

本文网址: <http://www.ship-research.com/cn/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.03818>

期刊网址: www.ship-research.com

引用格式: 綦志刚, 张昊, 李冰, 等. 基于改进型野马优化算法的船舶参数辨识方法[J]. 中国舰船研究, 2025, 20(1): 85–95.

QI Z G, ZHANG H, LI B, et al. Ship parameter identification method based on improved wild horse optimizer[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2025, 20(1): 85–95 (in Chinese).

基于改进型野马优化算法的 船舶参数辨识方法



扫码阅读全文

綦志刚, 张昊*, 李冰, 鲁喆

哈尔滨工程大学 智能科学与工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001

摘要: [目的] 传统的参数辨识方法难以完成多维度、多自由度的综合参数辨识, 为实时获取船舶的复杂参数和姿态信息, 保证船舶在航行时的稳定性和安全性, 将改进型野马优化算法(IWHO)引入船舶参数辨识方法, 与传统的船舶辨识方法相结合, 提高船舶参数辨识精度。[方法] 建立船舶纵向运动模型, 引入动态惯性权重设计对野马优化算法进一步优化, 完成船舶纵向参数辨识方法设计。[结果] 通过对比分析采用不同算法时船舶辨识模型的跟踪效果, 以及在不同海浪遭遇角下的船舶参数辨识结果, 发现改进型野马优化算法的辨识误差为1%左右, 远低于其他算法, 表明基于该算法的辨识模型能更精确地跟踪航行时的船舶姿态。[结论] 该辨识方法可实时为船舶航行提供精确的参数, 提高船舶航行时的可操作性。

关键词: 船舶运动建模; 辨识方法设计; 野马优化算法; 动态惯性权重; 参数辨识

中图分类号: U661.73

文献标志码: A

DOI: 10.19693/j.issn.1673-3185.03818

0 引言

随着科学技术的发展, 船舶在海上运输中扮演着重要角色。然而, 海洋环境存在潮流、洋流、涌浪等潜在风险, 因此船舶航行的稳定性成为船舶运输中至关重要的问题。为了实现船舶的安全和稳定航行, 人们开始关注船舶在海上的运动特性, 并试图通过数学建模和工程分析来解决这些问题。船舶纵向运动建模是船舶工程领域中的一个重要研究方向, 它涉及船舶在水中的运动特性、航行性能等方面的分析和预测, 对于提高船舶的安全性和海洋资源开发效率具有重要意义^[1]。并且, 随着船舶纵向运动建模技术的逐渐成熟和发展, 实时掌握船舶模型内各项参数技术的提升也变得越来越关键。由此, 船舶参数辨识方法应运而生。

参数辨识方法源自航天研究中对飞行器参数的辨识^[2], 在制造业中得到了广泛的应用。对于船舶而言, 实时获取船舶航行的状态参数, 有利

于提升船舶航行时的安全性和稳定性。此外, 在面对极端海况时, 可以通过掌握船舶参数对船舶进行相应姿态控制, 以抵消外部海况的扰动, 从而实现船舶安全稳定的航行^[3]。参数辨识方法的发展经历了3个阶段^[4]: 经典辨识方法、基于启发式算法的参数辨识阶段和基于改进型启发式算法的综合参数辨识阶段。

经典参数辨识方法的研究涉及控制工程、系统科学、数学统计理论以及工程应用需求等多个领域, 这些方法为解决系统建模和分析问题提供了重要的理论基础和方法工具。经典参数辨识方法有最小二乘法(LS)、极大似然估计法、频域时域分析法等, 其中最小二乘法是由德国数学家高斯提出的一种方法, 具有较强的适应性, 被广泛应用于系统辨识。这类方法主要通过数学方法对船舶运动进行解算, 具有很强的扩展性和鲁棒性, 但是缺少对于多维度复杂问题的求解能力^[5]。

启发式算法是一类通过模拟生物或自然系统中的行为来解决问题的算法, 通常用于大型或者

收稿日期: 2024-03-11 修回日期: 2024-05-06 网络首发时间: 2024-10-22 10:45

基金项目: 黑龙江省自然科学基金资助项目(LH2019E035); 黑龙江省教育教学改革重点项目(SJGZ20210013); 黑龙江省教育教学改革项目(SJGY20220120); 黑龙江省教育科学规划重点课题(GJB1320064); 哈尔滨工程大学教育改革项目(2023B0405)

作者简介: 綦志刚, 男, 1976年生, 博士, 高级实验师。研究方向: 船舶控制, 虚拟仿真。E-mail: qizhigang@hrbeu.edu.cn

张昊, 男, 1998年生, 硕士生。研究方向: 船舶控制。E-mail: 741167532@qq.com

*通信作者: 张昊

复杂的问题空间中搜索最优解。许多实际系统,如工业过程、控制系统、生物系统等,通常具有复杂的结构和行为,为了对这些系统进行有效的建模和控制,需要准确地识别系统参数。传统的数学方法可能在复杂系统中受到限制,而启发式算法可以通过自适应搜索和优化技术,有效地处理复杂系统的参数辨识问题。智能算法作为一种启发式算法,在解决传统算法难以求解的复杂问题时具有很好的效果,该类算法包括了粒子群算法(PSO)^[6]、遗传算法(GA)^[7]、差分进化算法(DE)^[8]、人工免疫算法(AIA)^[9]、萤火虫算法(FA)^[10]、灰狼优化算法(GWO)^[11]、布谷鸟算法(CS)^[12]等。然而,该类算法在求解时存在容易陷入局部最优的问题,导致无法实现在全局范围内寻找最优解。为了避免该类问题造成的影响,需要对启发式算法进行不同程度的优化与改良。

为了弥补上述2种辨识方法的缺陷,对复杂船舶参数进行全面、精确的辨识,基于改良型启发式算法的综合参数辨识方法应运而生。该方法利用经典辨识方法对基于启发式算法的参数辨识方法进行了改进,给启发式算法增加了寻优评价的基本准则,使得改进后的综合辨识方法可以既保持原有算法的高参数辨识精度,又能完成对多维、多自由度的复杂船舶综合参数的辨识工作,极大提高了参数辨识的鲁棒性和准确性。

本文拟提出一种基于改进型野马优化算法(IWHO)的综合参数辨识方法,该方法作为第3种综合参数辨识方法,将野马优化算法(WHO)^[13]与动态惯性权重策略^[14]相结合,与改进前的启发式算法相比具有辨识能力强、辨识精度高、辨识稳定性好等优点。野马优化算法作为改进前的启发式算法,其灵感来自野马的社会生活行为,算法通过模拟野马群体间的放牧和交配行为来完成群体间各个粒子的信息交换,并不断重复整个种群游牧行为的模拟,直到该种群找到最适合生存的地点,并将该地点作为全局最优解,通过算法模拟该流程,完成在整个值域内对最优解的搜索。该算法相较于其他启发式算法,具有更强的搜索能力、更高的搜索精度和更好的稳定性,是目前受到广泛关注和应用的启发式智能算法之一。

本文通过模拟船舶在不同海浪遭遇角(45°, 90°, 135°和180°)下,以18 kn航速在4级海况下的纵向平面运动,对船舶运动进行仿真。通过观察船舶模型输出的纵向运动姿态信息,并利用该种参数辨识方法进行求解,实现对船舶复杂参数的辨识,获得船舶参数辨识结果以及跟踪船舶辨识参数下的姿态信息,对基于改进型野马优化算

