

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407780

基于改进麻雀搜索算法优化核极限学习机的 弹丸气动参数辨识*

高展鹏 易文俊

(南京理工大学瞬态物理全国重点实验室 南京 210094)

摘要: 弹丸的气动参数直接影响其飞行轨迹,进而决定导弹的设计和性能评估。由于高速飞行中的复杂气动环境和气动参数间的相互作用,准确辨识气动参数成为一项具有挑战性的问题。针对这一问题将采用麻雀搜索算法(SSA)和核极限学习机(KELM)的组合模型来辨识弹丸的气动参数,为充分挖掘 SSA 算法性能,提高辨识精确度,将对 SSA 算法的初始化策略、收敛因子和加入者的位置更新策略进行改进,采用 CEC2022 测试函数对改进后的麻雀搜索算法(ISSA)的改进措施的有效性进行验证,并采用 ISSA 优化 KELM 的核参数和正则化系数,提出 ISSA-KELM 辨识模型。研究表明,直接采用极限学习机(ELM)算法的辨识精确度最低,无法描述非线性区域弹丸的气动参数特征,通过在 ELM 算法中引入核函数提出 KELM 方法可以将辨识精确度提高 1~4 个量级,KELM 和 SSA-KELM 等模型在非线性区域的辨识结果与真实值还有一定的差距,而采用 ISSA-KELM 模型的辨识结果最为精确,相比较基本的 ELM 算法辨识结果提高约 4~5 个量级,可以准确获取弹丸的气动参数,本研究为精确飞行轨迹预测和导弹性能优化提供了可靠的技术支持。

关键词: 弹丸;麻雀搜索算法;核极限学习机;气动参数辨识;非线性

中图分类号: TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.65

Aerodynamic parameter identification of projectiles optimized by improved sparrow search algorithm based kernel extreme learning machine

Gao Zhanpeng Yi Wenjun

(National Key Lab of Transient Physics, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: The aerodynamic parameters of a projectile directly affect its flight trajectory, which in turn determines the missile's design and performance evaluation. Due to the complex aerodynamic environment and the interactions between aerodynamic parameters during high-speed flight, accurately identifying these parameters is a challenging problem. To address this, this paper proposes a combined model using the sparrow search algorithm and kernel extreme learning machine to identify the projectile's aerodynamic parameters. In order to fully exploit the performance of the SSA and improve identification accuracy, improvements are made to the initialization strategy, convergence factor, and position update strategy of the SSA. The effectiveness of these improvements is validated using the CEC2022 benchmark functions for the improved sparrow search algorithm. Furthermore, the ISSA is employed to optimize the kernel parameters and regularization coefficients of the KELM, leading to the proposed ISSA-KELM identification model. The results show that using the basic extreme learning machine algorithm yields the lowest identification accuracy and fails to capture the nonlinear characteristics of the aerodynamic parameters in certain regions. By introducing a kernel function into the ELM, the KELM method improves identification accuracy by 1 to 4 orders of magnitude. While the KELM and SSA-KELM models still exhibit some discrepancies from the true values in nonlinear regions, the ISSA-KELM model provides the most accurate results, improving accuracy by approximately 4 to 5 orders of magnitude compared to the basic ELM algorithm. This research offers reliable technical support for precise flight trajectory prediction and missile performance optimization.

Keywords: projectile; sparrow search algorithm; kernel extreme learning machine; aerodynamic parameter identification; nonlinear

0 引言

弹丸的飞行轨迹受到气动参数的影响,准确的气动参数对于导弹设计、性能评估和制导控制至关重要。然而,由于弹丸在高速飞行中所处的复杂气动环境以及气动参数之间的相互影响^[1],对气动参数进行准确辨识是一项具有挑战性的任务。

目前,主要有这样一种方法用于获取弹丸的气动参数。进行射击试验,利用雷达和弹载记录仪等设备收集弹丸自由飞行数据,对实测数据进行分析,利用参数辨识技术准确的获取弹丸的气动参数,该方法能更好地反映弹丸的实际运动。而参数辨识技术作为系统建模和控制领域的关键技术之一,随着科学技术的不断进步和应用需求的增加,取得了长足的发展。主流的参数辨识方法包括最小二乘法^[2]、极大似然估计^[3]、频域分析方法^[4]、状态空间方法^[5]、神经网络方法^[6]和贝叶斯方法^[7]等。这些方法在解决系统建模、控制设计、信号处理等问题中发挥着重要作用,为工程实践和科学研究提供了强大的支持。

颜楚雄等^[8]采用贝叶斯估计理论将气动数据库数据与多次飞行试验数据同时用于辨识,得到融合了飞行试验信息与先验信息的最优参数估计,进而完成对气动模型的更新,该方法可以对气动参数实现较为准确的估计,但是该方法计算复杂度较高,其中先验的选择具有主观性,选择不当可能会使结果偏向先验假设。郑宇程等^[9]采用扩展卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波分别对阻力系数进行辨识,但是该方法增加了计算成本,而且卡尔曼滤波对异常值的鲁棒性差,且难以适应系统结构变化或大范围参数变化。李金晟等^[10]采用BP神经网络来获取弹丸的阻力系数,但该网络模型在前期辨识精确度较高,中期误差增大。付军泉等^[11]采用一种基于物理信息神经网络方法,来避免飞行动力学建模过程,该方法显著减少建模过程中数据需求,小样本下获取较高的辨识精确度,其模型也具有一定的泛化性,但是并未将其应用于非线性的飞行动力学系统,其非线性关系辨识能力有待验证。

由于机器学习算法具有较强的非线性处理能力、自动特征提取和鲁棒性,不需要建立明确的数学模型,通过数据驱动方式自动学习输入输出之间复杂关系。机器学习算法在参数辨识领域也展现出了巨大的潜力和优势^[12]。其中,Xia等^[13]提出一种基于粒子群优化算法优化核极限学习机(extreme learning machine, ELM)的弹丸气动辨识,证明该算法具有较强的鲁棒性、较好的实时性和较高的精度,但又提出了在跨音速区域辨识存在较大的局限性的问题。

在跨音速区域内,由于弹丸与空气之间的相互作用

复杂,其空气动力学参数与马赫数之间呈现出强烈的非线性关系。为提高ELM算法的非线性关系处理能力,对核极限学习机进行改进。其中Zhao等^[14]采用灰狼算法(GWO)对核极限学习机(kernel extreme learning machine, KELM)算法进行船舶的动力学建模,与ELM算法相比,KELM算法体现出更好的鲁棒性和预测精度。文献[15-17]中,KELM表现出较好的建模和预测能力,而KELM是通过在ELM算法中引入核函数来提高辨识精度,使用核技巧将输入数据映射到高维特征空间中,使得原本线性不可分的问题变得线性可分,因此核极限学习机在处理非线性能力方面更强大^[18]。

