

贺子光, 吴博, 赵法锁, 等. 蝙蝠优化算法在边坡可靠性分析中的应用[J]. 灾害学, 2016, 31(3): 31–38, 53. [HE Ziguang, WU Bo, ZHAO Fasuo, et al. The Application of Bat Algorithm in Analysis of Slope Reliability[J]. Journal of Catastrophology, 2016, 31(3): 31–38, 53.]

蝙蝠优化算法在边坡可靠性分析中的应用^{*}

贺子光¹, 吴 博¹, 赵法锁¹, 程振全¹, 汪班桥¹, 段 钊²

(1. 长安大学 地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710054; 2. 西安科技大学 地质与环境学院, 陕西 西安 710054)

摘 要: 基于可靠度的几何意义, 提出基于蝙蝠算法(Bat Algorithm, BA)进行边坡可靠性分析。针对基本蝙蝠算法易早熟、收敛精度低的不足, 将细菌觅食算法中的迁徙操作(Elimination Dispersal)引入基本蝙蝠算法, 形成迁徙蝙蝠算法(EDBA), 提高了算法的全局搜索能力和收敛速度。算例1的计算结果表明: EDBA较基本BA的计算精度高, 收敛速度快, 稳定性更好, 对求解复杂、高度非线性功能函数的可靠性问题具有很好的适应性。对于隐式功能函数的边坡可靠度求解, 提出了采用蝙蝠算法和基因表达式编程(Gene Expression Programming, GEP)相结合的计算边坡可靠度的新方法。该方法采用GEP方法拟合边坡极限状态函数, 构建响应面, 通过蝙蝠算法计算边坡可靠度及相应的验算点; 算例2的计算结果证明: EDBA-GEP方法对求解隐式功能函数的边坡可靠性问题具有很好的适应性, 是科学可行的, 具有很好的应用前景。

关键词: 基因表达式编程(GEP); 蝙蝠算法(BA); 迁徙因子; 响应面法(RSM); 边坡; 可靠度

中图分类号: X43; P64; Tu457 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000–811X(2016)03–0031–09

doi: 10.3969/j.issn.1000–811X.2016.03.006

在边坡工程评价、设计和施工过程中, 最重要、最根本的指标是边坡的安全性, 由于岩土工程的不确定性中, 传统的边坡稳定性评价方法不能很好地解决该问题。鉴于此, 边坡的可靠性分析理论得到了迅速发展, 它的分析结果能够反映各种类型的不确定性或随机性, 更能客观地评价边坡的安全性。

经过国内外众多学者的研究, 边坡可靠性分析方法取得了一定的成果。目前, 用于边坡可靠度计算的方法主要有: 蒙特卡罗法(MCS)^[1]、一次二阶矩法(FORM)^[2]、最优化法^[3]和响应面法(RSM)^[4]等, 但这些方法均存在一些或多或少的缺陷: MCS是最简单、最直接的可靠度分析方法, 回避了可靠度指标计算中的数学困难, 不需要考虑极限状态函数的复杂性, 但是对失稳概率小的边坡问题, 其计算效率低下, 非常耗时; 最优化法是一种新的求解可靠度指标的数值方法, 即求解可靠指标等同于求解极限状态曲面到原点最短距离的优化问题。应该说用优化方法求解可靠指标是一种有效的途径, 但现有的大部分优化方法

在求解功能函数呈高度非线性问题时, 有时会陷入局部最小值, 或者是计算结果不收敛, 效果往往不理想; RSM通过多项式函数拟合技术构造响应面代替隐式功能函数, 在确定性方法和可靠性分析之间建立了“桥梁”, 但传统的响应面法在某些特殊情况下还存在收敛困难的问题。后来, 有学者将ANN法和SVM法应用于边坡可靠性分析中, 然ANN法存在局部极小和“过拟合”问题; SVM法的拟合精度受所选核函数参数取值的影响较大, 而其参数是通过优化方法得到, 不同的参数优化方法导致其拟合精度不同。因此, 寻求合适的边坡可靠度分析方法仍是一个亟待解决的问题。

蝙蝠算法(Bat Algorithm, BA)是一种模拟蝙蝠觅食行为的新型元启发式优化算法^[5], 已在工程设计、分类等领域得到应用, 研究表明, BA对高度非线性优化问题有着很好的解决能力。基因表达式编程(Gene Expression Programming, GEP)是Ferreira在生物基因表达的启示下^[6], 融合了GA和GP优点的新函数挖掘方法。GEP方法具有很强

^{*} 收稿日期: 2016–01–12 修回日期: 2016–03–12

基金项目: 国家自然科学基金应急管理项目(41440021); 西部矿产资源与地质工程教育部重点实验室开放基金项目(310826151137); 陕西省科技计划项目(s2012sf3082)

第一作者简介: 贺子光(1987–), 男, 河南焦作人, 博士研究生, 主要从事岩土工程计算与分析方面的研究。

E-mail: hzg198762@163.com

的函数拟合能力,在函数拟合时不需要任何先验知识,结合多数据流之间的映射关系,是一种新型多数据流的拟合方法。因此本文提出将 BA 和 GEP 结合,应用于边坡可靠性分析中,通过 GEP 构建显式的极限状态函数,利用 BA 进行可靠度指标计算。

