

改进的萤火虫优化算法求解 Van Genuchten 方程参数

莫愿斌^{1,2} 刘付永¹ 马彦追¹

(广西民族大学 南宁 530006)¹ (广西混杂计算与集成电路设计分析重点实验室 南宁 530006)²

摘要 Van Genuchten 方程是应用最广泛的土壤水分特征曲线方程,该方程的关键是 4 个参数的取值。为了精确地求解这些参数,引入萤火虫算法进行求解,提出了一种基于生物寄生行为的人工萤火虫优化算法(GSOPB)。该算法将萤火虫种群分为寄生群和宿主群两个种群,两种群间隔一定的迭代次数相互交换部分萤火虫;淘汰宿主群中适应度较差的一半萤火虫,以体现“优胜劣汰”的生物进化法则。标准测试函数的仿真结果表明了 GSOPB 算法的有效性;对 Van Genuchten 方程参数的优化结果表明,GSOPB 算法的求解精度优于其他方法,可以作为求解 Van 方程参数的新方法。

关键词 人工萤火虫算法,寄生行为,土壤水分特征曲线,Van Genuchten 方程

中图分类号 TP183 **文献标识码** A

Improved Artificial Glowworm Swarm Optimization Algorithm for Solving Parameters of Van Genuchten Equation

MO Yuan-bin^{1,2} LIU Fu-yong¹ MA Yan-zhui¹

(Guangxi University for Nationalities, Nanning 530006, China)¹

(Guangxi Key Laboratory of Mixed Computing and Integrated Circuit Design and Analysis, Nanning 530006, China)²

Abstract Van Genuchten equation is widely used soil water characteristic curve equation, and its parameter value precision is the key to the use of the equation. In order to solve these parameters accurately, the glowworm swarm optimization(GSO) algorithm was introduced, and a new artificial glowworm swarm optimization algorithm based biological parasitic behavior (GSOPB) was proposed, which consists of the host and the parasite population. The two populations exchange glowworm in a certain number of iterations. In order to embody the rule of survival of the fittest in biological evolution, the glowworm with poor fitness in the host population is removed. The experiment results of some benchmarks show the effectiveness of GSOPB, and the results of solving parameters of Van Genuchten show good performance of GSOPB compared with the other methods. The algorithm can be used as a new method to calculate Van Genuchten equation parameters.

Keywords Glowworm swarm optimization(GSO), Parasitic behavior, Soil water retention curve, Van genuchten equation

1 引言

土壤水分特征曲线是描述土壤含水量与吸力(基质势)之间关系的曲线,是研究土壤水分的保持、土壤水分有效性及与土壤水分运动有关的溶质运移等的必需参数,在农田水利、水土保持工程设计和生态环境保护问题(如治理土壤沙化、盐渍化和地下水水质恶化以及防止植被衰退等)中是非常重要的^[1-4]。土壤水分特征曲线是高度非线性的函数,目前描述该曲线的函数主要有 Brooks-Corey 公式^[5]、Gardner 模型^[6,7]、Van Genuchten 方程^[8]、Gardner-Russo 模型^[9]等,其中 Van Penuche 方程线型与实测曲线之间的拟合程度最好,并且参数的物理意义明确,因此在相关研究中得到了广泛应用。

目前,学者们已提出了多种确定 Van Genuchten 方程参数的方法,如文献[10]采用水流方程的解析解,结合水平柱实

验测算 Van 方程的参数;文献[11]应用积分法确定方程参数;文献[3]将最小二乘法与非线性单纯形法相结合,拟合 Van 方程参数;文献[12]将最小二乘法与 Picard 迭代法相结合来确定方程参数;文献[13]运用单纯形调优方法;文献[14]运用非线性阻尼最小二乘法求方程参数;文献[15]提出利用遗传算法、模拟退火算法等智能算法计算方程参数;文献[16]使用随机粒子群算法求解 Van 方程参数;文献[17]提出了一种基于动态邻居和局部搜索的粒子群算法;文献[18]使用一种改进的和声搜索算法计算方程参数。

文中根据生物寄生行为的规律,提出了一种双种群的 GSO 改进算法——GSOPB (Glowworm Swarm Optimization based on Parasitic Behaviour)。仿真实验结果表明,改进后的 GSOPB 算法有效地防止了算法过早陷入局部最优值,且其收敛速度、求解精度和收敛成功率等远优于基本的萤火虫算法。

本文受中国博士后基金(2012M511711),广西教育厅项目(201204LX082),广西民族大学项目(2011MDYB030)资助。

莫愿斌(1969—),男,博士,副教授,主要研究方向为智能信息处理与应用,E-mail: moyuanbing@263.net;刘付永(1984—),男,硕士,主要研究方向为计算智能;马彦追(1987—),男,硕士,主要研究方向为计算智能。

最后将 GSOPB 算法应用于 Van 方程参数求解,实验结果表明 GSOPB 算法明显优于上述方法。

2 基本的萤火虫算法(GSO)