法的综合参数辨识方法的可行性进行验证。

1 船舶与海浪的数学模型

1.1 船舶纵向运动建模

根据国际拖曳水池会议(ITTC)的规定,将船舶在海上航行时产生的运动分成6个自由度,分别为沿着3个坐标轴的纵荡、横荡和垂荡运动,和绕3个坐标轴的横摇、纵摇和艏摇运动。由于船舶的六自由度运动具有耦合性,即多个自由度之间并不是相互独立的,因此可以将船舶整体的运动,分为3个基本的耦合运动:横向运动,即横摇、艏摇和横荡运动;纵向运动,即垂荡和纵摇运动;还有纵荡运动。本文主要研究船舶纵向运动情况。

根据Grimaz船舶纵向运动方程组^[15],并通过海浪加权平均法对方程中的参数进行整理和化简,得到船舶的纵向运动微分方程组:

$$\begin{aligned} (a_{33} + m)\ddot{z} + b_{33}\dot{z} + c_{33}z + a_{35}\ddot{\theta} + b_{35}\dot{\theta} + c_{35}\theta &= F_3 \\ a_{53}\ddot{z} + b_{53}\dot{z} + c_{53}z + (I_5 + a_{55})\ddot{\theta} + b_{55}\dot{\theta} + c_{55}\theta &= M_5 \end{aligned} \quad (1)$$

式中: m 为船舶质量; I_5 为船舶的纵摇惯性力矩; z 为船舶的垂荡幅度; θ 为船舶的纵摇角; F_3 为海浪对船舶产生的垂荡运动干扰力; M_5 为海浪对船舶产生的等效纵摇运动干扰力矩; c_{33} 、 c_{35} 为船舶的复原力系数, c_{55} 和 c_{53} 为船舶复原力矩系数,这4个参数仅与船舶本身特性有关,不会受到当前海况和船舶航行状态等影响。因此,对于该船舶的纵向运动而言,需要辨识的水动力参数变为 a_{33} 、 a_{35} 、 a_{55} 、 a_{53} 、 b_{33} 、 b_{35} 、 b_{55} 和 b_{53} 。

根据船舶纵向运动微分方程,建立船舶纵向运动的状态空间模型。根据式(1)中的微分方程组,令 $x_1 = z$, $x_2 = \theta$, $x_3 = \dot{z}$, $x_4 = \dot{\theta}$,则可以设置状态变量

$$X = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4]^T = [z \ \theta \ \dot{z} \ \dot{\theta}]^T \quad (2)$$

综上,可以得到船舶纵向运动的状态空间模型

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & a_{33} + m & 0 & a_{35} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & a_{53} & 0 & I_5 + a_{55} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{z} \\ \dot{\theta} \\ \ddot{z} \\ \ddot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -c_{33} & -b_{33} & -c_{35} & -b_{35} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ -c_{53} & -b_{53} & -c_{55} & -b_{55} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z \\ \theta \\ \dot{z} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_3 \\ M_5 \end{bmatrix} \quad (3)$$

将该状态方程矩阵用符号表示,有

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & a_{33} + m & 0 & a_{35} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & a_{53} & 0 & I_5 + a_{55} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}_M = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{A}_M = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -c_{33} & -b_{33} & -c_{35} & -b_{35} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ -c_{53} & -b_{53} & -c_{55} & -b_{55} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{U} = \begin{bmatrix} F_3 \\ M_5 \end{bmatrix} \quad (4)$$

故式(4)可表示为

$$\mathbf{M}\dot{\mathbf{X}} = \mathbf{A}_M\mathbf{X} + \mathbf{B}_M\mathbf{U} \quad (5)$$

对式(5)两端同时左乘 $\mathbf{M}^{-1}$, 可进一步简化为

$$\dot{\mathbf{X}} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{B}\mathbf{U} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{A} = \mathbf{M}^{-1}\mathbf{A}_M$; $\mathbf{B} = \mathbf{M}^{-1}\mathbf{B}_M$ 。

实验中, 将船舶的纵向运动信息作为主要观测信息, 因此该状态空间方程的观测方程为 $\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{V}$, 其中 $\mathbf{Y}$ 为观测值, $\mathbf{X}$ 为状态变量, $\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$, 为输出矩阵, $\mathbf{V}$ 为测量噪声。综上, 该船舶的状态空间方程为

$$\dot{\mathbf{X}} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{A}\mathbf{U}, \quad \mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{V} \quad (7)$$

对该状态空间方程进行离散化, 选取系统的采样周期为 T_s , 在方程的连续变量前设置零阶保持器, 将连续变量和零阶保持器一起离散化, 进而将整个系统化为一个完全离散的系统。零阶保持器的数学模型为

$$u(t) = u(k), \quad kT_s < t < (k+1)T_s \quad (8)$$

则可将式(7)中的观测方程表示为

$$y(k) = \mathbf{H}x(k) + V(k) \quad (9)$$

对式(8)求解, 可得通解为

$$x(t) = e^{A(t-t_0)}x(t_0) + \int_{t_0}^t e^{A(t-\tau)}\mathbf{B}\mathbf{U}(\tau)d\tau \quad (10)$$

令 $t_0 = kT_s$, $t = (k+1)T_s$, 则式(10)可以表示为

$$x(k+1) = e^{AT_s}x(k) + \int_{kT_s}^{(k+1)T_s} e^{A(kT_s+T_s-\tau)}d\tau\mathbf{B}\mathbf{U}(k) \quad (11)$$

进一步简化式(11), 令 $t = kT_s + T_s - \tau$, 则有 $\int_{kT_s}^{(k+1)T_s} e^{A(kT_s+T_s-\tau)}d\tau = \int_0^{T_s} e^{A\tau}d\tau$, 即可将式(7)的方程转化为完全离散形式

$$\mathbf{X}_{k+1} = \Phi\mathbf{X}_k + \Psi\mathbf{U}_k, \quad \mathbf{Y}_k = \mathbf{H}\mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (12)$$

式中: $\Phi = e^{AT_s}$; $\Psi = \int_0^{T_s} e^{A\tau}d\tau\mathbf{B}$ 。

1.2 海浪扰动建模

船舶在航行时, 不可避免地会受到随机海浪

带来的扰动, 从而产生一定的姿态变化。而随机海浪具有形状多变、随机变化、运动不规则、边界无限制等特性, 因此可以将海浪视为一种随机过程。在海浪的仿真过程中, 采用 ITTC 的双参数谱^[16]可以准确地描述海浪的多种状态, 以及成长期海浪和成熟期海浪的特性等。

ITTC 双参数海浪谱的表达式为

$$S_{\xi(\omega)} = \frac{A}{\omega^5} \exp\left(-\frac{B}{\omega^4}\right) \quad (13)$$

式中: ω 为海浪的波浪角频率; $A = 8.1 \times 10^{-3} g^2$, $g = 9.81 \text{ m/s}^2$; $B = 3.11 \times h_{1/3}^{-3}$, $h_{1/3}$ 为海浪的有义波高。