1 EDBA-GEP 方法

1.1 基本蝙蝠算法

蝙蝠在不同程度上都有回声定位系统,因此有“活雷达”之称。借助这一系统,它们能在完全黑暗,且存在大量干扰的环境中飞行和捕捉食物。蝙蝠能连续不断地发出高频超声波,如果碰到障碍物或飞舞的昆虫时,这些超声波就能反射回来,然后由它们超凡的大耳廓所接收,使反馈的信息在它们微细的大脑中进行分析。这种超声波探测灵敏度和分辨力极高,使它们根据回声不仅能判别方向,为自身飞行路线定位,还能辨别不同的昆虫或障碍物,进行有效的回避或追捕。根据蝙蝠的觅食特性,Xin-She Yang 于 2010 年提出了新的种群进化算法——蝙蝠算法^[7]。BA 的寻优过程同粒子群算法、果蝇优化算法等类似,首先随机生成初始种群,对种群内每个个体计算相应的适应度值,然后其他个体都追随当前最优个体在空间中搜索即通过迭代找到最优解。具体的实施过程如下所示:

(1) 设置相关参数:种群规模 $Sizepop$ 、最大响度值 A_0 、初始,搜索脉冲频率范围 $[f_{\min} f_{\max}]$,音量的衰减系数 α ,搜索频率的增强系数 γ 和最大迭代次数 $iterMax$ 。

(2) 随机初始化蝙蝠的位置 x_i ,并根据适应度值的优劣寻找当前最优解 x^* 。

(3) 蝙蝠的搜索脉冲频率、速度和位置更新。种群在进化过程中,每一代个体的搜索脉冲频率、速度和位置按如下公式进行变化:

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta \quad (1)$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - x^*)f_i; \quad (2)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t. \quad (3)$$

式中: f_{\min} 和 f_{\max} 分别为蝙蝠发出声波的最小和最大频率, β 为 $[0, 1]$ 中的均匀随机数。设置初始值时,每只蝙蝠发射声波的频率服从于 $[f_{\min}, f_{\max}]$ 的均匀随机分布。

(4) 生成随机数 $rand1 > r_i$,则从处在最佳位置的蝙蝠群体中选择 1 个,对蝙蝠进行随机扰动,用扰动后的位置取代蝙蝠当前的位置 x^* 。

$$X_{\text{new}} = X_{\text{old}} + \varepsilon A^t, \quad (4)$$

式中: ε 为 $[-1, 1]$ 中的随机数, X_{old} 为从当前最

优解集中随机选择的一个解, $A^t = (A_i^t)$ 为全体蝙蝠在迭代次数为 t 时的平均响度。

(5) 生成随机数 $rand2$,如果 $rand2 > A_i$ 且 $f(x_i) < f(x^*)$,则接受步骤 4 产生的新解,然后按如下公式对 r_i 和 A_i 进行更新。

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t; \quad (5)$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)] \quad (6)$$

式中: γ_i^0 为初始速度, α 和 γ 均为常数, $0 < \alpha < 1$, $\gamma > 0$ 。

(6) 依据适应度值的大小对群体蝙蝠进行排序,找到当前最优位置 x^* 。

(7) 判断是否满足停止条件,若满足,则结束算法并输出最优解,否则转到步骤 2。

1.2 蝙蝠算法的改进

1.2.1 引入细菌迁徙因子

尽管 BA 具有很多其他算法不具有的优点,但是由 BA 的原理可知,在整个迭代寻优过程中,一旦选取出当代最优个体,所有的个体都是根据最优个体的位置更新自身的速度,因此降低了种群的多样性。假如最优个体为局部最优解,则整个进化过程易发生“早熟”收敛现象,导致算法陷入局部最优解。针对该问题,本文将细菌觅食算法中的迁徙操作因子引入基本 BA 中,形成迁徙蝙蝠算法 (Elimination Dispersal Bat algorithm, EDBA)^[8-10]。新算法采用进化停滞步数 t 作为执行条件,假设细菌的迁徙概率为 Ped ,当 $t \geq T$ (最大进化停滞步数) 时,对当代种群中个体以一固定概率 $Ped(i)$ 执行迁徙操作,对于适应度值高的,且靠近全局最优的个体,执行迁徙操作将会引起解的退化,因此,本文针对不同适应度值个体赋予不同的迁徙概率 $Ped(i)$,具体见式(7)。

$$Ped(i) = \frac{fitnessbest - fitness(i)}{(fitnessbest - fitnessworst)} \cdot Ped. \quad (7)$$

1.2.2 改变局部搜索策略

基本蝙蝠算法和粒子群算法很相似,但蝙蝠算法加强了局部搜索,很好地平衡了全局搜索和局部搜索。在基本蝙蝠算法中,针对局部搜索,其采用的是在最优解集中随机选择一个最优解,并在此最优解附近进行局部搜索。这样的局部搜索策略,弱化了当前最优解在局部搜索中的控制力。为了提高当前最优解在局部搜索中的主控性,本文采用如下方法更新新解的位置:

$$\frac{|fitnessbest(i) - fitnessbest(i-3)|}{|fitnessbest(i)|} \leq \sigma, i \geq 4; \quad (8)$$

$$\begin{cases} \sigma \geq 5\%, & \omega_1 = \omega_2 = 0.5; \\ \sigma < 5\%, & \omega_1 = 0.9, \omega_2 = 0.1. \end{cases} \quad (9)$$

$$X_{\text{new}} = (\omega_1 \cdot X_{\text{fitbest}} + \omega_2 \cdot X_{\text{mean}}) + \varepsilon A^t. \quad (10)$$