人工萤火虫群算法(Glowworm Swarm Optimization, GSO)是由 Krishnanad 和 Ghose 于 2005 年模拟自然界萤火虫求偶或觅食行为而提出的一种新的群智能算法^[19,20]。该算法近年来在计算智能领域引起了人们极大的关注并逐渐成为计算智能领域一个新的研究热点,已经成功应用于传感器的噪声测试^[21]和模拟机器^[22]等。该算法的优势在于捕捉极值域速度快、捕捉效率高、具有较强的通用性等,但该算法也存在易陷入局部最优、收敛速度慢、求解精度低和收敛成功率低等问题。

2.1 GSO 算法的基本思想

在基本萤火虫算法中,首先随机地在目标函数的解空间中初始化一群萤火虫,每一只萤火虫都携带有初始值相同的萤光素,拥有各自的决策域。在萤火虫的运动中,每一只萤火虫以一定的概率向其邻居萤火虫前进。萤火虫 j 要成为萤火虫 i 的邻居,必须满足 j 在 i 的决策域之内并且 j 的萤光素值要高于 i 。萤光素的强度大小与萤火虫所在位置上的目标函数数值有关。萤光素的强度越高,代表萤火虫所在的位置越好,即有较优的目标函数值。通过萤火虫群的不断运动,较多的萤火虫最后会聚集在适应度值较高的萤火虫周围。

在 GSO 中,每一次迭代都由两个阶段组成:第一阶段是萤光素更新阶段;第二阶段是萤火虫的运动阶段。

萤光素更新阶段:在此阶段中每一只萤火虫都按式(1)来更新萤光素:

$$l_i(t) = (1-\rho)l_i(t-1) + \gamma J(x_i(t)) \quad (1)$$

式中, $l_i(t)$ 为第 t 代第 i 个萤火虫的萤光素值, $\rho \in (0, 1)$ 为控制萤光素值的参数, γ 为评价函数值的参数, $J(x)$ 为适应度评价函数。

萤火虫运动阶段:在此阶段中萤火虫 i 以一定的概率选择邻域范围内的萤火虫 j 并朝其运动,概率选择公式如式(2)所示。萤火虫 i 下一时刻的位置由式(3)确定,在运动阶段最后进行决策域范围的更新,用式(4)进行。

路径概率选择公式:

$$p_{ij}(t) = \frac{l_j(t) - l_i(t)}{\sum_{k \in N_i(t)} l_k(t) - l_i(t)} \quad (2)$$

位置更新公式:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + s * \left(\frac{x_j(t) - x_i(t)}{\|x_j(t) - x_i(t)\|} \right) \quad (3)$$

式中, $x_i(t) \in R^m$ 表示萤火虫 i 在 m 维实数空间的位置, $\| \cdot \|$ 表示标准欧基里德距离运算符, $s (> 0)$ 表示移动步长。

决策域更新公式:

$$r_d^i(t+1) = \min\{r_s, \max\{0, r_d^i(t) + \beta(n_i - |N_i(t)|)\}\} \quad (4)$$

式中, β 是一个比例常数, n_i 是控制邻域范围内邻居萤火虫个数的参数, $|N_i(t)|$ 是萤火虫邻域内邻居萤火虫的个数。

2.2 GSO 算法的流程

一般使用 GSO 算法优化函数需要以下 5 个步骤:

Step1 初始化。初始化各个参数,随机初始化每个萤火虫的在目标函数搜索范围内的位置。

Step2 计算萤火虫 i 在第 t 次迭代的位置 $x_i(t)$ 对应的适应度值 $J(x_i(t))$, 并利用式(1)将其转化为萤光素值 $l_i(t)$ 。

Step3 组成萤火虫 i 在其动态决策域半径 $r_d^i(t)$ 内的邻域集 $N_i(t)$, 利用式(2)计算萤火虫 i 移向邻域集内个体 j 的概率 $p_{ij}(t)$, 利用轮盘赌的方法选择移动方向的个体 j 。

Step4 根据式(3)更新位置,根据式(4)更新动态决策域半径的值。

Step5 判断是否满足结束条件。若满足,退出迭代,输出结果;否则执行 Step2,进入下一次迭代。

3 基于生物寄生行为的双种群 GSO 算法(GSOPB)

3.1 生物寄生行为

德国真菌学家德贝里(Anton de Bary)在 1879 年首先提出共生(Symbiosis)的概念。生物之间的“共生”是指生物体之间生活在一起的交互作用。共生的生物在生理上相互分工,互换生命活动的产物,在组织上形成新的结构。根据生物体利弊关系,共生关系可分成互利共生(Mutualism)、偏利共生(Commensalism)和寄生(Parasitism)。互利共生是指不同的生物个体以一种紧密的物理关系生活在一起,它们之间形成一种正的互惠关系,可增加双方的适应度。偏利共生也叫共栖,是指能独立生存的生物个体以一定的关系生活在一起的现象,这种关系对其中一方生物体有益,但对另一方没有影响。寄生是指一种生物寄生在另一种生物的体内或体表,从中吸取营养物质来维持生活。寄生生活的生物称为寄生生物,被侵害的生物称为宿主。一般来说,寄生行为对寄生生物来说是有利的,而对宿主来说则有害。寄生现象广泛存在于植物间、动物间和动植物间。根据寄生程度的不同可分为两种:离开寄生便完全不能生活的专性寄生;既可以营寄生生活也可以营独立生活的兼性寄生。

