

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415273

基于改进非洲秃鹫算法优化极限学习机的船舶运动预测^{*}

戚得众^{1,2} 吴云志¹ 丁璐¹ 丁坦³(1. 湖北工业大学机械工程学院 武汉 430068; 2. 山东农业大学机械与电子工程学院 泰安 271018;
3. 武昌首义学院机电学院 武汉 430064)

摘要: 针对船舶运动预测模型精度不高而造成预测结果误差大的问题,提出一种利用改进非洲秃鹫优化算法(IAVOA)优化模型参数的极限学习机(ELM)预测模型,对船舶运动状况进行预测。在初始化种群时引入Circle混沌映射,增加种群的多样性;加入自适应算子,调整两类秃鹫对其他秃鹫的指引作用,提升算法的收敛速度和解的质量。利用IAVOA优化的ELM模型对船模水池试验运动数据进行预测,并采用均方根误差和平均绝对误差评判该预测模型,与现有其他启发式算法优化ELM模型比较,所提出的IAVOA-ELM具有更优的预测精度和泛化能力。

关键词: 极限学习机;秃鹫优化算法;Circle混沌映射;自适应调整算子;船舶运动预测

中图分类号: U661.32; TP183 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520

Ship motion prediction study based on IAVOA optimized extreme learning machine

Qi Dezhong^{1,2} Wu Yunzhi¹ Ding Lu¹ Ding Tan³(1. School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China;
2. School of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong Agricultural University, Tai'an 271018, China;
3. School of Electromechanical and Automation, Wuchang Shouyi University, Wuhan 430064, China)

Abstract: Aiming at the problem that the ship motion prediction model does not have high accuracy and the error of prediction results is too large, an extreme learning machine (ELM) prediction model is proposed to optimize the model parameters using the improved African vultures optimization algorithm (IAVOA), and use the model to predict the ship motion conditions. Circle chaotic mapping is introduced in the initialization of the population to increase the diversity of the population; adaptive operators are added to adjust the guiding role of two types of vultures to other vultures to improve the convergence speed and the quality of the algorithm. The IAVOA-optimized ELM model is used to predict the ship model pool test motion data, and the root-mean-square error and the mean absolute error are used to judge the prediction model. Comparing with other existing heuristic algorithms to optimize the ELM model, the proposed IAVOA-ELM has a better prediction accuracy and generalization ability.

Keywords: extreme learning machine; african vultures optimization algorithm; Circle chaotic mapping; adaptive tuning operator; ship motion prediction

0 引言

船舶作为探索海洋的重要工具,其运动姿态或趋势的预测在航行过程中起着重要作用,精确预报船舶有助于提高海上作业的安全性,减少海上事故的发生^[1]。因此,船舶运动预测对船舶在海上安全行驶具有重要意义。目前,现

有一些船舶运动姿态预测方法主要有自回归模型^[2]、神经网络模型^[3]、支持向量机(support vector machine, SVM)^[4]、极限学习机(extreme learning machine, ELM)^[5]等。孙珽等^[6]提出一种以误差平方和最小为准则的改进二阶灰色极限学习机组合预测模型,对船舶运动姿态进行预

收稿日期:2024-01-03

* 基金项目:国家重点研发计划(2018YFD0700604)、湖北省教育厅科研计划项目(B2021358)资助

报。张泽国等^[7]提出一种自适应变异粒子群算法优化BP神经网络参数的预测模型,对船舶横摇姿态的预测有个良好的效果。

极限学习机^[8]是一类性能优良的新型单隐含层前向型网络,该模型简单、运算速度快,具有良好的回归预测能力。然而,ELM的权阈值是随机产生的,可能会导致其出现稳定性差和泛化性能不高问题,对预测的精度会产生较大的影响。而群体智能优化算法可以解决以上问题。Zhang等^[9]提出了一种有效的粒子群启发式算法-多任务天牛须群算法(multitask beetle antennae swarm algorithm, MBAS)用于优化ELM的输入权重和偏置,降低了回归误差,具有良好的泛化性能。夏焰坤等^[10]在传统秃鹫搜索算法中引入Tent混沌映射和柯西变异算子对ELM模型的输入权重和阈值进行寻优,仿真结果验证了该方法的有效性。

Abdollahzadeh等^[11]受到非洲秃鹫生活方式的启发,提出一种新型的启发式优化算法,即非洲秃鹫优化算法(african vultures optimization algorithm, AVOA)。该算法实现简单,且现已广泛应用于实际问题优化当中,有一些学者对其进行了改进。肖剑等^[12]引入准反射机制和并行机制不仅加快了收敛速度还增强了非洲秃鹫优化算法的寻优性能。Liu等^[13]采用量子双链编码策略和量子旋转门策略平衡非洲秃鹫算法的多样化和开发能力,最后再引入精英突变手段,使的改进后的算法在精度、稳定性和收敛速度方面都优于原算法。尽管AVOA算法具有更全面的探索能力和开发能力,但仍存在收敛速度慢、易陷入局部最优等不足。