式中: X_{fitbest} 指当前最优解; X_{mean} 是最优解集的平均

均值; ω_1 、 ω_2 分别是 X_{fitbest} 和 X_{mean} 的权重, $\omega_1 + \omega_2 = 1$, 具体取值见式(9)。

1.3 引入细菌迁徙因子的蝙蝠算法

引入细菌迁徙因子的蝙蝠算法(EDBA)以基本蝙蝠算法为依托, 具体计算过程如下:

(1) 所需参数进行初始化设置, 即: 种群规模(Sizepop)、最大进化停滞步数限值 T 、脉冲发射的响度 $A_0(i)$ 、初始速率 $r_0(i)$, 搜索脉冲频率范围 $[f_{\max}, f_{\min}]$, 音量的衰减系数 α , 最大迭代次数 iterMax 。

(2) 根据式(2)~(4)随机产生初始种群。

(3) 依据适应度值的大小对群体蝙蝠进行排序, 记录最优适应度值 fitnessbest 和最差适应度值 fitnessworst , 并记录停滞步数 t 。

(4) 判断是 $t \geq T$ 否成立, 若成立, 根据式(7)计算每个蝙蝠个体的迁徙概率, 采用遗传算法中的轮盘赌方式作为选择机制, 将被选择个体重新分配到空间中进行寻优, 未迁徙的个体保留。

(5) 对迁徙后的蝙蝠群体进行评价, 根据个体适应度值的大小来更新最优解和最优值。

(6) 进行局部搜索。根据式(8)和式(9)确定 ω_1 、 ω_2 的取值, 采用式(10)更新新解的位置。

(7) 评价新解的结果, 记录当前群体中的最优位置和最优值。若当前最优位置和最优值优于以前的最优值和最优位置, 则用当前最优位置和最优值替换以前的最优值和最优位置, 否则保持以往的状态。

(8) 进入迭代寻优, 重复步骤(2)~(7), 直至达到最大进化代数为止。

1.4 GEP 函数挖掘方法

GEP 方法是在生物基因表达的启示下, 完美地融合了 GA 和 GP 方法的优点, 同时引入独特的编解码方式和头部基因约束机制, 保证染色体在各种遗传操作下均能存活, 增强了种群进化能力和适应能力。GEP 方法同其他种群进化方法类似, 演绎了生物遗传进化的机理, 首先随机创建初始种群, 按照独特的染色体编解码方式对初始种群进行基因表达(染色体解码), 依据所解决问题设置相应的适宜度函数, 并对每个染色体进行评估。当评估结果满足进化条件, 则输出结果; 若否, 通过一定原则或方法(例如, 轮盘赌方法)选择最优个体, 对所选择的最优个体进行遗传操作, 产生新的子代个体, 再评估。如此反复, 直到得到最优解或者满足进化条件停止。

1.5 响应面法

响应面法是通过一系列确定性计算, 用显示的表达式来近似代替隐式极限状态函数。通过合理地选取试验点和迭代策略, 来保证显示表达式函数能够在失效概率上收敛于真实的隐

式极限状态函数的失效概率。响应面法为功能函数为隐式表达式的边坡可靠度计算问题提供了一条有效途径^[11], 在确定性计算和随机变量之间建立了“纽带”。响应面法在使用中应注意三个问题: ①响应面形式; ②选择确定响应面的样本点; ③迭代策略, 这三个问题应根据不同情况具体分析。

2 可靠度计算模型

可靠度指标 β 定义是: 在标准正态空间中, 坐标原点到极限状态曲面的最短距离。显然, 不管极限状态函数的具体形式如何, 只要具有相同的力学或物理含义, 在标准正态空间中, 所表示的都是同一曲面, 曲面上与坐标原点距离最近的点也只有一个, 因此, 可靠度指标可以转化为标准正态空间中的几何求解问题。

设具有 n 个正态变量 x_1, x_2, \dots, x_n 的极限状态方程:

$$Z = G(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = 0. \quad (11)$$

$$\text{或 } Z = F_s - 1. \quad (12)$$

将式(11)中的变量 x_1, x_2, \dots, x_n 标准化得:

$$Y_i = \frac{x_i - m_{xi}}{\sigma_{xi}}. \quad (13)$$

式中: Y_i 为变量 x_i 的标准正态化值, 其含义为在标准正态空间中, 变量 x_i 的取值; m_{xi} 和 σ_{xi} 是变量 x_i 的均值和方差。因此可靠度计算模型为:

$$\begin{cases} \beta = \min \left(\sum_{i=1}^n Y_i^2 \right); \\ Y_i = \frac{x_i - m_{xi}}{\sigma_{xi}}; \\ Z = G(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0. \end{cases} \quad (14)$$

