

基于改进智能优化算法的爆破参数优化研究

刘 唱, 王孝东

(昆明理工大学国土资源工程学院, 云南 昆明 650093)

摘要: 针对水利工程岩石料场及矿山爆破参数优化难以确定的问题, 传统方法主要依赖经验公式和试验调整。为解决这一问题, 提出了一种结合改进鲸鱼算法(GWOA)反向神经网络(BP)的参数优化方法。首先采用改进鲸鱼优化算法, 构建了 GWOA-BP 模型, 以炸药单耗、孔距和排距为优化目标, 并结合云南省某工程实测爆破数据进行对比研究。结果显示, GWOA-BP 模型在预测精度、稳定性方面均优于 BP 模型, 误差指标显著降低。该研究成果为类似工程爆破参数优化提供了一种新技术手段。

关键词: 台阶爆破; 炸药单耗; 孔网参数; 神经网络; 鲸鱼优化方法

中图分类号: TV542; TD 235

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2026)01-0123-05

Research on Optimization of Blasting Parameters Based on Improved Intelligent Optimization Algorithms

LIU Chang, WANG Xiao-dong

(Faculty of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China)

Abstract: In view of the problem that it is difficult to determine the optimization parameters of rock material yards and mine blasting in water conservancy projects, the traditional methods mainly rely on empirical formulas and experimental adjustments. To solve this issue, this study proposes a parameter optimization method that integrates an improved whale optimization algorithm (GWOA) with back propagation (BP) neural network. A GWOA-BP model was developed with optimization objectives focusing on explosive consumption per unit, borehole spacing, and row spacing. Comparative analysis was performed using measured blasting data of a certain project in Yunnan Province. The results indicate that the GWOA-BP model outperforms the conventional BP model in terms of prediction accuracy and stability, with error metrics significantly reduced. This research offers a novel technical approach for optimizing blasting parameters in similar projects.

Key words: bench blasting; explosive consumption per unit; borehole network parameters; neural networks; whale optimization algorithm

1 引言

合理的爆破参数优化能够提高矿岩破碎效率,降低炸药单耗与生产成本。然而,矿岩物理特性、炸药性能及施工条件的复杂性,使爆破参数优化面临非线性、多因素耦合等难题。传统的爆破参数设计方法主要依赖经验公式和试验调整,虽可满足基本需求,但对多因素间复杂关系的解析不足,优化效果存在局限。近年来,基于数据驱动

的智能优化方法逐渐成为研究热点,顾清华等^[1]采用非支配排序遗传算法优化了地下矿采场的爆破参数,提出多目标优化模型以提高顶板稳定性和降低成本;闫伟然等^[2]通过改进麻雀算法优化露天矿爆破参数,降低了采场生产成本;崔铁军等^[3]利用 BP 神经网络和遗传算法相结合的方法,优化露天铁矿爆破参数,解决了超爆和飞石问题,确保安全经济的操作范围。然而现有模型应对复杂矿山环境时仍然存在局部最优、模型泛化能力不足等问题。为此,本文提出一种改进鲸鱼

收稿日期: 2025-02-21, **修回日期:** 2025-03-16, **接受日期:** 2025-04-05

基金项目: 昆明理工大学引进人才科研启动基金项目(KKSY201721032)

作者简介: 刘唱(1998-),男,硕士研究生,研究方向为机器学习与智能矿山, E-mail: 2771936758@qq.com

通讯作者: 王孝东(1977-),男,博士、副教授、硕导,研究方向为数字矿山、机器学习, E-mail: 3038213974@qq.com

优化算法(GWOA)优化 BP 神经网络的回归预测方法(GWOA-BP),通过改进算法的搜索策略与参数更新规则,提升模型全局搜索能力与拟合精度,以云南某工程爆破数据为研究基础,优化炸药单耗、孔距和排距参数;试验结果表明,GWOA-BP 模型在预测精度、稳定性方面显著优于传统模型。研究结果为类似工程爆破参数优化提供了科学爆破方案,可大大提升岩石开采效率。

2 爆破参数优化的 GWOA-BP 算法

GWOA-BP 算法^[4]是将改进鲸鱼算法(GWOA)与 BP 神经网络有机结合形成的优势样本和误差控制的有效爆破参数优化方法。

2.1 改进鲸鱼优化算法(GWOA)原理及性能测试

2.1.1 改进鲸鱼算法(GWOA)