文中以ELM算法模型为技术基础研究建立了船舶运动预测算法模型,考虑到目前ELM模型的关键超参数难以确定,将AVOA算法应用在优化ELM模型预测上,并且针对AVOA存在的不足,提出一种融合Circle混沌映射和自适应调整算子的非洲秃鹫优化算法。借助改进非洲秃鹫优化算法(improved african vultures optimization algorithm,IAVOA)来优选ELM的超调参数值,并通过仿真实验与其他算法改进后的预测模型对比,结果表明,采用IAVOA算法优化的ELM神经网络模型来进行船舶运动预测具有较高的预测精度及可靠性。

1 ELM原理

极限学习机(ELM)是Huang等^[14]提出的一种单隐层前馈神经网络(single-hidden layer feed forward network, SLFN),它的核心思想是随机初始化隐含层与输出层之间的连接权值与偏置,从而实现快速训练并得到高精度模型,具有训练参数少、学习速度快、泛化能力强等优点。极限学习机的网络结构如图1所示。 N 为训练样本数据, \mathbf{X}_i 是数据维度为n的输入矩阵, \mathbf{t}_i 是维度为m的输出矩阵。 \tilde{N} 表示隐藏节点的个数,ELM的输出函数模型可表示为:

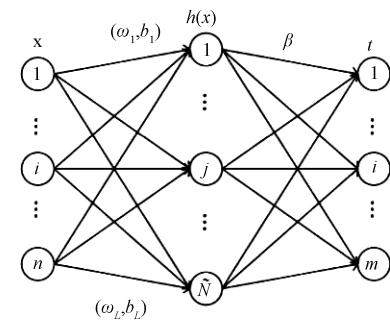


图1 ELM网络结构

$$\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{T} \quad (1)$$

式中: \mathbf{H} 表示隐藏层的输出矩阵; β 表示隐藏层与输出层的连接权值矩阵; \mathbf{T} 表示训练数据的目标矩阵。

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} g(\omega_1 x_1 + b_1) & \cdots & g(\omega_{\tilde{N}} x_1 + b_{\tilde{N}}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(\omega_1 x_N + b_1) & \cdots & g(\omega_{\tilde{N}} x_N + b_{\tilde{N}}) \end{bmatrix}_{N \times \tilde{N}},$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_{\tilde{N}}^T \end{bmatrix}_{\tilde{N} \times m}, \mathbf{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{t}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{t}_N^T \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (2)$$

式中: $g(x)$ 为激活函数,本文选用Sigmoid函数; β_i 表示第*i*个隐藏层权值; (ω_i, b_i) 表示隐藏层节点参数且随机产生的。

ELM在训练过程中,唯一对其产生影响的参数是权重系数,找到最优权值 β ,使得网络的输出值接近于真实值。在数学上,其可以通过最小二乘法求解获得。如式(3)所示。

$$\min \mathbf{H}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{T}^2, \boldsymbol{\beta} \in R^{\tilde{N} \times m} \quad (3)$$

上式求解得:

$$\boldsymbol{\beta}^* = \mathbf{H}^{-1} \mathbf{T} \quad (4)$$

式中: \mathbf{H}^{-1} 表示输出矩阵 \mathbf{H} 的逆矩阵。

为提高极限学习机的预测性能,本文利用IAVOA对ELM中的权值进行优化,选取均方根误差(root mean square error, RMSE)和平均绝对误差(mean absolute error, MAE)作为适应度函数,提出一种改进非洲秃鹫算法优化极限学习机IAVOA-ELM。

2 非洲秃鹫算法

非洲秃鹫算法作为一种元启发式算法,模仿自然界中非洲秃鹫的觅食的策略进行寻优操作。其主要分为探索和开发两个阶段,主要根据非洲秃鹫的饥饿程度 F 来进行转化,其计算式为:

$$F = (2 \times \text{rand} + 1) \times z \times (1 - t/T) + a \quad (5)$$

$$a = h\left(\sin^w\left(\frac{\pi}{2} \times \frac{t}{T}\right) + \cos\left(\frac{\pi}{2} \times \frac{t}{T}\right) - 1\right) \quad (6)$$

