的研究提供一种新思路。

1 模糊神经网络PID结构及算法

模糊神经网络PID控制区别依据专家经验的传统PID控制,包含对参数调整修正以及模糊控制器的设计,并且对参数的学习和调整也更加高效。本文结合模糊系统的系统性推理特性和神经网络强大学习能力,图1为系统结构图。

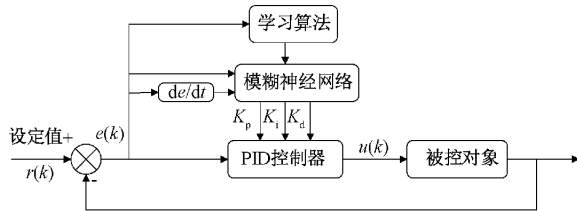


图1 模糊神经网络PID控制结构图

模糊神经网络^[8](fuzzy neural network, FNN)在学习过程中需不断调整网络参数,其中主要为隶属度函数中心值 c_{ij} 、宽度值 m_{ij} 、归一层与输出层之间权值 ω_{hi} 。图2为本文采用的网络结构。

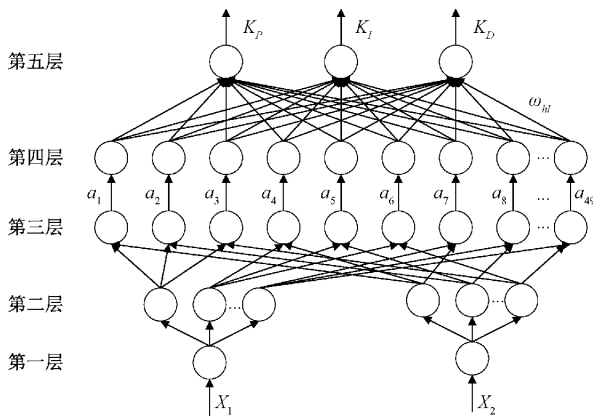


图2 模糊神经网络结构

本文选用的模糊神经网络主要分为输入层、模糊化层、规则层、归一层、输出层,两输入三输出的5层网络结构^[9]。第一层为2个节点的输入层,用于将两变量输入到整

个模糊神经网络系统。

$$\begin{cases} I_i^{(1)} = [x_1(k), x_2(k)] \\ O_{ij}^{(1)} = I_i^{(1)} \end{cases} \quad (1)$$

第二层为14个节点的模糊化层,其中隶属度计算公式表示为:

$$\begin{cases} I_i^{(2)} = O_{ij}^{(1)} \\ O_{ij}^{(2)} = f_{ij}(x_i) = \exp\left[-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{m_{ij}}\right] \end{cases} \quad (2)$$

第三层为49个节点的模糊规则推理层,模糊推理后的适用度计算公式表示为:

$$\begin{cases} I_i^{(3)} = O_{ij}^{(2)} \\ O_{ij}^{(3)} = \alpha_i = \prod_{i=1}^2 \prod_{j=1}^7 f_{ij}(x_i) \end{cases} \quad (3)$$

第四层为49个节点的归一层,其中计算公式表示为:

$$\begin{cases} I_i^{(4)} = O_{ij}^{(3)} \\ O_i^{(4)} = \bar{\alpha}_i = \frac{\alpha_i}{\sum_{l=1}^{49} \alpha_l} \end{cases} \quad (4)$$

第五层为3个节点的输出层,其中去模糊化输出表示为:

$$\begin{cases} I_i^{(5)} = O_i^{(4)} \\ O_k^{(5)} = y_h = \sum_{h=1}^3 \sum_{l=1}^{49} \omega_{hl} \bar{\alpha}_l \end{cases} \quad (5)$$

2 改进蝗虫优化算法

标准蝗虫算法在整个计算过程中由于缺乏随机因素导致蝗虫种群几乎没有变化,并且存在算法陷入局部最优解的情况。针对上述问题,本文通过三个方面进行改进:将Levy飞行策略引入蝗虫算法中用来增加算法随机性,通过重构非线性缩减因子 c 增强搜索能力,最后结合模拟退火算法进行改进。