鲸鱼算法是一种模拟鲸鱼群体捕食行为的生物启发式优化算法,但其存在初始种群主要依赖随机搜索,导致搜索效率较低;收敛因子呈线性递减趋势,使算法陷入局部最优等问题。为解决这些问题,本文对算法进行改进,包括动态调整搜索策略和优化收敛因子,主要体现在以下两方面。

(1)调整参数更新规则。传统鲸鱼算法采用增量式更新策略,这种方法在处理高维数据时存在局限性,难以有效适应复杂搜索空间变化。为此,引入基于随机性动态调整机制,通过整合随机变量 X_{rand}^t 及动态调整系数 C_i^t ,重新定义参数更新表达式,改进后表达式为:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + (C_i^t X_{rand}^t - X_{rand}^t) \quad (1)$$

式中, X_i^t 为第 i 头鲸鱼在第 t 次迭代时的位置; t 为当前迭代次数; C_i^t 为控制鲸鱼行动方式系数; X_{rand}^t 为随机选择的鲸鱼位置。

经该改进策略,算法能在迭代中探索更广阔的解空间,从而显著提升全局搜索效率,减少陷入局部最优的可能性。

(2)引入条件控制。为进一步优化算法,本研究在螺旋更新阶段引入条件判断机制,以细化参数更新过程并实现动态调整。通过引入随机数 r_3 ,根据其值选择不同的更新操作。

当随机数 $r_3 < 0.5$ 时,采用减法操作更新参数,当 $r_3 \geq 0.5$ 时,采用乘法操作,并通过动态调整系数 a_i^t 调节搜索步长。计算公式为:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_i^t - r_1(X_i^t - X_{rand}^t) & r_3 < 0.5 \\ X_i^t a_i^t & r_3 \geq 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

$$a_i^t = 2 - t(2/T_{max}) \quad (3)$$

式中, r_1 、 r_3 均为随机数,取值范围均为 $[0, 1]$;

T_{max} 为最大迭代次数。

通过条件控制机制,算法能根据当前搜索状态自适应调整搜索策略,在全局探索和局部开发间实现平衡。进一步提升优化性能。改进算法局部流程见图 1。

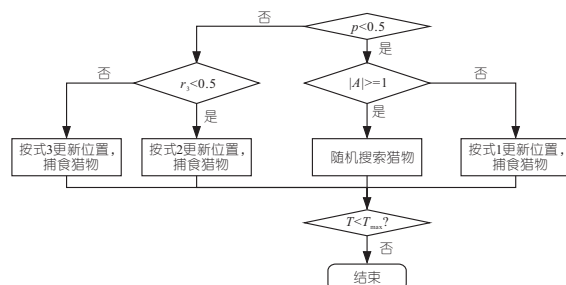


图 1 改进鲸鱼算法局部流程图

Fig. 1 Improved whale optimization algorithm local flowchart

2.1.2 改进鲸鱼算法(GWOA)性能测试

为验证改进鲸鱼算法(GWOA)性能,选取遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)、鲸鱼算法(WOA)及白鲸算法(BWO)对比分析。试验设置种群规模 30、最大迭代 800 次,在 500 维条件下进行 20 次独立试验以消除随机误差。选 4 个标准测试函数($F_1 \sim F_4$):单峰函数 F_1 (Schwefel 1.2)、 F_2 (Step)用于评估收敛速度,多峰函数 F_3 (Rastrigin)、 F_4 (Penalized)用于测试全局搜索能力,通过收敛曲线(图 2)量化算法在复杂搜索空间中优化精度与适应性。