式中: z 是一个介于[-1,1]之间的数; t 和 T 分别为当前

迭代次数和最大迭代次数; h 是 $[-2, 2]$ 之间的随机数; w 是常数且通常被设定为 2.5。

阶段 1: 种群分组

在初始化种群之后或进行每次次迭代之前, 需要根据秃鹫的质量分为 3 组, 与最优解对应的秃鹫分在第 1 组, 次优解放在第 2 组, 最后, 剩下的秃鹫为一组。由于这两个最佳秃鹫都具有引导作用, 因此通过式(7)来帮助当前个体在迭代中朝着哪一类秃鹫的方向移动。

$$\mathbf{R}_i(t) = \begin{cases} \mathbf{BestVulture}_1(t), & \text{if } p_i = L_1 \\ \mathbf{BestVulture}_2(t), & \text{if } p_i = L_2 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $BestVulture_1(t)$ 和 $BestVulture_2(t)$ 分别表示第 t 次迭代时最优秀秃鹫和次优秀秃鹫的位置向量; $\mathbf{R}_i(t)$ 为最佳秃鹫之一; L_1 和 L_2 是 $[0, 1]$ 之间的常数, 且两数之和为 1; p_i 是通过轮盘赌机制计算而来的, 其公式如下:

$$p_i = \begin{cases} L_1, & r \leq L_1 \\ L_2, & L_1 < r \leq L_1 + L_2 \end{cases} \quad (8)$$

式中: r 为范围在 $[0, 1]$ 之间的随机数。

阶段 2: 探索阶段

当 $F \geq 1$ 时, 秃鹫不是很饿, 它有足够的力量去更远的地方觅食, 算法进入探索阶段, 并利用参数 P_1 来决定秃鹫执行哪种勘探行为。勘探阶段时的位置更新公式可以表示为:

$$\mathbf{X}_i(t+1) = \begin{cases} \mathbf{R}_i(t) - D_i(t) \times F, & \text{if } rand \leq P_1 \\ \mathbf{R}_i(t) - F + r_1((ub - lb)r_2 + lb), & \text{if } rand > P_1 \end{cases} \quad (9)$$

$$D_i(t) = |C \times \mathbf{R}_i(t) - \mathbf{X}_i(t)| \quad (10)$$

式中: $X(t+1)$ 表示第 i 只秃鹫在 $t+1$ 次迭代时的位置; r_1 和 r_2 均为 $[0, 1]$ 之间的随机数; F 是当前迭代中使用式(5)获得的秃鹫饱腹率; C 是一个范围在 $[0, 2]$ 之间的随机数; ub 和 lb 分别为求解空间的上下限。

阶段 3: 开发阶段

当 $F < 1$ 时, 算法进入开发阶段, 该阶段进一步包含两个阶段, 采用两种不同的机制。

当 F 的值在 $[0.5, 1]$ 之间时, 算法进入到中期开发阶段时, 将会采用一个在 $[0, 1]$ 之间的参数 P_2 来控制秃鹫执行围攻策略还是旋转飞行策略; 当 F 的值在 $[0.5, 1]$ 之间且 $rand > P_2$ 时, 此时所有的秃鹫在食物源上聚集在一起, 并展开了围攻和争夺食物的侵略斗争行为。此时的迭代更新公式为:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_i(t+1) &= D_i(t) \times (F + rand) - d_i(t) \\ d_i(t) &= \mathbf{R}_i(t) - \mathbf{X}_i(t) \end{aligned} \quad (11)$$

当 F 的值在 $[0.5, 1]$ 之间且 $rand > P_2$ 时, 此时秃鹫进行盘旋飞行行为, 此时秃鹫的位置更新公式可表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_i(t+1) = \mathbf{R}_i(t) - (S_1(t) + S_2(t)) \\ S_1(t) = \mathbf{R}_i(t) \times \left(\frac{rand \times X_i(t)}{2\pi} \right) \times \cos(\mathbf{X}_i(t)) \\ S_2(t) = \mathbf{R}_i(t) \times \left(\frac{rand \times X_i(t)}{2\pi} \right) \times \sin(\mathbf{X}_i(t)) \end{cases} \quad (12)$$

当 F 的值小于 0.5 时, 算法进入开发阶段的后期, 也会存在一个 $[0, 1]$ 之间的参数 P_3 , 用于控制秃鹫执行聚集策略还是攻击策略。

当 F 的值小于 0.5 且 $rand > P_3$ 时, 秃鹫大量聚集起来, 并且会相互竞争, 在这个阶段, 秃鹫的位置更新公式如下所示:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_i(t+1) = \frac{\mathbf{A}_1(t) + \mathbf{A}_2(t)}{2} \\ \mathbf{A}_1(t) = \mathbf{BestVulture}_1(t) - \frac{\mathbf{BestVulture}_1(t) \times \mathbf{X}_i(t)}{\mathbf{BestVulture}_1(t) - \mathbf{X}_i(t)^2} \times F \\ \mathbf{A}_2(t) = \mathbf{BestVulture}_2(t) - \frac{\mathbf{BestVulture}_2(t) \times \mathbf{X}_i(t)}{\mathbf{BestVulture}_2(t) - \mathbf{X}_i(t)^2} \times F \end{cases} \quad (13)$$

