

融合多策略改进的星鸦优化算法及其工程应用

杨光^{1,2}, 贺习恒¹, 马栋梅³, 管俊峰¹, 蒋莉¹, 杨文海¹, 苗帝¹

(1. 华北水利水电大学 水利学院, 河南 郑州 450046; 2. 水灾害防御全国重点实验室, 江苏 南京 210098; 3. 华北水利水电大学 测绘与地理信息学院, 河南 郑州 450046)

摘要:【目的】提升星鸦优化算法 (NOA) 解决复杂优化问题的性能, 建立一种融合多策略的改进算法。

【方法】利用基准函数测试 8 种典型元启发式算法的性能, 针对 NOA 在基准函数测试中展现的不足, 引入 Logistic-tent 混沌映射、切线飞行策略、动态适应度-距离平衡选择、黄金正弦变异、高斯变异扰动和 Tent 混沌扰动, 提出改进的星鸦优化算法 (INOA), 借助基准函数测试和工程实例分析, 检验 INOA 的可靠性和适用性。【结果】①NOA 在基准函数测试中综合性能最优, 但仍在部分单峰和多峰函数中陷入局部最优; ②与 NOA 相比, INOA 呈现出更好的优化性能, 运行时间更短, 消融试验表明改进策略独立有效且互补协同; ③将 INOA、NOA 和广义最小二乘法 (GLS) 应用于构建混凝土坝变形预测水压-季节-时效 (HST) 模型中, 相比于 NOA-HST 和 GLS-HST, INOA-HST 具备最优的变形解释和预测能力。【结论】Logistic-tent 混沌映射可优化获取星鸦种群初始位置向量的空间分布, 切线飞行与动态适应度-距离平衡选择可提升全局搜索性能, 黄金正弦变异能有效维持种群多样性, 高斯变异扰动与 Tent 混沌扰动则强化了局部逃逸能力。本研究为解决工程应用中复杂优化问题提供算力支持, 未来仍需聚焦算法结构创新与工程场景适配两大核心方向, 实现理论突破与应用落地的协同推进。

关键词:星鸦优化算法; 多策略融合; 性能测试; 连续域优化; 参数估计

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

随着实际工程应用中高维、非线性、多约束优化问题日趋复杂, 传统优化算法存在易陷入局部最优、计算效率偏低、鲁棒性不足等局限^[1]。元启发式算法通过模拟自然界的生物进化机制、物理现象、人类活动和生物群体行为, 为复杂优化问题的求解提供了高效可行的路径^[2-3], 已成功应用于工程监测、资源优化配置等领域, 展现出搜索能力强、鲁棒性优、易于实现等优势^[4-5]。

星鸦优化算法 (Nutcracker Optimization Algorithm, NOA)^[6-8]的设计灵感源于克拉克星鸦独特且高度适配生存需求的季节性生物行为, 为算法优化机制提供了天然的生物原型与逻辑框架。在夏季和秋季, 星鸦主动搜寻松树种子等食物资源, 并采用分散式存储方式留存食物, 进入冬季与春季, 星鸦依托自身空间记忆能力, 以环境中的标记物作为定位线索与参考点, 精准找回储藏的食物。NOA 通过模拟星鸦的“存储-找回”行为, 构建了 2 类核心寻优策略, 即: 觅食与存

储策略 (第 1 阶段)、搜索与找回策略 (第 2 阶段), 在具体执行过程中, 细分为觅食阶段、存储阶段、搜索阶段和找回阶段。通过随机数生成机制动态选择适配的寻优策略, 实现探索与开发过程的自适应切换。在第一阶段, 引入莱维飞行机制与随机数生成模型, 有效增强了算法的全局探索能力与动态调整灵活性, 显著提升了发现全局最优解的概率。对于第二阶段, 则通过优化种群更新策略, 在维持种群多样性的前提下, 大幅提高了算法的局部搜索精度与收敛效率。

虽然 NOA 在收敛速度、鲁棒性及寻优精度等关键指标上表现突出^[9-10], 但仍存在以下问题: ①种群初始化采用随机生成策略, 导致初始种群在搜索空间内分布不均, 不仅造成种群多样性先天不足, 还制约了算法后续的收敛效率与寻优精度; ②因缺乏有效的变异机制, 种群个体随迭代推进易呈现聚集态势, 致使迭代后期种群多样性衰减, 算法易早熟收敛^[11-13]。一些学者从不同角度提出了元启发式算

收稿日期/Received: 2026-01-26

修回日期/Revised: 2026-05-21

基金项目: 河南省自然科学基金面上项目 (262300420052); 河南省重点研发与推广专项 (科技攻关) 项目 (262102320049); 国家自然科学基金项目 (52109155、42401319); 水灾害防御全国重点实验室开放基金项目 (2024491911); 河南省研究生教育改革与质量提升工程项目 (YJS2026ALPY01); 华北水利水电大学学科建设和发展研究项目资助。

第一作者: 杨光 (1989—), 男, 教授, 博导, 博士, 从事水工结构安全监控方面的研究。E-mail: yangguang2019@ncwu.edu.cn。

通信作者: 管俊峰 (1980—), 男, 教授, 博导, 博士, 从事混凝土断裂力学方面的研究。E-mail: junfengguan@ncwu.edu.cn。

法的改进方法，主要集中于优化种群初始位置、提升局部逃逸能力、提高收敛速度及维持种群多样性。在种群初始化阶段，通过拉丁超立方采样^[14]、伯努利映射^[15]等方法生成种群初始位置，有效改善了初始种群的质量；引入高斯变异扰动、Tent 混沌扰动^[16]及镜头对向学习^[17]等，强化了算法的局部逃逸能力；为提升收敛速度，随机惯性权重^[18]、非线性收敛因子^[19]等被应用；在保持种群多样性方面，双重优变策略^[20]、莱维飞行^[21]等方法确保了迭代后期仍保持较强的全局探索能力。依托双策略机制平衡勘探与开发能力，NOA 具备较优的收敛速度和寻优效率，为提升算法在实际工程中的适用性，尚需针对性改进，释放解决实际复杂优化问题的潜力。

综上所述，利用基准函数测试多种典型元启发式算法的性能，针对 NOA 在测试中展现的不足，引入多种策略，提出改进的 NOA (Improved NOA, INOA)，借助基准函数测试和工程实例分析，检验 INOA 的性能。

1 NOA 性能分析及改进策略

1.1 NOA 性能分析

选取 8 种典型元启发式算法（表 1），在 23 个基准函数上进行性能测试。基准函数包括单峰型、多峰型和固定维度多峰型，单峰函数用于检验算法的收敛速度与寻优精度，包括：Sphere(F_1)、Schwefel 2.22 (F_2)、Schwefel 1.2 (F_3)、Schwefel 2.21 (F_4)、Rosenbrock (F_5)、Step (F_6) 和 Quartic (F_7)；多峰函数用于验证算法的全局探索能力与局部逃逸能力，包括：Schwefel 2.26 (F_8)、

Rastrigin (F_9)、Ackley (F_{10})、Griewank (F_{11})、Penalized (F_{12}) 和 Penalized 2 (F_{13})；固定维度多峰函数用于测试算法在多个局部最优解中辨识全局最优解的性能，包括：Foxholes(F_{14})、Kowalik(F_{15})、Six Hump Camel (F_{16})、Branin (F_{17})、Goldstein Price (F_{18})、Hartmann 3 (F_{19})、Hartmann 6 (F_{20})、Shekel 5 (F_{21})、Shekel 7 (F_{22}) 和 Shekel 10 (F_{23})。