2.1 传统蝗虫优化算法

2017年提出的传统蝗虫优化算法^[10](grasshopper optimization algorithm, GOA)数学模型如式(6)所示。

$$x_i(t+1) = S_i(t) + G_i(t) + A_i(t) \quad (6)$$

式中: $x_i(t+1)$ 为更新位置; $S_i(t)$ 为当前时刻蝗虫群间相互作用力; $G_i(t)$ 为当前时刻的重力; $A_i(t)$ 为当前时刻的风作用力。

$$S_i = \sum_{i=1, i \neq j}^N s(d_{ij}) \vec{d}_{ij} \quad (7)$$

式中: d_{ij} 为第 i 个蝗虫和第 j 个蝗虫距离; \vec{d}_{ij} 为第 i 个蝗虫位置到第 j 个蝗虫位置的单位向量。

$$d_{ij} = |x_j - x_i|, \vec{d}_{ij} = \frac{x_j - x_i}{d_{ij}} \quad (8)$$

$$s(r) = fe^{-\frac{r}{l}} - e^{-r} \quad (9)$$

式中: $s(r)$ 为蝗虫种群间相互作用力; f 为吸引强度参数; l 为吸引尺度参数。依据文献,通常 $f = 0.5, l = 1.5$ 。根

据定义与化简,GOA 优化算法可扩展成式(10):

$$x_i^d = c \left[\sum_{j \neq i}^N c \frac{ub_d - lb_d}{2} s(|x_j^d - x_i^d|) \frac{x_j - x_i}{d_{ij}} \right] + \widehat{T}_d \quad (10)$$

式中: ub_d, lb_d 为第 i 个蝗虫在第 d 维的上、下界; \widehat{T}_d 为蝗虫的目标位置; N 为设定的蝗虫种群规模; c 为线性减缩因子,其模型可表示为:

$$c = c_{\max} - t \frac{c_{\max} - c_{\min}}{T_{\max}} \quad (11)$$

式中: c_{\max}, c_{\min} 为 c 的最大最小值; T_{\max} 为最大迭代次数; t 为当前迭代次数;本文选取 $c_{\min} = 0, c_{\max} = 2$ 。

2.2 Levy 飞行策略

Levy 飞行策略是一种随机性极强,并且保证生成长步和短步长概率大致相当的行动策略。本文将 Levy 飞行策略引入传统蝗虫优化算法中,当完成一次迭代更新后,依据在随机移动步长^[11]影响下蝗虫个体的位置进行优化调整。Levy 飞行示意图如图 3 所示,调整公式如式(12)所示。

$$X = X \times 10 \times s_{is} \times L \times X \quad (12)$$

式中: s_{is} 为控制阈值函数,公式如式(13)所示; L 为 Levy 飞行步长,公式如式(14)所示。

$$s_{is} = \text{sign}(x_{trans} - 1) + \text{sign}(x_{trans} + 1) \quad (13)$$

式中: x_{trans} 为在 $[-3, 3]$ 内的随机数。

$$L = \frac{\mu}{|\nu|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (14)$$

式中: L 为飞行下的随机步长, $\beta \in (0, 2)$, 且 μ, ν 两者服从正态分布。

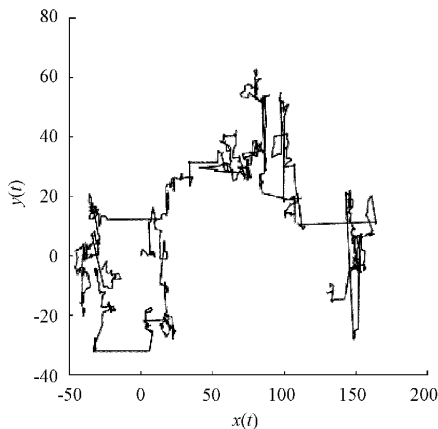


图 3 Levy 飞行策略示意图

2.3 非线性减缩因子 c

由蝗虫算法中线性减缩因子式(11)可以看出整体呈非线性关系。但算法初期 c 值若过小会造成全局搜索效果差,甚至出现局部最后的问题;而且算法后期 c 值若衰减过慢会造成局部寻优能力差、算法效率低的问题。故在传统蝗虫算法基础上对线性减缩因子 c 进行重构调整,优化后的