大多数学者认为,寄生生物是从早期生物史中的自由生活生物进化而来的。在生活方式转变的过程中,这些自由生活生物逐渐改变自己的形态结构,从而进化成为寄生生物。在长期的协同进化过程中,寄生物和宿主相互适应、相互斗争,从而实现寄生关系的成立^[23]。宿主对生物具有先天性免疫和获得性免疫两种不同程度的免疫机制^[24]。寄生生物侵入宿主后,抗原物质刺激宿主免疫系统,从而对寄生生物可发挥杀伤效应,而且对同种寄生虫的再感染具有一定抵抗力,这是宿主获得性免疫的一般表现。在大自然界,脊椎动物被寄生生物感染后会产生强烈的免疫反应,如果再次遭遇同样病原体,免疫记忆会快速生产特异抗体,提高免疫力。植物和低等动物在受到感染后也能提高免疫力。

寄生物在与宿主长期相互适应过程中,有些寄生物能逃避宿主的免疫效应,这种现象称免疫逃避。寄生生物和宿主的这种协同进化,常常会使有害的“负作用”减弱,甚至演变为互利共生系^[25]。

3.2 GSOPB 算法模型

根据生物寄生行为的规律,本文提出了一种双种群的 GSO 改进算法——GSOPB(Glowworm Swarm Optimization based on Parasitic Behaviour)。在 GSOPB 中人工萤火虫分成两个种群^[26];一个称为寄生群 P , 其萤火虫分配数量为 NP ; 另外一个为宿主群 H , 萤火虫数量为 NH 。文中认为两个种群之间的兼性寄生行为(Facultative Parasitic Behaviour)比较适合嵌入到 GSO 中。在 GSOPB 中,兼性寄生行为模拟表现为两个方面:一是寄生群 P 的移动步长比宿主群 H 的更好,即 P 采用变步长,而且在各维上的移动步长都不一样,寄生

群 P 的萤火虫依照式(5)进行位置更新;二是间隔一定的迭代次数 K , 寄生群 P 和宿主群 H 进行萤火虫个体交换, 即发生寄生行为后, P 从 H 中获取适应度较好的萤火虫, H 将从 P 得到同样数量的适应度较差的萤火虫, 宿主群 H 的萤火虫依照式(6)进行位置更新。宿主群 H 被寄生群 P 吸收营养后, 将 H 中适应度较差的萤火虫以一定比率 ω 淘汰, 从而体现“优胜劣汰”的生物进化法则。为维持 H 规模不变, 将淘汰的萤火虫用重新初始化的萤火虫代替。

$$x_i(t+1) = x_i(t) + s * \|x_j(t) - x_i(t)\| * \left(\frac{x_j(t) - x_i(t)}{\|x_j(t) - x_i(t)\|} \right) \quad (5)$$

$$x_i(t+1) =$$

$$\begin{cases} x_i(t) + s * \left(\frac{x_j(t) - x_i(t)}{\|x_j(t) - x_i(t)\|} \right), & J(p_{g,H}(t)) > J(p_{g,P}(t)) \\ x_i(t) + s * \left[\frac{x_j(t) - x_i(t)}{\|x_j(t) - x_i(t)\|} + \frac{p_{g,P}(t) - x_i(t)}{\|p_{g,P}(t) - x_i(t)\|} \right], & \text{other} \end{cases} \quad (6)$$

式中, $p_{g,H}(t)$ 和 $p_{g,P}(t)$ 分别是第 t 次迭代时宿主群 H 和寄生群 P 的群体最优位置, $J(p_{g,H}(t))$ 和 $J(p_{g,P}(t))$ 分别表示 t 次迭代时 H 和 P 群体最优位置的适应值, 其余参数的意义同式(3)。

宿主对寄生物的获得性免疫在 GSOPB 中表现在以下两个方面: 一是两个种群交换的萤火虫的数量随着迭代次数的增加而逐渐减少; 二是当宿主群 H 的群体最优位置比寄生群 P 的群体最优位置的适应度差时, 宿主群 H 的萤火虫同时向个体邻域集的某一位置和寄生群 P 的群体最优位置两个方向飞行, 从而加快收敛速度和提高算法性能。两个种群交换的粒子数量设定为 $\text{round}(\mu * NP)$, 其中 $\text{round}()$ 是四舍五入的函数。 μ 的值设定为随迭代次数增加而线性递减, 如式(7)所示。

$$\mu = (\mu_{start} - \mu_{end}) * \frac{T_{max} - t}{T_{max}} + \mu_{end} \quad (7)$$

式中, T_{max} 和 t 分别表示最大迭代次数和当前的迭代次数, μ_{start} 和 μ_{end} 分别表示 μ 的初始值和最终值。

由 2.1 节知道寄生物一般是由自由生活的生物通过改变生活方式和形态结构而形成的, 在 GSOPB 中这个过程模拟为一个变异算子。具体表现为当寄生群 P 的群体最优位置在连续 η 次迭代中没有进化时, 随机选择 P 的一个粒子 i 在任一维 d 上的位置按式(8)发生变异。由于只选择 P 内的一个粒子中的一维位置发生变异, 几乎不会破坏群体的结构, 但是 P 的每一个粒子的每一维的位置从统计意义上来说是以同样的概率被选择发生变异的。

$$x_{id}(t) = \begin{cases} x_{id}(t) + x_{max} - x_{id}(t) * r_1, & r_2 \leq 0.5 \\ x_{id}(t) + (x_{min} - x_{id}(t)) * r_1, & r_2 > 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