为保证运算公平性，所有测试均在相同环境下开展，迭代次数 $T_{\max} = 500$ ，种群数量 $N = 200$ ，待测试元启发式算法在各基准函数上均独立运行 30 次，通过统计最优值、标准差和均值，并结合适应度平均值收敛曲线评估算法的寻优性能，所得结果如下。

①单峰函数测试中，在 $F_1 \sim F_4$ 和 F_6 上，NOA、FLO 及 OOA 性能接近，均可搜索到最优解或近似最优解，稳定性优于其余 5 种算法；对于 F_5 ，NOA 虽陷入局部最优，性能不及 FLO 和 OOA，但仍优于其它算法；在 F_7 上，8 种算法性能差异较小，均可获得全局最优解或近似最优解。②针对多峰函数，在 $F_8 \sim F_{12}$ 上，NOA、FLO、OOA 与 DBO 性能接近，可获得最优解或近似最优解，稳定性优于其余算法；对于 F_{13} ，NOA 的稳定性不及 FLO，与 OOA 性能接近，优于其余算法。③在 F_{14} 、 $F_{16} \sim F_{19}$ 和 $F_{21} \sim F_{23}$ 上，NOA、FLO 和 OOA 均可获得最优解，但 NOA 的稳定性更强；对于 F_{15} ，NOA 均值最接近理论值，标准差亦为最小，性能与 OOA 相当且优于其余算法；在 F_{20} 上，NOA 的性能明显优于其余算法。因本文篇幅有限，仅呈现部分结果（表 2）。由上述分析可知，8 种元启发式算法中，NOA 的综合性能最优，但仍存在陷入局部最优、稳定性不理想的问题。

表 1 8 种元启发式算法
Tab.1 The selected 8 meta-heuristic algorithms

优化算法	提出时间	名称	简称
蜉蝣优化算法	2020	Mayfly Algorithm	MA
鼠群优化算法	2020	Rat Swarm Optimizer	RSO
蜜獾优化算法	2021	Honey Badger Algorithm	HBA
沙丘猫群优化算法	2022	Sand Cat Swarm Optimization	SCSO
蜣螂优化算法	2022	Dung Beetle Optimizer	DBO
鱼鹰优化算法	2023	Osprey Optimization Algorithm	OOA
伞蜥优化算法	2024	Frilled Lizard Optimizer	FLO
星鸦优化算法	2024	Nutcracker Optimization Algorithm	NOA

表 2 测试结果
Tab.2 Test results

函数	算法	最优解	标准差	均值
F_1	NOA	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	FLO	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	OOA	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F_5	NOA	2.06E-02	3.48E-03	2.64E-02
	FLO	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	OOA	0.00E+00	1.83E-09	5.02E-10
F_7	NOA	0.12E-05	7.73E-05	2.41E-05
	FLO	2.07E-04	1.95E-05	2.45E-04
	OOA	3.29E-04	3.56E-05	4.81E-04
F_8	NOA	-12 569.49	1.35E-02	-12 162.49
	FLO	-12 569.49	1.56E-02	-11 482.26
	OOA	-12 569.49	1.35E-03	-11 977.29
F_{12}	NOA	1.94E-33	4.51E-32	3.31E-32
	FLO	4.71E-32	1.67E-47	4.71E-32
	OOA	4.71E-32	2.37E-30	4.43E-31
F_{13}	NOA	7.17E-13	1.41E-11	1.52E-11
	FLO	1.35E-32	5.57E-48	1.35E-32
	OOA	1.35E-13	2.40E-11	4.57E-11
F_{14}	NOA	0.998	0.00E+00	0.998
	FLO	0.998	9.22E-17	0.978
	OOA	0.998	3.44E-01	1.131
F_{15}	NOA	3.07E-04	3.41E-12	3.07E-04
	FLO	3.13E-04	2.65E-04	5.10E-04
	OOA	3.10E-04	2.08E-12	4.30E-04
F_{20}	NOA	-3.32	6.90E-11	-3.32
	FLO	-3.19	3.53E-01	-2.63
	OOA	-3.26	3.32E-01	-2.72

1.2 算法改进策略

改进策略 1: 为提升星鸦种群初始位置向量空间分布的质量, 引入 Logistic-tent 混沌映射^[22]。

若 $x(\beta) < 0.5$, 则:

$$x(\beta+1) = \left(f \cdot x(\beta) \cdot (1-x(\beta)) + \frac{(4-f) \cdot x(\beta)}{2} \right) \bmod 1 \quad (1)$$

若 $x(\beta) \geq 0.5$, 则:

$$x(\beta+1) = \left(f \cdot x(\beta) \cdot (1-x(\beta)) + \frac{(4-f) \cdot (1-x(\beta))}{2} \right) \bmod 1 \quad (2)$$

式 (1) 和 (2) 中: $x(\beta)$ 和 $x(\beta+1)$ 分别为第 β 次和 $\beta+1$ 次迭代的 Logistic-tent 混沌映射值; $f \in [0, 4]$ 为系统控制参数; mod 为取余运算符。

星鸦种群的初始位置确定为:

$$X_i = L + x_i \cdot (U - L) \quad (3)$$

式 (3) 中: i 为星鸦编号; X_i 为第 i 个星鸦的初

始位置向量; L 为搜索域下界; U 为搜索域上界; x_i 为第 i 个星鸦的混沌序列; $\cdot$ 为哈达玛积运算符。

改进策略 2: 为提升全局搜索能力, 引入切线飞行^[23]和动态适应度-距离平衡选择^[12]。

1) 切线飞行。结合切线飞行改进觅食阶段的寻优策略。

若 $\tau_1 < \tau_2$, 则:

$$X_i(t+1) = Opt \begin{cases} X_i(t) + S_{tep} \tan \theta \\ X_i(t) \end{cases} \quad (4)$$

若 $\tau_1 \geq \tau_2$ 且 $t \leq \frac{T_{max}}{2}$, 则:

$$X_i(t+1) = X_a(t) + \gamma(X_a(t) - X_b(t)) + \mu(r^2 U - L) \quad (5)$$

若 $\tau_1 \geq \tau_2$ 且 $t > \frac{T_{max}}{2}$, 则:

$$X_i(t+1) = X_c(t) + \mu(X_a(t) - X_b(t)) + \mu(r_1 < \delta)(r^2 U - L) \quad (6)$$

其中, 中间变量 μ 和步长 S_{tep} 分别表示为:

$$\mu = \begin{cases} \tau_3 & r_2 < r_3 \\ \tau_4 & r_3 < r_4 \\ \gamma & r_2 < r_4 \end{cases} \quad (7)$$

$$S_{tep} = 10 * \text{sign}(R - 0.5) \|X_{best}(t)\|_2 \times \log(1 + 10m/t) \quad (8)$$

式(4)~(8)中: t 为迭代序号; θ 为介于 $[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$ 的随机数; $X_i(t)$ 和 $X_i(t+1)$ 分别为第 i 只星鸦在第 t 和 $t+1$ 次迭代时的位置向量; Opt 为取优函数; $X_a(t)$ 为第 t 次迭代星鸦种群位置向量的平均值向量; $X_A(t)$ 、 $X_B(t)$ 和 $X_C(t)$ 分别为随机选取的星鸦 A 、 B 和 C 在第 t 次迭代的位置向量; τ_1 、 τ_2 、 τ_3 、 r_1 、 r_2 、 r_3 、 r_4 、 r 和 R 为介于 $[0,1]$ 的随机数; δ 为扰动阈值; γ 为莱维飞行生成的随机数; τ_4 为正态分布随机数; $T_{\max}$ 为最大迭代次数; $\|\cdot\|_2$ 为 L_2 范数; $X_{best}(t)$ 为第 t 次迭代星鸦种群的全局最优位置向量; $\text{sign}(y)$ 为符号函数, 当 $y > 0$ 时, $\text{sign}(y) = 1$, 当 $y = 0$ 时, $\text{sign}(y) = 0$, 当 $y < 0$ 时, $\text{sign}(y) = -1$; m 为星鸦位置向量的总维度; U 、 L 和 i 的含义与式(3)一致。