与ELM相比,KELM只需要在训练学习过程中选择适当的核参数和正则化系数。但是KELM算法的预测性能受核参数和正则化系数制约。而智能优化算法,可以具有逼近全局搜索最优解的能力,Khajavi等^[19]采用智能优化算法优化支持向量机的超参数,有效提高支持向量机处理非线性数据的能力,准确预测能源的消耗问题。孙世政等^[20]采用鲸鱼优化算法(WOA)优化核极限学习机进行非线性解耦实验,有效降低了传感器测量误差。Lin等^[21]综合支持向量机与K最邻近法的优点,将其组合后的模型运用于交通流量预测。Hua等^[22]将原子搜索算法进行改进,并用其优化核极限学习机,进行风速预测,其优越的预测结果也将提高对风的利用效率。采用智能优化算法优化机器学习的方式被广泛采用,并且取得较好的效果^[23]。

因此针对跨音速区域非线性特征辨识困难这一问题,为充分挖掘SSA算法性能,提高辨识精确度,将对麻雀搜索算法(SSA)的初始化策略、收敛因子和加入者的位置更新策略进行改进,采用CEC2022测试函数对改进后的麻雀搜索算法(ISSA)的改进措施的有效性进行验证,并采用ISSA优化KELM的核参数和正则化系数^[24],提出ISSA-KELM辨识模型,该模型可以精确的获取弹丸的气动参数,本研究为精确飞行轨迹预测和导弹性能优化提供了可靠的技术支持。

1 系统模型

在气动参数辨识之前,首先需要求解弹丸的动力学模型来获取弹丸的弹道数据。本研究将采用修正质点弹道模型(简称4D模型)^[25],在地面坐标系下修正质点弹道模型的表达式为:

$$\begin{aligned} \frac{dV_x}{dt} = & -\frac{1}{2m}\rho S(C_{x0} + C_{x2} \cdot \alpha_c^2) V_r (V_x - W_x) + \\ & \frac{1}{2m}\rho S C'_y V_r^2 \alpha_{ca} \rho S d \dot{\gamma} C''_z [\alpha_{ey} (V_z - W_z) - \alpha_{ez} V_y] \end{aligned} \quad (1)$$

$$\frac{dV_y}{dt} = -\frac{1}{2m}\rho S(C_{x0} + C_{x2} \cdot \alpha_e^2)V_r V_y + \frac{1}{2m}\rho S C'_y V_r \alpha_{ey} - g + \frac{1}{2m}\rho S d \dot{\gamma} C''_z [\alpha_{ex}(V_x - W_x) - \alpha_{ex}(V_z - W_z)] \quad (2)$$

$$\frac{dV_z}{dt} = -\frac{1}{2m}\rho S(C_{x0} + C_{x2} \cdot \alpha_e^2)V_r(V_z - W_z) + \frac{1}{2m}\rho S C'_y V_r \alpha_{ez} + \frac{1}{2m}\rho S d \dot{\gamma} C''_z [\alpha_{ex} V_y - \alpha_{ey}(V_x - W_x)] \quad (3)$$

$$\frac{dx}{dt} = V_x \quad (4)$$

$$\frac{dz}{dt} = V_z \quad (5)$$

$$\frac{dy}{dt} = V_y \quad (6)$$

$$\frac{d\dot{\gamma}}{dt} = -\frac{\rho S l d}{2C} m'_{xz} V_r \dot{\gamma} \quad (7)$$

$$\frac{d\dot{\gamma}}{dt} = \dot{\gamma} \quad (8)$$

$$V_r = \sqrt{(V_x - W_x)^2 + V_y^2 + (V_z - W_z)^2} \quad (9)$$

$$\alpha_{ex} = \frac{x_1 a_b g (X_2 V_{rx} V_{ry} - x_1 V_{rz})}{x_1^3 + x_2^2 x_1 V_r^2} \quad (10)$$

$$\alpha_{ey} = \frac{-x_1 x_2 a_b g (V_{rx}^2 + V_{rz}^2)}{x_1^3 + x_2^2 x_1 V_r^2} \quad (11)$$

$$\alpha_{ez} = \frac{x_1 a_b g (X_1 V_{rx} + x_2 V_{ry} V_{rz})}{x_1^3 + x_2^2 x_1 V_r^2} \quad (12)$$

$$\alpha_e = \sqrt{\alpha_{ex}^2 + \alpha_{ey}^2 + \alpha_{ez}^2} \quad (13)$$

$$x_2 = (a_a - a_b) b_y V_r^2 \quad (14)$$

$$x_1 = 1 - (a_a - a_b) b_z \dot{\gamma} V_r^2 \quad (15)$$

$$b_y = \frac{1}{2m} \rho S C'_y \quad (16)$$

$$b_z = \frac{1}{2m} \rho S d C''_z \quad (17)$$

$$a_a = \frac{2m l d \dot{\gamma} m''_y}{\rho S l m'_z C'_y V_r^4 + \rho S l d^2 C''_z m''_y \dot{\gamma}^2 V_r^2} \quad (18)$$

$$a_b = \frac{2C \dot{\gamma} C'_y}{\rho S l m'_z C'_y V_r^4 + \rho S l d^2 C''_z m''_y \dot{\gamma}^2 V_r^2} \quad (19)$$

$$V_{ry} = V_y \quad (20)$$

$$V_{rz} = V_z - W_z \quad (21)$$

$$V_{rx} = V_x - W_x \quad (22)$$

系统模型中具体参数定义如表 1 所示。

在标准的大气条件下,将导弹初速度设为 930 m/s、射角 45°、射向 91.780 9° 以及自转角速度设置为 188.5 rad/s。采用 4 阶龙格库塔法来求解修正质点弹道

方程(积分步长为 0.01),获得 8 000 组弹道数据,提取本研究采用的数据特征,将训练集和测试集按照 8 : 2 的比例划分,为调整特征值的尺度,帮助加速算法收敛、提高模型性能,将对数据进行归一化操作。

表 1 模型参数定义

Table 1 Model parameter definition			
缩写	全称	缩写	全称
V_x	弹丸沿 x 轴的速度分量	x	射程
V_y	弹丸沿 y 轴的速度分量	y	高度
V_z	弹丸沿 z 轴的速度分量	z	侧偏
m	弹丸质量	γ	滚转角
l	弹体的长度	$\dot{\gamma}$	滚转角速度
d	弹丸的最大横截面直径	ρ	空气密度
S	弹丸的特征面积	g	重力加速度
a_e	动力平衡角	V_r	弹丸相对于空气的速度
C	极转动惯量	W_x	纵风
W_z	横风	C_{x0}	弹丸零升力阻力系数
C_{x2}	诱导阻力系数	C'_y	升力系数导数
m'_{xz}	极阻尼力矩系数导数	C''_z	马格努斯力系数联合偏导数
m''_z	静力矩系数导数	m''_y	马格努斯力矩系数联合偏导数