式中, $x_{id}(t)$ 为第 t 次迭代时寄生群 P 的萤火虫 i 在 d 维上的位置, x_{max} 和 x_{min} 分别为搜索空间的最大和最小位置, r_1 和 r_2 是均匀分布在 $[0, 1]$ 之间的随机数。

3.3 GSOPB 算法的实施步骤

GSOPB 算法的实施步骤如下:

Step1 初始化。初始化各个参数, 分别随机初始化寄生群 P 和宿主群 H 的个体在目标函数搜索范围内的位置;

Step2 计算萤火虫 i 在第 t 次迭代的位置 $x_i(t)$ 对应的

适应度值 $J(x_i(t))$, 并利用式(1)将其转化为荧光素值 $l_i(t)$, 求群 H 和 P 的群体最优值 $J(p_{g,H}(t))$ 和 $J(p_{g,P}(t))$;

Step3 选择转移方向。组成萤火虫 i 在其动态决策域半径 $r_i(t)$ 内的邻域集 $N_i(t)$, 利用式(2)计算萤火虫 i 移向邻域集内个体 j 的概率 $p_{ij}(t)$, 利用轮盘赌的方法选择移动方向的个体 j ;

Step4 信息更新。根据式(5)更新寄生群 P 的位置, 根据式(6)更新寄生群 H 的位置, 根据式(4)更新 P 和 H 的动态决策域半径的值。

Step5 交换与淘汰。若两种群满足寄生条件, 即 $\text{mod}(t, K) = 0$ & $t \neq 0$ (K 为间隔次数), 根据式(7)更新交换个数 μ , 宿主群 H 中适应度较好的萤火虫与寄生群 P 中适应度较差的萤火虫交换位置及其它信息, 然后宿主群 H 中适应度较差的萤火虫以比率 ω 用重新初始化的萤火虫代替; 否则, 转下一步;

Step6 P 变异。若 η 达到设置次数, 随机选择 P 的一个粒子 i 在任一维 d 的位置式(8)发生变异; 否则, 转下一步;

Step7 判断是否满足结束条件。若满足, 退出迭代, 输出结果; 否则, 执行 Step2, 进入下一次迭代。

4 GSOPB 算法性能测试

4.1 测试函数

为了对 GSOPB 的性能进行多方面的检验, 本文选择了共 8 个测试函数, 这 8 个函数都是最小化优化问题, 其中 f_1 、 f_2 和 f_3 为单峰函数, 其余都为多峰函数。采用了非对称的方法初始化, 即初始化范围的取值为搜索空间的一部分。测试函数的初始化范围及维数设置等相关信息见表 1。

$$f_1 = \sum_{i=1}^D x_i^2$$

$$f_2 = \sum_{i=1}^D \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$$

$$f_3 = \sum_{i=1}^{D-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$$

$$f_4 = \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2} - 0.5$$

$$f_5 = x_1^2 + 2x_2^2 - 0.3 \cos(3\pi x_1) - 0.4 \cos(4\pi x_2) + 0.7$$

$$f_6 = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$$

$$f_7 = -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2}) - \exp\left(\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$$

$$f_8 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$$

表 1 测试函数的参数表

函数	维数	搜索范围	初始范围	最优值	最优值
f_1	30	(-100 100) ³⁰	(50 100) ³⁰	{0} ³⁰	0
f_2	30	(-100 100) ³⁰	(50 100) ³⁰	{0} ³⁰	0
f_3	10	(-20 20) ¹⁰	(10 20) ¹⁰	{1} ¹⁰	0
f_4	2	(-100 100) ²	(50 100) ²	{0} ²	0
f_5	2	(-100 100) ²	(50 100) ²	{0} ²	0
f_6	10	(-5.12 5.12) ¹⁰	(2.56 5.12) ¹⁰	{0} ¹⁰	0
f_7	10	(-2.5 2.5) ¹⁰	(1.25 2.5) ¹⁰	{0} ¹⁰	0
f_8	30	(-100 100) ³⁰	(50 100) ³⁰	{0} ³⁰	0

4.2 实验参数设置

在 GSO 算法中, 种群个数取 120 个, 移动步长 s 根据搜索范围的不同取 3 或 0.3, 其余参数都按 GSO 算法的常用参数设置, 见表 2; 在 GSOPB 算法中, 两个种群的个数都取 60

个,移动步长 s 取 0.3,其余参数设置见表 2。

表 2 实验参数设置

ρ	γ	β	n_t	l_0	T_{max}	ω	μ_{start}	μ_{end}	η
0.4	0.6	0.08	5	5	6000	0.5	0.6	0.1	20

为了测试 GSOPB 的性能对参数 K 值是否灵敏,采用不同的 K 值对 8 个测试函数进行仿真实验。最大迭代次数设为 3000 次,每个实验运行 20 次得到的结果(均值与方差)见表 3。从表 3 可以看出,当 $K=60$ 时,无论单峰函数还是多峰函数,仿真实验结果都较好。在后续的仿真实验中, K 取值为 60。