2) 动态适应度-距离平衡选择。计算 $X_i(t)$ 到 $X_{best}(t)$ 的欧氏距离 D_i , 即:

$$D_i = \left[(X_{i,1} - X_{best,1})^2 + (X_{i,2} - X_{best,2})^2 + \dots + (X_{i,m} - X_{best,m})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (9)$$

式(9)中: $X_{i,1}$ 、 $X_{i,2}$ 、 $\dots$ 、 $X_{i,m}$ 分别为 $X_i(t)$ 的第 1、2、 $\dots$ 、 m 维元素; $X_{best,1}$ 、 $X_{best,2}$ 、 $\dots$ 、 $X_{best,m}$ 分别为 $X_{best}(t)$ 的第 1、2、 $\dots$ 、 m 维元素; m 的含义与式(8)一致。

计算 $X_i(t)$ 的得分 S_i , 公式为:

$$S_i = \omega_{DFDB} D_i + (1 - \omega_{DFDB}) F_i \quad (10)$$

式(10)中: ω_{DFDB} 为权重参数; F_i 为 $X_i(t)$ 的适应度。 ω_{DFDB} 的计算公式为:

$$\omega_{DFDB} = \frac{\text{mod}\left(t, \frac{T_{\max}}{Q}\right) Q}{T_{\max}} (1 - l_b) + l_b \quad (11)$$

式(11)中: Q 为更新频率; l_b 为 ω_{DFDB} 的下限, 介于 $[0, 0.5]$; mod 含义与式(1)一致; t 和 $T_{\max}$ 含义与式(4)~(8)一致。

利用动态适应度-距离平衡选择评分最高的向量, 对星鸦种群第 1 参考点位置向量的确定方法进行改进。

若 $\theta_1 = \frac{\pi}{2}$, 则:

$$RP_i^1(t) = Opt. \begin{cases} X_i(t) + \eta \cos \theta_1 (X_A(t) - X_B(t)) \\ + \eta RP \\ X_i(t) + \eta \cos \theta_1 (X_A(t) - X_S(t)) \\ + \eta RP \end{cases} \quad (12)$$

若 $\theta_1 \neq \frac{\pi}{2}$, 则:

$$RP_i^1(t) = Opt. \begin{cases} X_i(t) + \eta \cos \theta_1 (X_A(t) - X_B(t)) \\ X_i(t) + \eta \cos \theta_1 (X_A(t) - X_S(t)) \end{cases} \quad (13)$$

中间参数 η 表示为:

$$\eta = \begin{cases} \left(1 - \frac{t}{T_{\max}}\right)^{\frac{2t}{T_{\max}}} & r_5 > r_6 \\ \left(\frac{t}{T_{\max}}\right)^{\frac{t}{2}} & r_5 \leq r_6 \end{cases} \quad (14)$$

式(12)~(14)中: $RP_i^1(t)$ 为第 t 次迭代第 i 只星鸦的第 1 参考点位置向量; RP 为参考点初始位置向量; θ_1 为介于 $[0, \pi]$ 的随机数; r_5 和 r_6 为介于 $[0, 1]$ 的随机数; $X_S(t)$ 为动态适应度-距离平衡选择得分最大值对应的星鸦位置向量; $X_A(t)$ 、 $X_B(t)$ 、 $X_i(t)$ 、 Opt 和 $T_{\max}$ 含义与式(4)~(8)一致。

改进策略 3: 为维持星鸦种群的多样性, 将黄金正弦变异^[24]引入 NOA。

黄金正弦变异表示为:

$$X_i(t+1) = X_i(t) \cdot |\sin(r_7)| + r_8 \cdot \sin(r_7) \cdot |c \cdot X_{best}(t) - b \cdot X_i(t)| \quad (15)$$

其中, 黄金分割系数 b 和 c 表达为:

$$b = \alpha \cdot \tau + \chi \cdot (1 - \tau) \quad (16)$$

$$c = \alpha \cdot (1 - \tau) + \chi \cdot \tau \quad (17)$$

式(15)~(17)中: r_7 为介于 $[0, 2\pi]$ 的随机数; r_8 为介于 $[0, \pi]$ 的随机数; τ 为黄金分割比, 取 0.618 33; α 和 χ 为黄金分割系数的初始值, 分别取 π 和 $-\pi$; $X_i(t)$ 和 $X_{best}(t)$ 含义与式(4)~(8)一致。经黄金正弦变异后, 基于贪婪策略, 更新星鸦种群位置。

改进策略 4: 为强化 NOA 的局部逃逸能力, 引入高斯变异扰动和 Tent 混沌扰动^[4]。

1) 高斯变异扰动。经高斯变异扰动后, $X_{i,j}(t)$ 更新为:

$$GX_{i,j}(t) = X_{i,j}(t) + X_{i,j}(t) \cdot \text{Norm}(0, 1) \quad (18)$$

式 (18) 中: $X_{i,j}(t)$ 为第 t 次迭代时第 i 只星鸦的第 j 维元素; j 为星鸦位置向量的元素编号; $GX_{i,j}(t)$ 为 $X_{i,j}(t)$ 经高斯变异扰动后的值; $Norm(0,1)$ 为正态分布随机数。

2) Tent 混沌扰动。经 Tent 混沌扰动后, $X_{i,j}(t)$ 更新为:

$$TX_{i,j}(t) = X_{i,j}(t) + \frac{g \cdot \rho \cdot E'}{10} \quad (19)$$

其中, 中间参量 E' 和衰减因子 ρ 表示为:

$$E' = L_j + (U_j - L_j) \cdot E \quad (20)$$

$$\rho = 1 - t - \frac{1}{T_{\max}} \quad (21)$$

Tent 混沌映射值 E 表示为:

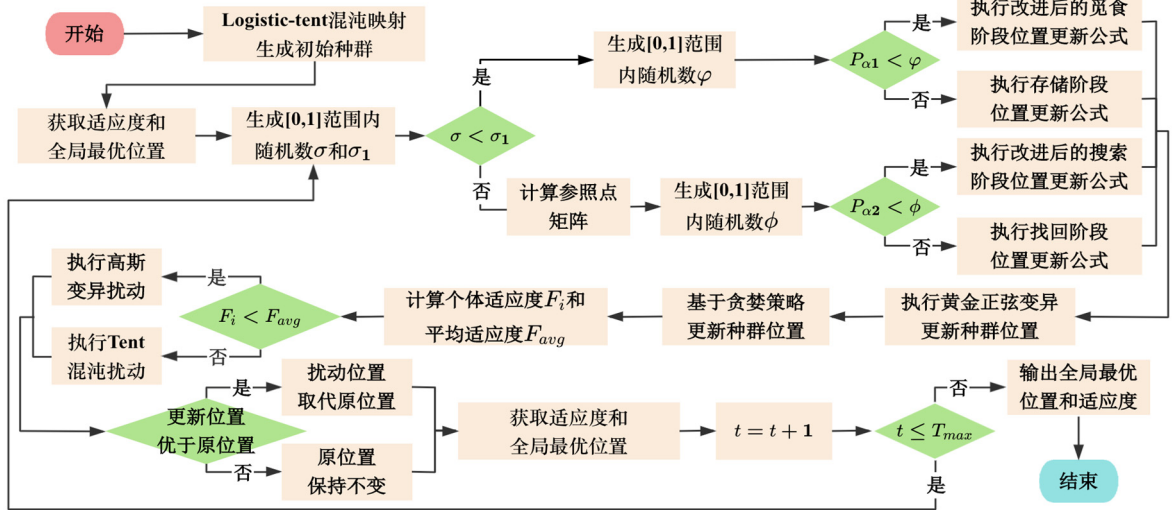
$$E = \begin{cases} 2 \cdot X_{i,j}(t) + R \cdot \frac{1}{N} & 0 \leq X_{i,j}(t) \leq \frac{1}{2} \\ 2 \cdot (1 - X_{i,j}(t)) + R \cdot \frac{1}{N} & \frac{1}{2} < X_{i,j}(t) \leq 1 \end{cases} \quad (22)$$