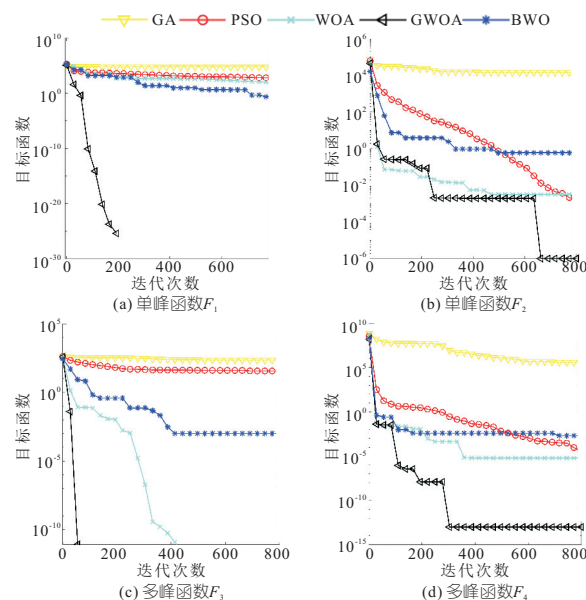


图 2 各算法在测试函数上的目标函数曲线

Fig. 2 Objective function curves of various algorithms on test functions

如图 2 所示,在单峰函数(F_1 、 F_2)测试中,改进鲸鱼算法(GWOA)较 WOA、GA、PSO、BWO 等算法展现出更快收敛速度;针对多峰函数(F_3 、 F_4),GWOA 在复杂搜索空间中全局寻优精度显

著优于其他对比算法。结果表明,GWOA 通过动态参数调节机制有效提升了全局搜索能力,为复杂工程优化问题提供了高效解决方案。

2.2 爆破参数 GWOA-BP 智能优化方法

GWOA-BP 智能优化方法结合具有强非线性映射能力的 BP 神经网络和具备全局寻优能力的 GWOA 算法,形成了一种稳定高效的爆破参数优化模型。其实现流程如图 3 所示。通过误差控制机制和优势样本筛选,在数据处理和优化算法阶段中进一步提高了搜索范围,提升了收敛速度,获得了稳定精确的优化结果。

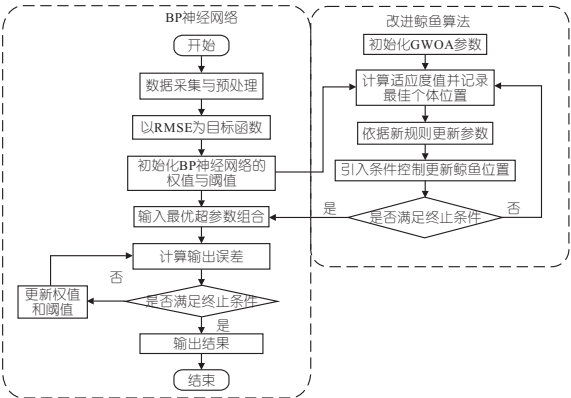


图 3 GWOA-BP 流程图
Fig. 3 Flowchart of GWOA-BP

3 爆破参数优化模型

在某工程岩石爆破生产过程中,爆破效果受到多种因素综合影响。根据当前爆破研究与实践经验,影响爆破效果的关键因素可归纳为岩石特性、炸药与岩石之间的相互作用、所选炸药性能以及爆破条件和爆破工艺。这些因素间存在内在的相互关联性,在爆破过程中相互制约,共同决定了爆破整体效果。

3.1 数据处理

在爆破参数优化研究中,原始数据常受测量误差、录入错误及极端事件等因素影响,存在异常值和缺失值问题。为此需建立标准化数据预处理流程,涵盖异常值剔除、缺失值填补及标准化处理等步骤,以消除噪声干扰并实现异构数据归一化。该流程可有效提升数据质量,确保后续分析的稳健性。

3.2 爆破参数选取

爆破参数优化的选取基于岩石力学特性、炸药性能及爆破设计三方面因素考虑^[5]。其中岩石力学性质和炸药性能通常被视为不可控因素,其优化受到地区地质条件和材料特性限制;而爆破

参数(最小抵抗线、孔距、超深等)被视为可控参数,提供了优化空间,但在优化取值的同时要充分考虑爆破设计参数间的合理性约束。

3.3 爆破模型评价标准

为全面评估爆破参数优化模型的预测性能,选取均方根误差(R_{RMSE})、决定系数(R^2)、平均绝对误差(M_{MAE})及平均绝对百分比误差(M_{MAPE})作为多维度评价指标^[6-7]。其中, R_{RMSE} 量化预测值与实际值的平均偏差幅度, R^2 表示模型对目标变量的解释能力($0 \leq R^2 \leq 1$), M_{MAE} 反映绝对误差水平, M_{MAPE} 则通过百分比形式衡量相对误差。四类指标分别从误差幅度、拟合优度、绝对偏差和相对误差维度构建综合评价体系,为模型精度验证与优化提供量化依据。