如果随机变量服从一般分布 $F(x_i)$, 则可以进行高斯变换, 将一般分布变换成正态分布。高斯变换如下:

$$Y_i = \varphi^{-1}(F(x_i)). \quad (15)$$

3 EDBA 计算可靠度

由可靠度的几何含义可知, 在标准正态坐标系中, 可靠度 β 是原点到极限状态曲面的最短距离, 而验算点就是极限状态曲面上到原点距离最短的点。利用 EDBA 的全局搜索能力找出其到原点最短距离的点以及相应的最短距离, 即可靠度和验算点, 具体步骤如下所示。

(1) 对所需参数进行初始化设置, 即: 种群规模(Sizepop)、固定迁徙概率(Ped)最大进化停滞步数 T 、音量的衰减系数 α , 最大迭代次数 iterMax 。

$$F_s = \frac{cA + N' \tan \varphi}{W(\sin \Psi_p + \alpha \cos \Psi_p) + V \cos \Psi_p - T \sin \theta} \quad (17)$$

式中:

$$A = (H - z) / \sin \Psi_p;$$

$$W = 0.5 \gamma H^2 (1 - (\frac{z}{H})^2) \cot \psi_p - \cot \Psi_f;$$

$$b = (H - z) \cot \Psi_p - H \cot \psi_f$$

$$U = 0.5 \gamma_w Z_w A;$$

$$z = H - (b + H \cot \psi_f) \tan \psi_p;$$

$$N = W(\cos \psi_p - \alpha \sin \psi_p) - U - V \sin \psi_p + T \cos \theta;$$

$$v = 0.5 \gamma_w z_w^2;$$

$$H = 60 \text{ m}, \psi_f = 50^\circ, \psi_p = 35^\circ, T = 0, \gamma_w = 1.0 \text{ kN/m}^3;$$

$$\gamma = 2.6 \text{ kN/m}^3.$$

表1 随机变量及其统计参数

随机变量	概率分布类型	均值	方差
c	正态分布	10	2
φ	正态分布	35	5
b	正态分布	15.3	4.2
i_w	指数分布	0.5	-
α	指数分布	0.08	-

表2 边坡可靠度的计算结果

计算方法	β	c	φ	b	i_w	α
EDBA	1.551	8.641	32.272	14.170	0.599	0.088
基本 BA	1.564	8.638	31.232	14.167	0.603	0.089
文献[14]	1.554	8.622	31.273	14.193	0.582	0.083
文献[15]	1.557	8.628	31.286	14.227	0.60	0.089

首先引入“寻优成功率”概念, 若 $|s_i - \text{最优值}| / \text{最优值} \leq \xi$, 则称第 i 次寻优成功。 s_i 为算法第 i 次搜索到的最优值, ξ 为给定的阈值。定义寻优成功率 $\eta = \text{寻优成功的次数} / \text{总寻优次数}$, BA 和 EDBA 程序分别运行 20 次, 对结果进行统计分析。

文献[14]中的计算结果为 1.557, 对应的失效概率为 5.97%, EDBA 和基本 BA 的计算结果与其基本一致, 蒙特卡洛计算 10 万的失效概率为 6.01%。表明了 EDBA 的准确性, 可以作为可靠度计算的一种有效方法; 从图 2 可以看出, EDBA 较基本 BA 的收敛速度快, 计算精度比基本 BA 高; 表 3 中计算统计结果表明: EDBA 较基本 BA 的稳定性更好, 搜索效率更高。

表3 BA 和 EDBA 的计算结果统计

算法	可靠度值					寻优成功率/%
	最小值	最大值	平均值	标准差		
BA	1.561	1.649	1.598	3.67×10^{-2}		70
EDBA	1.551	1.587	1.563	1.91×10^{-2}		95

EDBA 控制参数的不同选取, 直接对方法的性

能产生较大影响, 控制参数主要包括最大进化代数 and 音量衰减系数、搜索频率的增强系数、固定迁徙概率和当前最优解权值。下面讨论各控制参数对可靠度计算值的影响规律。由于方法具有一定的随机性, 为了减小随机性导致的计算结果误差, 在同样的参数情况下, 程序均运行 50 次, 以平均值作为衡量依据。

5.2 EDBA 主要控制参数的讨论

为了分析 EDBA 中各主要控制参数对计算结果的影响, 本文采用正交试验对其进行极差分析和方差分析。下文主要对进化代数 $iterMax$ 、音量的衰减系数(α)、搜索频率的增强系数(γ)、固定迁徙概率(Ped)和当前最优解权值(ω_1)5 个指标进行分析。这里只考虑当前最优值权重(ω_1), 因为 $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。各控制参数分别设置: (500, 1 000, 2 000), (0.1, 0.5, 0.9), (0.1, 0.5, 0.9), (0.1, 0.3, 0.5), (0.5, 0.7, 0.9)。每组数据各运行 50 次, ξ 值取 2%, 统计其寻优成功率。正交试验计算结果见表 4, 极差分析结果见表 5, 方差分析结果见表 6。