2 麻雀搜索算法及其改进

麻雀搜索算法是一种基于麻雀觅食行为的启发式优化算法,模拟了麻雀在寻找食物时的群体智能行为。该算法通过模拟麻雀的觅食过程,实现对优化问题的求解。

2.1 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法从麻雀所表现出的自然觅食和反捕食行为中提取概念框架。该算法封装了 3 种不同角色,即发现者、加入者和侦察预警者,它们是觅食过程中不可或缺的一部分。这一概念化显著地提高了算法在进行全局和局部搜索方面的效率。

发现者位置更新策略为:

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} x_{id}^t \exp\left(\frac{-i}{aT_{\max}}\right), & R_2 < S_T \\ x_{id}^t + QL, & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (23)$$

式中: t 和 T_{\max} 为当前迭代次数和最大迭代次数; $a \in (0, 1]$; Q 是随机数且服从正态分布; L 的元素均为 1, 大小为 $1 \times d$; $R_2 \in [0, 1]$ 和 $S_T \in [0.5, 1]$ 分别为预警值和安全值。

加入者位置更新策略为:

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{XW_d^t - x_{id}^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ xb_d^{t+1} + |x_{id}^t - xb_d^{t+1}| \mathbf{A}^+ \cdot L, & i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (24)$$

式中: \mathbf{A} 为 $1 \times D$ 的矩阵; XW_d^t 为第 t 次迭代时,麻雀在第 d 维的最劣位置; xb_d^{t+1} 为最优位置; 当 $i > n/2$ 时,表明第

i 个加入者没有获得食物, 适应度较低, 需要飞行到其他地方觅食来获取能量; 当 $i \leq n/2$ 时, 第 i 个加入者将在当前最优位置 xb 附近进行觅食。

侦察预者位置更新策略为:

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} xb_d^t + \beta(x_{id}^t - xb_d^t), & f_i \neq f_g \\ x_{id}^t + K \left(\frac{x_{id}^t - XW_d^t}{|f_i - f_w| + e} \right), & f_i = f_g \end{cases} \quad (25)$$

式中: β 为服从标准正态分布的随机数; $K = 1$ 或 $K = -1$, 表示麻雀移动的方向; 为防止分母为 0, 在分母上添加一个较小的常数记为 e ; f_i 为第 i 只麻雀的适应度值, f_g 和 f_w 为当前麻雀种群的最优和最差适应度。

2.2 麻雀搜索算法的改进

相比较其他群智能优化算法, 传统的 SSA 算法收敛精度较高, 收敛速度较快, 但是陷入局部最优解的风险较大, 为进一步挖掘 SSA 算法的寻优性能, 对 SSA 算法做出以下 3 点改进。

1) 由于初始化种群在解空间内的分布情况直接影响到算法的收敛速度。种群分布越均匀, 算法的性能就越好。反之使得种群的多样性不足, 寻优效果有限, 收敛速度也较慢。而基本的 SSA 算法的初始种群为随机产生, 将大大降低了 SSA 算法的性能。为改善这一问题, 使用混沌数来替代原来算法中的随机变量, 从而提高全局搜索能力, 因此采用一种具有随机性、非周期性等特性的映射方式 Chebyshev 混沌映射^[26], 其数学表达式为:

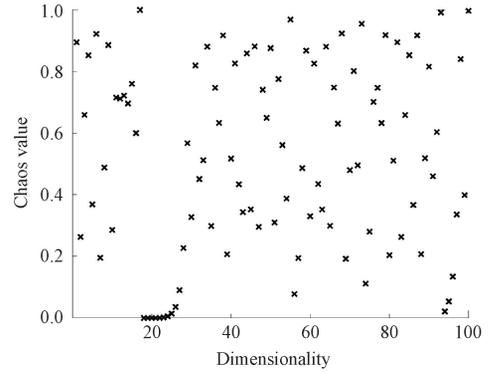
$$x_{k+1} = \cos(k \cdot \cos^{-1}(x_k)) \quad (26)$$

假设初始化种群规模为 100, 采用图 1(a) 随机初始化种群和图 1(b) Chebyshev 混沌映射初始化种群对比, 可以看出随机初始化种群存在多个种群分布在同一位置, 将降低寻优效率, 而 Chebyshev 映射产生的种群更均匀, 具有更为丰富的初始化状态, 可以有效提高发现全局最优解的概率。

2) 为了增强发现者的搜索能力, 在发现者位置更新策略中增加收敛因子 R , 收敛因子 R 与最大迭代次数和当前迭代次数相关, 优化过程中 R 是呈动态变化的, R 的大小直接关系到发现者的位置更新步长。一般在算法优化的前期, 希望算法有强大的全局搜索能力, 这就要求在迭代前期发现者搜索步长较大, 在大范围内寻优, 以跳出局部最优解, 此时的 R 应该处于较大的数值, 并且减少 R 在前期的衰减速度。在算法后期要求精细化搜索, 从而要求减小搜索步长来减小搜索范围, 来增强算法的局部开发能力, 在后期要求加快 R 的衰减速度, 因此在原 SSA 算法中加入非线性收敛因子 R , 在算法迭代过程中收敛因子动态变化过程如图 2 所示^[27]。

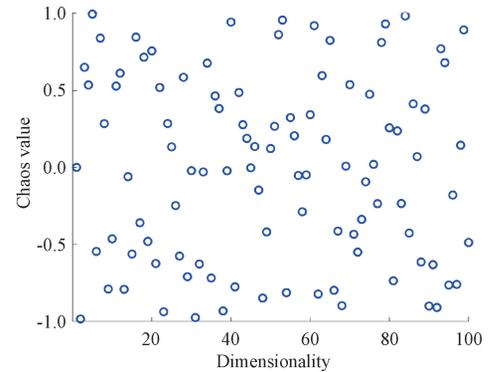
$$R = (\cos(\pi \cdot (t/T_{\max})) + 1) \times 0.5 \quad (27)$$

3) 为了进一步增强 SSA 算法的全局探索能力, 结合



(a) 随机生成的 SSA 种群

(a) Randomly generated SSA populations



(b) Chebyshev 初始化种群

(b) Chebyshev initializing the population

图 1 初始化种群分布对比

Fig. 1 Comparison of initial population distribution

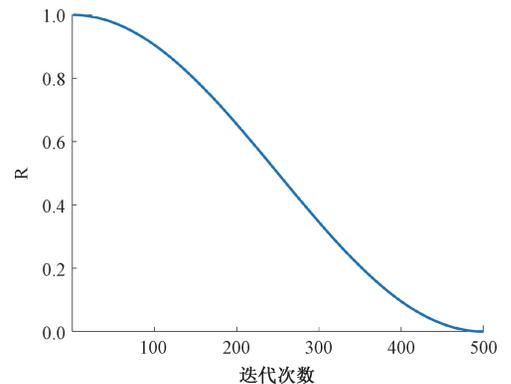


图 2 收敛因子 R 的动态变化

Fig. 2 Dynamic variation of convergence factor R

Levy 飞行^[28]的变步长随机游走, 将 Levy 飞行策略引入 SSA 算法的加入者位置更新策略中。Levy 飞行策略通过其长尾分布的步长生成机制, 显著增强了算法的全局搜索能力, 避免了过早陷入局部最优解。