4 工程实例

4.1 工程数据采集

云南省某工程岩石主要以片岩、砂卡岩和大理岩为主。采场为多台阶式设计,采用露天台阶深孔爆破。钻孔为垂直钻孔,三角形布置,采用炸药为岩石型高威力岩石乳化炸药,起爆方式为逐孔起爆。采场主要参数见表 1。

表 1 某工程岩石爆破参数汇总
Tab. 1 Summary of blasting parameters for open-pit mining in a certain mine

爆破参数	单位	取值范围
台阶高度	m	15
孔径	mm	250
孔深	m	9.0~18.8
孔距	m	6.0~12.0
排距	m	5.0~11.0
炸药单耗	kg/m ³	0.25~0.58
炸药种类		乳化炸药
孔间微差时间	ms	25
排间微差时间	ms	110

4.2 确定优化目标

通过对爆破设计、施工和安全管理各环节系统跟踪,结合现场爆破数据(表 2)和效果的统计分析,发现爆破施工过程中孔网参数调整较为频繁,缺乏统一标准。这种调整可能由于地质条件差异性 or 施工过程中经验判断的主导作用。此外,统计结果表明,生产过程中炸药单耗偏高,不仅增加了生产成本,还可能导致资源浪费。

对此,基于现有采场条件,结合爆破参数优化模型,以最小化炸药单耗为前提,在满足岩石破碎效果和安全要求的条件下,对爆破孔网参数进行优化设计。具体而言,以炸药单耗、孔距和排距为

表 2 爆破数据样本

Tab. 2 Sample blasting data

序 号	岩石普石 系数 f	岩石密度 $/(\text{kg} \cdot \text{m}^{-3})$	抗压强 度/MPa	节理发 育程度	台阶高 度/m	炮孔直 径/mm	抵抗线 /m	大块率 /%	前冲距 离/m	侧冲距 离/m	炸药单耗 $/(\text{kg} \cdot \text{m}^{-3})$	孔距 /m	排距 /m
1	9	3 000	59.6	0.8	15	250	6.5	0.68	5	4	0.41	9.1	6.2
2	11	2 700	40.1	0.8	15	250	8	0.72	5	4	0.39	9.6	7.3
3	11	2 700	40.1	0.8	15	250	7.7	0.53	5	3	0.47	9.4	6.7
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
94	11	2 700	59.6	0.6	15	250	7.7	0.91	5	4	0.39	9.7	7.5
95	9	3 000	40.1	0.6	15	250	7.8	0.82	5	4	0.41	9.8	7.4

优化变量,以数据 R_{RMSE} 为目标函数,并综合考虑其相互关系及地质等实际采场条件,以期建立一个科学合理的爆破参数优化模型。

4.3 试验方案的设计与确定

基于 GWOA-BP 算法的某工程采场爆破参数优化主要步骤如下。

步骤 1 根据采场现有问题,确定爆破参数优化目标(炸药单耗,孔距和排距),选取对目标参数影响较大的变量作为输入参数,构建爆破参数优化的数学模型。

步骤 2 收集采场爆破数据并进行预处理。

步骤 3 初始化 BP 神经网络及 GWOA 参数,使用 GWOA 算法优化爆破参数,并将优化后的参数作为 BP 神经网络的输入进行训练,调整网络权重,使网络输出接近期望的结果。

步骤 4 当目标函数达到收敛条件(如误差小于设定阈值,或达到最大迭代次数)时,停止优化过程,并输出最优爆破参数。

步骤 5 通过实际数据验证优化结果,通过评价指标确保优化后参数能够达到预期效果。

4.4 爆破参数相关性分析

以炸药单耗、孔距和排距为目标变量,用斯皮尔曼相关性分析^[8]对数据进行分析(图 4),选取

对目标函数影响较大的函数为输入参数,影响目标变量的相关参数选取为岩石普石系数(X_1)、岩石密度(X_2)、抗压强度(X_3)、节理发育程度(X_4)、台阶高度、炮孔直径、抵抗线(X_5)、大块率(X_6)、前冲距离(X_7)、侧冲距离(X_8)、炸药单耗(Y_1)、孔距(Y_2)和排距(Y_3)以及影响因子数据选取现场实际所得 95 组爆破数据。在岩石长期开采过程中,台阶高度和炮孔直径已被固定,其数值无法调整,因此无法通过斯皮尔曼相关性分析其对目标参数的影响。故在相关性热力图中无体现。