表 3 不同 K 值下的函数仿真实验结果

K	20	40	60	80	100
f_1	1.69	1.14	0.98	1.78	2.24
	0.48	0.27	0.30	1.16	1.94
f_2	1.60	1.08	0.81	1.83	3.36
	0.21	0.20	0.13	0.18	1.27
f_3	5.96	5.73	4.34	4.69	4.77
	4.68	2.89	2.71	3.96	4.25
f_4	4.01e-03	2.83e-03	1.77e-03	3.32e-03	3.45e-03
	1.52e-05	9.72e-06	5.93e-06	8.04e-06	1.15e-05
f_5	9.68e-04	7.71e-04	0	2.96e-05	8.21e-05
	1.78e-05	1.13e-05	0	1.67e-08	1.28e-07
f_6	4.92	4.58	4.34	4.86	4.96
	8.91	6.83	2.90	4.20	4.97
f_7	0.0657	0.0688	0.0315	0.0780	0.0825
	6.65e-04	4.37e-04	5.74e-05	3.61e-03	6.17e-03
f_8	0.2570	0.2150	0.1782	0.2153	0.2277
	5.85e-03	3.00e-3	2.04e-03	6.17e-03	1.98e-03

4.3 实验结果与分析

将进行比较的 GSOPB 和 GSO 算法对 8 个测试函数分别独立运行 20 次,最大迭代次数为 6000 次。表 4 给出了两种算法求解每个函数的最佳值、最差值和平均值。图 1—图 8 描述了两种算法在对各个函数求解过程中平均最优值的变化曲线。

表 4 两种算法 20 次试验结果的对比

函数	算法	最差值	平均值	最优值
f_1	GSO	66.693227	60.652994	49.239859
	GSOPB	0.081725	0.024427	0.009516
f_2	GSO	78.675320	61.058585	31.599104
	GSOPB	0.082336	0.054837	0.003503
f_3	GSO	18.477051	14.404890	9.918804
	GSOPB	9.367331	8.307896	5.371663
f_4	GSO	4.345280e-03	5.795768e-04	3.994942e-07
	GSOPB	7.397792e-08	2.308943e-08	1.824834e-09
f_5	GSO	4.621409e-03	1.825575e-03	1.218755e-04
	GSOPB	1.420552e-14	1.420807e-15	0
f_6	GSO	12.330021	7.475561	3.987965
	GSOPB	5.409453	3.155701	0.033207
f_7	GSO	0.313587	0.284386	0.258847
	GSOPB	0.088820	0.073059	0.045499
f_8	GSO	0.961412	0.821926	0.743646
	GSOPB	0.208629	0.086590	0.037737

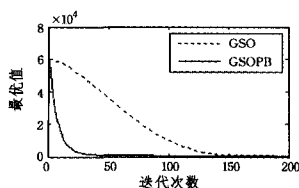


图 1 求解 f_1 的平均最优值变化曲线

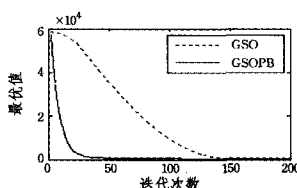


图 2 求解 f_2 的平均最优值变化曲线

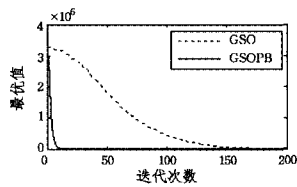


图 3 求解 f_3 的平均最优值变化曲线

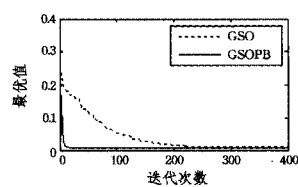


图 4 求解 f_4 的平均最优值变化曲线

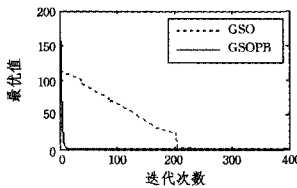


图 5 求解 f_5 的平均最优值变化曲线

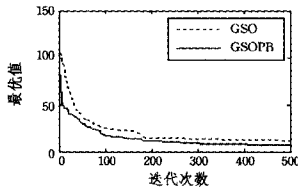


图 6 求解 f_6 的平均最优值变化曲线

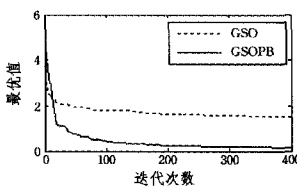


图 7 求解 f_7 的平均最优值变化曲线

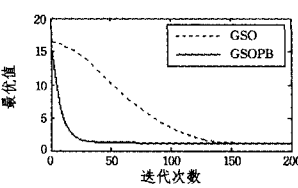


图 8 求解 f_8 的平均最优值变化曲线

从表 4 和图 1 至图 8 中可以看出,GSOPB 对基本测试函数都能搜索到比 GSO 更优的结果,且具有更快的收敛速度,体现了良好的性能。对于典型的单峰函数 $f_1 - f_3$,GSOPB 搜索到的最优值明显优于 GSO 的结果。由于 GSOPB 两个群体之间定期交换信息,能够较好地维持群体多样性,对 $f_4 - f_8$ 的实验结果表明了其求解多峰函数的有效性。对于二维的多峰函数 f_4 和 f_5 ,GSOPB 的搜索精度远远优于基本 GSO 算法。对于典型的复杂多峰函数 $f_6 - f_8$,GSOPB 和基本 GSO 都能搜索到较好的解,但 GSOPB 的收敛速度更快,解的精度更高。综上分析,GSOPB 在测试函数中表现了收敛速度快和搜索精度高的特点,特别对单峰函数,其优秀的搜索性能更加突出。