其改进后加入者的位置更新策略为:

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{XW_d^t - x_{id}^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ xb_d^{t+1} + xb_d^{t+1} \otimes Levy(d), & \text{其他} \end{cases} \quad (28)$$

式中:

$$Levy(x) = 0.01 \times \frac{r_3 \times \rho}{|r_4|^{\frac{1}{k}}} \quad (29)$$

$$\rho = \frac{\Gamma(1 + \xi) \times \sin\left(\frac{\pi\xi}{2}\right)}{\Gamma\left(1 + \frac{\xi}{2}\right) \times \xi \times 2^{\frac{\xi-1}{2}}} \quad (30)$$

2.3 算法测试

为验证本研究所提出改进算法的整体性能,将采用 MATLAB 编程软件进行仿真测试,选用树种优化算法(TSA)^[29]、WOA^[30]、蛭螂优化算法(DBO)^[31]、SSA 与

改进后的 SSA 算法对比,对比算法具体参数配置如表 2 所示。

表 2 算法参数设置

Table 2 Algorithm parameter settings

算法	参数	设置
TSA	ST	ST = 0.1
WOA	b, p	b = 1
DBO	k, b, S	k = 0.1, b = 0.3, S = 0.5
SSA/ISSA	PD, SD, ST	PD = 0.2 × n, SD = 0.2 × n, ST = 0.8

选取 CEC2022 测试函数^[32]中的单峰函数、多峰函数和复合函数各两组。单峰函数,主要用来测试算法的收敛精确度和收敛速度,多峰测试函数用来测试算法的全局开发能力和跳出局部最优能力,复合测试函数用来测试解决复杂优化问题,选取的测试函数如表 3 所示。

表 3 测试函数

Table 3 Test functions

类型	函数	维度	范围	理论最小值
单峰	$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	[-100, 100]	0
	$F_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	[-10, 10]	0
多峰	$F_8(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	30	[-500, 500]	-418.98 × dim
	$F_9(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	30	[-5.12, 5.12]	0
复合	$F_{14}(x) = \left(\frac{1}{500} + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^6}\right)^{-1}$	2	[-65, 65]	1
	$F_{15}(x) = \sum_{i=1}^{11} \left[a_i - \frac{x_i(b_i^2 + b_i x_2)}{b_i^2 + b_1 x_3 + x_4} \right]^2$	4	[-5, 5]	0.148 4

将算法的种群数量统一设置为 50,最大迭代次数设置为 500,算法的适应度收敛曲线如图 3 所示,改进后的 SSA 算法在单峰函数中 F_2 函数上表现欠佳,迭代前期收敛速度较慢,但到迭代中期,改进后的算法能快速收敛到最优值。在处理多峰函数时,总能快速稳定的收敛到最优解,表明改进措施有效提高算法全局开发能力和跳出局部最优能力。在处理复合函数时,各算法的适应度收敛曲线呈现出的差距不大,基本可以解决复杂的优化问题。但改进后的 SSA 算法在处理 F_{14} 函数时,其改进措施呈现负面作用,也印证了天下没有免费的午餐定理,再完美的改进措施也难以解决所有的优化问题。

将每个算法独立运行 30 次,采用平均值、标准差作为算法性能评价标准,均值越小表示算法收敛精度越高,标准差越小表示算法寻优越稳定。

对比测试结果如表 4 所示,可以发现,改进后算法的

平均值和标准差几乎都呈现较小的数值,相比较 SSA 算法,其收敛精度和算法的稳定性有所提高,因此本研究所提出的改进措施有效。

同时采取了弗里德曼平均秩检验^[33],其中 ISSA 排名第 1,性能表现最佳。通过弗里德曼均值秩检验得到的 $p < 0.05$,因此该测试结果具有统计学意义。

3 KELM 模型及算法配置

3.1 KELM

ELM 是一种单层高效的前馈神经网络,相比较传统的神经网络优势较为明显。ELM 具有收敛速度快以及学习速度快的优点。相比较传统的神经网络 ELM 在参数估计方面广为应用,如图 4 所示,ELM 独特的网络结构使其具有良好的预测精度同时也具有较高的计算效率。