式 (19) ~ (22) 中: U_j 、 L_j 分别为 U 和 L 的第 j 维元素, 亦为星鸦种群位置向量第 j 维元素的上、下限; g 为方向系数, 随机取 1 或 -1; N 为种群规模; $X_{i,j}(t)$ 含义与式 (18) 一致。

星鸦种群的平均适应度为 $F_{\text{avg}} = \sum_{i=1}^N F_i / N$, 其中,

F_i 为 $X_i(t)$ 的适应度, N 为种群规模。若 $F_i < F_{\text{avg}}$, 执行高斯变异扰动; 否则, 实施 Tent 混沌扰动。

INOA 需要被初始化的参数包括: N 、 U 、 L 、 $T_{\max}$ 、阶段搜索概率 ($P_{\alpha 1}$ 和 $P_{\alpha 2}$)、 δ 、 f 、 Q 和 l_b 。算法流程如图 1 所示。



注: F_i 为 $X_i(t)$ 的适应度; $P_{\alpha 1}$ 和 $P_{\alpha 2}$ 为搜索概率; t 为迭代次数; $T_{\max}$ 为最大迭代次数。

图 1 INOA 流程图
Fig.1 Flowchart of INOA

2 INOA 性能分析及工程应用

2.1 基准函数测试

在 23 个基准函数上对 NOA 和 INOA 进行测试, 测试方法与 1.1 节一致, NOA 和 INOA 参数设置为: $T_{\max} = 500$, $N = 200$, $P_{\alpha 1} = 0.2$, $P_{\alpha 2} = 0.4$, $\delta = 0.05$, $f = 3.9$, $l_b = 0.2$ 及 $Q = 5$, 结果如图 2 和表 3 所示。对于单峰函数, 在 F_1 ~ F_4 上, INOA 和 NOA 均可搜索到函数全局最优解 0, 均值和标准差均为 0, 但 INOA 收敛速度更突出; 对于 F_5 , NOA 陷入局部最优, INOA 可搜索到全局最优解 0, 稳定性较强; 在 F_6 上, INOA 和 NOA 均可搜索到全局最优解 0, 但 INOA 标准差和均值均为 0, 稳定性更强, 且收敛速度更快; 在 F_7 上,

INOA 和 NOA 均可搜索到近似最优解, INOA 稳定性强于 NOA。对于多峰函数, 在 F_8 上, INOA 和 NOA 均可达到全局最优解, 但 INOA 的标准差更小, 均值更接近最优解, 稳定性更佳; 对于 F_9 和 F_{11} , INOA 和 NOA 性能相近, 但 INOA 收敛速度更快; 在 F_{10} 、 F_{12} 和 F_{13} 上, INOA 和 NOA 均搜索到近似最优解, 但 INOA 的平均值更接近全局最优解, 且标准差更小, 稳定性更好。在固定维度多峰函数 F_{14} ~ F_{23} 上, NOA 和 INOA 均可搜索到全局最优解或近似最优解, 整体性能表现均处于较优水平, 但 INOA 标准差相对更小, 收敛速度更具优势。

通过上述分析, 可得出以下结论:

1) INOA 在寻优精度、收敛速度、稳定性与运行效率均显著优于 NOA, 消融试验分组如表 4 所示,

试验结果表明,引入的4类改进策略独立有效且互补协同,逐级叠加后,算法性能持续提升,限于篇幅,文中不再详述消融试验结果;

2) NOA 与 INOA 的时间复杂度均为 $O(T \times N \times \dim)$,处于同一量级,由表4可知,INOA

平均CPU时间为10.68s,较NOA的11.51s缩短了7.2%,同时,在相同终止精度下,NOA和INOA的平均迭代次数分别为386和297,平均迭代次数下降了23.06%,因此,相较于NOA,INOA的优化能力得到了有效提升。