当 F 的值小于 0.5 且 $rand < P_3$ 时, 为了寻找剩下的食物, 其他秃鹫会变得很凶猛, 朝着最好的秃鹫的各个方向进发。此时秃鹫的位置更新公式可表示为:

$$\mathbf{X}_i(t+1) = \mathbf{R}_i(t) - |d_i(t)| \times F \times Levy(d) \quad (14)$$

式中: $Levy(d)$ 表示 $Levy$ 飞行操作。

3 改进的非洲秃鹫优化算法

3.1 Circle 混沌映射初始化种群

在非洲秃鹫算法中, 初始种群的生成是基于随机策略的, 这种随机策略是通过设定范围的上下界确定, 无法保证粒子初始位置的遍历性。因此为了尽可能使粒子在搜索空间均匀分布, 提高初始解的遍历性, 利用 Circle 混沌映射初始化种群。其表达式为:

$$X_i^j = lb_i^j + (ub_i^j - lb_i^j)z_i^j \quad (15)$$

$$z_i^{j+1} = mod \left(z_i^j + 0.2 - \left(\frac{0.5}{2\pi} \sin(2\pi z_i^j) \right), 1 \right) \quad (16)$$

式中: X_i^j 为第 i 个个体在第 j 维空间的位置; ub_i^j 和 lb_i^j 分别为第 i 个个体在第 j 维空间的上下限; z_i^j 为第 i 个个体在第 j 维空间的混沌参数, 其初始值为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

假设种群初始数量为 500, 与传统初始化种群方式相比, Circle 混沌映射初始化种群分布更加均匀, 其种群分布分别如图 2 和 3 所示。

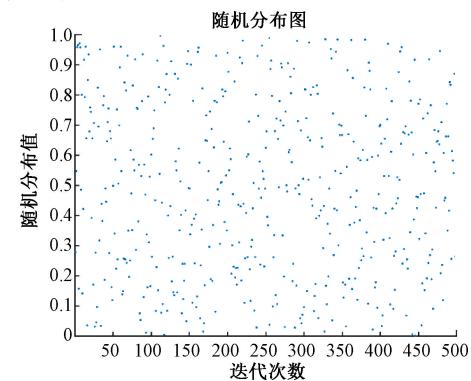


图 2 随机种群分布图

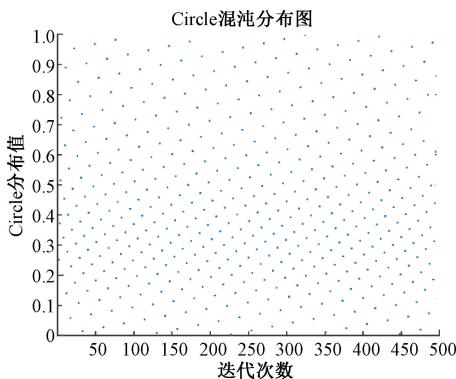


图 3 Circle 映射种群分布图

3.2 探索方式改进

在勘测阶段, AVOA 算法采用随机方式更新位置时, 导致搜索空间的范围相对宽泛, 不能保证非洲秃鹫的搜索空间是最佳的, 为了解决这些问题, 在 AVOA 算法的探索阶段加入自适应调整算子, 将其用于位置更新, 同时也能改变其搜索范围, 其调整算子的计算公式为:

$$BAR = \lambda + \mu t \quad (17)$$

其中, λ 和 μ 表示自适应调整常数, t 代表迭代次数; T 表示最大迭代次数; BAR_{MAX} 和 BAR_{MIN} 分别为调整算子的上下界, 其范围在 $[0, 1]$ 之间, 通常将 BAR_{MAX} 和 BAR_{MIN} 分别设置为 0.9 和 0.1, w_1 和 w_2 为调整系数。

$$\lambda = \frac{BAR_{\text{MIN}} T - BAR_{\text{MAX}}}{T - 1} \quad (18)$$

$$\mu = \frac{BAR_{\text{MAX}} - BAR_{\text{MIN}}}{T - 1} \quad (19)$$

$$w_1 = 0.6 - \frac{1}{1.8 + e^{(0.015 \times (T/2-t))}} \quad (20)$$

$$w_2 = 0.4 + \frac{1}{1.8 + e^{(0.015 \times (T/2-t))}} \quad (21)$$

AVOA 算法在探索阶段利用式(9)进行位置更新, AVOA 只利用了当前最优秀秃鹫或者次优秀秃鹫的信息, 过于依赖群体最佳秃鹫, 不能确保搜索到最优解空间区域。受到粒子群算法粒子位置更新方式的启发, 将秃鹫的历史个体极值信息引入到秃鹫的迭代更新中, 可以让 AVOA 算法在探索阶段收敛效果更好, 同时又能保证更新后的解不会变差。此时秃鹫的位置更新方式为:

$$\mathbf{X}_i(t+1) = \mathbf{R}_i(t) - D_i(t) \times F \quad (22)$$

$$D_i(t) = |C \times (w_1 \times \mathbf{R}_i(t) + w_2 \times \mathbf{X}_i(t)) - \mathbf{X}_i(t)| \quad (23)$$