计算公式如式(15)所示。

$$c = (c_{\max} - c_{\min}) \times \left\{ 1 - \sin \left[\left(\frac{t}{T_{\max}} \right)^2 \cdot \frac{\pi}{2} \right] \right\} \quad (15)$$

图 4 为在迭代次数分别为 300 和 500 时优化前后的减缩因子函数 $c(t)$ 对比图。可看出重构后的函数整体呈非线性递减。初期衰减速率较慢,增强全局搜索能力;后期衰减速率较快,增强局部开发能力。

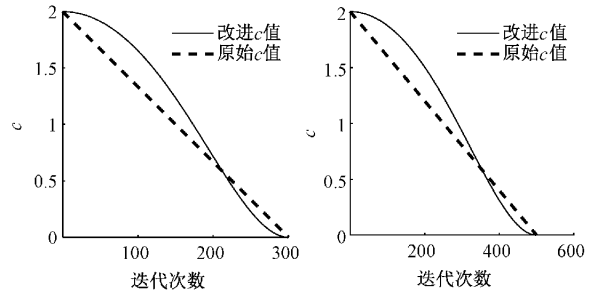


图 4 非线性减缩因子 c 值变化曲线

2.4 模拟退火算法

为提高算法中蝗虫最优解的质量以及跳出局部最优解的能力,本文结合模拟退火算法,优化后的算法采用 Metropolis 准则^[12]接收产生的最优问题解。在更新过程中,根据当前状态以一定概率使得比当前解差的解可能被接收,故该算法具有能使算法跳出局部最优解的特性。公式描述为:

$$P_{ij}^T = \begin{cases} 1, & E(j) \leq E(i) \\ e^{-\frac{E(j) - E(i)}{KT}}, & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

式中: $E(i)$ 为状态 i 下的内能; $E(j)$ 为状态 j 下的内能; K 为波尔兹曼常数;物体从状态 i 到状态 j ,若 $E(j) \leq E(i)$,则状态 j 被接收;否则,若 P_{ij}^T 大于 $[0, 1)$ 的随机数,则仍是状态 j 被接收,若 P_{ij}^T 小于 $[0, 1)$ 的随机数,则是状态 i 被保留住。在模拟退火算法^[12]下的蝗虫随机位置公式如式(17)所示。

$$x_{i+1} = \frac{1}{2} \left(x_i - \frac{ub - lb}{l^2} + \frac{(ub - lb) \times 2}{l^2} \times \text{rand}(0, 1) \right) \quad (17)$$

式中: x_i 为当前位置; x_{i+1} 为下一时刻位置; ub, lb 为在维度下的位置上界和下界; l 为迭代次数。

3 改进蝗虫优化算法与模糊神经 PID 混合算法

本文提出的改进蝗虫算法主要过程分为以下阶段:初始化阶段,设置算法多个参数。在迭代学习阶段,每个蝗虫个体通过式(17)移动到新的位置,之后个体通过式(12)进行 Levy 随机飞行策略调整并生成新的搜索位置。在适应度更新阶段,更新全局最优适应度值以及最优目标位置。在跳出阶段,通过模拟退火算法判定更新解和种群状态,最后判断是否达到终止条件。至此,算法结束并且把最优参数 $\omega_{hi}, m_{ij}, c_{ij}$ 输出到模糊神经网络网络部分。

传统BP算法^[13-15]因为参数的随机性存在学习效率低下、易陷入局部最优等问题。针对此问题,采用改进蝗虫优化算法应用到模糊处理的BP神经网络PID控制器。本文提出的改进蝗虫优化算法与模糊神经PID^[16-17]混合算法流程如图5所示,具体步骤如下:

1)初始化参数隶属度函数中心值 c_{ij} 、宽度值 m_{ij} 、归一层与输出层之间权值 ω_{hl} 、蝗虫种群 $\{X_i, i = 1, 2, 3 \dots N\}$ 、吸引强度参数 $f = 0.5$ 、吸引尺度参数 $l = 1.5$ 、最迭代次数 T_{max} 。

