

DOI: 10.7511/jslx20210726001

基于生物地理-海鸥群优化的高维结构可靠性分析

钟昌廷, 李刚*

(大连理工大学 工程力学系 工业装备结构分析国家重点实验室, 大连 116024)

摘要: 结构可靠度分析中, 一阶可靠度方法由于简单高效而得到广泛使用。然而, 对于高维非线性问题, 一阶可靠度方法可能导致不收敛或者早熟。为克服这一缺陷, 本文提出了基于生物地理-海鸥群优化的改进一阶可靠度方法。针对海鸥群优化算法在寻优过程中存在的早熟现象, 引入生物地理优化算法中的变异与迁移机制, 提出生物地理-海鸥群混合优化策略进行寻优计算。生物地理优化和海鸥群优化分别控制在探索和开发阶段的种群位置更新, 提高了海鸥群优化算法的探索能力。所提方法易于实施, 无需梯度信息, 全局收敛能力良好。最后, 采用了两个包含高维随机变量的框架结构和网架结构可靠度分析案例, 验证了所提算法的有效性。

关键词: 结构可靠性分析; 一阶可靠度法; 高维问题; 海鸥群优化算法; 生物地理优化算法

中图分类号: O213.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-4708(2022)01-0001-06

1 引言

结构可靠性分析是衡量结构不确定性和保证结构安全的重要手段。现有的可靠性分析方法主要包括抽样方法^[1]、一阶可靠性方法^[2]、代理模型^[3]和矩方法^[4]等。一阶可靠性方法简单高效, 依照是否需要梯度信息, 可分为梯度类方法和非梯度类方法。梯度类优化方法中, HL-RF 迭代方法最具代表性^[5,6], 但在求解强非线性问题时会导致收敛困难。为了克服这一缺陷, 研究者们提出了诸多改进策略。Yang 等^[7]提出了基于混沌理论的可靠度指标求解方法, 并分析了 HL-RF 方法在寻优过程中出现震荡和分叉现象的机理。Gong 等^[8]提出了改进的有限步长方法。李刚等^[9]提出了一种基于多目标优化策略的逆可靠度分析方法。夏雨等^[10]提出了基于曲面搜索的方法求解结构可靠指标。上述基于梯度的方法取得了较大进展, 但高维非线性隐式问题仍然是一大挑战, 仍然可能面临不收敛的问题。

在非梯度类方法中, 基于群智能算法的寻优策略逐渐受到研究者的关注。群智能优化算法是一类具有随机搜索能力的优化方法, 具有无须梯度信息、多候选解和并行计算等特性, 在工程结构优化中得到了广泛的应用^[11,12]。目前, 研究者已开发

了多种群智能优化算法, 用于改善一阶可靠性方法的寻优能力, 如粒子群算法^[13]、差分进化算法^[14]、蛙跳算法^[15]和碰撞体优化算法^[16]等。钟昌廷等^[17]提出了基于樽海鞘群优化算法和哈里斯鹰优化算法^[18]的改进一次二阶矩法, 对高维可靠度问题取得了一定的效果, 但对高维工程算例的研究较少。因此需要考虑结构可靠度分析的特点, 对现有群智能优化算法的搜索机制进行改进, 提高其在高维非线性结构可靠度问题中的收敛能力。

海鸥优化算法是一种新型群智能优化算法^[19], 具有较好的求解优化问题的能力。Li 等^[20]将海鸥优化算法用于求解冷热电联供系统优化问题, Dhi-man 提出了^[21]多目标海鸥优化算法求解多目标优化问题。然而, 海鸥优化算法在结构可靠性分析中存在早熟和局部收敛等现象。本文引入生物地理优化算法中的迁移和变异策略^[22], 提出生物地理-海鸥群混合优化算法迭代求解结构可靠度指标, 可有效求解高维非线性可靠度问题, 并通过框架和网架工程结构验证了所提方法的有效性。本文提出基于生物地理-海鸥群优化的改进一阶可靠度方法, 研究生物地理-海鸥群混合优化策略处理高维结构可靠度问题和搜索全局可靠度指标的性能, 并采用两个高维工程算例验证了所提方法的有效性。

2 基于生物地理-海鸥群优化的改进一阶可靠度方法

2.1 一阶可靠度方法

结构可靠性分析的目标是评估结构在不确定

收稿日期: 2021-07-26; 修改稿收到日期: 2021-09-09.