综上可得, 秃鹫在探索阶段的位置更新公式为:

$$\mathbf{X}_i(t+1) = \begin{cases} \mathbf{R}_i(t) - D_i(t) \times F, & r \leqslant BAR \\ \mathbf{R}_i(t) - (F + rand \times ((ub - lb) \times rand + lb)), & r > BAR \end{cases} \quad (24)$$

3.3 改进算法后的验证

为了验证所提改进算法 IAVOA 的性能, 本文选用 7 种基准测试函数进行测试, 详细信息如表 1 所示, 选取灰狼优化算法(grey wolf optimization, GWO)和鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)以及文献[15]中的改进非洲秃鹫优化算法(下文中缩写为 TAVOA)作对比, GWO 与 WOA 算法中的收敛常数 a 都设为 2, 设置种群为 30, 最大迭代次数设为 500, 其他参数均为默认值。由于测试试验存在偶然性, 将实验分别独立运行 30 次取平均值, 以验证算法的收敛精度和收敛速度。将上述测试函数值绘制收敛曲线图, 如图 4 所示。将算法的最优平均值及方差作为评价指标, 测试结果如表 2 所示。

表 1 标准测试函数

函数	公式	维度	范围	最优值
F1	$f_x = \sum_{i=1}^d x_i^2$	50	$[-100, 100]$	0
F2	$f_x = \sum_{i=1}^d x_i + \prod_{i=1}^d x_i $	50	$[-10, 10]$	0
F3	$f_x = \sum_{i=1}^d (\sum_{j=1}^d x_j)^2$	50	$[-100, 100]$	0
F4	$f_x = \max\{ x_i , 1 \leq i \leq d\}$	50	$[-100, 100]$	0
F5	$f_x = \sum_{i=1}^{d-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	50	$[-30, 30]$	0
F6	$f_x = \sum_{i=1}^{d-1} ([x_i + 0.5])^2$	50	$[-100, 100]$	0
F7	$f_x = \sum_{i=1}^d i x_i^4 + \text{random}[0, 1]$	50	$[-1.28, 1.28]$	0