2)计算更新目标适应度值和蝗虫种群位置。

3)蝗虫个体 X_i 根据式(12)进行Levy飞行更新,计算适应度值。

4)初始化模拟退火算法参数值,在得到蝗虫位置解的邻域内依据式(17)随机计算新的解,计算两解的适应度值,依据式(16)判断接收新解或保留原解。

5)评价蝗虫种群与判断。若满足终止条件,得到最有位置和输出神经网络参数,否则进行步骤2)更新循环,直到满足精度要求。

6)优化后的参数模糊处理,依据模糊规则和BP神经网络进行学习,按照网络层间的关系得到控制器参数最优值。

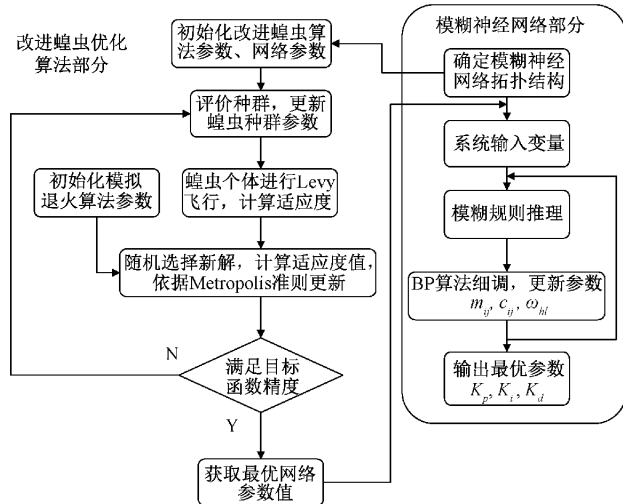


图5 混合优化算法流程

4 不同条件下的实验仿真与对比

4.1 改进蝗虫算法的性能测试

为验证提出的改进算法的优越性与可靠性,分别选取单峰基准函数和多峰基准函数两个测试函数,将改进蝗虫优化算法(IGOA)与粒子群算法(PSO)和传统蝗虫算法(GOA)进行对比验证。