由此可以计算随机海浪扰动下船舶受到的垂荡扰动力 F_3 和纵摇扰动力矩 M_5 的样本函数^[17]:

$$F_3 = \sum_{k=1}^{30} \xi_{ak} [F_{3r}(k) \cos(\omega(k)t) + F_{3i}(k) \sin(\omega(k)t)]$$

$$M_5 = \sum_{k=1}^{30} \xi_{ak} [M_{5r}(k) \cos(\omega(k)t) + M_{5i}(k) \sin(\omega(k)t)] \quad (14)$$

式中: F_{3r} 和 F_{3i} 为海浪对船舶的垂荡扰动力系数, 下标 r 和 i 分别表示余弦和正弦; M_{5r} 和 M_{5i} 为海浪对船舶的纵摇扰动力矩系数; $\xi_{ak} = \sqrt{2S_{\xi}(\omega_k)\Delta\omega}$, 为谐波幅值, $S_{\xi}(\omega_k)$ 为利用相同的采样频率 $\Delta\omega$ 时, 采用等间隔法将海浪按谱分解为 30 级谐波时对应的海浪频谱。

1.3 船舶纵向运动仿真验证

该船舶的数学模型如式(12)所示, 设置仿真时长为 $t = 200 \text{ s}$, 在 4 级海况 45° 海浪遭遇角的条件下以 18 kn 航速航行。对其纵向运动进行仿真, 得到纵向运动曲线如图 1 和图 2 所示。

由图 1 和图 2 可见, 200 s 内该船舶在 $-0.3 \sim 0.3 \text{ m}$ 区间内进行垂荡运动, 在 $-0.3^\circ \sim 0.3^\circ$ 区间内进行纵摇运动, 并在一定周期内反复摇荡。因此, 在相应的海况和航行条件下, 海浪模型对船舶产生实时的随机垂荡扰动力和纵摇扰动力矩并作用于船舶, 使其产生纵向运动。

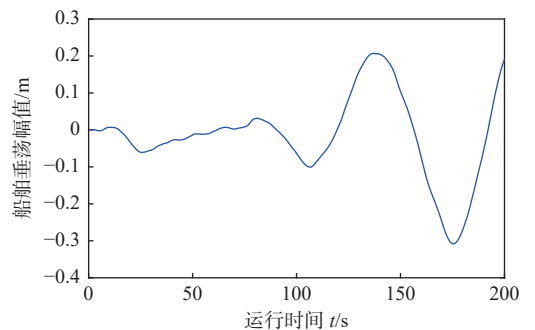


图 1 船舶垂荡运动曲线

Fig. 1 Ship heave motion curve

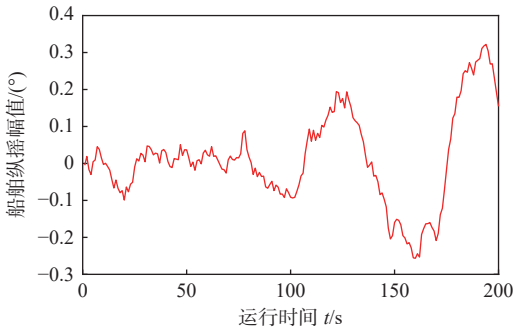


图2 船舶纵摇运动曲线

Fig. 2 Ship pitch motion curve

该运动对于船舶航行的稳定性有着一定程度的影响。为解决此类问题,获取更精确的船舶航行状态,基于智能算法的船舶参数辨识方法应运而生。

2 改进型野马优化算法(IWHO)

2.1 野马优化算法

野马优化算法(WHO)的核心主要由5个部分构成,分别为:

- 1) 创建初始种群: 随机选择各个种群的首领种马个体;
- 2) 种群放牧行为: 对种群个体进行位置更新的主要行为;
- 3) 种群杂交行为: 有助于算法跳出局部最优;
- 4) 种群群体移动行为: 对种群群体的位置进行更新,不断寻找优秀的栖息区域“水坑”;
- 5) 种群内部竞争行为: 按照种群内个体的适应度大小,进行种群内部领导者的选拔。

最后,算法会根据初始设定的迭代次数,按照整个算法的主要流程进行放牧、杂交、移动、选拔和竞争行为的循环。在循环期间算法会不断搜索并保存最佳适应度个体的位置信息,直至达到最大迭代次数,给出最后一次迭代后的最佳位置信息。根据算法的各项核心行为,对算法的具体运行方法与步骤进行设计,具体方法步骤如下:

- 1) 创建初始种群: 初始种群的创建是初始化步骤,为算法的基础。首先,将初始群体分组,设初始种群内个体数为 N ,种马占种群个体的百分比为 P_s ,则种群将一共被分为 $G = N \times P_s$ 个群体,根据群体的数量,可以得知种马的数量 G 和整个种群内其余个体的数量 $N - G$,并将其平均分配在由种马领导的群体内。初始的种马由随机选择产生,之后随着算法的运行,根据选拔机制并结合群体内各个个体的适应度来重新选择种马个体。

- 2) 种群放牧行为: 放牧行为是野马优化算法

中最主要的行为,由种马带领整个群体进行移动,群体内其余个体将会以种马为中心放牧来进行搜索。

种群个体位置更新方式为

$$\bar{x}_{G,i}^j = 2Z \cos(2\pi RZ) \times (N_s^j - x_{G,i}^j) + N_s^j \quad (15)$$

式中: $x_{G,i}^j$ 为其余个体 j 当前的位置; $\bar{x}_{G,i}^j$ 为其余个体 j 更新后的位置; N_s^j 为种马当前位置; R 为 $[-2, 2]$ 的随机数,来保证其余个体可以围绕种马进行 360° 的放牧; Z 为该行为的一个自适应参数,用来调整该次位置更新时个体粒子与种马粒子之间的距离,并作为该次放牧行为的运行半径,该参数公式为

$$Z = R_2 \odot IDX + R_3 \odot (\sim IDX)$$

$$IDX = (P = 0)$$

$$P = R_1 < F_T \quad (16)$$

式中: R_1, R_3 为均匀分布在 $[0, 1]$ 的随机向量; R_2 为 $[0, 1]$ 的随机数; P 为只有 0 和 1 组成的向量,长度等于问题的维数; IDX 为当向量 P 取值全为 0 时,由 R_1 组成的一组随机向量; F_T 为算法的一个自适应参数,该参数从 1 开始,随着迭代次数增加而逐渐减小,算法运行结束时为 0,计算方法为

$$F_T = 1 - T \times \left(\frac{1}{T_{\max}} \right) \quad (17)$$

式中: T 为当前的迭代次数; $T_{\max}$ 为最大迭代次数。

- 3) 种群杂交行为: 种群内的小马驹会在成熟时离开当前群体,和其他群体中新的马驹进行交配,产生新的个体。

杂交个体位置信息更新方式为

$$x_{G,k}^p = \text{Crossover}(x_{G,i}^q, x_{G,j}^z)$$

$$i \neq j \neq k, p \neq q \neq z$$

$$\text{Crossover} = \text{Mean} \quad (18)$$

式中: $x_{G,k}^p$ 为交配后新的个体 p 在群体 k 中的位置; $x_{G,i}^q, x_{G,j}^z$ 为父代 2 个个体的位置信息。

- 4) 种群群体移动行为: 在野马种群中,种马个体作为种群的领导者会带领种群寻找更加优秀的“水坑”,其余个体将跟随种马进行移动,从而形成整个种群移动的现象。在该算法中,用种马个体的位置信息来代表该种马带领的种群的位置信息。