基金项目: 国家自然科学基金(118721420); 国家重点研发计划(2019YFA0706803)资助项目.

作者简介: 李刚*(1966-), 男, 博士, 教授
(E-mail: ligang@dlut.edu.cn).

性下的失效概率,其表达式为

$$P_f = \int_{g(x) \leq 0} \cdots \int f_X(x_1, \dots, x_n) d_{x_1} \cdots d_{x_n} \quad (1)$$

式中 P_f 为失效概率, $f_X(x_1, \dots, x_n)$ 为基本随机变量 \mathbf{x} 的概率密度函数, $g(x)$ 为极限状态函数, 小于 0 时的区域定义为失效域。由于式(1)为多维积分, 难以直接求解, 通常采用近似方法进行失效概率评估。一阶可靠度方法的主要任务为搜索最可能失效点, 确定最优可靠度指标, 在寻优过程中需要求解一个约束优化问题^[5],

$$\begin{aligned} \min. \beta &= \|\mathbf{u}\| = \sqrt{\mathbf{u}^T \mathbf{u}} \\ \text{s.t. } g(\mathbf{u}) &= 0 \end{aligned} \quad (2)$$

式中 \mathbf{u} 为标准正态空间内最可能失效点的位置向量, β 为可靠度指标, 定义为标准正态空间内极限状态面上离原点最近的距离。当随机变量不服从正态分布时, 可采用当量正态化方法处理非正态随机变量^[6], 得到随机变量的均值和标准差。可以看出, 式(2)是一个约束优化问题, 其可靠度指标的求解质量受优化算法性能的影响很大。随着问题复杂程度的增加, 对于优化算法的性能要求也越来越高, 需要进一步开发具有更高性能的优化算法来求解高维非线性可靠度问题。

2.2 海鸥优化算法

Dhiman 等^[19] 提出一种新型的群智能优化算法, 即海鸥优化算法 SOA (Seagull optimization algorithm), 其灵感来源于海鸥群体的迁徙和觅食行为。海鸥的迁徙行为主要包括躲避碰撞、朝最优位置方向和接近最优位置三种。在迁徙过程中, 海鸥成群结伴地移动, 为了防止海鸥之间碰撞误伤, 海鸥相互保持一定距离, 直至到达最佳位置。在攻击猎物时, 空中飞行呈螺旋式运动, 且盘旋半径逐渐减小直至捕食成功。根据上述行为, 建立了海鸥优化算法的粒子位置更新机制。

海鸥在迁徙过程中, 位置更新表达式为

$$D_s(t) = |AX_i - 2rA^2(X_{\text{best}} - X_i)| \quad (3)$$

式中 $D_s(t)$ 为海鸥的更新位置, X_{best} 和 X_i 分别为海鸥群最优位置和海鸥当前位置, r 为 (0, 1) 的随机数, A 为与迭代步 t 和最大迭代步 T_{max} 相关的调节参数, 计算式为 $A = 2(1 - t/T_{\text{max}})$ 。

海鸥在攻击过程中, 位置更新表达式为

$$X_i = D_s(t) \exp(-2bL) \cos(2\pi L) + X_{\text{best}} \quad (4)$$

式中 b 为螺旋形状相关常数, L 通过调节参数 A 计算得到, 计算式为 $L = r(A - 1) - 1$ 。

海鸥优化算法概念简单, 易于执行, 但求解结构可靠度问题时存在早熟和陷入局部最优的现象。其原因在于, 海鸥优化算法的探索能力较差, 一旦

种群中的最优解陷入局部最优, 其他个体解也跟随种群内最优解方向进行移动, 其变异性较差。

2.3 生物地理-海鸥群优化算法

为了改善海鸥优化算法的缺陷, 本文引入生物地理优化算法 BBO (Biogeography-based optimization)^[22] 的栖息地物种迁移和变异策略来改进海鸥优化算法的寻优能力。生物地理学优化算法中, 栖息地视为候选解, 而栖息地适应度指数视为适应度值。其位置更新策略如下。