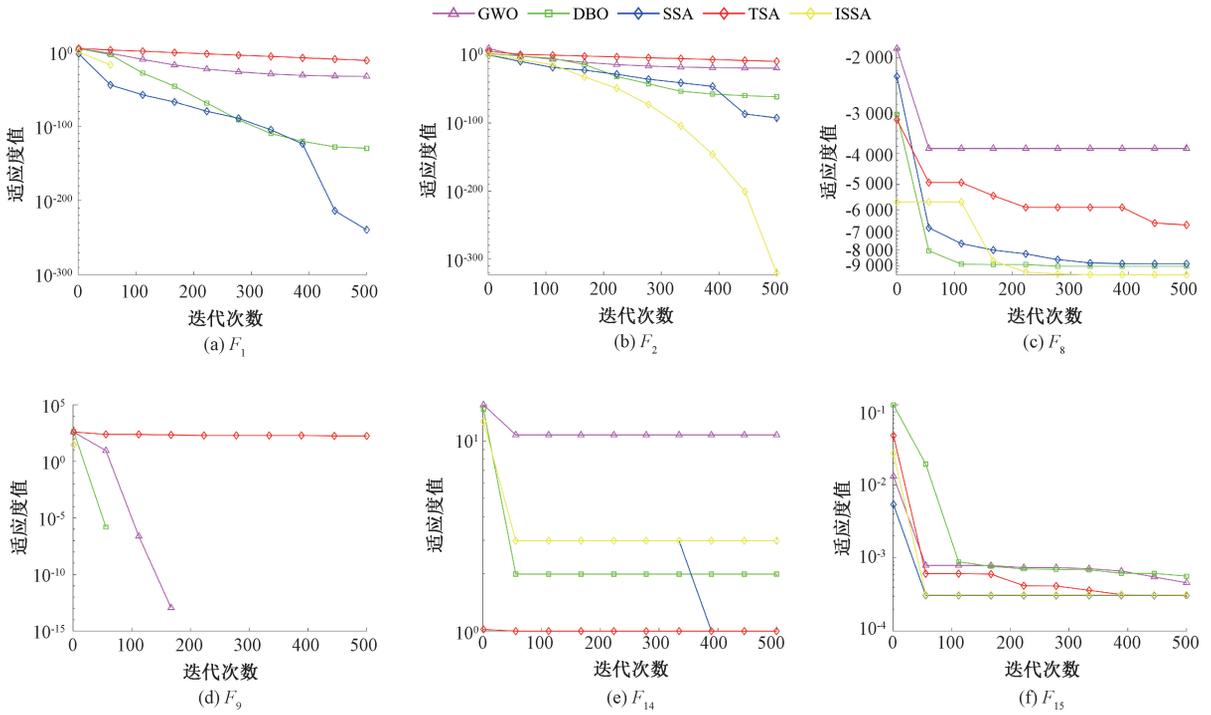


图3 适应度收敛曲线

Fig. 3 Fitness convergence curve

表4 对比测试结果

Table 4 Comparative test results

序号	评价指标	ISSA	SSA	DBO	GWO	TSA
F_1	Mean	0	4.14×10^{-137}	4.28×10^{-103}	3.67×10^{-33}	1.35×10^{-12}
	Std.	0	2.23×10^{-136}	2.35×10^{-102}	5.47×10^{-33}	6.18×10^{-13}
F_2	Mean	0	9.18×10^{-75}	6.38×10^{-58}	7.92×10^{-20}	6.16×10^{-10}
	Std.	0	4.48×10^{-74}	3.43×10^{-57}	5.90×10^{-20}	1.78×10^{-10}
F_8	Mean	-7.43×10^3	-8.55×10^5	-9.71×10^3	-6.12×10^3	-6.41×10^3
	Std.	1.29×10^3	7.09×10^2	1.39×10^3	9.31×10^2	7.59×10^2
F_9	Mean	0	0	18.0	2.26	1.77×10^2
	Std.	0	0	44.73	4.14	20.20
F_{14}	Mean	3.61	4.05	1.03	8.73	0.998
	Std.	3.73	4.76	0.18	5.06	0
F_{15}	Mean	3.16×10^{-4}	3.25×10^{-4}	7.46×10^{-4}	3.06×10^{-3}	3.45×10^{-4}
	Std.	2.36×10^{-5}	4.73×10^{-5}	3.38×10^{-4}	6.91×10^{-3}	6.03×10^{-5}
弗里德曼检验		1.83	2.17	3.25	4.17	3.58
排名		1	2	3	5	4
p 值				0.001		

$$H\beta = T \quad (31)$$

$$W = \begin{bmatrix} W_{11} & \cdots & W_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{l1} & \cdots & W_{ln} \end{bmatrix} \quad (32)$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \cdots & \beta_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{l1} & \cdots & \beta_{lm} \end{bmatrix} \quad (33)$$

$$H = \begin{bmatrix} g(W_1x_1 + b_1) & \cdots & g(W_lx_1 + b_l) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(W_1x_n + b_1) & \cdots & g(W_lx_n + b_l) \end{bmatrix} \quad (34)$$

式中:符号 H 为隐含层的输出矩阵, T 是用来表示目标输出矩阵,变量 β 是关键,表示输出权重, W_l 和 b_l 分别表示第 l 层隐含层神经元的权重和阈值。在 ELM 的学习过程中,通过应用最小二乘优化方法来确定输出权值 β 。

$$\beta = H^T(HH^T)^{-1}T = H^+ T \quad (35)$$

式中： H^+ 表示 H 的广义逆矩阵。

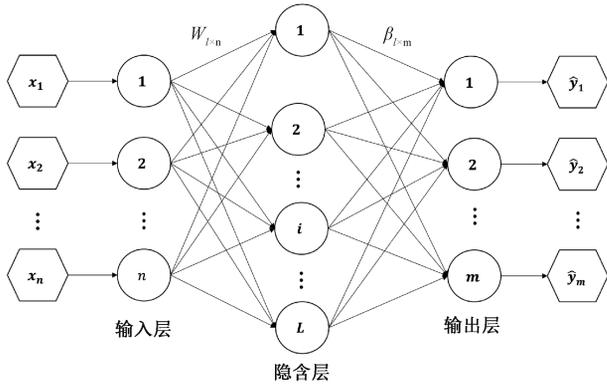


图 4 极限学习机结构

Fig. 4 Extreme learning machine architecture diagram

当使用 ELM 建模时,每次求解的隐含层输出权值不一样,这会影响到最终的预测结果,使得 ELM 的输出层容易出现波动,影响到算法的稳定性。为了解决这个问题,Huang 采用核函数代替 ELM 中的激励函数,将数据从向量空间映射到高维特征空间,同时增加正则化系数来提高模型的稳定性和泛化能力。其中核函数表达式为:

$$\Omega = HH^T \quad (36)$$

$$\Omega_{ij} = h(x_i)h(x_j) = K(x_i, x_j) \quad (37)$$

KELM 的学习过程同样采用最小二乘法求解输出权值 β :

$$\beta_{KELM} = H^T \left(\frac{1}{C} + HH^T \right)^{-1} T \quad (38)$$

结合上述公式,可以得到 KELM 的输出为:

$$f(x) = \begin{bmatrix} K(x, X_1) \\ \vdots \\ K(x, X_n) \end{bmatrix} \quad (39)$$

为了缩短训练周期,降低训练过程中模型的复杂度,选择具有局部逼近特征的高斯核函数,其表达式为:

$$K(X_i, X_j) = \exp\left(-\frac{\|X_i - X_j\|}{2\gamma^2}\right) \quad (40)$$

上述中 γ 为核函数参数, C 为正则化系数。

3.2 算法配置

输入层节点:输入层作为 KELM 的输入接口,主要负责原始数据预处理,形成模型可以高效计算和批量处理的矩阵数据。KELM 输入层节点数取决于气动参数的影响因素个数。基于修正质点弹道方程,确定影响因素为马赫数、弹丸射程、高度、侧偏以及弹丸自转角速度。因此,网络输入参数如表 5 所示。

输出层节点:待辨识的气动参数有零升力阻力系数、诱导阻力系数、升力系数导数、马氏力系数的联合偏导

数、极阻力矩系数导数、马格努斯力矩系数的联合偏导数和静力矩系数导数。因此网络输出参数如表 6 所示。

表 5 输入层参数

Table 5 Input layer parameters

输入层节点					
缩写	Ma	x	y	z	$\dot{\gamma}$
全称	马赫数	射程	高度	侧偏	自转角速度

表 6 输出层参数

Table 6 Output layer parameters

输出层节点	
缩写	全称
C_{x0}	零升力阻力系数
C_{x2}	诱导阻力系数
C'_y	升力系数导数
C''_z	马氏力系数的联合偏导数
m'_{xz}	极阻力矩系数导数
m''_y	马格努斯力矩系数的联合偏导数
m'_z	静力矩系数导数