种马个体的位置更新方式为

$$\bar{N}_{SG_i} = \begin{cases} 2Z \cos(2\pi RZ) \times (W_H - N_{SG_i}) + W_H, & R_w \geq 0.5 \\ 2Z \cos(2\pi RZ) \times (W_H - N_{SG_i}) - W_H, & R_w < 0.5 \end{cases} \quad (19)$$

式中: W_H 为栖息地“水坑”的位置,在该算法中也

是需要寻找的全局最优的位置; N_{SG_i} 为群体 i 的种马的当前位置; $\bar{N}_{SG_i}$ 为群体 i 的种马更新后的位置; R_w 为 $[0,1]$ 的随机数, 决定群体前进的顺逆时针方向; Z 为式 (16) 表示的自适应参数; R 为 $[-2, 2]$ 的随机数。

5) 种群内部竞争行为: 在算法的初始化阶段, 种马粒子随机选定, 随着算法运行, 种马个体通过该个体的适应度信息进行选拔, 由适应度最小的个体担任。

种群内部竞争行为方式如下:

$$N_{SG_i} = \begin{cases} x_{G,i}, & \text{fitness}(x_{G,i}) < \text{fitness}(N_{SG_i}) \\ N_{SG_i}, & \text{fitness}(x_{G,i}) \geq \text{fitness}(N_{SG_i}) \end{cases} \quad (20)$$

式中: fitness 为适应度函数; $x_{G,i}$ 为群体成员位置。

2.2 个体粒子随机波动机制

对于野马种群而言, 种群个体除遵循种马的领导外, 还会出现一些并非基于种群领导模式的第 3 种随机运动行为, 而这一现象在该算法中被称为个体粒子的随机波动。产生该现象的粒子可以携带搜索空间内的任意位置信息, 所以该行为有助于在运算时跳出原搜索区域, 在新的搜索空间内继续寻找最优解, 帮助算法更有效地回避局部最优解, 跳出局部最优解的搜索区域。

个体粒子的随机波动为

$$x_{G,i}^j \text{ 或 } \bar{N}_{SG_i} = \text{rand} \times (u_b - l_b) + l_b \quad (21)$$

式中, u_b 和 l_b 分别为算法搜索空间的上界和下界。为保证算法寻优的鲁棒性和可靠性, 该行为发生的概率被设置为 5%, 以保证算法寻优有效的同时, 还可跳出局部最优。

2.3 动态惯性权重策略与“水坑”竞争机制

对于寻优效率而言, 野马优化算法一旦解算结果陷入局部最优, 将难以通过原有的解算适应度来跳出当前的局部最优。陷入局部最优的原因之一为种马个体在寻找“水坑”的位置时效率不佳, 因此, 本文将引入一个动态惯性权重系数来修正种马个体“水坑”寻优的优先度, 提高寻优效率, 解决其容易陷入局部最优且难以跳出的问题。该动态惯性权重系数为

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times \frac{f_i(t) - f_{\min}(t)}{f_{\text{avg}}(t) - f_{\min}(t)}, & f_i(t) \leq f_{\text{avg}}(t) \\ \omega_{\max}, & f_i(t) > f_{\text{avg}}(t) \end{cases} \quad (22)$$

式中: $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 分别为动态惯性权重系数的上限和下限; $f_i(t)$ 为种马个体在当前迭代次数时的适

应度值; $f_{\min}(t)$ 和 $f_{\text{avg}}(t)$ 分别为种群内所有个体当前迭代次数中适应度的最小值和平均值。

将动态惯性权重系数添加到式 (19) 中的第 1 个公式, 得到新的群体移动行为

$$\bar{N}_{SG_i} = 2Z \cos(2\pi RZ) \times (W_H - N_{SG_i}) + W_H \times \omega \quad (23)$$

并且, 由于“水坑”会同时被 2 个种马群体发现, 算法会在搜索空间进行重复寻优。因此, 本文又加入了一种“水坑”竞争机制, 用于避免算法的重复搜索, 进一步提高算法的寻优效率。

对于式 (19) 的第 2 个公式, 运用竞争机制后将其优化为

$$\bar{N}_{SG_i} = W_H - Z \times (N_{SG_i} \times Q_1 - N_{SG_i} \times Q_2) \quad (24)$$

式中, Q_1 和 Q_2 均为 $[-1,1]$ 的随机数。

综上, 将式 (23) 和式 (24) 结合, 得到改进后的群体移动行为:

$$\bar{N}_{SG_i} = \begin{cases} 2Z \cos(2\pi RZ) \times (W_H - N_{SG_i}) + W_H \times \omega, & R_w \geq 0.5 \\ W_H - Z \times (N_{SG_i} \times Q_1 - N_{SG_i} \times Q_2), & R_w < 0.5 \end{cases} \quad (25)$$

3 船舶纵向运动参数辨识方法设计

船舶动力学模型参数可以描述船舶在不同操作条件下的运动性能和响应特性。参数辨识通常是对船舶在不同的操作条件下进行实验或模拟, 然后使用数学方法来拟合或估计模型参数。在已知船舶数学模型的基础上, 采用数值方法对指定参数进行求解, 即为对该船的参数辨识^[18]。如前文式 (1) 相关内容所述, 需辨识的参数为 a_{33} , a_{35} , a_{55} , a_{53} , b_{33} , b_{35} , b_{55} , b_{53} 。

3.1 辨识模型的误差准则

对于参数辨识而言, 误差准则被用来衡量辨识模型和实际模型的接近程度, 是参数辨识的要素之一, 常由误差泛函表示为

$$J(\theta) = \sum_{k=1}^N f(\varepsilon(k)) \quad (26)$$

式中: $\varepsilon(k) = y_s(k) - y_m(k)$, 其中 $y_s(k)$ 为船舶数学模型使用理论参数的输出观测值, $y_m(k)$ 为通过野马优化算法进行辨识后得到的辨识输出值; N 为观测次数。

$\varepsilon(k)$ 为在观测的规定区间的误差函数, 既可以表示输出误差, 也可以表示输入误差或广义误差等。通常以输出端的误差来表示模型之间的拟合程度, 即 $\varepsilon(k)$ 为算法辨识和船舶数学模型实际输出之间的差值, 如图 3 所示, 其中 $u(k)$ 为系统的

输入信号, $V(k)$ 为系统受到的扰动信号。

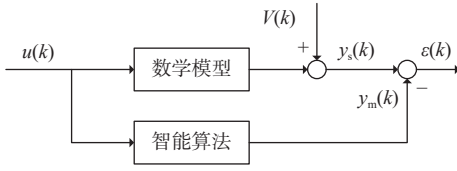


图3 输出误差框图

Fig. 3 Diagram of output error

由于输出误差通常为待辨识参数的非线性函数, 是一种复杂的、多维的非线性优化问题。对于船舶纵向运动而言, 需要同时辨识多组参数, 若直接进行辨识难以得到理想结果。对于多维非线性问题, 基于野马优化算法的参数辨识方法求解能力较强, 可以用来对船舶纵向运动的模型参数进行辨识。