在迁移过程中, 迁入率和迁出率为描述栖息地变化过程中的两个参数, 其计算公式为

$$\lambda_i = \lambda_{\text{max}}(1 - s_i/s_{\text{max}}), \mu_i = \mu_{\text{max}}(s_i/s_{\text{max}}) \quad (5)$$

式中 λ_i 和 μ_i 分别为第 i 个栖息地的迁入率和迁出率, λ_{max} 和 μ_{max} 分别为迁入率和迁出率的最大值。 s_i 和 s_{max} 分别为栖息地的物种数量和最大值。通过计算迁移过程中的参数来确定解集更新分量, 融合解集信息。

在变异过程中, 其栖息地的突变概率与物种概率为反向关系, 物种概率 P_k 计算公式为

$$P_k = \begin{cases} -(\lambda_k + \mu_k)P_k + \mu_{k+1}P_{k+1} & (s_i = 0) \\ -(\lambda_k + \mu_k)P_k + \lambda_{k-1}P_{k-1} + \mu_{k+1}P_{k+1} & (1 \leq s_k \leq s_{\text{max}} - 1) \\ -(\lambda_k + \mu_k)P_k + \lambda_{k-1}P_{k-1} & (s_k = s_{\text{max}}) \end{cases} \quad (6)$$

式中 栖息地 H_k 突变概率 m_k 为

$$m_k = m_{\text{max}}(1 - P_k/P_{\text{max}}) \quad (7)$$

式中 m_{max} 为栖息地的最大突变概率, P_{max} 为物种概率的最大值。

生物地理学优化算法的探索能力较强, 可以弥补海鸥群优化算法探索能力的不足。本文结合两者算法的特点, 提出了生物地理-海鸥群优化算法 BBSOA (Biogeography-based seagull optimization algorithm), 引入栖息地物种迁移和变异策略来增加种群的随机搜索能力, 同时利用海鸥优化算法中较强的开发能力, 对种群中每个个体生成随机数, 并根据概率值判断更新策略, 从而进行位置和适应度值更新。在混合群智能优化算法中, 生物地理优化作为探索阶段, 海鸥群优化作为开发阶段, 因此平衡了优化算法的探索与开发能力, 改善了其求解高维可靠性问题的收敛性能。

2.4 算法流程

本文提出了基于生物地理-海鸥群优化的一阶可靠度方法 BBSOA-FORM, 其执行步骤为, (1) 基于一阶可靠性理论, 建立可靠性分析中的优化列式; (2) 设置改进海鸥优化算法的种群数量和迭代步等参数; (3) 生成初始种群, 并计算其适应

度; (4) 更新算法参数与随机数,并根据概率值判断位置更新策略; (5) 若 $\text{rand} < R_d$,采用生物地理优化算法中的迁移和变异策略对探索阶段种群位置进行更新; (6) 若 $\text{rand} \geq R_d$,采用海鸥优化算法的迁徙与攻击策略对开发阶段种群位置进行更新; (7) 对种群位置进行边界约束,计算适应度值,并获得当前迭代步的全局最优解; (8) 重复步骤(4~7),直至满足收敛条件; (9) 输出最优可靠度指标和设计点。总流程如图1所示。

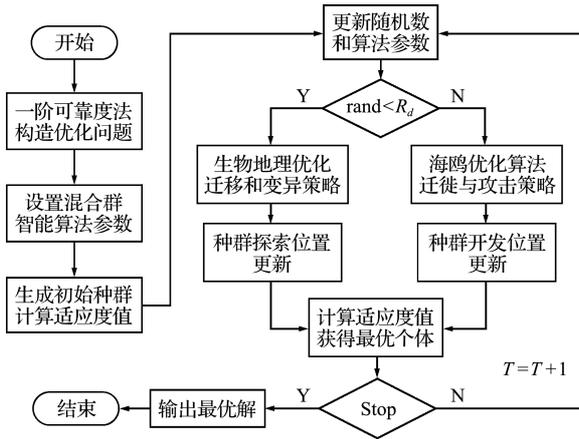


图1 所提方法总流程
Fig.1 Flowchart of the proposed method

3 算例验证

采用两个高维工程算例来验证本文算法,以蒙特卡洛(10^6 次抽样)结果为参考解,将本文算法与粒子群算法、哈里斯鹰算法和海鸥群算法进行比较。所有算法种群数量取100,最大迭代步为500,本文算法 $R_d=0.6$;统计20次独立运行结果。