单峰基准函数 F_1 表达式如式(18)所示,函数参数区间如图6所示。

$$F_1 = \sum_{i=1}^n |x_i| + \prod_{i=1}^n |x_i| \quad (18)$$

式中: $n = 2; x \in [-10, 10]$; 定义域内函数最小值为0; 维度 $dim = 5$ 。

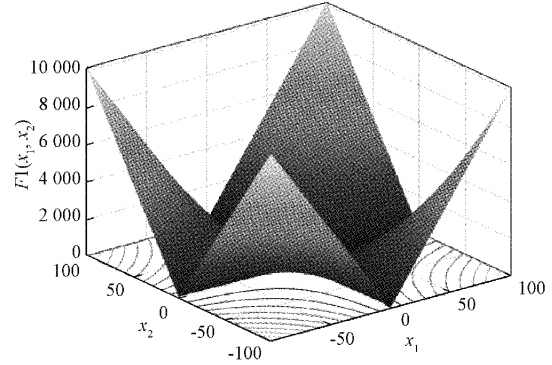


图6 测试函数 F_1

多峰基准函数 F_2 表达式如式(19)所示,函数参数区间如图7所示。

$$F_2 = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10] \quad (19)$$

式中: $n = 2; x \in [-5, 5]$; 定义域内函数最小值为0; 维度 $dim = 5$ 。

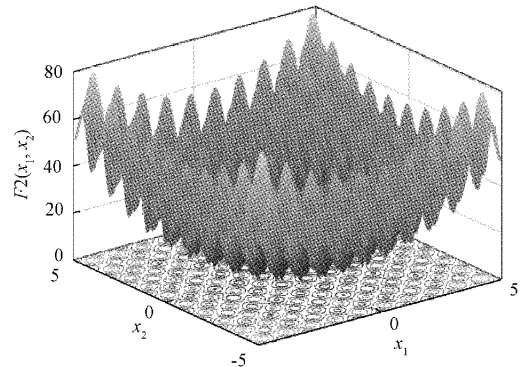
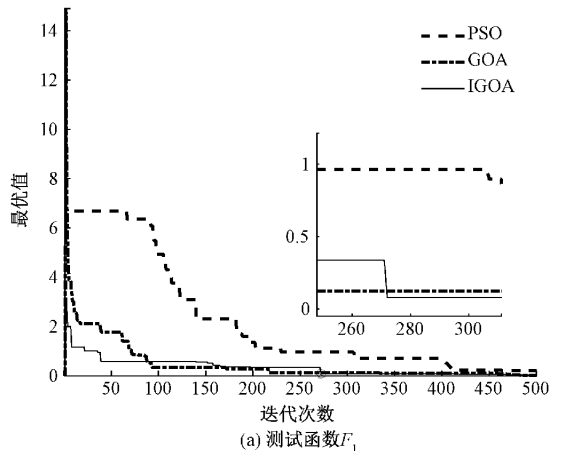


图7 测试函数 F_2

对上述两种函数进行测试,设置最大迭代次数 $T_{max} = 300$,吸引强度参数 $f = 0.5$ 、吸引尺度参数 $l = 1.5$ 。测试结果如图8所示,结果对比如表1所示。



(a) 测试函数 F_1

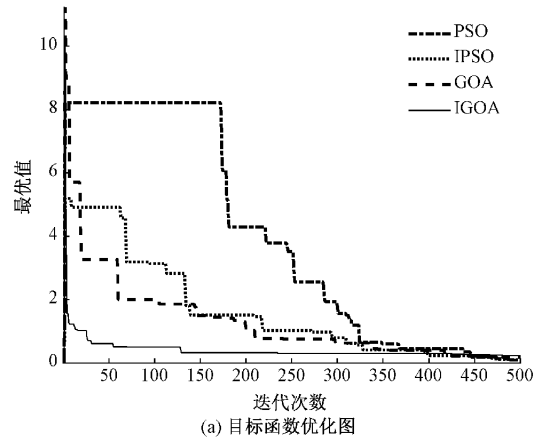
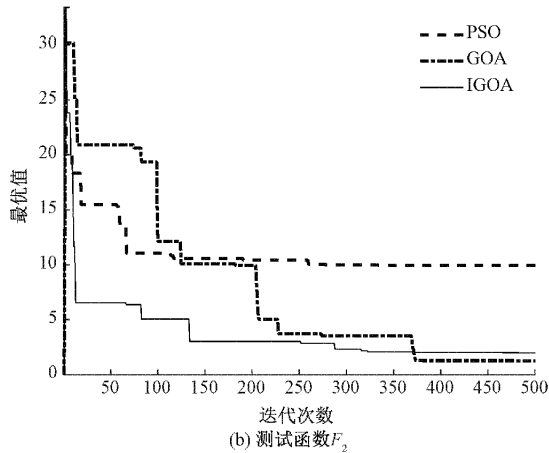


图 8 三种优化算法对测试函数寻优曲线

表 1 两种函数测试结果对比

函数	优化算法	$f(\min)$	$f(\max)$	平均值
F1	PSO	0.223 7	6.673 0	2.183 6
	GOA	0.012 1	14.892 7	1.658 8
	IGOA	0.012 6	2.929 3	0.575 3
F2	PSO	9.949 7	33.398 3	14.603 8
	GOA	1.267 5	30.183 8	9.243 0
	IGOA	1.999 0	31.761 8	3.668 4

从对两种测试函数 F_1 、 F_2 的优化迭代曲线可以看出, 所提出的 IGOA 算法相比 PSO 算法和 GOA 算法的整体寻优能力更强, 在相同迭代次数的条件下速率更快且最优值更佳。从表 1 中的结果数据对比可以看出, 对于 F_1 , IGOA 算法学习迭代平均值比 PSO 算法和 GOA 算法分别优化 73.81%、65.31%; 对于 F_2 , IGOA 算法学习迭代平均值比 PSO 算法和 GOA 算法分别优化 74.88%、60.31%。综上所述, 所提出的 IGOA 算法在性能测试中表现出优越性。