表4 正交试验结果

试验号	因素						平均最优安全系数	寻优成功率/%
	$iterMax$	α	γ	Ped	ω_1			
1	1	1	1	1	1	1.591	52	
2	1	2	2	2	2	1.580	82	
3	1	3	3	3	3	1.543	88	
4	2	1	1	2	2	1.572	82	
5	2	2	2	3	3	1.603	82	
6	2	3	3	1	1	1.565	84	
7	3	1	2	1	3	1.582	76	
8	3	2	3	2	1	1.561	90	
9	3	3	1	3	2	1.586	72	
10	1	1	3	3	2	1.593	74	
11	1	2	1	1	3	1.575	68	
12	1	3	2	2	1	1.551	98	
13	2	1	2	3	1	1.597	68	
14	2	2	3	1	2	1.580	80	
15	2	3	1	2	3	1.562	86	
16	3	1	3	2	3	1.580	78	
17	3	2	1	3	1	1.583	78	
18	3	3	2	1	2	1.582	76	

从表 5 和表 6 中可以看出, EDBA 中, 对于平均最优值来说, 音量衰减系数(α)对计算结果影响最大且灵敏性最高, 其 F 值大于 $F_{0.05}$, 说明音量衰减系数对计算结果影响显著; 其他四个控制参数的 F 值均小于 $F_{0.05}$, 表明其对计算结果的影响不显著, 有利于参数取值。从表 6 可以得到, 最大进化代数($iterMax$)各个水平的平均最优值比较接

表 5 正交试验极差分析结果

水平	因素				
	$iterMax$	α	γ	Ped	ω_1
k_I	1.5780 (0.7700)	1.5860 (0.7167)	1.5780 (0.7300)	1.5792 (0.7267)	1.5747 (0.7833)
k_{II}	1.5798 (0.8033)	1.5807 (0.8000)	1.5825 (0.8033)	1.5678 (0.8600)	1.5823 (0.7767)
k_{III}	1.5790 (0.7833)	1.5642 (0.8400)	1.5703 (0.8233)	1.5838 (0.7700)	1.5738 (0.7967)
极差	0.0078 (0.0333)	0.0218 (0.1233)	0.0122 (0.0933)	0.0160 (0.1333)	0.0085 (0.0200)
次序	5 (4)	1 (2)	3 (3)	2 (1)	4 (5)

* 括号内为分析寻优成功率时的数据

表 6 正交试验方差分析结果

影响 因素	离差平方和	自由度	平均离差平方和	F 值	临界值		敏感性 次序
					$F_{0.05}$	$F_{0.01}$	
$iterMax$	0.0002222 (0.0034)	2	0.0001111 (0.0017)	0.7562 (0.4079)	4.74	9.55	5 (4)
α	0.0015548 (0.0475)	2	0.0007774 (0.0238)	5.3565 (5.7370)			1 (2)
γ	0.0004542 (0.0290)	2	0.0002271 (0.0145)	1.5645 (3.4991)			3 (3)
Ped	0.0008164 (0.0555)	2	0.0004082 (0.0278)	2.7990 (6.7030)			2 (1)
ω_1	0.0002634 (0.0012)	2	0.0001317 (0.0006)	0.9076 (0.0041)			4 (5)
公差	0.0011 (0.0360)	7	0.0001571				

* 括号内为分析寻优成功率时的数据

近,说明EDBA的搜索速度较快,当进化代数大于500时,进化代数对计算结果影响较小。最大进化代数为500时的最优值优于进化代数为2000时的最优值,这主要是由算法随机性误差引起的,当某参数对计算结果影响较小时,相对放大了随机性误差对计算结果的影响,综合考虑进化迭代时间,算法最大进化代数通常设置为1000。对于算法的寻优成功率,这里以搜索到的最优值1.551为标准,阈值 ξ 取2%,从表6中可以看出,固定迁徙概率 Ped 的 F 值大于 $F_{0.05}$,表明其对寻优成功率影响显著,增强了算法的全局搜索能力且算法的稳定性更好。音量衰减系数 α 的 F 值同样大于 $F_{0.05}$,表明其对寻优成功率的影响同样显著,其余依次为 γ , ω_1 , $iterMax$,后三位参数在取值时,其约束条件相对宽松,便于参数取值。综合以上分析,EDBA的主要控制参数的最佳取值组合应为(1000, 0.9, 0.9, 0.3, 0.9)。

由于正交试验法中,各参数的水平数选取有限,下面重点分析固定迁徙概率、音量的衰减系数(α)、搜索频率的增强系数(γ)的具体取值。由表5和表6可得,分析“固定迁徙概率”时,音量的衰减系数(α)、搜索频率的增强系数(γ)均取0.9,其他参数分别取最佳组合值。同样参数设置下,程序运行10次,取可靠度值的平均值作为评价标准。

由图3可见,当固定迁徙概率从0.1~0.3逐渐增大时,可靠度值逐渐减小,但非常接近;当固定迁徙概率从0.3~0.9逐渐增大时,可靠度值逐渐增大;当可靠度值取0.3时,可靠度值最小,表明EDBA的全局搜索能力最强。从整个趋势图分析,可靠度值随着迁徙概率的增大而逐渐增大,主要因为:当固定迁徙概率大于0.4时,由于迁

徙概率过高,导致原优秀蝙蝠个体的特性发生改变,造成解的退化,降低了方法的全局搜索能力。当固定迁徙概率取0.1~0.3时,EDBA的搜索结果非常接近,由于算法具有一定的随机性,因此0.1, 0.2, 0.3均可作为固定迁徙概率的取值。通常情况下,固定迁徙概率取0.3。