3.1 高维框架结构

考虑一个7层3跨的框架结构,各层层高3 m,柱间距7 m,如图2所示。该高维问题包含106个随机变量,其分布信息列入表1。极限状态函数为 $g(x)=0.08-d(x)$ 。

蒙特卡洛抽样得到的可靠度指标和失效概率分别为 $\beta=3.8787$ 和 $P_f=5.36 \times 10^{-5}$ 。各群智能优化算法经过20次独立运行的可靠度指标统计结果列入表2,其中CPU时间为算法单次运行时间的平均值。结果表明,在500次迭代后,粒子群算法和海鸥群算法误差很大,没有收敛到正确结果;哈里斯鹰算法和本文方法与蒙特卡洛法结果相比,误差分别为5.78%和4.59%,而且本文方法的计算时间仅为哈里斯鹰算法的43%。另外,本文方法的标准差仅为0.0134,体现了良好的鲁棒性。需要指出的是,由于功能函数为高维非线性,随机

变量正态分布,会导致蒙特卡洛法得到的失效概率转化为可靠指标有一定误差。各方法的收敛曲线如图3所示,本文所提方法的收敛速度与性能明显优于海鸥群算法和粒子群算法。

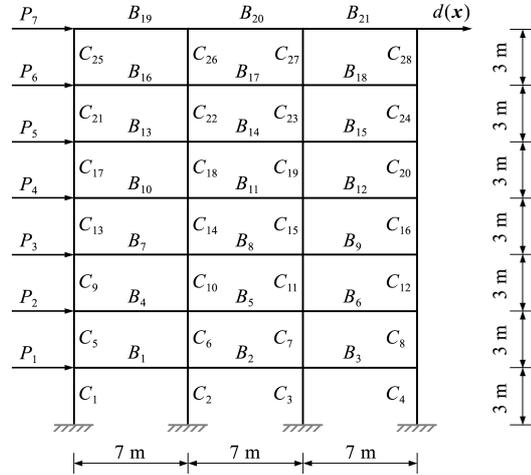


图2 框架结构
Fig.2 Frame structure

表1 框架结构随机变量分布
Tab.1 Distribution of random variables for frame

变量	分布类型	均值	标准差
P_1-P_7/kN	对数正态分布	80	8
E/GPa	正态分布	200	20
$A_{B1}-A_{B21}/\text{m}^2$	正态分布	1.3×10^{-2}	1.3×10^{-3}
$I_{B1}-I_{B21}/\text{m}^4$	正态分布	7.0×10^{-4}	7.0×10^{-5}
$A_{C1}-A_{C28}/\text{m}^2$	正态分布	1.3×10^{-2}	1.3×10^{-3}
$I_{C1}-I_{C28}/\text{m}^4$	正态分布	3.0×10^{-4}	3.0×10^{-5}

表2 框架结构可靠指标计算结果
Tab.2 Results of reliability index for frame

方法	最小值	平均值	最大值	标准差	时间/s
粒子群算法	6.0399	8.3967	27.5538	4.7092	36.6
哈里斯鹰算法	4.0482	4.1028	4.1795	0.0444	89.2
海鸥群算法	6.8866	8.8238	10.4839	0.9396	35.9
本文方法	4.0385	4.0567	4.0865	0.0134	38.1