4 仿真方法及结果

4.1 仿真方法

采用 ISSA 算法寻找最优的 KELM 的核函数参数 γ 和正则化系数 C ,其中 ISSA-KELM 气动参数辨识模型的流程如图 5 所示。

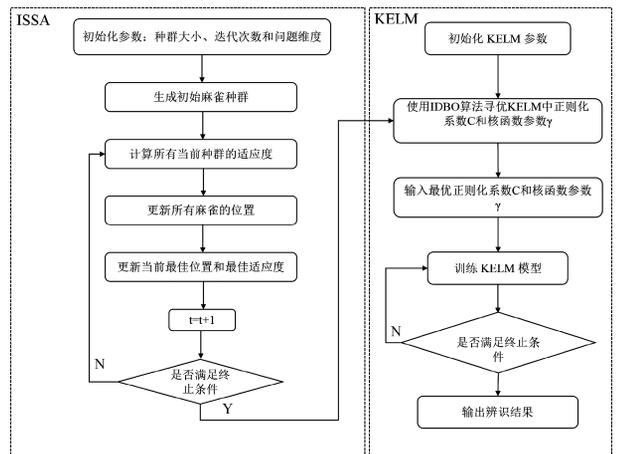


图 5 ISSA-KELM 流程

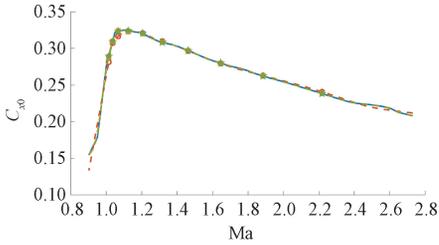
Fig. 5 ISSA-KELM flowchart

4.2 仿真结果

图 6 为弹丸的气动参数辨识结果,将 ELM、KELM、SSA-KELM 和 ISSA-KELM 4 种方法的辨识结果与真实值进行对比。横坐标表示马赫数,纵坐标表示需要辨识的气动参数。

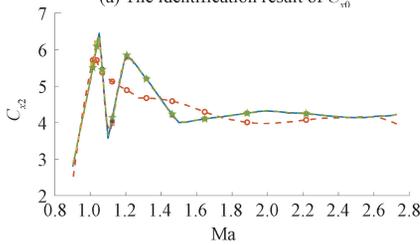
从图 6 可以看出,诱导阻力系数,马格努斯力系数联合偏导数和马格努斯力矩系数联合偏导数与马赫数之间呈现出强烈的非线性关系。此时采用 ELM 进行辨识,辨识结果用虚线表示,并在图中通过圆圈标出以便区分,其拟合效果较差,无法准确获取弹丸的气动参数。

因此选择对 ELM 进行改进,通过在 ELM 算法中引入核函数来提高辨识精度。在图中,KELM 算法的辨识结果用正方形标记的虚线表示,可以看出 KELM 对于非线性区域处理较好,可以准确辨识出气动参数变化趋势。



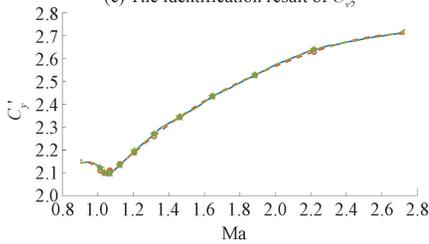
(a) C_{D0} 辨识结果

(a) The identification result of C_{D0}



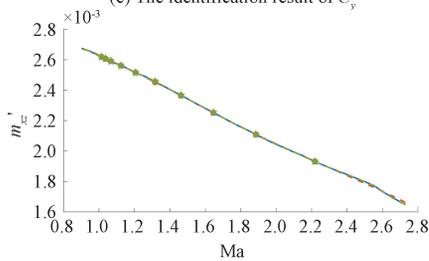
(c) C_{y2} 辨识结果

(c) The identification result of C_{y2}



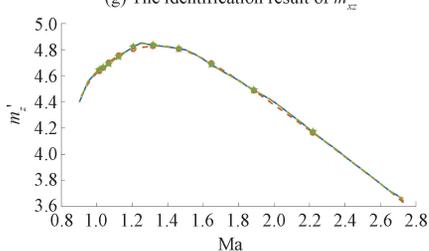
(e) C_y' 辨识结果

(e) The identification result of C_y'



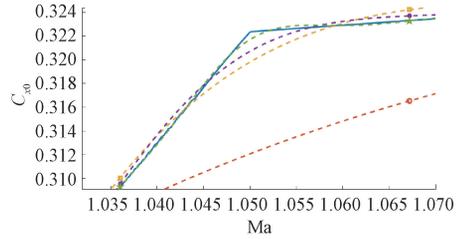
(g) m_{yz}' 辨识结果

(g) The identification result of m_{yz}'



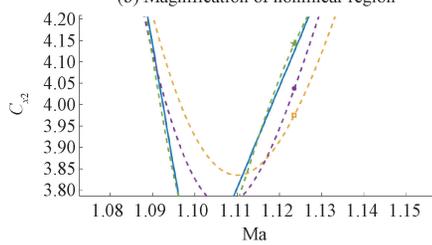
(i) m_z' 辨识结果

(i) The identification result of m_z'