4.2 改进蝗虫算法优化模糊神经 PID 实验仿真

为验证改进蝗虫算法优化模糊神经 PID 控制的优越性, 本小节针对有自衡、无自衡和非线性的不同类型研究对象分别采用传统模糊神经网络 PID 算法 (FNN-PID)、传统粒子群算法优化模糊神经网络 PID 控制算法 (PSO-FNN-PID)、传统蝗虫算法优化模糊神经网络 PID 控制算法 (GOA-FNN-PID) 和本文提出的改进蝗虫算法优化的模糊神经网络 PID 控制算法 (IGOA-FNN-PID) 4 种控制算法进行仿真比较。

选择一阶有自衡对象的传递函数, 具体表达式如下:

$$G(s) = \frac{6e^{-40s}}{1400s + 1} \quad (20)$$

为验证所提出控制算法优越性, 从目标函数优化结果、 $K_p K_I K_D$ 整定参数、系统输出和评价指标进行分析, 仿真对比图如图 9~11 所示。

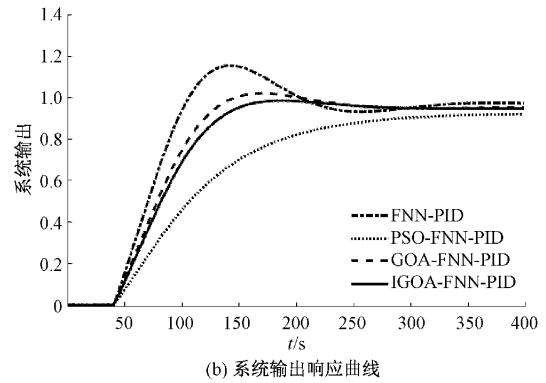


图 9 一阶有自衡延迟研究对象

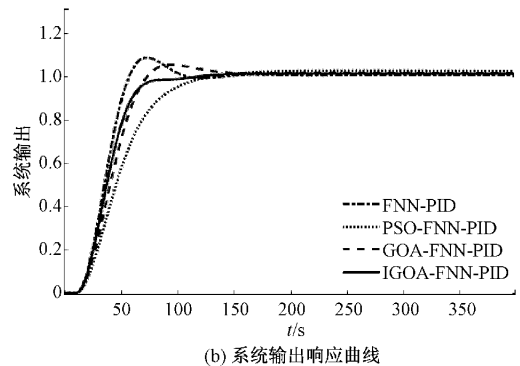
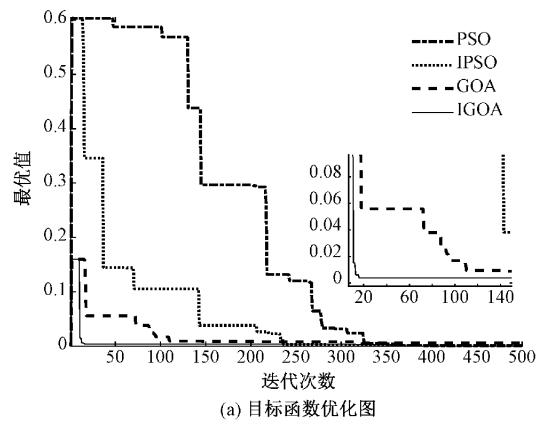
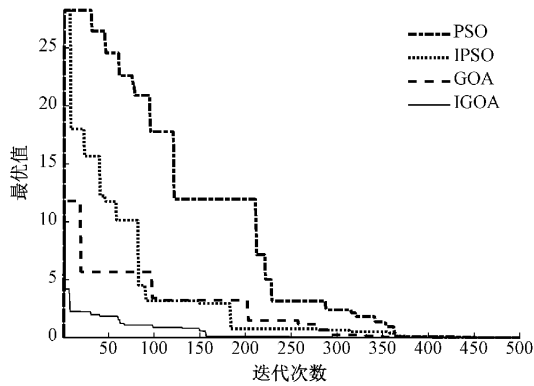
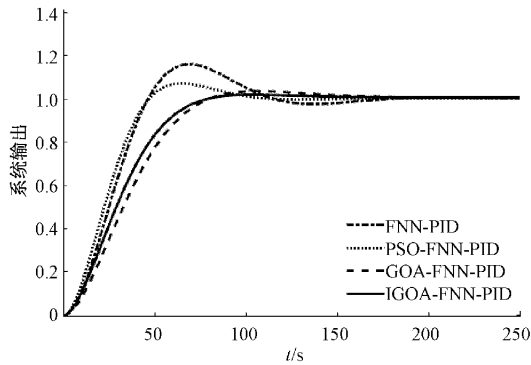