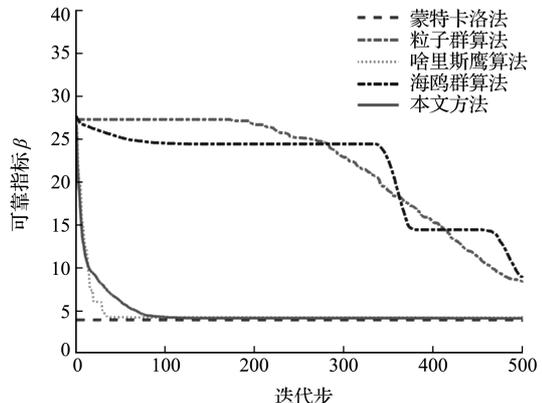


图3 框架结构可靠指标收敛曲线
Fig.3 Convergence curves of reliability index for frame

3.2 高维空间网架结构

考虑一个空间网架穹顶结构,包含 31 个节点, 75 个杆件,平面最大跨度为 20.153 m,高度为 6.448 m,其结构如图 4 所示。

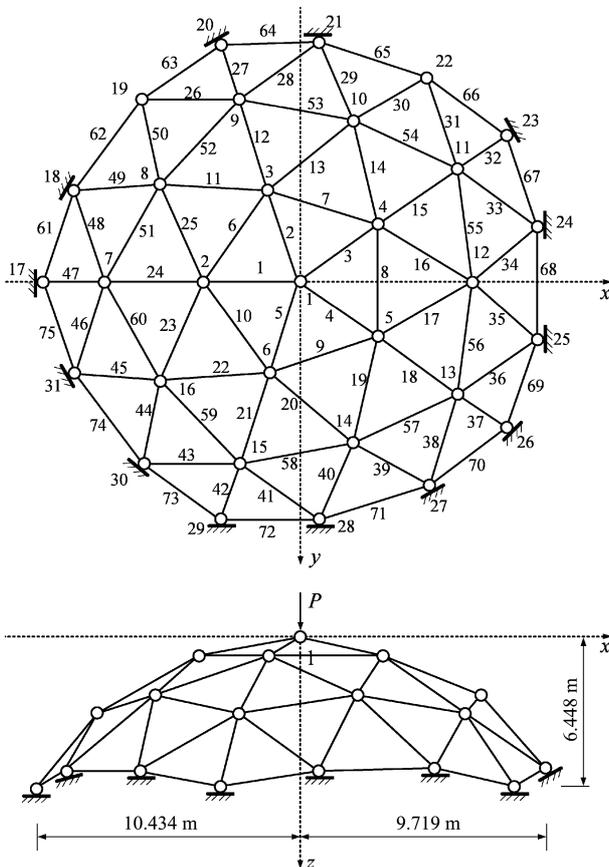


图 4 网架结构
Fig. 4 Dome structure

结构受到作用于顶部 1 号节点的竖向垂直荷载。该高维结构可靠度问题包括 77 个随机变量,其随机变量统计信息列入表 3。极限状态函数定义为 $g(\mathbf{x}) = 0.035 - d(\mathbf{x})$ 。

表 3 网架结构随机变量分布

Tab. 3 Distribution of random variables for dome

变量	分布类型	均值	标准差
$A_1 - A_5 / \text{m}^2$	正态分布	0.07618	0.10
$A_6 - A_{10} / \text{m}^2$	正态分布	0.03716	0.10
$A_{11} - A_{25} / \text{m}^2$	正态分布	0.03902	0.10
$A_{26} - A_{50} / \text{m}^2$	正态分布	0.01858	0.10
$A_{51} - A_{75} / \text{m}^2$	正态分布	0.03902	0.10
E / GPa	正态分布	201.097	0.08
P / kN	极值 I 型分布	1017.633	0.10

基于蒙特卡洛抽样的可靠度指标和失效概率计算结果为 $\beta = 2.3325$ 和 $P_f = 0.00984$ 。表 4 统计了各算法独立运行 20 次的计算结果。结果表

明,其余三种算法的可靠度指标误差较大,本文方法的计算误差最小,且标准差仅为 0.0109,具有良好的精度和鲁棒性。图 5 的收敛曲线表明,本文方法的收敛速度优于其他三种群智能优化算法。

表 4 网架结构可靠指标计算结果

Tab. 4 Results of reliability index for dome

方法	最小值	平均值	最大值	标准差	时间/s
粒子群算法	2.7127	3.0648	4.5764	0.4307	20.9
哈里斯鹰算法	3.9263	6.0736	7.2642	0.9233	54.6
海鸥群算法	3.7679	4.9425	6.2904	0.7859	20.6
本文方法	2.4715	2.4825	2.5080	0.0109	22.4