5 Van Genuchten 方程参数的优化

5.1 Van Genuchten 模型

描述土壤水分特征曲线的 Van Genuchten 方程为:

$$\theta = \theta_r + \frac{\theta_s - \theta_r}{[1 + |ah|]^m} \quad (9)$$

式中, θ 是土壤含水率(cm^3/cm^3), h 是土壤基质势(cm), θ_s 是土壤饱和含水率(cm^3/cm^3), θ_r 是土壤残余含水率(cm^3/cm^3), α 为进气值的倒数(cm^{-1}), n 为孔径分布指数($n > 1$), $m = 1 - \frac{1}{n}$ 。根据文献[10,27]:参数 α 取值为 $0 \sim 1$; θ_s 取值一般为 $0 \sim 0.6$, θ_r 取值为 $0 \sim 0.3$, n 取值通常为 $1 \sim 10$ 。模型中共有 4 个相互独立的参数。

利用智能算法求解参数,需要给定一个适应度函数作为最优解的评价标准,本文采用均方误差 MSE 作为适应度函数:

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\hat{\theta}_i(h) - \theta_i(h, X)]^2 \quad (10)$$

式中, N 为实验数据个数, $\hat{\theta}_i (i=1, 2, \dots, N)$ 为实际测量土壤含水率, $\theta_i (i=1, 2, \dots, N)$ 为根据 Van 方程确定的土壤含水率, $X=(\theta, \theta_s, \alpha, n)$ 表示一个萤火虫的位置。

5.2 利用 GSOPB 算法求解 Van 方程参数

用 GSOPB 算法求解 Van 方程参数时, GSOPB 算法中两种群的萤火虫数都取 30 个, 移动步长 s 取 0.03, 最大迭代次数设为 1000 次, 其余参数设置见表 2。算法应用软件 Matlab R2011b 实现, 独立运行 20 次, 结果取平均值。表 5 和表 6 给出了不同方法的计算结果。

表 5 不同方法确定 Van 方程参数

实验方法	α (cm^{-1})	θ_i (cm^3/cm^3)	θ_s (cm^3/cm^3)	n	MSE (10^{-5})
文献[3]	0.0130	0.0530	0.3630	4.2410	23.232
文献[14]	0.0140	0.0530	0.0363	4.1970	42.442
文献[15]GA	0.0127	0.0656	0.3589	3.9953	8.3884
文献[15]SA	0.0127	0.0659	0.3588	4.0442	8.3783
文献[16]	0.0130	0.0660	0.3590	4.0440	9.0738
文献[17]	0.0130	0.0610	0.3600	4.1230	303.44
文献[18]IHS	0.0130	0.0660	0.3590	3.6490	9.0641
文献[18]IGHS1	0.0130	0.0660	0.3590	4.0480	9.0867
文献[18]IGHS2	0.0130	0.0660	0.3590	4.0540	9.1065
本文 GSOPB	0.0127	0.0659	0.3588	4.0454	8.3782

注:表中 MSE 是依据相应文献的数据计算而得;SA 和 GA 是指文献[15]采用遗传算法和模拟退火算法的计算结果;IHS、IGHS1 和 IGHS2 是指文献[18]采用不同的改进和声搜索算法的计算结果。

表 6 不同算法模拟数据与实测数据对比

类型	算法	基质势 h/cm								
		5	30	70	100	200	300	500	1000	1300
粉壤土脱湿	文献[3]	0.363	0.361	0.304	0.210	0.077	0.060	0.054	0.053	0.053
	文献[14]	0.363	0.358	0.258	0.156	0.066	0.057	0.054	0.053	0.053
	文献[15]GA	0.359	0.354	0.269	0.178	0.083	0.071	0.068	0.066	0.067
	文献[15]SA	0.359	0.354	0.269	0.177	0.083	0.071	0.067	0.066	0.066
	文献[16]	0.359	0.354	0.269	0.177	0.083	0.071	0.067	0.066	0.066
	文献[17]	0.360	0.355	0.263	0.167	0.076	0.065	0.062	0.061	0.065
	文献[18]IHS	0.359	0.354	0.269	0.177	0.083	0.07	0.067	0.066	0.066
	文献[18]IGHS1	0.359	0.354	0.27	0.177	0.083	0.071	0.067	0.066	0.065
	文献[18]IGHS2	0.359	0.354	0.269	0.177	0.083	0.07	0.067	0.066	0.065
	本文 GSOPB	0.359	0.354	0.269	0.177	0.083	0.071	0.067	0.066	0.066
	实测	0.363	0.347	0.279	0.165	0.095	0.081	0.069	0.059	0.054