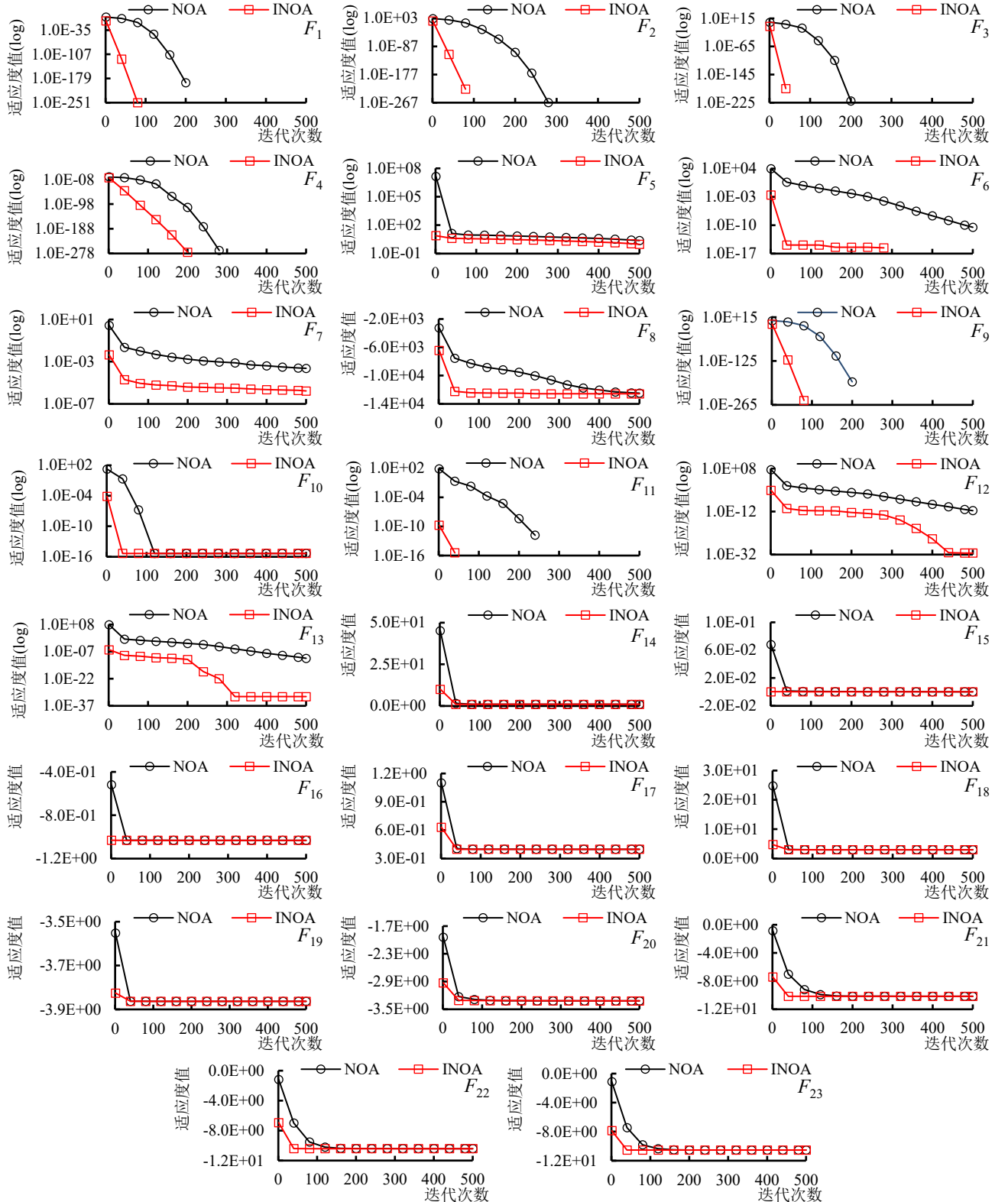


图2 NOA 与 INOA 的平均收敛曲线

Fig.2 Average convergence curves of NOA and INOA

表 3 NOA 与 INOA 测试结果
Tab.3 Test results of NOA and INOA

函数	算法	最优解	标准差	均值
F_1	NOA	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	INOA	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F_2	NOA	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	INOA	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F_3	NOA	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	INOA	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F_4	NOA	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	NOA	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F_5	NOA	2.06E-02	3.48E-03	2.64E-02
	INOA	0.00E+00	9.79E-05	9.53E-05
F_6	NOA	0.00E+00	3.63E-11	3.15E-11
	INOA	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F_7	NOA	0.12E-05	7.73E-05	2.41E-05
	INOA	2.58E-07	1.31E-07	1.68E-07
F_8	NOA	-12 569.49	1.35E-02	-12 162.49
	INOA	-12 569.49	1.85E-12	-12 561.52
F_9	NOA	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	INOA	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F_{10}	NOA	4.44E-16	1.23E-10	4.44E-16
	INOA	4.14E-16	2.23E-10	4.14E-16
F_{11}	NOA	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	NOA	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F_{12}	NOA	1.94E-33	4.51E-32	3.31E-32
	INOA	4.71E-34	1.67E-47	4.71E-34
F_{13}	NOA	7.17E-13	1.41E-11	1.52E-11
	INOA	1.35E-32	5.57E-48	1.35E-32
F_{14}	NOA	0.998	0.00E+00	0.998
	INOA	0.998	0.00E+00	0.998
F_{15}	NOA	3.07E-04	3.41E-12	3.07E-04
	INOA	3.07E-04	1.46E-19	3.07E-04
F_{16}	NOA	-1.031 6	6.71E-16	-1.031 6
	INOA	-1.031 6	6.78E-16	-1.031 6
F_{17}	NOA	0.398	0.00E+00	0.398
	INOA	0.398	0.00E+00	0.398
F_{18}	NOA	3.00	1.45E-15	3.00
	NOA	3.00	1.18E-15	3.00
F_{19}	NOA	-3.86	2.71E-15	-3.86
	INOA	-3.86	2.71E-15	-3.86
F_{20}	NOA	-3.32	6.90E-11	-3.32
	INOA	-3.32	2.17E-12	-3.32
F_{21}	NOA	-10.153 2	6.71E-15	-10.153 2
	INOA	-10.153 2	6.62E-15	-10.153 2
F_{22}	NOA	-10.402 9	3.30E-16	-10.402 9
	INOA	-10.402 9	2.33E-16	-10.402 9
F_{23}	NOA	-10.536 4	1.81E-15	-10.536 4
	INOA	-10.536 4	1.78E-15	-10.536 4

表 4 消融试验分组
Tab.4 Ablation Test Groups

组别	算法标识	组别	算法标识
1	NOA	9	NOA+S2+S3
2	NOA+S1	10	NOA+S2+S4
3	NOA+S2	11	NOA+S3+S4
4	NOA+S3	12	NOA+S1+S2+S3
5	NOA+S4	13	NOA+S1+S2+S4
6	NOA+S1+S2	14	NOA+S1+S3+S4
7	NOA+S1+S3	15	NOA+S2+S3+S4
8	NOA+S1+S4	16	NOA+S1+S2+S3+S4

注：S1 为改进策略 1；S2 为改进策略 2；S3 为改进策略 3；S4 为改进策略 4。

表 5 NOA 与 INOA 的 CPU 时间对比
Tab.5 Comparison of CPU Time Between NOA and INOA

函数类型	算法	平均 CPU 时间/s	标准差	时间缩短比例/%
单峰函数 (F_1-F_7)	NOA	12.64	0.58	6.1
	INOA	11.87	0.43	
多峰函数 (F_8-F_{13})	NOA	13.12	0.61	8.2
	INOA	12.05	0.47	
固定维度多峰 ($F_{14}-F_{23}$)	NOA	8.76	0.32	7.2
	INOA	8.13	0.29	
全部 23 个基准函数	NOA	11.51	0.50	7.2
	INOA	10.68	0.40	

2.2 工程应用实例

将 INOA 引入大坝变形预测模型的构建中，检验算法在解决实际工程优化问题中的适用性。以我国西南地区的某高拱坝为研究对象，该坝为抛物线型双曲拱坝，坝高 305 m，坝顶高程 1 885 m，建基面最低高程 1 580 m，拱冠梁顶厚 16 m，拱冠梁底厚 63 m，厚高比 0.207，坝顶中心线弧长 552.2 m，最大中心角 93.12°，最大跨度 480 m，分为 26 个坝段，坝段平均宽度 22.6 m。河谷的宽高比 1.57，为典型的深切 V 型河谷。

针对正垂测点 PL13-4 的径向变形监测资料，建立变形预测模型，图 3 (a) 为 PL13-4 径向变形过程线，上游水位和气温变化过程如图 3 (b) 所示，测点分布如图 4 所示。结合原位监测资料，依据水压-季节-时效 (Hydraulic-Seasonal-Time, HST) 模式，该坝径向变形预测模型^[25]构建为：

$$\zeta = a_0 + \sum_{k=1}^4 a_k H^k + \sum_{q=1}^p \left(b_{1q} \sin \frac{2\pi q \kappa}{365} + b_{2q} \cos \frac{2\pi q \kappa}{365} \right) + c_1 \xi + c_2 \ln \xi \quad (23)$$

式 (23) 中： ζ 为径向变形； H 为上游水位； k 和 q 为整数变量； κ 为累积天数； $\xi = \kappa/100$ ； p

为简谐波组数， $p=1$ 为年周期， $p=2$ 为半年周期； a_0 、 a_1 、 a_2 、 a_3 、 a_4 、 b_{1q} 、 b_{2q} 、 c_1 和 c_2 为 HST 模型的待定参数。依据 INOA 估计 HST 模型的待定参数，故星鸦位置向量的总维度为 9，本例属于连续域的优化问题，采用复相关系数和剩余标准差评价参数估计性能。建模流程如图 5 所示。