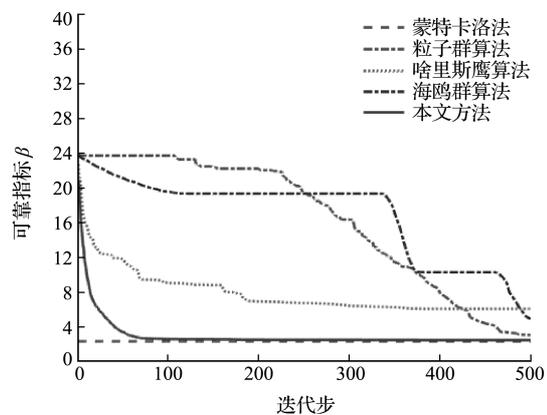


图 5 网架结构可靠指标收敛曲线

Fig. 5 Convergence curves of reliability index for dome

4 结论

本文提出了一种基于生物地理-海鸥群优化的改进一阶可靠度方法,并采用高维框架结构和网架结构算例验证了所提方法的有效性。其结论如下。

(1) 在混合优化算法中,采用生物地理优化中物种迁移和变异策略对海鸥优化算法进行改善,平衡了优化算法的探索与开发能力,使海鸥优化算法寻找全局最优可靠度指标的能力增强,可有效避免局部最优。计算过程中不需要梯度信息,便于处理梯度信息难以获取的可靠性问题。

(2) 本文方法在高维框架结构和高维网架结构可靠度算例进行了验证,并与粒子群算法、哈里斯鹰算法和海鸥群算法进行了比较。结果表明,本文提出的生物地理-海鸥群优化算法在计算精度、计算效率和鲁棒性等方面均有优势。

参考文献(References):

- [1] 宋述芳,吕震宙.高维小失效概率下的改进线抽样方法[J].航空学报,2007,28(3):596-599. (SONG Shu-fang, LÜ Zhen-zhou, Improved line sampling method

- for structural reliability with high dimensionality and small failure probability[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2007, **28**(3): 596-599. (in Chinese))
- [2] 孟增,李刚.基于修正混沌控制的一次二阶矩可靠度算法[J].工程力学,2015,**32**(12):21-26.(MENG Zeng,LI Gang.Modified chaos control-based first order second moment reliability method[J].*Engineering Mechanics*,2015,**32**(12):21-26.(in Chinese))
- [3] 赵维涛,陈欢,祁武超.基于主动学习 Kriging 模型的结构多失效模式可靠度计算[J].计算力学学报,2020,**37**(1):8-13.(ZHAO Wei-tao,CHEN Huan,QI Wu-chao.Structural reliability calculation for multiple failure modes based on an active learning Kriging model[J].*Chinese Journal of Computational Mechanics*,2020,**37**(1):8-13.(in Chinese))
- [4] Xu J,Zhang Y,Dang C.A novel hybrid cubature formula with Pearson system for efficient moment-based uncertainty propagation analysis[J].*Mechanical Systems and Signal Processing*,2020,**140**:106661.
- [5] Hasofer A,Lind N.An exact invariant first order reliability format [J]. *ASCE Journal of Engineering Mechanics*,1974,**100**:111-121
- [6] Rackwitz R,Flessler B.Structural reliability under combined random load sequences [J]. *Computers & Structures*,1978,**9**(5):489-494.
- [7] Yang D X,Li G,Cheng G D.Convergence analysis of first order reliability method using chaos theory[J]. *Computers & Structures*,2006,**84**(8-9):563-571.
- [8] Gong J X,Yi P.A robust iterative algorithm for structural reliability analysis[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*,2011,**43**(4):519-527
- [9] Li G,Li B,Hu H.A novel first-order reliability method based on performance measure approach for highly nonlinear problems[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*,2018,**57**(4):1593-1610.
- [10] 夏雨,张泽俊,余颖焯,等.一种求算结构可靠度指标的新方法[J].计算力学学报,2021,**38**(2):140-145.(XIA Yu,ZHANG Ze-jun,YU Ying-ye,et al.A new method for calculating structural reliability index [J].*Chinese Journal of Computational Mechanics*,2021,**38**(2):140-145.(in Chinese))
- [11] 李刚,王梦晨.基于三线性分灾模型的结构多目标抗震优化设计[J].计算力学学报,2020,**37**(1):1-7.(LI Gang,WANG Meng-chen.Multi-objective optimization design for seismic structures based on trilinear damage-reduction model[J].*Chinese Journal of Computational Mechanics*,2020,**37**(1):1-7.(in Chinese))
- [12] 项梦洁,王宪杰,王思文,等.随机激励下多塔结构 BRB 布置优化及多维易损性评估[J].土木工程学报,2021,**54**(3):19-28.(XIANG Meng-jie,WANG Xian-jie,WANG Si-wen,et al.BRB layout optimization and multi-dimensional fragility evaluation of multi-tower structure under stochastic excitation[J].*China Civil Engineering Journal*,2021,**54**(3):19-28.(in Chinese))
- [13] Elegbede C.Structural reliability assessment based on particles swarm optimization[J].*Structural Safety*,2005,**27**(2):171-186.
- [14] Zaeimi M,Ghoddosian A.Structural reliability assessment based on the improved constrained differential evolution algorithm[J].*Periodica Polytechnica Civil Engineering*,2018,**62**(2):494-507.
- [15] 李彦苍,刘丽萍.基于改进蛙跳算法的结构可靠指标计算[J].计算力学学报,2015,**32**(6):803-807,819.(LI Yan-cang,LIU Li-ping.Reliability index calculation based on improved shuffled frog leaping algorithm[J].*Chinese Journal of Computational Mechanics*,2015,**32**(6):803-807,819.(in Chinese))
- [16] Cheng J M,Zhao W.Parallel system reliability analysis with a CECBO algorithm[J].*Structural and Multidisciplinary Optimization*,2021,**64**(1):71-88.
- [17] Zhong C T,Wang M F,Dang C,et al.Structural reliability assessment by salp swarm algorithm-based FORM[J].*Quality and Reliability Engineering International*,2020,**36**(4):1224-1244.
- [18] Zhong C T,Wang M F,Dang C,et al.First-order reliability method based on harris hawks optimization for high-dimensional reliability analysis[J].*Structural and Multidisciplinary Optimization*,2020,**62**(4):1951-1968.
- [19] Dhiman G,Kumar V.Seagull optimization algorithm: Theory and its applications for large-scale industrial engineering problems [J]. *Knowledge-Based Systems*,2019,**165**:169-196.
- [20] Li L L,Zheng S J,Tseng M L,et al.Performance assessment of combined cooling, heating and power system operation strategy based on multi-objective seagull optimization algorithm[J].*Energy Conversion and Management*,2021,**244**:114443.
- [21] Dhiman G,Singh K K,Soni M,et al.MOSOA:A new multi-objective seagull optimization algorithm [J]. *Expert Systems with Applications*,2021,**167**:114150.
- [22] Dan S.Biogeography-based optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*,2008,**12**(6):702-713.