同时, 采用野马优化算法进行参数辨识时, 还需要建立一个评价辨识效果的适应度函数。而最小二乘法作为一种常见且易于理解和实现的参数估计方法, 具有全局优化和统计性质良好、数学性质稳定等优点, 可以作为野马优化算法适应度计算的核心算法。

综上, 利用最小二乘法作为野马优化算法的适应度计算方法, 将误差泛函与最小二乘法相结合, 得到野马优化算法的适应度函数

$$F(\theta) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_s(k) - y_m(k))^2} \quad (27)$$

由船舶纵向运动模型可知, 船舶的纵向运动主要由两维姿态变量构成, 分别为船舶的垂荡位移 z 和纵摇角 θ 。其中, 由船舶数学模型使用理论参数直接观测得到的姿态变量为理论垂荡位移 z_0 和理论纵摇角 θ_0 , 而通过辨识模型计算得到的姿态变量为辨识垂荡位移 z_1 和辨识纵摇角 θ_1 。

根据误差函数 $\varepsilon(k)$ 可知, 理论变量值与辨识变量值的差即为误差函数, 且该误差函数只有两个变量, 即 $N=2$, 则可将式(27)的适应度函数进行简化得到

$$F(\theta) = \sqrt{\frac{(z_0 - z_1)^2 + (\theta_0 - \theta_1)^2}{2}} \quad (28)$$

该函数值越小, 参数辨识精度就越高, 辨识值越接近船舶数学模型使用理论参数的观测值。

3.2 基于 IWHO 的船舶纵向运动参数辨识整体流程

基于改进型野马优化算法的船舶纵向运动参数辨识方法的整体流程与具体步骤分别为:

步骤 1: 根据船舶数学模型确定需进行辨识的参数; 确定船舶当前的航行状态和船舶航行时的海况参数; 确定当前海况和航行状态下需辨识参数的理论值。

步骤 2: 对 IWHO 算法进行初始化, 设置算法的初始参数, 比如种群大小 N , 种马个体比例 P_s , 种群杂交率 P_c , 算法最大迭代次数 $T_{\max}$, 动态惯性权重边界 $\omega_{\min}$ 和 $\omega_{\max}$ 等。

步骤 3: 对种群进行随机分群初始化, 分别对种群内每一个个体的位置信息进行随机初始化, 并计算对应的适应度 $F(\theta)$ 。

步骤 4: 计算海浪模型产生的力和力矩, 输入到船舶辨识模块中; 优化算法按照野马种群的行为分别进行放牧行为、杂交行为、种马群体移动寻找水坑行为、种马种群内部种马个体的选拔行为等; 每进行一次行为后, 将种群个体的位置信息分别输入到参数辨识模块中进行适应度计算, 得到新的适应度后再返回种群个体中。

步骤 5: 按照最大迭代次数判断是否完成迭代, 未完成则返回步骤 4, 完成则进入步骤 6。

步骤 6: 分别将每个迭代周期的水坑位置信息作为该次迭代周期得到的最优辨识参数结果, 归纳并分析参数辨识的寻优结果, 得出相应的寻优结论。

将该船舶参数辨识整体流程整理为伪代码的形式, 该伪代码如图 4 所示。

```

Start
  辨识参数 = 船舶模型()
  环境参数 = 船舶航行状态()
  理论参数 = 船舶模型(环境参数)
  初始化 IWHO 算法()
  初始化 种群()
  迭代次数 = 0
  while 迭代次数 < 最大迭代次数:
    海浪力 = 计算海浪力(环境参数)
    辨识参数 = IWHO 优化算法(海浪力)
    for 每个个体 in 种群:
      适应度 = 适应度(辨识参数-理论参数)
      更新适应度(个体, 适应度)
    End
    迭代次数 += 1
    if 迭代次数 == 最大迭代次数:
      break
  最优辨识参数 = 获取最优参数(种群)
  分析结果(最优辨识参数)
End

```

图4 基于 IWHO 的船舶纵向运动参数辨识流程伪代码

Fig. 4 Pseudo code for identifying longitudinal motion parameters of ships based on IWHO

4 仿真实验与验证

4.1 船舶纵向运动参数辨识曲线

对船舶在 4 级海况海上航行进行仿真验证,

采用的船舶参数如表 1 所示。

表 1 船体参数
Table 1 Ship parameters

参数	数值
船舶质量 m/kg	4.42×10^5
纵摇惯性力矩 $I_5/(\text{kg}\cdot\text{m}^2)$	9.945×10^7
船体吃水深度 h/m	2.27
船体等效半径 r_r/m	30
船体等效截面积 s_s/m^2	16.2
船舶复原力系数 c_{33}	3.15×10^6
船舶复原力系数 c_{35}	6.83×10^6
船舶复原力矩系数 c_{53}	6.83×10^6
船舶复原力矩系数 c_{55}	6.54×10^8
有义波高 $h_{1/3}/\text{m}$	2.27
船舶航速 v/kn	18

对算法进行初始化, 初始参数分别为种群大小 $N=40$, 种马个体比例 $P_s=0.25$, 种群杂交率 $P_c=0.13$, 算法最大迭代次数 $T_{\max}=200$, 动态惯性权重边界 $\omega_{\min}=0.1$, $\omega_{\max}=0.9$ 。根据以上条件, 对船舶在 45° 遭遇角的条件下进行仿真, 取迭代周期 $T=0.5\text{ s}$, 得到相应的 IWHO 适应度函数收敛曲线, 如图 5 所示。

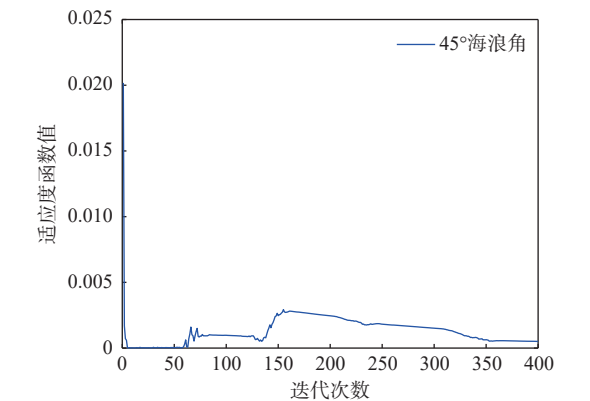


图 5 适应度函数收敛曲线
Fig. 5 Convergence curve of fitness function

由图 5 可见, 在仿真初始阶段, 适应度函数值从较高值快速下降, 迭代至 50 和 150 次时, 适应度函数值分别出现两次回弹, 之后逐渐降低。

图 6 和图 7 分别为该 IWHO 适应度函数对应的船舶垂荡和纵摇运动的观测值与辨识值。在 200 s 内, 船舶垂荡运动范围为 $-0.15\sim 0.10\text{ m}$, 纵摇运动范围为 $-0.15^\circ\sim 0.15^\circ$ 。仿真期间, 垂荡和纵摇运动的观测值曲线被成功跟踪, 辨识值随观测值变化而变化。仿真时间分别为 25 和 75 s (对应的迭代次数分别为 50 和 150 次) 时, 此时船舶纵向运动曲线出现较大变化。由于辨识值基于适