针对 PL13-4 建立 INOA-HST。另构建 NOA-HST 和广义最小二乘 (Generalized Least Squares Estimation, GLS) 模型，进行性能对比分析，其中，INOA-HST 和 NOA-HST 均独立运行 30 次。初始化 INOA 的参数为： $N=1\ 000$ ， $T_{\max}=1\ 000$ ， $P_{\alpha 1}=0.2$ ， $P_{\alpha 2}=0.4$ ， $\delta=0.05$ ， $Q=4$ ， $l_b=0.3$ ，经多次试算，搜索域上界 U 和下界 L 依据 GLS 对 HST 参数估计的结果设置浮动范围 30%。以 2014 年 1 月 1 日至 2016 年 9 月 30 日的数据为学习样本，由图 6 可知，相比 NOA-HST，INOA-HST 的性能更稳定，运行 30 次的最优拟合结果如图 7 所示，表 4 给出了三个模型的 INOA、NOA 和 GLS 的参数估计性能，相比于 NOA-HST 和 GLS-HST，INOA-HST 的变形解释能力更强。

为验证模型的外延能力，选取 2016 年 10 月 1 日至 2016 年 12 月 31 日的数据作为测试样本，结果如图 8 和表 6 所示。INOA-HST 表现出最优性能，复相关系数为 0.986 5，剩余标准差分别为 0.535 6，

NOA-HST 次之, GLS-HST 的性能最差。图 8(b) 给出了变形预测的相对误差, INOA-HST 和

NOA-HST 的最大相对误差分别为 7.701 % 和 16.216 %, 且 INOA-HST 的相对误差更稳定。

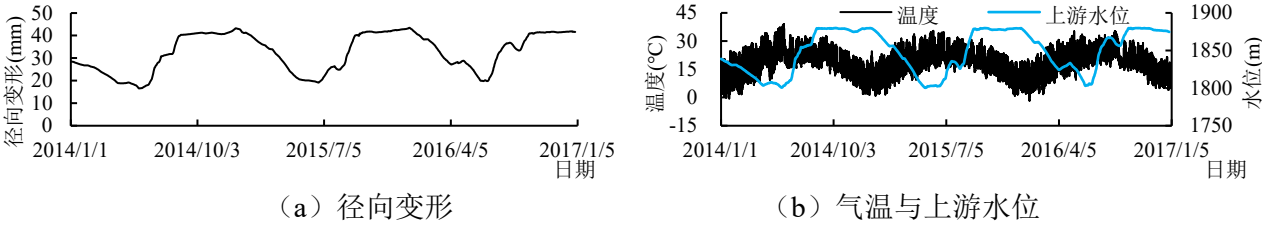


图 3 监测量过程线

Fig.3 Time curves of in-situ observation data

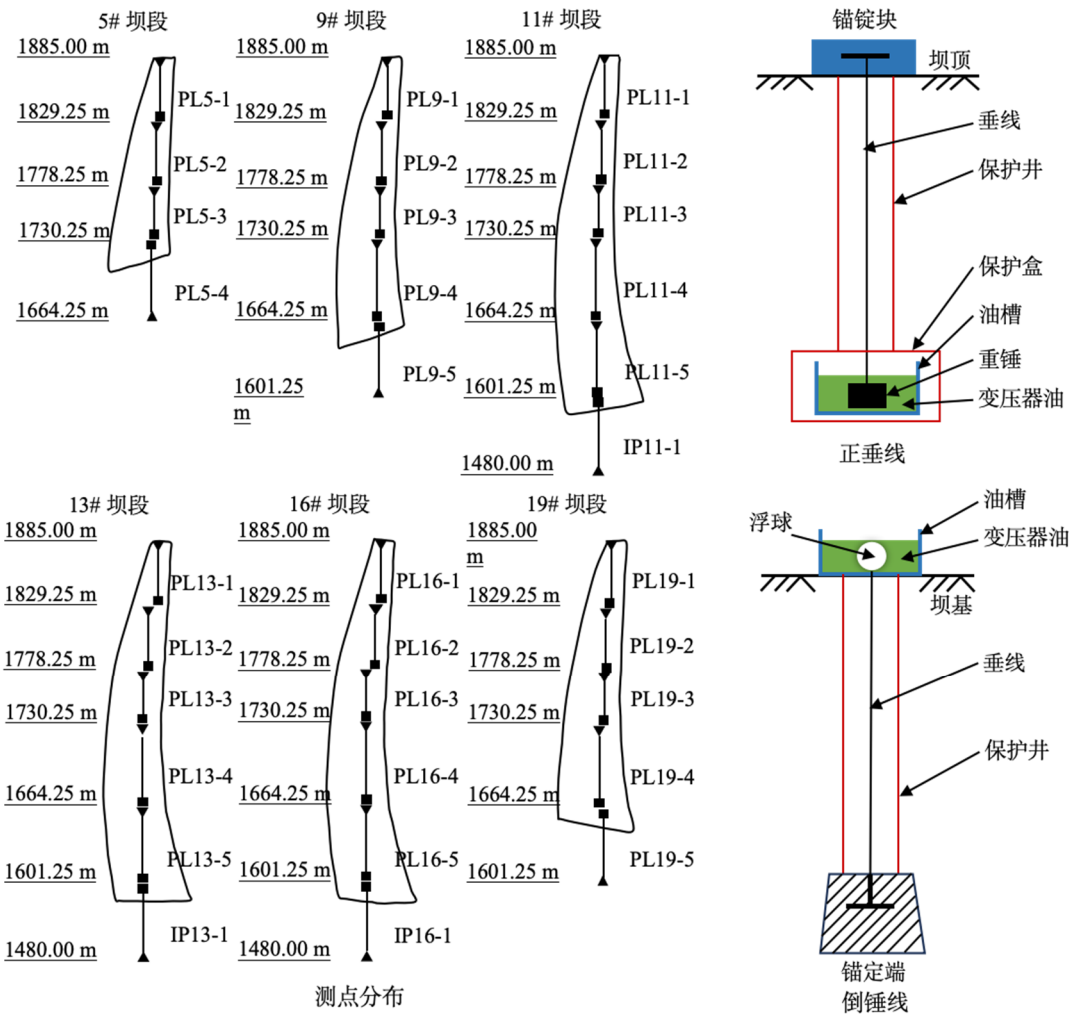


图 4 测点分布图

Fig.4 Distribution of the observation points

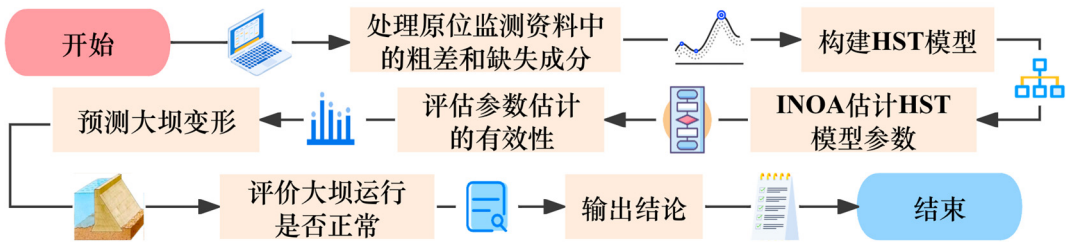


图 5 INOA-HST 建模流程

Fig.5 Modeling process of INOA-HST

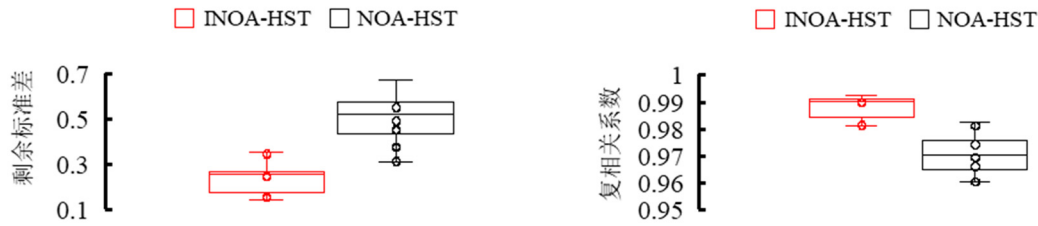


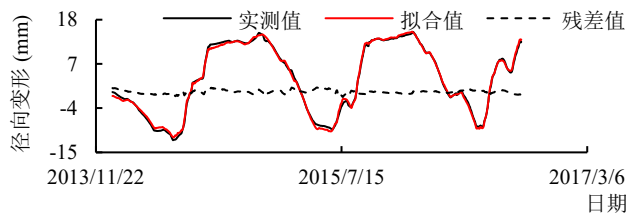
图 6 INOA-HST 和 NOA-HST 的性能评价指标箱线图

Fig.6 Boxplots of the performance evaluation indicators of the established INOA-HST and NOA-HST