由图 4 可知,炸药单耗影响因素中岩石普氏系数(X_1)、孔距(Y_2)、岩石密度(Y_2)和抗压强度(X_3)相关性显著,其中岩石普氏系数(X_1)、孔距(Y_1)相关系数绝对值大于 0.5,孔距影响因素中岩石普氏系数(X_1)和炸药单耗(Y_1)的相关性显著,相关系数绝对值大于 0.5,排距影响因素中抵抗线和孔距影响较大。

4.5 试验结果分析

对现场采集的 95 组爆破数据进行预处理,分别将其输入 GWOA-BP 模型和 BP 模型进行测试。数据集随机划分为训练集(76 组)和测试集(19 组)。评价指标包括均方根误差(R_{RMSE})、平均绝对误差(M_{MAE})、平均绝对百分比误差(M_{MAPE})和决定系数(R^2)。模型性能对比见表 3。由表 3 可知,在 GWOA-BP 模型中,炸药单耗、孔距和排距的 R^2 均显著高于传统 BP 模型。其中,炸药单耗的 R^2 从 0.615 5 提升至 0.951 3,增幅达到 54.6%;孔距的 R^2 从 0.838 2 提升至

表 3 GWOA-BP 与 BP 模型性能评价指标对比

Tab. 3 Comparison of performance evaluation metrics between GWOA-BP and BP models

优化模型	指标	R^2	R_{RMSE}	M_{MAE}	M_{MAPE}
GWOA-BP	炸药单耗	0.951 3	0.055 6	0.157 0	0.201 5
BP		0.615 5	0.152 0	0.328 0	0.721 0
GWOA-BP	孔距	0.912 3	0.274 1	0.152 1	0.114 8
BP		0.838 2	0.328 2	0.263 1	0.156 3
GWOA-BP	排距	0.960 7	0.133 7	0.100 5	0.121 3
BP		0.758 4	0.358 4	0.258 7	0.352 7

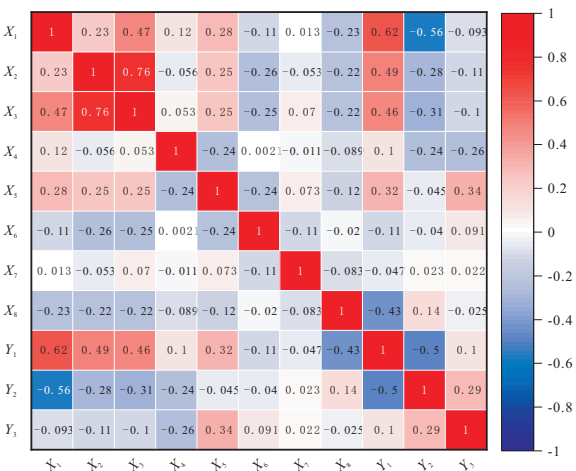


图 4 数据相关性分析热力图

Fig. 4 Heatmap for data correlation analysis

0.912 3,增幅为 8.8%;排距的 R^2 从 0.758 4 提升至 0.960 7,增幅达 26.7%。结果表明,GWOA-BP模型在目标参数预测方面表现出更优的拟合效果。在误差指标方面,GWOA-BP 模型的 M_{MAE} 、 M_{MAPE} 、 M_{MSE} 均显著降低,表明优化模型在预测精度和误差控制方面更具优势。

由图 5 可知,GWOA-BP 模型预测值集中分布于置信区间内,而 BP 模型的预测值分布更为分散。试验结果验证了 GWOA-BP 模型在复杂非线性爆破参数优化问题中的可靠性。