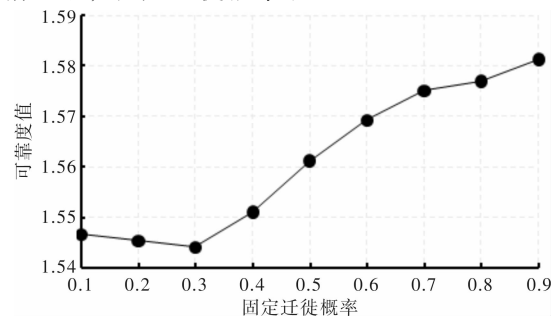


图3 固定迁徙概率对计算结果的影响

下面分析音量衰减系数(α)、搜索频率增强系数(γ)的具体取值,其中固定迁徙概率取0.3,分析‘音量衰减系数’时,搜索频率增强系数取0.9;分析‘搜索频率增强系数’时,音量衰减系数取0.9。

从图4可以看出,随着音量衰减系数和搜索频率增强系数的不断增大,可靠度逐渐减小,表明算法的全局搜索能力得到提高。音量衰减系数当音量衰减系数取0.9时,优化结果最优。搜索频率增强系数取0.4~0.9时,计算结果非常接近,取0.9时结果最优。从二者的趋势图可以看出,音量衰减系数对计算结果的影响较搜索频率大,其取值应慎重。通常情况下,音量衰减系数和搜索频率增强系数均取0.9。

由于EDBA在相同种群规模,不同进化代数的情况下,搜索的全局最优解不同,因此进一步分

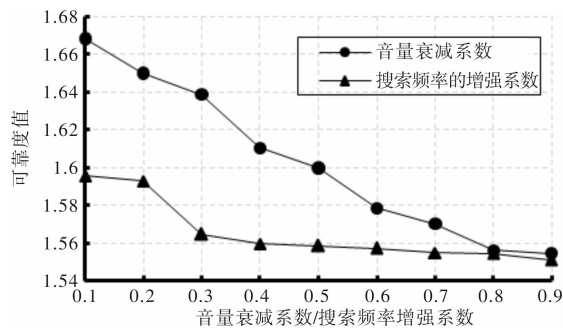


图4 音量衰减系数和搜索频率增强系数对计算结果的影响

析了“进化代数”与“种群规模”的相互关系及其对EDBA 优化结果的影响, 本文分别设定进化代数为200, 500, 1 000, 2 000, 统计不同种群规模对应的最优结果, 其他参数采用最优组合值, 同样参数设置下, 程序均运行10次, 以平均值作为评价标准, 统计结果见图5。

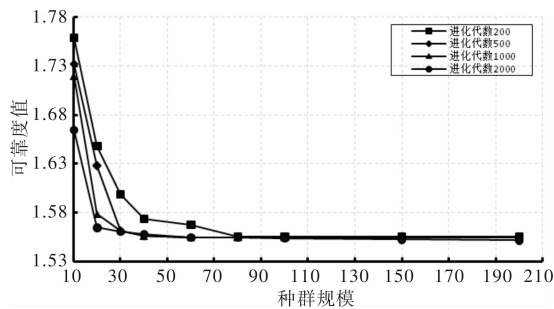


图5 种群规模对计算结果的影响

由图5可以得出, 当进化代数一定时, 随着种群规模的增加, 可靠度值不断减小, 表明EDBA 的全局搜索能力提高。当种群规模取10, 20时, 进化代数2 000的收敛精度明显优于进化代数200, 500, 1 000时的收敛精度。当种群规模大于40时, 进化代数500, 1 000, 2 000的收敛精度非常接近。当种群规模大于80时, 不同进化代数的收敛精度均十分接近, 表明当种群规模达到一定程度时, 算法的收敛精度与种群规模大小无明显关系。

综合表5、表6、图3、图4和图5分析, ED-BA 主要参数(最大进化代数, 种群规模、音量衰减系数、搜索频率增强系数、固定迁徙概率)的最优组合取值为(1 000, 40, 0.9, 0.9, 0.3)。

5.3 算例2: Cannon 坝

众多学者对加拿大的Cannon 坝的坝体稳定性问题进行了研究^[16], 断面见图6, 表7所示为各土层参数, 其中黏土层I、II的粘聚力 c 和内摩擦角 φ 视为随机变量, 服从对数正态分布, 见表8。

假定坝体在土层自重作用下发生破坏, 随机变量取均值, 其他参数见表7, 采用Bishop 法计算坝体的安全系数为2.49。

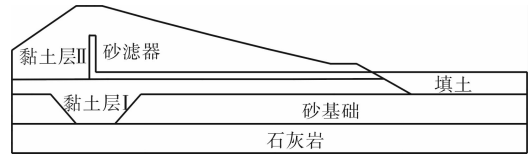


图6 Cannon 坝剖面图

表7 Cannon 坝土层参数

土层	粘聚力 c/kPa	内摩擦角 $\varphi/(\circ)$	重度 $/(\text{kN}/\text{m}^3)$
黏土层 I / II			22
滤砂器	5	35	22
砂基础	5	18	20
填土	5	35	25
石灰岩	250	46	26