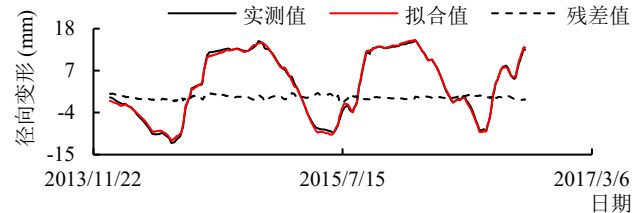
表 6 变形拟合及预测结果对比

Tab.6 Performance comparison of deformation fitting and prediction results

模型名称	拟合		预测	
	剩余标准差	复相关系数	剩余标准差	复相关系数
INOA-HST	0.146 5	0.992 3	0.535 6	0.986 5
NOA-HST	0.675 8	0.974 2	1.276 5	0.930 5
GLS-HST	0.965 7	0.934 2	1.679 8	0.876 7



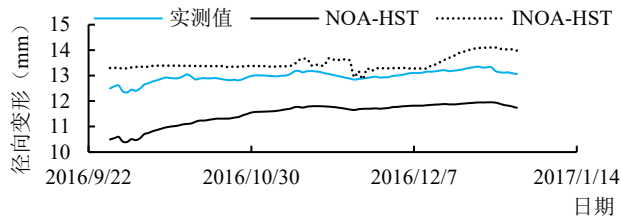
(a) INOA-HST



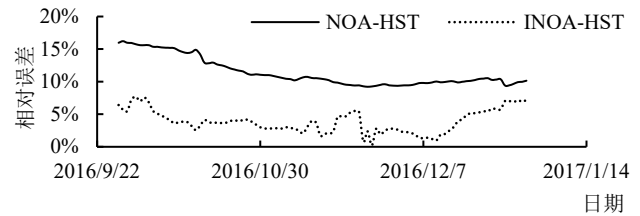
(b) NOA-HST

图 7 模型拟合结果

Fig.7 Fitting results of the established models



(a) 预测结果



(b) 相对误差

图 8 变形预测结果与相对误差

Fig.8 Deformation prediction results and relative errors

3 结论

针对 NOA 的不足,采用 Logistic-tent 混沌映射、黄金正弦变异、动态适应度-距离平衡选择、切线飞行、高斯变异扰动和 Tent 混沌扰动对 NOA 进行改进,得出了以下结论。

1) 综合单峰、多峰及固定维度多峰函数测试结果,相比于表 1 给出的 8 种元启发式算法,NOA 通过模拟星鸦的食物存储与找回行为的机制,搜索策略灵活度更高,全局优化能力更好,局部逃逸能力更强。

2) 通过引入 Logistic-tent 混沌映射, INOA

的初始种群位置向量分布范围和均匀性得到了优化;切线飞行策略和动态适应度-距离平衡选择则提升了 INOA 的全局搜索能力;黄金正弦变异有效维持了种群多样性;结合高斯变异扰动和 Tent 混沌扰动, INOA 的局部逃逸能力得到了强化。总体看来,相比于 NOA, INOA 的寻优性能提升,可靠性更强。

3) 应用 INOA 构建了大坝变形预测模型,在拟合过程中, INOA-HST、NOA-HST 和 GLS-HST 的复相关系数分别为 0.992 3、0.974 2 和 0.934 2,剩余标准差分别为 0.146 5、0.675 8 和 0.965 7;在预测过程中, INOA-HST、NOA-HST 和 GLS-HST 的复相关系数分别为 0.986 5、0.930 5 和 0.876 7,剩余标准

差分别为 0.535 6、1.276 5 和 1.679 8; INOA-HST 具有更优的变形解释和预测能力, 展现出较强的工程适用性。

在本研究所选基准函数和工程实例应用中, INOA 表现出较好的优化精度与收敛性能, 但不同工程问题在约束条件、设计变量特性及目标函数形态上存在差异, 将 INOA 推广应用至其工程优化场景时, 仍需结合问题特点构建与之适配的参数优化模式与配置策略。未来, NOA 的发展需聚焦算法结构创新与工程场景适配两大核心方向。在算法结构层面, 需融合混沌理论、强化学习、代理模型等前沿技术, 构建自适应参数调控机制与多策略混合架构。在工程应用层面, 需重点深耕多目标优化领域, 同时推动算法与数值模拟、数字孪生等工程技术的深度耦合, 为实际工程应用中模型参数优化、物理力学参数反演、智能决策与优化调控提供高效的解决途径。