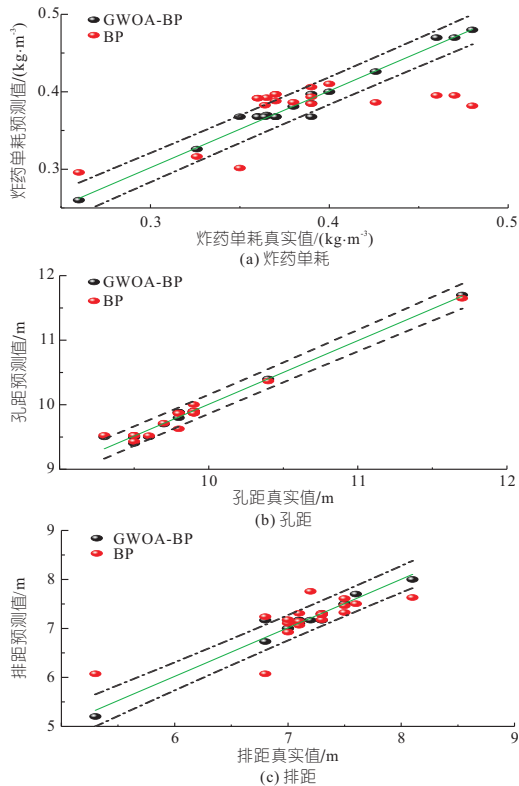


图 5 模型在炸药单耗、孔距与排距预测中的 95%置信区间分布

Fig. 5 Distribution of 95% confidence intervals for the models' predictions of explosive consumption, hole spacing, and row spacing

5 结论

- a. 提出一种改进鲸鱼算法(GWOA)优化 BP 神经网络的回归优化方法,通过参数动态调整和条件控制机制改进 GWOA 算法,其全局搜索能力与收敛速度显著提升,并构建 GWOA-BP 模型。
- b. 所提模型预测精度和稳定性优于传统模型,炸药单耗 R^2 达 0.951 3,误差指标均显著降低。但本文忽略了起爆方式和微差时间等因素,这些因素对爆破参数的优化还需进一步探究。

参考文献:

[1] 顾清华,高松,李萍丰,等. 基于 NSGA-II 算法的

某矿采场爆破参数优化[J]. 有色金属(矿山部分), 2023, 75(6): 51-65. (GU Q H, GAO S, LI P F, et al. Optimization of blasting parameters in a mine stope based on NSGA-II [J]. Nonferrous metals (mining section), 2023, 75(6): 51-65. (in Chinese))

[2] 闫伟然,徐振洋,刘鑫,等. 基于改进麻雀搜索算法的爆破参数优化[J]. 矿冶工程, 2023, 43(6): 11-14, 19. (YAN Y R, XU Z Y, LIU X, et al. Optimization of blasting parameters based on improved sparrow search algorithm[J]. Mining and metallurgical engineering, 2023, 43(6): 11-14, 19. (in Chinese))

[3] 崔铁军,马云东,白润才. 基于神经网络优化遗传算法的爆破参数优化[J]. 地震工程与工程振动, 2014, 34(1): 257-262. (CUI T J, MA Y D, BAI R C. Optimization of blast parameters using genetic algorithm optimized by artificial neural network[J]. Earthquake engineering and engineering dynamics, 2014, 34(1): 257-262. (in Chinese))

[4] 刘欣航,姜一青,郑东健. 基于多目标优化的 WOA-BPNN 高拱坝变形模量反演分析[J]. 水电能源科学, 2023, 41(10): 96-99. (LIU X H, LOU Y Q, ZHENG D J. Inversion analysis of high arch dam mechanical parameters based on multi-objective optimization strategy and WOA-BPNN[J]. Water resources and power, 2023, 41(10): 96-99. (in Chinese))

[5] 伍世虔,叶健,孙继林,等. 露天矿台阶爆破参数优化模型与求解研究[J]. 金属矿山, 2024(7): 146-151. (WU S Q, YE J, SUN J L, et al. Study on optimization model and solution of bench blasting parameters in open-pit mine[J]. Metal mine, 2024(7): 146-151. (in Chinese))

[6] PIEPHO H P. An adjusted coefficient of determination (R^2) for generalized linear mixed models in one go [J]. Biometrical journal, 2023, 65(7): 2200290.

[7] ADEDIPUPO O O, AYODELE A A, ABIDEEN L T, et al. Detection of appropriate model for nigeria population growth us-ing Root Mean Square Error (RMSE) [J]. International journal of systems science and applied mathematics, 2022, 7(3): 46-51.

[8] 耿宏,李沅锴,钱文高. 一种数据驱动的飞行仿真参数辨识方法[J]. 火力与指挥控制, 2023, 48(12): 108-113, 120. (GENG H, LI Y K, QIAN W G. A novel data-driven approach to parameter identification for flight simulation[J]. Fire control & command control, 2023, 48(12): 108-113, 120. (in Chinese))