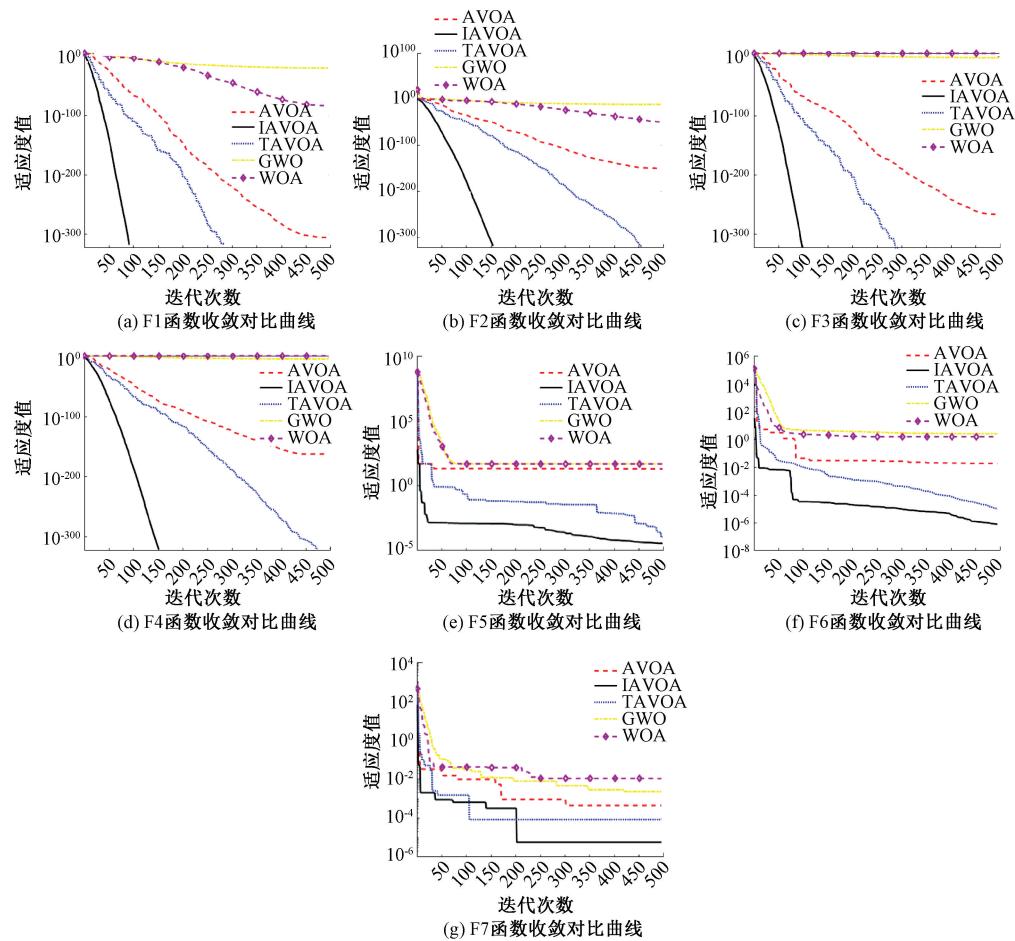


图 4 不同算法的 7 种测试函数收敛曲线图

表 2 基准测试函数实验结果

函数名	评判指标	IAVOA	AVOA	TAVOA	GWO	WOA
F1	平均值	0	6.6560×10^{-301}	0	3.0853×10^{-20}	8.5943×10^{-80}
	方差	0	0	0	3.2355×10^{-19}	2.2479×10^{-80}
F2	平均值	0	4.3993×10^{-162}	0	2.8052×10^{-12}	4.3066×10^{-49}
	方差	0	2.4096×10^{-161}	0	8.2436×10^{-12}	9.4186×10^{-50}
F3	平均值	0	1.1187×10^{-217}	0	3.7738×10^{-1}	2.3076×10^1
	方差	0	0	0	5.2971×10^{-1}	5.6759×10^1
F4	平均值	0	5.4508×10^{-153}	0	1.1758×10^{-3}	2.6603×10^1
	方差	0	2.9854×10^{-152}	0	2.2369×10^{-2}	3.8846×10^1
F5	平均值	3.1316×10^{-4}	1.3452×10^{-1}	4.0857×10^{-4}	4.7882×10^1	4.8592×10^1
	方差	6.9721×10^{-4}	4.7546×10^{-1}	3.6548×10^{-5}	9.5698×10^1	2.3576×10^1
F6	平均值	2.8534×10^{-8}	8.3562×10^{-4}	4.1574×10^{-5}	2.7867×10^0	5.3019×10^{-1}
	方差	3.7531×10^{-8}	3.9765×10^{-4}	7.0158×10^{-6}	3.4876×10^0	4.2460×10^{-2}
F7	平均值	1.4328×10^{-5}	8.3140×10^{-4}	7.9201×10^{-5}	7.3376×10^{-3}	7.2072×10^{-3}
	方差	4.2135×10^{-5}	3.2457×10^{-5}	1.9763×10^{-6}	8.7451×10^{-3}	3.7023×10^{-3}

图 4 反映出了各个算法的动态收敛特性,结果显示在 $F_1 \sim F_6$ 函数的寻优中,无论是收敛速度还是收敛精度 IAVOA 算法明显要优于 AVOA、GWO、WOA,说明提出

AVOA 改进策略对算法探索和开发能力具有一定的效果,同时还可以看出,IAVOA 与 TAVOA 算法在 $F_1 \sim F_5$ 和 F_7 函数中同时都收敛到了最优值,但 IAVOA 的收敛速率

比 TAVOA 要早,说明提出的自适应调整算子策略具有优势性,从表 2 可知,IAVOA 算法达到的平均值最小,说明算法的性能相较于其他算法更优越,总的来说,IAVOA 算法在提升性能的同时,其稳定性也得到了提升。

4 基于 IAVOA-ELM 的船舶运动预测模型

4.1 船舶运动预测

1) 船舶运动基本原理

本文船舶运动主要只考虑控制船舶在水平面上的 3 个自由度的运动,分别为纵荡、横荡和艏摇。依据牛顿第二运动定律可得船舶操纵运动方程:

$$\left. \begin{array}{l} m(\ddot{u} - ru - x_G r^2) = X \\ m(\dot{v} + ru + x_G \dot{r}) = Y \\ I_z \ddot{r} + mx_G(\dot{v} + ru) = N \end{array} \right\} \quad (25)$$

其中, m 代表船舶质量, u 为其纵向速度分量, v 为横向速度分量, r 为绕 z 轴的转艏角速度。 I_z 为船在 Z 轴方向上受到的惯性矩, x_G 为船舶重心的纵坐标, X 和 Y 分别表示作用在船舶上沿随体坐标系中 x , y 轴的水动力分量, N 代表绕 z 轴的水动力矩分量。