从表 6 可以看出,对于不同基质势的土壤含水量的计算结果,本文结果与采用智能算法的文献[15, 16, 18]的结果几乎相同,与其余文献的结果差别较大。从表 5 可以看出,各种方法计算出的 Van 方程参数 α 值差别不大,其他参数的变化较大。本文 GSOPB 算法得到的参数值与文献[15, 16, 18]相差不多,但从 MSE 值可以看出,文献[3, 14, 17]明显没有达到参数的最优估计,而本文计算结果的精度最高,文献[15]次之。因此,本文的 GSOPB 算法的拟合效果要优于其他方法。

结束语 本文构建了一种新的基于生物行为机制改进的萤火虫群算法(GSOPB)。该算法模型由寄生群和宿主群两个种群构成,种群之间定期模拟生物的寄生行为并按照适应度的大小交换萤火虫。通过测试证明,该算法提高了捕获到全局最优值的可能性,提高了收敛速度和求解精度。可以看出,用 GSOPB 算法对 Van 方程参数进行优化,其计算结果优

于其他算法,模拟的土壤 $\theta-h$ 的实测数据也非常接近真实值,因此,可以将 GSOPB 算法作为求解 Van 方程参数的一种新方法。

参考文献

- [1] 雷志栋,杨诗秀,谢森传. 土壤水动力学[M]. 北京:清华大学出版社,1988
- [2] 张明炷,黎庆淮,石秀兰. 土壤学与农作学(第3版)[M]. 北京:中国水利水电出版社,1994
- [3] 王金生,杨志峰,陈家军,等. 包气带土壤水分滞留特性研究[J]. 水利学报,2000(2):1-6
- [4] 刘建立,徐绍辉,刘慧. 估计土壤水分特征曲线的见解方法研究进展[J]. 水利学报,2004(2):68-76
- [5] Miay. Estimation of the Brooks Corey parameters from water retention data [J]. Water Resource Research,1987,23:1085-1089
- [6] Gardner W R, Hillel D, Benyamini Y. Post irrigation movement of soil water I redistribution [J]. Water Resource Research, 1970,6:851-861
- [7] Gardner W R, Hillel D, Benyamini Y. Post irrigation movement of soil water simultaneous redistribution and evaporation [J]. Water Resolve Research, 1970,6:1148-1153
- [8] Van Genuchten M Th. A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils [J]. Soil Sci. Soc. Am. J, 1980,44:892-898
- [9] Russo D. Determining soil hydraulic properties by parameter: on the selection of model for the hydraulic properties [J]. Water Resource Research, 1988,24:453-459
- [10] Shao Ming-an, Horton R. Integral method for estimating soil hydraulic properties[J]. Soil Science Society of America Journal, 1998,62(3):585-592
- [11] Han Xing-wei, Shao Ming-an, Horton. Estimating van Genuchten model parameters of undisturbed soils using an integral method [J]. Soil Science Society of China, 2010,20(1):55-62
- [12] 徐绍辉,张佳宝. 求土壤水力特征的一种迭代法[J]. 土壤学报, 2000,37(2):271-274
- [13] 李春友,任理,李保国. 利用优化方法求算 Van Genuchten 方程参数[J]. 水科学进展,2001,12(4):473-478
- [14] 马英杰,虎胆·吐马尔拜,沈冰. 利用阻尼最小二乘法求解 Van Genuchten 方程参数[J]. 农业工程学报,2005,21(8):179-180
- [15] 廖林仙,邵孝侯,徐俊增. 基于智能算法推求 Van Genuchten 方程的参数[J]. 水利学报,2007,10(S1):696-670
- [16] 陈大春,马英杰. 基于随机粒子群算法的 Van Genuchten 方程参数优化求解[J]. 农业工程学报,2006,22(12):82-85
- [17] 刘衍民,赵庆祯,隋常玲,等. 一种基于动态邻居和变异因子的粒子群算法[J]. 控制与决策,2010,25(7):968-974
- [18] 邢长明,代艳,杨林. 利用改进的和声搜索算法求解 Van Genuchten 方程参数[J]. 计算机应用,2012,32(8):2159-2164
- [19] Krishnanand K N, Ghose D. Glowworm Swarm Optimization: A New method for Optimizing Multi-modal functions [J]. International Journal of Computational Intelligence Studies, 2009, 1(1):93-119
- [20] Krishnanand K N. Glowworm Swarm Optimization: A Multimodal Function Optimization Paradigm with Applications to Multiple Signal Source Localization Tasks [D]. [S. l.]: Indian Institute of Science, 2007

(下转第 139 页)

(2)由引理 3 (3)得面向属性概念格,如图 1 所示。

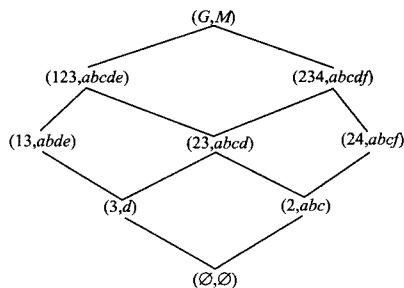


图 1 $L_P(G, M, I)$

(3)当 $D = \{c, d, e, f\}$, $B_1 = \{c, d, e\}$, $B_2 = \{c, d\}$ 时,根据定义 11 得: $R^M = R^D \subseteq R^{B_1} \subseteq R^{B_2}$ 。再由定理 6 得: $L_P(G, M, I_M) = L_P(G, D, I_D) \leq L_P(G, B_1, I_{B_1}) \leq L_P(G, B_2, I_{B_2})$ 。