参 考 文 献

- [1] Faramarzi A, Heidarinejad M, Stephens B, et al. Equilibrium optimizer: A novel optimization algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 191: 105190.
- [2] Ghasemi M, Zare M, Trojovský P, et al. Optimization based on the smart behavior of plants with its engineering applications: ivy algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 295: 111850.
- [3] 张梦婷, 张军, 何承烽. 元启发式算法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2026, 62(2): 41-53. [Zhang Menting, Zhang Jun, He Chengfeng. A review of meta-heuristic algorithm research[J]. Computer Engineering and Applications, 2026, 62(2): 41-53.]
- [4] 杨光, 栾博文, 李波, 等. 基于原型试验和封装式策略的 PCCP 断丝信号有效特征挖掘[J]. 水利学报, 2025, 56(2): 170-180. [Yang Guang, Luan Bowen, Li Bo, et al. Effective feature mining of PCCP broken wire signals based on prototype test and encapsulation strategy[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2025, 56(2): 170-180.]
- [5] 李泽宇, 赵喜萍, 李剑平, 等. 基于改进粒子群算法的阳泉市水资源优化配置研究[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2024, 45(5): 15-21. [Li Zeyu, Zhao Xiping, Li Jianping, et al. Research on optimal allocation of water resources in yangquan city based on improved particle swarm optimization[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2024, 45(5): 15-21.]
- [6] Abdel-Basset M, Mohamed R, Jameel M, et al. Nutcracker optimizer: A novel nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization and engineering design problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 262: 110248.
- [7] Makri C, Guedira S, Harraki I E, et al. Accurate electricity consumption forecasting for industrial energy management[J]. Results in Engineering, 2026, 29: 108969.
- [8] Sibtain D, Murtaza A F. Transient frequency control through nutcracker optimization algorithm for TFOPIDn-LADRC in energy containment-based power system[J]. Journal of Energy Storage, 2025, 122: 116683.
- [9] Wang Yushan, Yu Junqi, Wang Zhiwei, et al. Improved nutcracker optimization algorithm for energy-saving optimization in chiller plants: an industrial building case study[J]. Journal of Building Engineering, 2025, 110: 113084.
- [10] Rasool I, Rana R A. Improving the efficiency of a hybrid grid system through nutcracker optimization algorithm based TDFOP control[J]. International Journal of Energy Research, 2025, 2025(1): 2622968.
- [11] 吴艳敏, 安艳军, 郭瑞良, 等. 协同孤岛与重构的有源配电网故障恢复策略[J]. 可再生能源, 2026, 44(2): 223-229. [Wu Yanmin, An Yanyun, Guo Ruiliang, et al. Fault recovery strategy of active distribution network cooperative islanding and reconfiguration[J]. Renewable Energy Resources, 2026, 44(2): 223-229.]
- [12] 吴艳敏, 安艳军, 王璐, 等. 改进星鸦优化算法用于配电网多目标动态重构[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(14): 5886-5896. [Wu Yanmin, An Yanjun, Wang Lu, et al. Improved nutcracker optimization algorithm for multi-objective dynamic reconfiguration of distribution network[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(14): 5886-5896.]
- [13] Zang Zhuangzhuang, Wu Junjie, Huang Qingzhong, et al. Holistic design of optical phased arrays with wide beam scanning range and high side mode suppression ratio using an improved nutcracker optimization algorithm[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2025, 194: 109220.
- [14] 梅景涛, 王元, 任安楠, 等. 基于竞争性粒子群优化算法的多阶 Scholte 波频散曲线反演研究[J]. 地球物理学报, 2025, 68(12): 4926-4941. [Mei Jingtao, Wang Yuan, Ren Annan, et al. Inversion study on multi-order scholte wave dispersion curves based on competitive particle swarm optimization algorithm[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2025, 68(12): 4926-4941.]
- [15] Jameel M, Abouhawwash M. Revolutionizing optimization: an innovative nutcracker optimizer for single and multi-objective problems[J]. Applied Soft Computing, 2024, 164: 112019.
- [16] 吕鑫, 慕晓冬, 张钧, 等. 混沌麻雀搜索优化算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(8): 1712-1720. [Lyu Xin, Mu Xiaodong, Zhang Jun, et al. Chaotic sparrow search optimization algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 47(8): 1712-1720.]
- [17] Cai Yanguang, Guo Changle, Chen Xiang. An improved sand cat swarm optimization with lens opposition-based learning and sparrow search algorithm[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 20690.
- [18] Yang Guang, Gu Hao, Chen Xudong, et al. Hybrid hydraulic-seasonal-time model for predicting the deformation behaviour of high concrete dams during the operational period[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2021, 28(3): 1-19.
- [19] 陈超泉, 王宇涵, 谢晓兰, 等. 融合麻雀搜索机制的改进混沌海鸥优化算法[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(10): 4259-4271. [Chen Chaoquan, Wang Yuhuan, Xie Xiaolan, et al. Improved chaotic seagull optimization algorithm fused with

- sparrow search mechanism[J].Science Technology and Engineering,2023,23(10):4259-4271.]
- [20] 陈家玥,何振学,赵晓君,等.基于多向平衡移动星鸦优化算法的 MPRM 逻辑电路功耗优化[OL].北京航空航天大学学报,2025,1-17.[Chen Jiayue,He Zhenxue,Zhao Xiaojun,et al.Power optimization of mprm logic circuits based on multi-directional balanced moving nutcracker optimization algorithm[OL].Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2025,1-17.]
- [21] Yang Wenbiao,Xia Kewen,Fan Shurui,et al.A multi-strategy whale optimization algorithm and its application [J].Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022,108:104558.
- [22] 张志清,王硕,朱雷鹏,等.基于改进灰狼优化算法的物流末端配送路径规划与应用[J].科学技术与工程,2025,25(34):14891-14899.[Zhang Zhiqing,Wang Shuo,Zhu Leipeng,et al.Path planning and application in logistics terminal distribution based on improved grey wolf optimization algorithm[J].Science Technology and Engineering,2025,25(34):14890-14899.]
- [23] 周玉,刘星,师敬宇,等.改进天鹰优化算法的机器人路径规划[OL].工程科学与技术,2025,1-14.[Zhou Yu,Liu Xing,Shi Jingyu,et al.Robot path planning based on improved aquila optimizer algorithm[OL].Advanced Engineering Sciences, 2025:1-14.]
- [24] 范兴明,许洪华,张思舜,等.基于改进蜣螂优化算法深度混合核极限学习机的高压断路器故障诊断[J].电工技术学报,2025,40(12):3994-4003.[Fan Xingming,Xu Honghua,Zhang Sishun,et al.Fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on improved dung beetle optimizer algorithm deep hybrid kernel extreme learning machine[J].Transactions of China Electrotechnical Society,2025,40(12):3994-4003.]
- [25] 杨霖,傅蜀燕,吴曹东,等.基于 ICA-PSO-CNN 的大坝变形预测研究[J].华北水利水电大学学报(自然科学版),2025,46(3):11-16.[Yang Lin,Fu Shuyan,Wu Caodong,et al.Dam deformation prediction based on ICA-PSO-CNN[J] Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition),2025,46(3):11-16.]

A Multi-Strategy Integrated Improved Nutcracker Optimization Algorithm and its Engineering Application

YANG Guang^{1,2}, HE Xiheng¹, MA Dongmei³, GUAN Junfeng¹, JIANG Li¹, YANG Wenhai¹, MIAO Di¹

(1. School of Water Conservancy, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450046, China; 2. State Key Laboratory of Water Disaster Prevention, Nanjing 210098, China; 3. College of Surveying and Geo-Informatics, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450046, China)

Abstract: 【Objective】 To enhance the performance of Nutcracker Optimization Algorithm (NOA) in addressing complex optimization problems. an improvement algorithm with multiple strategies is proposed. **【Methods】** The performances of 8 typical meta-heuristic algorithms are evaluated based on benchmark functions. Targeting the shortcomings exhibited by NOA in the benchmark function tests, an improved Nutcracker Optimization Algorithm (INOA) is developed by integrating Logistic-tent chaotic mapping, tangent flight strategy, dynamic fitness-distance balance selection, golden sine mutation, Gaussian mutation perturbation, and Tent chaotic perturbation. The reliability and applicability of INOA are verified through benchmark function tests and engineering case analysis. **【Results】** (1) NOA delivers the optimal comprehensive performance in the benchmark function tests, yet it still falls into local optima in some unimodal and multimodal functions. (2) Compared with NOA, INOA achieves superior optimization performance with shorter running time, ablation tests indicate that the improved strategies are independently effective and work in a complementary and synergistic manner. (3) INOA, NOA, and Generalized Least Squares (GLS) are applied to construct the Hydraulic-Seasonal-Time (HST) model for concrete dam deformation prediction. The results indicate that INOA-HST outperforms NOA-HST and GLS-HST in terms of deformation interpretation and prediction capabilities. **【Conclusion】** Logistic-tent chaotic mapping can optimize the spatial distribution of the initial position vectors of the nutcracker population; tangent flight strategy and dynamic fitness-distance balance selection can enhance global search capability; golden sine mutation is effective in maintaining population diversity; and Gaussian mutation perturbation and Tent chaotic perturbation can strengthen the ability of escaping from local optima. This research can provide computational support for solving complex optimization problems in engineering applications. Future research should focus on algorithm structure innovation and engineering scenario adaptation, to realize the coordinated advancement of theoretical breakthroughs and application implementation.

Keywords: nutcracker optimization algorithm; multi-strategy integration; performance testing; continuous domain optimization; parameter estimation