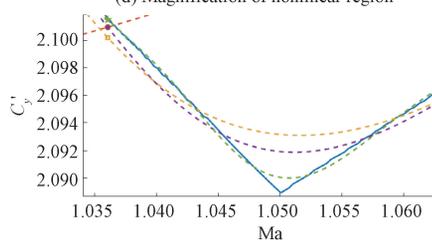
(b) 非线性区域放大图

(b) Magnification of nonlinear region



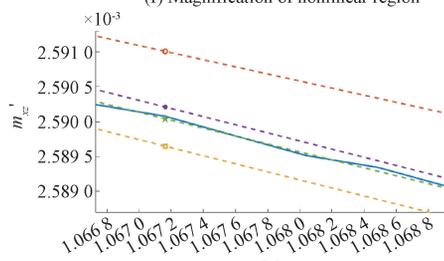
(d) 非线性区域放大图

(d) Magnification of nonlinear region



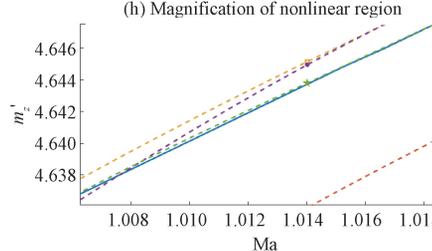
(f) 非线性区域放大图

(f) Magnification of nonlinear region



(h) 非线性区域放大图

(h) Magnification of nonlinear region



(j) 非线性区域放大图

(j) Magnification of nonlinear region

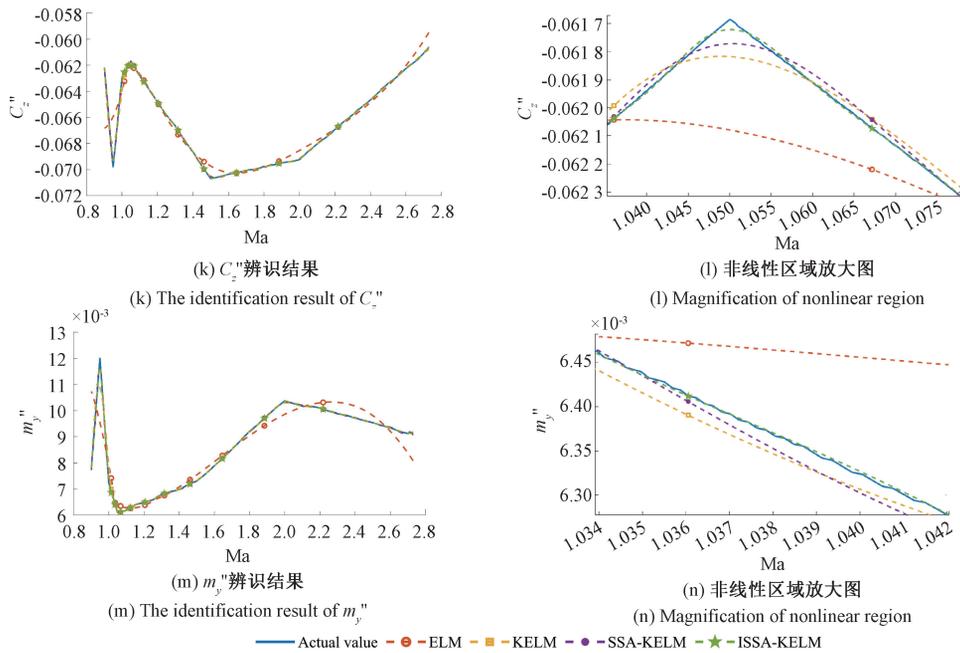


图 6 弹丸气动参数辨识结果

Fig. 6 Projectile aerodynamic parameter identification results graph

在(0.9 < Ma < 1.2)跨音速区域内,弹丸的运动特性极其复杂,其空气动力学参数与马赫数之间呈现出强烈的非线性关系。此时将图 6 中跨音速区域进行局部放大,可以发现 KELM 算法和 SSA-KELM 算法的辨识结果与真实值还有一定的差距,这部分误差的存在将影响到弹丸的气动外形设计与弹丸的稳定飞行。由于基本的 SSA 算法容易陷入局部最优解,优化性能较低,存在无法搜索到与模型和数据匹配的核参数和正则化系数风险,因此采用 ISSA 算法优化核参数和正则化系数。从局部

放大图中可以看出,在非线性的区域内,采用 ISSA-KELM 算法的辨识结果拟合效果最优。

仅凭观察曲线,不能完全说明问题,因此对 4 种算法的辨识结果进行数据分析。表 7 为 4 种算法的辨识结果,其中辨识精度通过均方误差 (MSE) 进行评估,MSE 作为常用的统计度量与损失函数,可以直接的反应观测值和预测值之间的差异,当 MSE 结果越小,表明辨识结果越精确。

表 7 辨识结果对比

Table 7 Identification results comparison

	C_{x0}	C_{x2}	C'_y	C''_z	m'_{xz}	m''_y	m'_z
ELM	1.71×10^{-5}	2.74×10^{-1}	5.20×10^{-6}	4.51×10^{-7}	8.70×10^{-12}	1.94×10^{-7}	1.17×10^{-4}
KEM	3.11×10^{-8}	9.74×10^{-5}	3.69×10^{-8}	1.04×10^{-9}	1.80×10^{-14}	3.98×10^{-10}	6.54×10^{-8}
SSA-KELM	1.46×10^{-9}	5.86×10^{-6}	8.64×10^{-10}	2.90×10^{-11}	2.47×10^{-16}	1.12×10^{-11}	1.43×10^{-9}
ISSA-KELM	7.63×10^{-10}	2.62×10^{-6}	5.36×10^{-10}	2.62×10^{-11}	2.06×10^{-16}	1.04×10^{-12}	1.36×10^{-10}

从表 7 可以看出,ELM 的辨识精确度最低,通过在 ELM 算法中引入核函数提出 KELM 方法可以将辨识精确度提高 1~4 个量级,这也充分说明了在 ELM 中引入核函数可以增强算法处理非线性关系的能力,对于提高辨识精确度有重要作用。其中 ISSA-KELM 的辨识结果最佳,相比较 SSA-KELM 的辨识精确度有一定的提升,也反映出改进后的麻雀搜索算法可以获取更契合辨识数据和辨识模型的核参数和正则化系数。

5 结论

本研究对 SSA 算法提出 3 点改进措施,并且采用 CEC2022 测试函数对 ISSA 算法性能进行评估,经过横向纵向对比,充分验证了本研究对 SSA 算法改进措施的有效性。由于 ELM 对非线性关系处理能力较差,辨识结果无法满足工程需求,便通过在 ELM 算法中引入核函数来增强算法处理非线性关系的能力,但是 KELM 的算法性

能受核参数核和正则化系数制约,为了更为准确获取 KELM 的核参数和正则化系数,提出 ISSA-KELM 算法,该算法辨识效果最佳,辨识结果相比较 ELM 算法提高约 5 个量级,可以更为准确的辨识非线性关系强烈的跨音速区域,并且经过多次的仿真对比,结果表明该算法的稳定性最佳,为精确飞行轨迹预测和导弹性能优化提供了可靠的技术支持。但弹丸的气动参数辨识仍面临着诸多难点,如参数耦合问题,以及如何处理在复杂环境下,弹丸飞行过程中存在干扰因素。