(4)故经压缩之后相应的面向属性概念格如图 2—图 4 所示。

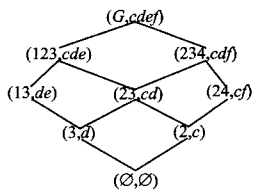


图 2 $L_P(G, D, I_D)$

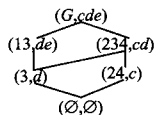


图 3 $L_P(G, B_1, I_{B_1})$

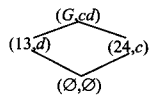


图 4 $L_P(G, B_2, I_{B_2})$

结束语 本文首先研究了面向属性概念格和粗糙集的关系,其次证明了面向属性概念格的属性约简集是保持同余划分不变的最小属性子集;最后给出了面向属性概念格动态压缩的一种新方法。这种方法的优点是可以直接由属性集上同余关系之间的包含得到面向属性概念格的动态压缩格。

参 考 文 献

[1] Wille R. Restructuring Lattices Theory; An Approach on Hier-

archies of Concepts [M] // Riaral I, ed. Ordered Sets. Reidel, Dordrecht, 1982; 445-470

[2] Ganter B, Wille R. Formal Concept Analysis [M]. Mathematical Foundations. New York; Springer-Verlag, 1999

[3] Pawlak Z. Rough sets; Theoretical Aspects of Reasoning About Data [M]. Dordrecht, Boston; Kluwer Academic Publishers, 1991

[4] Kent R E. Rough concept analysis [C] // Ziarko W P, ed. Rough Sets, and Fuzzy Sets and Knowledge Discovery (RSKD' 93). London; Springer-Verlag, 1994; 248-255

[5] 王志海, 胡可云, 刘宗田, 等. 概念格上的粗糙集合运算与函数依赖生成 [J]. 清华大学学报: 自然科学版, 1998, 38(S2): 1-4

[6] Yao Y Y. Concept lattices in rough set theory [C] // Dick S, Kurgan L, Pedrycz W, et al., eds. Proceedings of 2004 Annual Meeting of the North American Fuzzy Information Processing Society (NAFIPS 2004). June 2004; 796-801

[7] Li J H, Mei C L, Lv Y J. A heuristic knowledge-reduction method for decision formal contexts [J]. Computers and Mathematics with Applications, 2011, 61(4): 1096-1106

[8] Li J H, Mei C L, Lv Y J. Knowledge reduction in decision formal context [J]. Knowledge-Based System, 2011, 24(5): 709-715

[9] Wang L D, Liu X D. A new model of evaluating concept similarity [J]. Knowledge-Based Systems, 2008, 21: 842-846

[10] Wang L D, Gong D X. A structural information model for evaluating concept similarity [C] // 2010 Seventh International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. IEEE press, 2010; 1966-1970

[11] Duntsch I, Gediga G. Approximation operators in qualitative data analysis [M]. Theory and Application of Relation of Structures as Knowledge Instruments. Heidelberg; Springer, 2003; 216-233

[12] 何苗, 魏玲. 基于原背景的补背景概念获取 [J]. 计算机科学, 2012, 39(11): 197-200

[13] Liu M Q, Wei L. The Reduction Theory of Object Oriented Concept Lattices and Property Oriented Concept Lattices [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2009, 5589: 587-593

[14] 张文修, 仇国芳. 基于粗糙集的不确定决策 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005

[15] Zhang W X, Qiu G F. Uncertain Decision Making Based on Rough Sets [M]. Tsinghua University Publishing House, 2005

[16] Novotny M. Dependence spaces of information system [M] // Orłowska E, ed. Incomplete Information; Rough Set Analysis. Heidelberg-New York; Physica-Verlag, 1998; 193-246

(上接第 135 页)

[21] Krishnanand K N, Ghose D. A Glowworm Swarm Optimization Based Multi-robot System for Signal Source Localization [M]. Berlin, Germany; [s. n.], 2009

[22] Krishnanand K N, Ghose D. Chasing Multiple Mobile Signal Sources; A Glowworm Swarm Optimization Approach [C] // Proc. of the 3rd Indian International Conference on Artificial Intelligence. [S. l.]; IEEE Press, 2007

[23] 刘汉生, 陈智兵, 胡朝晖, 等. 寄生虫及其宿主协同进化的研究进展 [J]. 生态科学, 2003, 22(3): 261-264

[24] 黄丽琴, 郭宪国. 寄生虫与宿主的协同进化关系 [J]. 国际医学寄生虫病杂志, 2009, 36(1): 49-54

[25] 李文祥, 王桂堂. 寄生虫对宿主种群的调节 [J]. 水生生物学报, 2002, 26(5): 550-554

[26] 秦全德, 李荣钧. 基于生物寄生行为的双种群粒子群算法 [J]. 控制与决策, 2011, 26(4): 548-552

[27] Kool J B, Parker J C, Van Genuchten M T. Determining soil hydraulic properties from one 2 step outflow experiments parameter estimation; I. Theory and numerical studies [J]. Soil. Sci. Soc. Am. J., 1985, 49: 1348-1354