Biogeography-based seagull optimization for high-dimensional structural reliability analysis

ZHONG Chang-ting, LI Gang*

(State Key Laboratory of Structural Analysis for Industrial Equipment, Department of Engineering Mechanics,
Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: In structural reliability analysis, first-order reliability method (FORM) is popular due to its efficiency and simplicity, but it may fail to converge or be premature when applied to high-dimensional nonlinear problems. This paper presents an improved FORM combined with the hybrid biogeography-based seagull optimization algorithm. To deal with prematurity of the seagull optimization algorithm during optimization process, the mutation and immigration on the biogeography-based optimization are introduced, and the hybrid biogeography-based seagull optimization algorithm is presented to find the optimal solution. In the proposed method, the updating strategies of position in exploration phase and exploitation phase are controlled by the biogeography-based optimization and seagull optimization algorithm, respectively. The convergence of the seagull optimization algorithm is enhanced by the hybrid strategy. The proposed algorithm is easy to implement, and it has global convergence without derivative information during optimization process. Finally, the proposed method is verified on two engineering structures (a frame and a dome) with high-dimensional random variables.

Key words: structural reliability analysis; first-order reliability method; high-dimensional problems; seagull optimization algorithm; biogeography-based optimization

引用本文/Cite this paper:

钟昌廷, 李 刚. 基于生物地理-海鸥群优化的高维结构可靠性分析[J]. 计算力学学报, 2022, **39**(1): 1-6.

ZHONG Chang-ting, LI Gang. Biogeography-based seagull optimization for high-dimensional structural reliability analysis[J]. *Chinese Journal of Computational Mechanics*, 2022, **39**(1): 1-6.