参考文献

- [1] YIN J, LEI J, WU X, et al. Effect of elastic deformation on the aerodynamic characteristics of a high-speed spinning projectile [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2015, 45: 254-264.
- [2] MENKE W. Review of the generalized least squares method [J]. *Surveys in Geophysics*, 2015, 36 (1): 1-25.
- [3] EGGERMONT P P B, LARICCIA V N. Maximum likelihood estimation of smooth monotone and unimodal densities [J]. *Annals of Statistics*, 2000, 28 (3): 922-947.
- [4] 王阳,王亚刚. 基于频域分析的高阶加时滞模型辨识方法 [J]. *控制工程*, 2023, 30(2): 245-250.
WANG Y, WANG Y G. Identification method of high order model with time delay based on frequency domain analysis [J]. *Control Engineering of China*, 2023, 30 (2): 245-250.
- [5] 伍文城,王晓茹,宋新立. 面向阻尼控制的交直流混合系统线性状态空间模型辨识 [J]. *电力系统自动化*, 2022, 46 (9): 91-98.
WU W CH, WANG X R, SONG L X. Linear state space model identification of AC/DC hybrid system for damping control [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46 (9): 91-98.
- [6] AOXIANG D, ANDREW S, ZHAO Y F. Neural network-based parametric system identification: A review [J]. *International Journal of Systems Science*, 2023, 54 (13): 2676-2688.
- [7] ERAZO K, DI MATTEO A, SPANOS P. Parameter estimation of stochastic fractional dynamic systems using nonlinear Bayesian filtering system identification methods [J]. *Journal of Engineering Mechanics*, 2024, 150(2): 04023117.
- [8] 颜楚雄,童轶男,宋加洪,等. 基于贝叶斯估计理论的再入飞行器气动辨识方法 [J]. *中国科学:物理学 天文学*, 2021, 51 (10): 55-64.
YAN CH X, TONG Y N, SONG J H, et al. Aerodynamic identification method of maneuverable vehicles based on the Bayes estimation theorem (in Chinese). *Sci Sin-Phys Mech Astron*, 2021, 51(10): 55-64.
- [9] 郑宇程,易文俊,余春华,等. 两种卡尔曼滤波辨识高速旋转弹丸阻力系数的对比 [J]. *兵器装备工程学报*, 2018, 39 (7): 45-49.
ZHENG Y CH, YI W J, YU CH H, et al. Identification of high-spinning projectile drag coefficient using two kinds of Kalman filter [J]. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 2018, 39(7) : 45-49.
- [10] 李金晟,常思江,陈升富. 基于神经网络算法的弹丸阻力系数辨识 [J]. *弹道学报*, 2018, 30(4): 38-43.
LI J SH, CHANG S J, CHEN SH F. Identification of projectile drag coefficient based on neural network algorithm [J]. *Journal of Ballistics*, 2018, 30 (4): 38-43.
- [11] 付军泉,钟伯文,钟运琴,等. 基于物理信息神经网络的飞机气动参数辨识方法 [J]. *空气动力学学报*, 2023, 41 (9): 30-37.
FU J Q, ZHONG B W, ZHONG Y Q, et al. A physics informed neural network based method for aircraft aerodynamic parameter identification [J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2023, 41(9) : 30-37.
- [12] 谢国民,刘东阳,刘明. 多策略改进 MPA 算法与 HKELM 的变压器故障辨识 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37 (4): 172-182.
XIE G M, LIU D Y, LI M. Transformer fault identification based on multi-strategy improved MPA algorithm and HKELM [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37 (4): 172-182.
- [13] XIA Y R, YI W J, ZHANG D Y. Coupled extreme learning machine and particle swarm optimization variant for projectile aerodynamic identification [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, 114 : 105100.
- [14] ZHAO H Y, HUANG L ZH, MA R Q, et al. Dynamic nonparametric modeling of sail-assisted ship maneuvering motion based on GWO-KELM [J]. *Ocean Engineering*, 2024, 312: 119060.
- [15] LI J J, HONG ZH J, ZHANG CH Y, et al. A novel hybrid model for crude oil price forecasting based on MEEMD and Mix-KELM [J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 246: 123104.
- [16] DAI Y, PANG J, LI ZH L, et al. Modeling of thermal error electric spindle based on KELM ameliorated by snake optimization [J]. *Case Studies in Thermal Engineering*, 2022, 40: 102504.
- [17] KIYOU MARS R, SAMAN S, ALIREZAZADEH A S. An

- efficient hybrid grey wolf optimization-based KELM approach for prediction of the discharge coefficient of submerged radial gates [J]. *Soft Computing*, 2022, 27(7): 3623-3640.
- [18] LU H J, DU B J, LIU J Y, et al. A kernel extreme learning machine algorithm based on improved particle swam optimization [J]. *Memetic Computing*, 2017, 9(2): 121-128.
- [19] KHAJAVI H, RASTGOO A. Improving the prediction of heating energy consumed at residential buildings using a combination of support vector regression and meta-heuristic algorithms[J]. *Energy*, 2023, 272: 127069.
- [20] 孙世政, 武宇峰, 何江, 等. 基于 WOA-ELM 的空间分层结构 FBG 三维振动加速度传感器非线性解耦[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(7): 139-147.
SUN SH ZH, WU Y F, HE J, et al. Nonlinear decoupling of spatially hierarchically structured FBG 3D vibration acceleration sensor based on WOA-ELM [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument* 2024, 45(7): 139-147.
- [21] LIN G C, LIN AI J, GU D L. Using support vector regression and K-nearest neighbors for short-term traffic flow prediction based on maximal information coefficient [J]. *Information Sciences*, 2022, 608: 517-531.
- [22] HUA L, ZHANG CH, PENG T, et al. Integrated framework of extreme learning machine (ELM) based on improved atom search optimization for short-term wind speed prediction[J]. *Energy Conversion and Management*, 2022, 252: 115102.
- [23] 张彼德, 陈广, 廖其龙, 等. 基于 IGJO-DHKELM 的光伏阵列故障诊断 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(11): 79-89.
ZHANG B D, CHEN G, LIAO Q L, et al. Fault diagnosis of photovoltaic arrays based on IGJO-DHKELM [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(11): 79-89.
- [24] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm [J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1): 22-34.
- [25] 马国梁. 基于修正质点弹道模型的双旋弹控制效果分析 [J]. *北京理工大学学报*, 2019, 39(8): 777-783.
MA G L. Control effect analysis of dual-spin projectile based on modified mass point trajectory model [J]. *Transactions of Beijing institute of Technology*, 2019, 39(8): 777-783.
- [26] CHATTERJEE S, ROY S, DAS K A, et al. Secure biometric-based authentication scheme using Chebyshev chaotic map for multi-server environment [J]. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, 2018, 15(5): 824-839.
- [27] ZHU F, LI G SH, TANG H, et al. Dung beetle optimization algorithm based on quantum computing and multi-strategy fusion for solving engineering problems [J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 236: 121219.
- [28] CHEN Y H, XI J F, WANG H B, et al. Grey wolf optimization algorithm based on dynamically adjusting inertial weight and levy flight strategy [J]. *Evolutionary Intelligence*, 2022, 16(3): 1-11.
- [29] KIRAN S M. TSA: Tree-seed algorithm for continuous optimization [J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(19): 6686-6698.
- [30] DENG L Y, LIU S Y. Deficiencies of the whale optimization algorithm and its validation method [J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 237: 121544.
- [31] XUE J K, SHEN B. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization [J]. *The Journal of Supercomputing*, 2022, 79(7): 7305-7336.
- [32] ZHANG Q K, BU X L, ZHANG ZH H, et al. An efficient optimization state-based coyote optimization algorithm and its applications [J]. *Applied Soft Computing*, 2023: 110827, DOI: 10.1016/J.ASOC.2023.110827.
- [33] BESKIRLI A, DAG İ. I-CPA: An improved carnivorous plant algorithm for solar photovoltaic parameter identification problem [J]. *Biomimetics*, 2023, 8(8): 569.

作者简介



高展鹏, 2023 年于南京工业大学浦江学院获得学士学位, 现为南京理工大学博士研究生, 主要研究方向为弹箭飞行与控制。

E-mail: gaozhanpeng@njjust.edu.cn

Gao Zhanpeng received his B. Sc. degree from Nanjing Tech University Pujiang Institute in 2023. Now he is a Ph. D. candidate in Nanjing University of Science and Technology. His main research interests include projectile flight and control.



易文俊 (通信作者), 毕业于南京理工大学, 现任南京理工大学教授, 主要研究方向为弹箭飞行与控制。

E-mail: wenjunyi@njjust.edu.cn

Yi Wenjun (Corresponding author), graduated from Nanjing University of Science and Technology. Now he is a professor in Nanjing University of Science and Technology. His main research interest includes projectile flight and control.