应度函数计算, 存在约 1 个迭代周期的滞后, 导致适应度函数值在曲线变化时出现回弹。

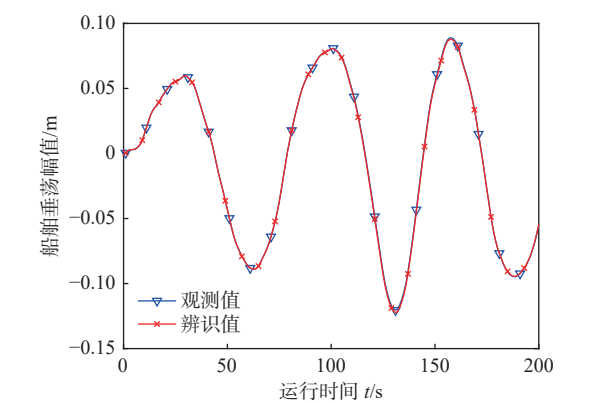


图 6 船舶垂荡运动曲线
Fig. 6 Ship heave motion curve

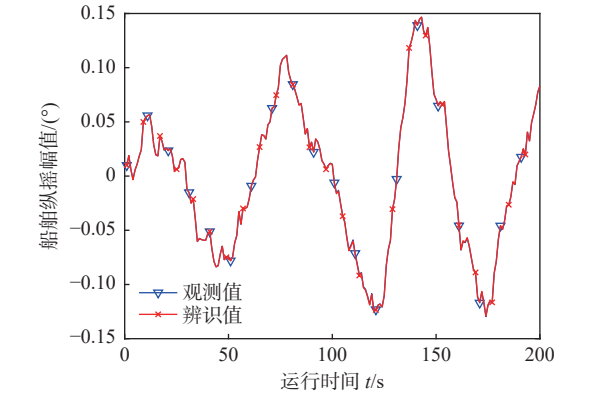


图 7 船舶纵摇运动曲线
Fig. 7 Ship pitch motion curve

图 8~图 11 展示了八维辨识参数的辨识值随时间的收敛过程。由图可见, 仿真初始阶段, 8 个参数的初始值为随机参数, 辨识值的变化较大; 当仿真进行至 50 s 时, 8 个参数出现了不同程度的收敛, 波动幅度显著减小; 100 s 时, 大部分参数基本收敛至理论值附近, 个别参数有小幅振荡; 100 s 之后, 参数辨识曲线与理论值重合, 无发散趋势。

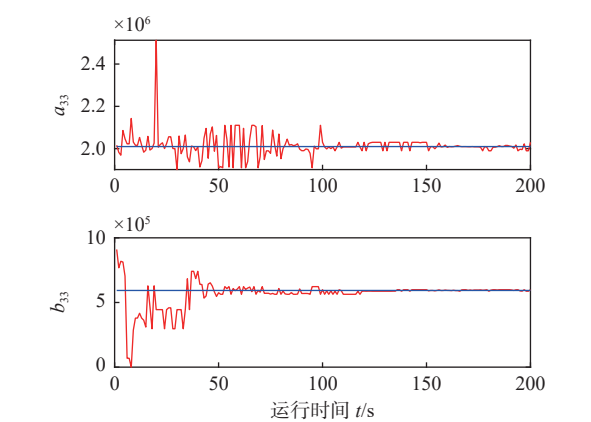
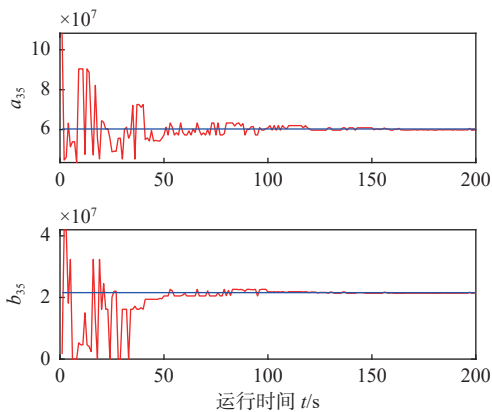
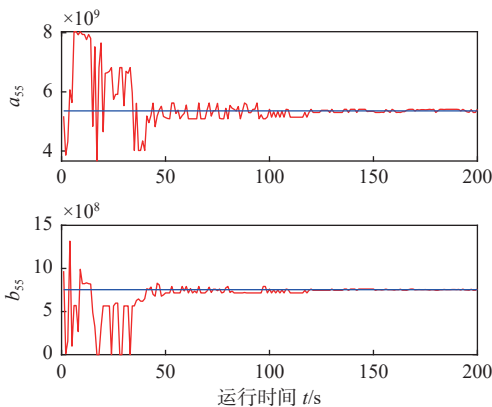
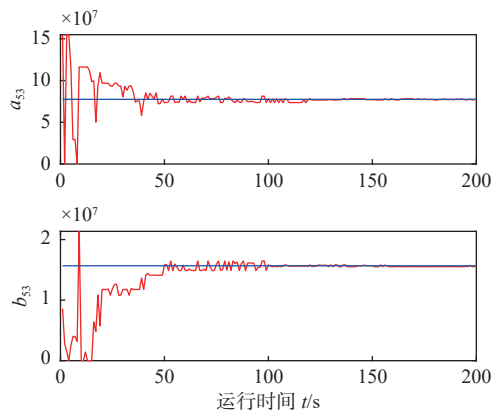


图 8 参数 a_{33} , b_{33} 辨识曲线
Fig. 8 Identification curves for parameters a_{33} and b_{33}

图9 a_{35} , b_{35} 辨识曲线Fig. 9 Identification curves for parameters a_{35} and b_{35} 图10 a_{55} , b_{55} 辨识曲线Fig. 10 Identification curves for parameters a_{55} and b_{55} 图11 a_{53} , b_{53} 辨识曲线Fig. 11 Identification curves for parameters a_{53} and b_{53}

综上所述,基于IWHO算法的参数辨识方法能够有效跟踪理论参数下的观测曲线,并具有良好的参数识别效果,能将辨识参数收敛至理论值规定的区间内。

4.2 不同海浪角下参数辨识算法辨识精度对比

在实际航行中,船舶的航向与海浪之间产生的遭遇角是完全随机的,并且不同的海浪遭遇角

对船舶在航行时受到的力与力矩的大小具有很大的影响,从而导致船舶水动力参数的理论值^[19]发生改变,给参数辨识带来了一定的挑战;并且,由于不同的算法辨识获得的参数精度区别较大,最终的船舶辨识效果也不尽相同。

分别使用 PSO, WHO 和 IWHO 算法,对船舶在 4 级况 18 kn 航速下 90°, 135° 和 180° 海浪遭遇角下航行进行仿真验证。其中 PSO 算法提出时间较早,在启发式算法中具有代表性的 PSO 算法的速度和位置更新公式为:

$$\begin{aligned} v_{ij}^{k+1} &= \omega \cdot v_{ij}^k + c_1 r_1 (P_{ij}^k - x_{ij}^k) + c_2 r_2 (G_j^k - x_{ij}^k) \\ x_{ij}^{k+1} &= x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1} \end{aligned} \quad (29)$$

式中: v_{ij}^k 为第 k 代粒子 i 的速度; x_{ij}^k 为第 k 代粒子 i 的位置; P_{ij}^k 为第 k 代粒子 i 的最优位置; G_j^k 为第 k 代所有粒子的最优位置; ω 为惯性权重系数; c_1 和 c_2 为控制个体与群体影响力的加速度因子; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 的随机数。