2) 基于 IAVOA-ELM 模型的船舶运动预测

本研究选取 ELM 模型进行船舶运动预测,并采用改进非洲秃鹫优化算法对极限学习机的初始权值和阈值进行优化,以降低海上船舶作业时发生海上事故的概率。本研究选取文献[4]中 KCS 船模在规则波中的 35°回转试验数据来验证算法的有效性,采样频率为 0.1 s,选取前 70 s 内的数据作为训练数据集,后 30 s 的数据作为测试数据集。算法流程图如图 5 所示。

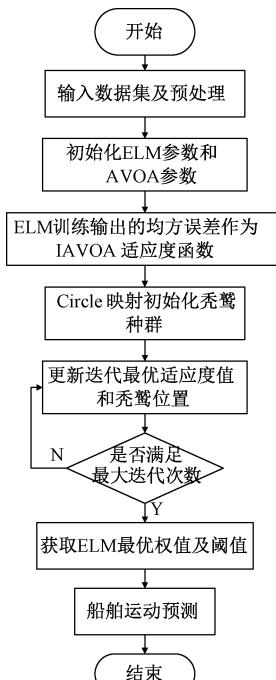


图 5 基于 IAVOA-ELM 的船舶运动预测流程

4.2 预测模型实验

不论是通过船模水池试验得到的船舶运动数据,还是真实采集到的船舶数据,都必然包含多种随机噪声对船舶运动预测分析造成误差,因此本文先对获得的实船数据进行预处理,使用滑动平均法所获得的结果如图 6 所示。利用均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)以及仿真运行时间 3 个衡量指标,对模型预测精度进行评价,如式(26)、(27)所示。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (26)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (27)$$

其中, y_i 为 i 时刻真实值; \hat{y}_i 为 i 时刻预测值; N 为预测数据点。

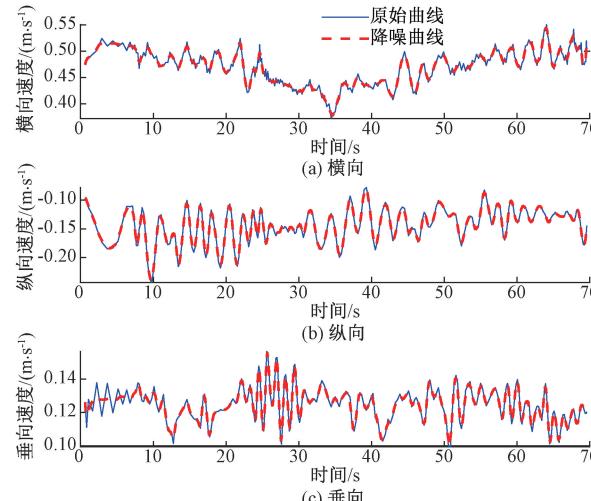


图 6 船舶的横向、纵向和垂向速度曲线

为了验证使用 IAVOA 与其他各算法优化 ELM 的性能,所设置一些参数基本与上述一致,并且 ELM 模型中隐含层的神经元个数均设定为 20 个,使用激活函数为 Sigmoid。迭代次数设置为 100, 种群设置为 30。将数据集进行 30 次独立实验,各个算法优化的预测模型指标对比如表 3 所示,模型预测结果如图 7、8 所示。

表 3 极限学习机预测精度对比

算法	RMSE	MAE	仿真时间/s
IAVOA-ELM	0.038 2	0.003 4	0.040
AVOA-ELM	0.059 1	0.004 8	0.049
TAVOA-ELM	0.042 8	0.003 9	0.043
GWO-ELM	0.049 1	0.006 3	0.064
WOA-ELM	0.055 3	0.007 1	0.057

图 7 显示着各个预测模型预测出的船舶运动速度,从图 8 和表 3 可知,IAVOA-ELM 预测模型的 3 种评价指标值均优于其他 4 种预测模型,其中 IAVOA-ELM 模型较