表8 黏土层 I、II 的参数

土层	参数	概率分布	均值	变异系数	相关系数
黏土层 I	c_1	对数分布	117.9 kPa	0.5	+0.10
	φ_1	对数分布	8.5°	100	
黏土层 II	c_2	对数分布	143.64 kPa	0.55	-0.55
	φ_2	对数分布	15°	0.6	

该算例中, 坝体的安全系数没有显示的功能函数, 需要通过数值软件进行计算。在第一次迭代中, 采用均匀设计法在 $[-3\sigma, 3\sigma]$ 选取15个样本点。在后续迭代中, 为了提高拟合精度, 分别在 $[-\sigma, \sigma]$ 和 $[-0.5\sigma, 0.5\sigma]$ 选取, GEP 方法参数设置见表9, 计算结果见表10。

表9 GEP 方法参数设置表

参数名	参数值
种群规模	200
函数符集	+ , - , * , / , sqrt, exp, sin, cos, tan
终止符集	a b c d
基因变异率	0.044
基因倒串率	0.1
单点重组、两点重组、基因重组率	0.3
IS 插串、RIS 插串、基因交换率	0.1
IS 插串、RIS 插串长度	1, 2, 3

表10 各方法计算边坡可靠度结果对比

计算方法	β	验算点				样本点数目
		c_1^*	φ_1^*	c_2^*	φ_2^*	
EDBA-GEP 法	2.853	36.638	1.811	80.513	9.398	75
SVM 法[16]	2.778	37.478	1.877	82.61	9.476	51
ANN 法[17]	3.067	31.04	1.25	99.14	14.25	200

由表10可以看出, EDBA-GEP 方法计算得到的可靠度指标与 ANN 法的计算结果接近, 误差为2.63%, 在允许的误差范围之内; 与 SVM 的误差为6.97%, 产生误差的原因有: ①计算安全系数所采用的方法不同; ②计算可靠度的方法不同;

③计算的模型尺寸略有差异。但对于边坡工程来说,这样的误差均在允许范围之内。

为检验 GEP 方法对功能函数的拟合精度,在 $[-3\sigma, 3\sigma]$ 随机取出 20 组数据,利用 GEP 方法在第一次迭代中拟合的函数,对这 20 组数据进行预测,并与计算值进行比较,结果见图 7。从图 7 可以看出,在 $[-3\sigma, 3\sigma]$ 范围内, GEP 方法的预测值较为精确,预测值较计算值的误差均在 8% 以内,最低 0.79%;以验算点为中心, $[-0.5\sigma, 0.5\sigma]$ 范围内随机取出 20 组数据,利用 GEP 方法在最后一次迭代中的拟合函数进行预测,并与计算值进行对比,见图 8。从图 8 可以看出,在验算点附近, GEP 方法的拟合精度较 $[-3\sigma, 3\sigma]$ 内有明显提高,与计算值的误差均在 1% 以内。

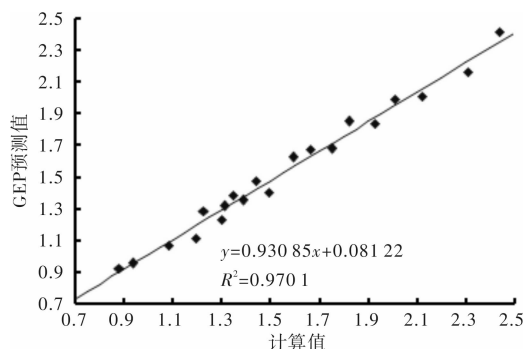


图7 GEP方法在全局范围内的拟合精度

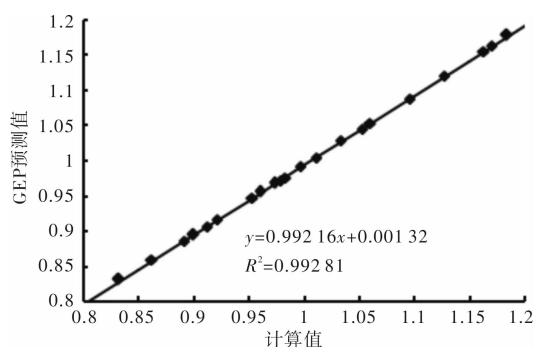


图8 验算点附近 GEP 方法拟合精度

6 结论

(1)借鉴细菌觅食优化算法中的迁徙操作,将其引入基本蝙蝠算法中,当满足操作条件时,随机选择一定数量的个体进行迁徙操作,重新分配到寻优空间中,该方法改善了蝙蝠算法的全局搜索能力,提高了方法的收敛速度、计算精度和稳定性。

(2)利用 GEP 方法的函数拟合功能,和响应面方法相结合,拟合边坡极限状态曲面,将隐式的功能函数显式化,解决了传统响应面方法可能不

收敛的问题。

(3)EDBA-GEP 方法结合了 EDBA 和 GEP 方法的各自优点,对功能函数为显式和隐式的边坡可靠度计算问题均能很好地解决,为边坡可靠性分析提供了一种新方法。

参考文献:

- [1] Hassan A M, Wolff T F. Search algorithm for minimum reliability index of earth slope[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 1999, 125(12): 301-308.
- [2] Christian J, Ladd C, Baecher G. Reliability applied to slope stability analysis[J]. Journal of Geotechnical Engineering, 1994, 120(12): 2180-2207.
- [3] El-ramly H, Morgenstern N R, Cruden D M. Probabilistic slope stability analysis for practical[J]. Canadian Geotechnical Engineering, 2002, 39(3): 665-683.
- [4] Lv Q, Low B K. Probabilistic analysis of underground rock excavations using response surface method and SORM[J]. Computers and Geotechnics, 2011, 38: 1008-1021.
- [5] Yang X S, Gandomi A H. Bat algorithm: a novel approach for global engineering optimization[J]. Engineering Computations, 2012, 29(5): 464-483.
- [6] Ferreira C. Gene Expression Programming: Mathematical modeling by an artificial intelligence[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2006.
- [7] Yang X S. A new meta-heuristic bat-inspired algorithm[C]//Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization. Springer, 2010: 65-74.
- [8] 胡洁. 细菌觅食优化算法的改进及应用研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2012.
- [9] 刘成忠, 韩俊英. 基于细菌迁徙的自适应果蝇算法[J]. 计算机工程与科学, 2014, 36(4): 690-696.
- [10] 杨萍, 孙延明, 刘小龙, 等. 基于细菌觅食趋化算子的 PSO 算法[J]. 计算机应用研究, 2012, 28(10): 3640-3642.
- [11] 林育梁. 岩土与结构工程中不确定性问题及其分析方法[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [12] 吕大刚, 贾明明, 李刚. 基于均匀设计响应面法的钢结构抗震可靠度分析[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2011, 43(4): 1-5.
- [13] Wang Y, Fang K T. A note on uniform distribution and experimental design[J]. Chinese Science Bulletin, 1981, 26(6): 474-485.
- [14] Low B. K. Efficient probabilistic algorithm illustrated for a rock slope[J]. Journal of Rock Mechanics and Rock Engineering, 2008, 41(5): 715-734.
- [15] 贺子光, 赵法锁, 段钊, 等. MPSO-GEP 方法在边坡可靠度计算中的应用[J]. 防灾减灾工程学报, 2015, 35(4): 425-432.
- [16] 何婷婷, 尚岳全, 吕庆, 等. 边坡可靠度分析的支持向量机法[J]. 岩土力学, 2013, 34(11): 3269-3276.
- [17] Cho S E. Probability stability analyses of slopes using the ANN-based response surface[J]. Computers and Geotechnics, 2009, 36(5): 787-797.

(下转第 53 页)

Animal Epidemic Information Quantity of Willingness for Farmers to Report under the Risk of Avian Influenza

—A Case Study on Broiler Farmers in China

HUANG Zeying, WANG Jimin and JIN Shuping

(*Institute of Agricultural Economics and Development, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China*)

Abstract: Outbreak time and site epidemic, control measures taken, variety and quantity of animals infected with epidemic diseases, numbers of the same group, immunization state, numbers of deaths, clinical symptoms, pathological changes are the ten important information that farmers need to report in accordance to law and regulation if they found bird flu epidemics. Effect of epidemic prevention and control depends on the adequacy of information that willingness for farmers to report. In order to regulate behavior of reporting epidemics for farmers, it is found that each farmer would like to report 6 kinds of epidemics information on average but there were only 27.79% of farmers who preferred to report all kinds of information by collecting 331 questionnaires on broiler farmers. It is also found that there are many influencing factors on numbers of epidemics information which farmers would like to report but positive and significant influencing factors are breeding scale of farmers, information channels of epidemic prevention, participation willingness of the joint prevention and joint control system on bird flu. As not expected, the northern farmers have intention to report more epidemic information. The relevant policy suggestions were put forward finally.

Key words: risk of avian influenza; broiler farmer; disclosure animal epidemics; epidemic information; negative binomial regression model

(上接第 38 页)

The Application of Bat Algorithm in Analysis of Slope Reliability

HE Ziguang¹, WU Bo¹, ZHAO Fasuo¹, CHENG Zhenquan¹, WANG Banqiao¹ and DUAN Zhao²

(1. *College of Geology Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China;*

2. *College of Geology and Environment, Xi'an University of Science and Technique, Xi'an 710054, China*)

Abstract: Based on geometrical character of reliability, we put forward using Bat Algorithm (BA) to calculate reliability of slope. In allusion to premature and low convergence precision of basic bat algorithm, by introducing elimination disperse operation in Bacterial Foraging Optimization Algorithm (BFOA) to the basic Bat Algorithm, it forms a Elimination Dispersal Bat Algorithm (EDBA), which can improve the global searching ability and convergence rate. The first example shows that EDBA has higher precision and fast convergence speed than basic BA and is good to solve the reliability analysis problem with complex, nonlinear performance function. For explicit performance function, this paper presents to use a new method comparing Bat Algorithm (BA) and gene expression programming (GEP) to calculate reliability of slope. It adopts GEP method to fit the limit state function of slope, structuring response surface methodology, and uses BA algorithm to solve reliability index and corresponding design points. Results of the second example show that, this method has good adapt ability to solve the reliability analysis problem with implicit performance function, and it is scientific and feasible and has a good application prospect.

Key words: gene expression programming (GEP); bat algorithm (BA); migration; response surface method (RSM); slope; reliabilit