取 10 次实验的均值作为实验结果,分析各算法的辨识参数精度,并计算不同方法的参数辨识相对误差,计算结果如表 2~表 4 所示。

由表 2~表 4 可以看到,在不同海浪遭遇角下,利用 PSO 算法辨识船舶参数的相对误差普遍较高,个别参数的误差甚至接近 60%,远远超过了一般工程规定的误差范围;WHO 算法的辨识相对误差明显低于 PSO 算法,基本上低于 10%,满足一般工程规定的 10% 以内误差范围,个别参数的辨识误差仅为 0.02%,可见该算法具有较高的辨识精度;IWHO 算法的船舶参数辨识相对误差普遍在 1% 附近,相较于前两种算法,具有极高的辨识精度。

3 种算法所使用的粒子种群均为 $N = 40$, 因此可以通过运行时间比较不同算法的性能。分别对 3 种算法的 10 次运行时间取平均值(表 5),并通过对比平均运行时长来分析 3 种算法的算法性能。

由表 5 可见,无论在何种海浪遭遇角条件下, IWHO 算法的运行时间虽然比 WHO 算法长约 0.2 s,但是远低于 PSO 算法。此外,虽然 IWHO 算法的运行时间略长于 WHO 算法,但前者的辨识精度远优于后者。可见,基于 IWHO 的船舶辨识算法相对于其他算法不但在性能上具有优势,并且识别精度普遍优于其他算法。在船舶航行时的参数辨识中, IWHO 算法可以进行更加精确的辨识,从而获取更高精度的复合船舶参数,以应对复杂多变的海情所带来的船舶航行时的安全隐患。综上, IWHO 船舶参数辨识方法可以精确辨识船舶纵向运动的复杂参数。

表 2 4 级海况 18 kn 航速 90°海浪遭遇角下的船舶纵向运动参数辨识精度

Table 2 Accuracy of ship longitudinal motion parameter identification under Sea State 4, 18 knots speed, and 90° wave encounter angle

参数	理论值	PSO		WHO		IWHO	
		辨识值	相对误差/%	辨识值	相对误差/%	辨识值	相对误差/%
a_{33}	8.045×10^5	9.446×10^5	17.42	8.098×10^5	0.65	8.050×10^5	0.06
a_{35}	7.753×10^6	8.902×10^6	15.66	6.979×10^6	9.98	7.720×10^6	0.43
a_{55}	2.595×10^8	2.830×10^8	9.05	2.336×10^8	9.88	2.592×10^8	0.12
a_{53}	1.479×10^7	1.777×10^7	20.17	1.332×10^7	9.94	1.477×10^7	0.14
b_{33}	9.369×10^5	7.901×10^5	15.66	8.496×10^5	9.32	9.363×10^5	0.06
b_{35}	1.159×10^7	1.480×10^7	27.72	1.043×10^7	10.02	1.155×10^7	0.35
b_{55}	2.885×10^8	4.077×10^8	41.31	2.637×10^8	8.60	2.874×10^8	0.38
b_{53}	3.324×10^6	2.296×10^6	30.91	2.995×10^6	9.90	3.322×10^6	0.05

表 3 4 级海况 18 kn 航速 135°海浪遭遇角下的船舶纵向运动参数辨识精度

Table 3 Accuracy of ship longitudinal motion parameter identification under Sea State 4, 18 knots speed, and 135° wave encounter angle

参数	理论值	PSO		WHO		IWHO	
		辨识值	相对误差/%	辨识值	相对误差/%	辨识值	相对误差/%
a_{33}	6.311×10^5	5.569×10^5	11.70	6.157×10^5	2.44	6.304×10^5	0.11
a_{35}	3.281×10^6	5.248×10^6	59.95	2.955×10^6	9.94	3.274×10^6	0.21
a_{55}	1.525×10^8	1.541×10^8	1.01	1.373×10^8	9.97	1.524×10^8	0.07
a_{53}	7.865×10^6	9.509×10^6	20.90	7.090×10^6	9.86	7.842×10^6	0.29
b_{33}	8.033×10^5	7.635×10^5	4.96	7.394×10^5	7.96	8.028×10^5	0.06
b_{35}	9.429×10^6	7.879×10^6	16.44	8.486×10^6	7.71	9.412×10^6	0.18
b_{55}	2.091×10^8	2.716×10^8	29.88	1.882×10^8	10.01	2.087×10^8	0.19
b_{53}	2.267×10^6	1.616×10^6	28.72	2.073×10^6	8.56	2.263×10^6	0.18

表 4 4 级海况 18 kn 航速 180°海浪遭遇角下的船舶纵向运动参数辨识精度

Table 4 Accuracy of ship longitudinal motion parameter identification under Sea State 4, 18 knots speed, and 180° wave encounter angle

参数	理论值	PSO		WHO		IWHO	
		辨识值	相对误差/%	辨识值	相对误差/%	辨识值	相对误差/%
a_{33}	6.101×10^5	5.815×10^5	4.69	6.102×10^5	0.02	6.107×10^5	0.09
a_{35}	2.663×10^6	2.396×10^6	10.03	2.583×10^6	7.81	2.652×10^6	1.10
a_{55}	1.377×10^8	1.348×10^8	2.14	1.368×10^8	0.65	1.373×10^8	0.29
a_{53}	6.611×10^6	6.594×10^6	0.25	6.093×10^6	7.84	6.610×10^6	0.02
b_{33}	7.400×10^5	7.782×10^5	5.16	7.058×10^5	4.62	7.409×10^5	0.12
b_{35}	8.951×10^6	8.835×10^6	1.30	8.216×10^6	8.21	8.960×10^6	0.10
b_{55}	1.873×10^8	1.944×10^8	3.79	1.825×10^8	2.56	1.879×10^8	0.32
b_{53}	2.356×10^6	3.123×10^6	32.57	2.167×10^6	8.02	2.360×10^6	0.17

表 5 不同海浪遭遇角下 3 种算法的平均运行时间
Table 5 Average running time of three algorithms under different wave encounter angles

海浪遭遇角/(°)	平均运行时间/s		
	PSO	WHO	IWHO
90	7.903	0.935	1.122
135	7.661	0.928	1.194
180	7.681	0.972	1.180

5 结 语

船舶在不同海况下航行时, 海浪的诸多因素会对船舶姿态产生一定影响。为掌握船舶航行时的关键参数, 保证船舶航行时的稳定性和安全性, 提出了基于改进型野马优化算法的船舶参数辨识方法。通过该方法可以对船舶航行时的姿态信息进行跟踪, 得到船舶航行时的纵向姿态信息。

对船舶遭遇不同海浪遭遇角的情况进行研究,结果表明该参数辨识方法的相对误差普遍较小,处于一般工程中规定的误差范围内,从而证明了IWHO 辨识方法的精确性、稳定性和可行性。

参考文献:

- [1] 孙一方, 宗智, 姜宜辰. 船舶在波浪上纵向运动与控制研究综述[J]. *中国舰船研究*, 2020, 15(1): 1–12, 47.
SUN Y F, ZONG Z, JIANG Y C. Review of longitudinal motion and controls of ships on waves[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2020, 15(1): 1–12, 47 (in Chinese).
- [2] 赵百岗, 张显库, 李争, 等. 船舶运动辨识建模研究现状与展望[J]. *舰船科学技术*, 2021, 43(23): 21–24.
ZHAO B G, ZHANG X K, LI Z, et al. Research on ship motion identification modeling[J]. *Ship Science and Technology*, 2021, 43(23): 21–24 (in Chinese).
- [3] HOU X R, ZHOU X Y. Nonparametric identification model of coupled heave–pitch motion for ships by using the measured responses at Sea[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(3): 676.
- [4] 朱曼, 文元桥, 孙吴强, 等. 船舶运动模型参数辨识研究综述[J]. *交通信息与安全*, 2022, 40(5): 1–11, 155.
ZHU M, WEN Y Q, SUN W Q, et al. A review of parameter identification methods for ship dynamic models[J]. *Journal of Transport Information and Safety*, 2022, 40(5): 1–11, 155 (in Chinese).
- [5] ZHU M, HAHN A, WEN Y Q, et al. Optimized support vector regression algorithm-based modeling of ship dynamics[J]. *Applied Ocean Research*, 2019, 90: 101842.
- [6] 冯茜, 李擎, 全威, 等. 多目标粒子群优化算法研究综述[J]. *工程科学学报*, 2021, 43(6): 745–753.
FENG Q, LI Q, QUAN W, et al. Overview of multiobjective particle swarm optimization algorithm[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2021, 43(6): 745–753 (in Chinese).
- [7] LIANG H B, ZOU J L, ZUO K, et al. An improved genetic algorithm optimization fuzzy controller applied to the wellhead back pressure control system[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 142: 106708.
- [8] 胡福年, 董倩男, 吕璐. 自适应二次变异的改进差分进化算法及其应用[J]. *计算机应用与软件*, 2021, 38(7): 271–280.
HU F N, DONG Q N, LÜ L. Modified differential evolution algorithm based on adaptive secondary variation and its application[J]. *Computer Applications and Software*, 2021, 38(7): 271–280 (in Chinese).
- [9] ZHU Y B, LI T, LAN X L. Feature selection optimized by the artificial immune algorithm based on genome shuffling and conditional lethal mutation[J]. *Applied Intelligence*, 2023, 53(11): 13972–13992.
- [10] 张丽娜. 萤火虫算法研究及其在船舶运动参数辨识中的应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2017.
ZHANG L N. Research on firefly algorithm and its application in parameter identification of ship motions[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2017 (in Chinese).
- [11] 孟耀, 张秀凤, 陈雨农. 基于改进灰狼算法的船舶数学模型参数辨识[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2023, 44(8): 1304–1312.
MENG Y, ZHANG X F, CHEN Y N. Parameter identification of a ship mathematical model based on the modified grey wolf algorithm[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2023, 44(8): 1304–1312 (in Chinese).
- [12] 李娟. 基于学习的布谷鸟搜索算法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2019.
LI J. Study on learning-based cuckoo search algorithm[D]. Wuhan: Wuhan University, 2019 (in Chinese).
- [13] NARUEI I, KEYNIA F. Wild horse optimizer: a new meta-heuristic algorithm for solving engineering optimization problems[J]. *Engineering with Computers*, 2022, 38 (Supp 4): 3025–3056.
- [14] ZHENG R, HUSSIEN A G, JIA H M, et al. An improved wild horse optimizer for solving optimization problems[J]. *Mathematics*, 2022, 10(8): 1311.
- [15] UMEDA N, HASHIMOTO H. Qualitative aspects of nonlinear ship motions in following and quartering seas with high forward velocity[J]. *Journal of Marine Science and Technology*, 2002, 6(3): 111–121.
- [16] 葛志刚, 李冰, 苏毅, 等. 水下航行器下潜时的深度控制仿真研究[J]. *舰船科学技术*, 2023, 45(8): 90–96.
QI Z G, LI B, SU Y, et al. Research on depth control of underwater robot and its simulation when diving[J]. *Ship Science and Technology*, 2023, 45(8): 90–96 (in Chinese).
- [17] MOSTAFA S, ELHALWAGY Y Z, ABOZIED M A H, et al. Control system design for steering and depth subsystems of autonomous underwater vehicle[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1721(1): 012031.
- [18] 向伦凯, 李晓, 蒋云, 等. 无人水面艇推进系统模型辨识[J]. *中国舰船研究*, 2019, 14(增刊 1): 7–11, 22.
XIANG L K, LI X, JIANG Y, et al. Model identification of unmanned surface vehicle propulsion system[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2019, 14(Supp 1): 7–11, 22 (in Chinese).
- [19] 赵希人, 陈虹丽, 艾晓庸, 等. 船舶运动纵向受扰力和受扰力矩估计方法研究[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2004, 25(2): 167–170.
ZHAO X R, CHEN H L, AI X Y, et al. Estimation of longitudinal disturbing force and tortuosity of ship movement[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2004, 25(2): 167–170 (in Chinese).

Ship parameter identification method based on improved wild horse optimizer

QI Zhigang, ZHANG Hao*, LI Bing, LU Zhe

College of Intelligent Systems Science and Engineering, Harbin Engineering University,
Harbin 150001, China

Abstract: [**Objective**] It is difficult to achieve comprehensive parameter identification in multiple dimensions and degrees of freedom using traditional parameter identification methods. In order to obtain the real-time complex parameters and attitude information of ships, and ensure the stability and safety of ships during navigation, an improved wild horse optimizer (IWHO) is introduced into the ship parameter identification method. It is then combined with traditional ship identification methods to improve the accuracy of ship parameter identification. [**Method**] On the basis of establishing a longitudinal motion model of the ship, a dynamic inertia weight design is introduced to further optimize the wild horse optimizer and complete the design of the longitudinal parameter identification method. [**Results**] By comparing and analyzing the tracking performance of ship identification models using different algorithms, as well as the identification results of ship parameters under different wave encounter angles, it is found that IWHO has an identification error of about 1%, which is lower than those of other algorithms. Therefore, the identification model of this algorithm has a more accurate tracking effect on the ship's attitude during navigation. [**Conclusion**] The proposed identification method can provide accurate parameters in real time, improve operability and ensure the stability and safety of ship navigation.

Key words: ship motion modeling; identification method design; improved wild horse optimizer (IWHO); dynamic inertia weight; identification (control systems)

相关论文

[1] 谭昆, 郭涛, 宋成果, 等. 基于船舶-流场耦合作用的内河航段船舶航行虚拟辅助驾引 [J]. 中国舰船研究, 2024, 19(2): 71–80. <https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.03244>

[2] 焦甲龙, 张皓, 陈远明, 等. 长峰与短峰不规则波对船舶运动与波浪载荷的影响分析 [J]. 中国舰船研究, 2023, 18(1): 107–115. <https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.02679>

[3] 冀楠, 钱志鹏, 李浩然, 等. 实尺度船舶 Z 形操纵运动及流场特性模拟 [J]. 中国舰船研究, 2022, 17(3): 93–101. <https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.02726>

[4] 孙一方, 宗智, 姜宜辰. 船舶在波浪上纵向运动与控制研究综述 [J]. 中国舰船研究, 2020, 15(1): 1–12, 47. <https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.01751>

[5] 郑涵, 俞孟蓁, 袁伟. 基于反馈粒子滤波的船舶模型参数辨识 [J]. 中国舰船研究, 2019, 14(3): 158–162, 178. <https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.01323>