图 10 一阶无自衡延迟研究对象



(a) 目标函数优化图



(b) 系统输出响应曲线

图11 一阶非线性研究对象

选择一阶无自衡对象的传递函数,具体表达式如下:

$$G(s) = \frac{3e^{-10s}}{50s+1} \quad (21)$$

选择一阶非线性对象的函数,具体表达式如下:

$$\frac{dy(t)}{dt} = -y(t) + 7 \times y(t)^2 + u(t) \quad (22)$$

在仿真实验中,模糊神经网络结构为2-14-49-49-3;输入变量取值范围为 $[-3,3]$;神经网络权值 ω_{ij} 取值范围为 $[-1,1]$;关于改进的蝗虫算法相关参数的设置,蝗虫种群个数为30;最大迭代次数为500。为了更直观进行对比,增加平均绝对值误差(MAE)指标进行对比,MAE计算公式如式(23)所示,不同控制算法的评价指标如表2所示。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i| \quad (23)$$

从不同研究对象的算法目标函数优化迭代曲线可以看出,所提出的IGOA算法对于目标函数的迭代次数相对更少,寻优能力更强;从不同控制算法的输出响应曲线可以看出,IGOA-FNN-PID算法相比其他三种控制算法超调量平均减小10.86%,调节时间平均减少6.34%,MAE指标较GOA-FNN-PID算法提升14.49%,虽然PSO-FNN-PID算法超调量小,但调节时间和上升时间缓慢。经过改进蝗虫算法优化后的模糊神经网络的参数都接近最优解,故所提出的IGOA-FNN-PID算法超调量更小,稳态性能更好。

表2 评价性能指标

对象	算法	MAE	峰值 $\max(y)$	最大超 调量/%	稳态 误差
有自衡 对象	FNN-PID	0.186 4	1.156 4	15.64	0.156 4
	PSO-FNN-PID	0.058 7	1	0	0
	GOA-FNN-PSO	0.049 2	1.055 3	5.53	0.055 3
	IGOA-FNN-PID	0.009 7	1.018 9	1.89	0.018 9
无自衡 对象	FNN-PID	0.116 7	1.095 7	9.57	0
	PSO-FNN-PID	0.103 5	1	0	0
	GOA-FNN-PSO	0.038 8	1.067 6	6.76	0
	IGOA-FNN-PID	0.010 5	1	0	0
一阶 非线性 对象	FNN-PID	0.084 1	1.147 2	14.72	0.147 2
	PSO-FNN-PID	0.057 9	1.074 8	4.78	0.074 8
	GOA-FNN-PSO	0.031 8	1.026 4	2.64	0.026 4
	IGOA-FNN-PID	0.012 6	1	0	0

4.3 关于模糊规则数的讨论

为了进一步研究模糊规则数量对提出的IGOA-FNN-PID算法的影响,本小节选取一阶有自衡函数作为研究对象。在保证其他参数设定相同的情况下,分别将输入变量划分为3、5、7个模糊区间,对应的模糊规则数分别为9、25、49条。利用平均绝对值误差和均方误差作为评价指标进行分析与讨论,表3为不同情况下的MAE、MSE的指标对比情况。由表3可知,模糊规则数为49时比模糊规则数为25条时的MAE指标提升(数值减小)约12.31%,相比模糊规则数为9时提升约30.12%;模糊规则数为49时比模糊规则数为25条时的MSE指标提升(数值减小)约14.17%,相比模糊规则数为9时提升约37.35%。因此可总结出适当增加模糊区间数量可以增强算法寻优能力,并且导致PID控制精度更高,控制效果更好。

表3 不同模糊节点数的评价指标

模糊区间数量	模糊规则数量	MAE	MSE
3	9	0.024 9	0.017 4
5	25	0.019 5	0.012 7
7	49	0.017 4	0.010 9