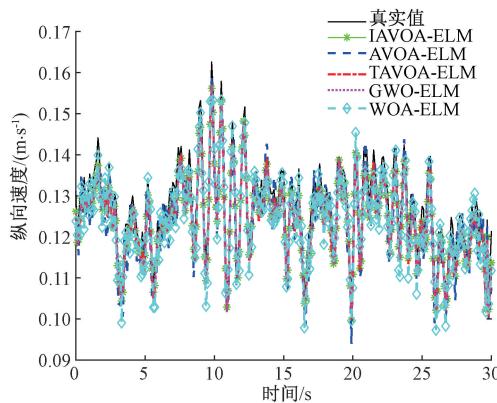


图 7 5 种预测模型的测试集仿真实验结果

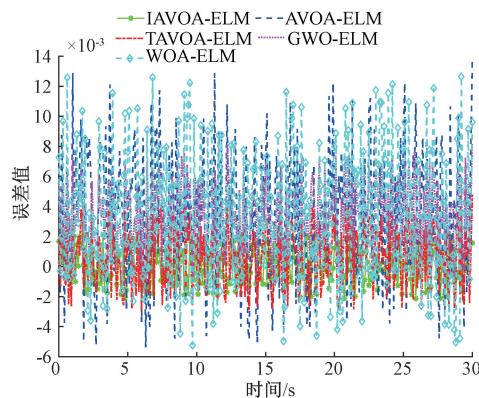


图 8 5 种预测模型的测试结果误差

AVOA-ELM 和 TAVOA-ELM 模型的 RMSE 值下降了 35.36% 和 10.75%，MAE 值下降了 29.2% 和 12.82%。并且 IAVOA-ELM 预测模型的仿真运行时间最短。基于比较上述评价指标可知，IAVOA-ELM 预测模型相较于其他预测模型更为精准更快速预测船舶的运动。这说明改进后的非洲秃鹫优化算法可在一定程度上提高对船舶运动的预测能力。

5 结 论

本研究提出一种改进的非洲秃鹫优化算法并对其进行收敛性能验证，先进行了基准测试函数实验，然后将改进后的算法对极限学习机中的权值进行优化，并对船舶运动进行预测仿真实验，最后结果分析表明，通过引入 Circle 混沌映射和自适应调整算子策略，增加种群多样性，提高解的质量，平衡非洲秃鹫全局搜索和局部开发的能力，使算法不易陷入局部最优。同时，改进的非洲秃鹫算法优化的 ELM 模型在对船舶运动状况的预测精度也有所提高。在未来，改进后的算法在实际工程应用中具有一定 的优越性。

参考文献

- [1] 彭秀艳, 张彪. 基于 EMD-PSO-LSTM 组合模型的船舶运动姿态预测[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(4): 421-426.
- [2] SUHERMI N, SUHARTONO, PRASTYO D D, et al. Roll motion prediction using a hybrid deep learning and ARIMA model[C]. Procedia Computer Science, 2018, 144.
- [3] 楼梦瑶, 王旭阳, 陈瑞, 等. 基于 NARX 神经网络的船舶升沉运动实时预测方法[J]. 中国舰船研究, 2020, 15(1): 48-55, 67.
- [4] 张艳云, 欧阳子路, 邹早建. 基于 ν 支持向量机的波浪中船舶操纵运动辨识建模[J]. 船舶力学, 2023, 27(5): 637-645.
- [5] XIAOYU Z, HONGXIA L, YI H, et al. Deep learning machine based ship parametric rolling simulation and recognition algorithms [J]. Ocean Engineering, 2023, 276.
- [6] 孙珽, 徐东星, 范占星, 等. 改进二阶灰色极限学习机在船舶运动预报中的应用[J]. 中国航海, 2020, 43(3): 20-26.
- [7] 张泽国, 尹建川, 柳成. 基于自适应变异 PSO-BP 算法的船舶横摇运动预测[J]. 舰船科学技术, 2016, 38(23): 69-73.
- [8] 徐睿, 梁循, 齐金山, 等. 极限学习机前沿进展与趋势[J]. 计算机学报, 2019, 42(7): 1640-1670.
- [9] ZHANG X, YANG Z, CAO F, et al. Conditioning optimization of extreme learning machine by multitask beetle antennae swarm algorithm [J]. Memetic Computing, 2020, 12(2): 151-164.
- [10] 夏焰坤, 朱赵晴, 唐文张, 等. 基于改进秃鹫算法优化极限学习机的谐波发射水平估计[J/OL]. 电力系统保护与控制: 1-10 [2023-10-16]. <https://doi.org/10.19783/j.cnki.pspc.230593>.
- [11] ABDOLLAHZADEH B, GHAREHCHOPOGH F S, MIRJALILI S. African vultures optimization algorithm: A new nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems [C]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 158.
- [12] 肖剑, 刘经纬, 胡欣, 等. 基于改进非洲秃鹫算法的 TDOA-AOA 定位[J/OL]. 吉林大学学报(工学版): 1-11 [2023-10-16]. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230076>.
- [13] LIU B, ZHOU Y, LUO Q, et al. Quantum-inspired African vultures optimization algorithm with elite mutation strategy for production scheduling problems[J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2023, 10(4): 1767-89.
- [14] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: Theory and applications [C]. Neurocomputing, 2006, 70(1-3): 489-501.
- [15] 陈祎韬, 袁梦雪. 改进非洲秃鹫算法的机器人路径规划研究[J]. 信息技术与信息化, 2023(3): 217-220.

作者简介

戚得众, 副教授, 主要研究方向为机电一体化。

E-mail: derek@hbust.edu.cn

丁坦(通信作者), 博士, 讲师, 主要研究方向为复杂系统优化控制与建模。

E-mail: dinglucky0118@163.com