5 结 论

本文设计一种基于改进蝗虫算法的改进型模糊神经网络PID控制算法。在改进蝗虫算法方面,引入Levy飞行策略增强蝗虫种群随机能力,并且重构非线性缩减因子 c 代替传统蝗虫算法中的线性缩减因子 c 。为避免陷入局部最优解的情况,引入模拟退火算法。在算法性能测试中,改进蝗虫算法寻优能力明显提升,保证精度同时迭代次数也有明显减少。在改进蝗虫算法优化模糊神经网络PID实验中,针对三个不同研究对象,所提出的IGOA-FNN-PID控制算

法均表现优越。最后基于所提出的算法验证了增加模糊规则数对控制性能的积极影响。由于改进后的蝗虫优化算法模糊神经网络中参数设定选择的局限性,仍然许多参数为人为设定,后续工作可对不同参数进行合理性改进优化,并且尝试将其应用到更多实际控制系统中。

参考文献

- [1] 吕晓丹,吴次南.改进型模糊神经网络 PID 控制器的设计与仿真[J].数据采集与处理,2021,36(2):365-373.
- [2] 夏江南,王杜娟,王延章,等.基于结构自适应模糊神经网络的前列腺癌诊断方法[J].系统工程理论与实践,2018,38(5):1331-1342.
- [3] 李浩楠,刘勇.模糊神经网络的优化及其应用[J].哈尔滨理工大学学报,2020,25(6):142-149.
- [4] 程宗政,施一萍,张金立,等.基于模糊神经网络 PID 算法的液位控制系统研究[J].电子测量技术,2019,42(9):29-34.
- [5] 徐亚杰,王海星.基于改进蝗虫优化算法的移动机器人路径规划[J].制造技术与机床,2022(2):14-18.
- [6] 李洋州,顾磊.基于曲线自适应和模拟退火的蝗虫优化算法[J].计算机应用研究,2019,36(12):3637-3643.
- [7] 宋长新,马克.基于差分进化改进的蝗虫优化算法[J].自动化技术与应用,2022,41(3):12-16.
- [8] 朱敏,赵聪聪,臧昭宇.基于改进型模糊神经网络 PID 阀位控制研究[J].现代制造工程,2022(1):125-131.
- [9] 王楠.基于模糊神经网络 PID 的塑料薄膜厚度智能控制[J].合成树脂及塑料,2021,38(4):47-50.
- [10] 王雨虹,王淑月,王志中,等.基于改进蝗虫算法优化长短时记忆神经网络的多参数瓦斯浓度预测模型研究[J].传感技术学报,2021,34(9):1196-1203.
- [11] 赵继民,付珍珠.基于鲸鱼优化算法的模糊神经 PID 参数自整定[J].天津科技大学学报,2020,35(6):66-71.
- [12] 白国振,俞洁皓.基于改进模糊神经网络的 PID 参数自整定[J].计算机应用研究,2016,33(11):3358-3363,3368.
- [13] 范佳慧,李庆奎.基于改进的模糊神经网络自适应控制[J].信息技术与信息化,2021(8):241-243.
- [14] 杜涛,曾国辉,黄勃,等.基于蝗虫优化算法变论域模糊 PI 的 PMSM 矢量控制[J].现代制造工程,2021(4):1-5,11.
- [15] 杨艺,虎恩典.基于 S 函数的 BP 神经网络 PID 控制器及 Simulink 仿真[J].电子设计工程,2014,22(4):29-31,35.
- [16] 董昱,魏万鹏.基于 RBF 神经网络 PID 控制的列车 ATO 系统优化[J].电子测量与仪器学报,2021,35(1):103-109.
- [17] 许丽,吴泽明,刘旭,等.模糊神经网络锅炉温度控制系统[J].真空,2021,58(4):77-80.

作者简介

曹梦龙,工学博士,教授,主要研究方向为智能控制、信息融合、优化仿真、机器视觉。

E-mail: 41765730@qq.com

马俊林(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为模糊控制与智能控制。

E-mail: mj119981998@163.com