

多元优化算法在马斯京根模型参数优化中的应用

李小波

(云南省水利水电勘测设计研究院, 云南 昆明 650021)

摘要:以2个实例为研究对象,利用一种新型群体智能算法——多元优化(MVO)算法优化马斯京根模型参数,并与相关文献中加速遗传算法等多种方法的优化结果进行对比。结果表明:MVO算法优化结果优于其他算法,利用MVO算法优化马斯京根模型参数,可以获得比相关文献更高的模拟精度,不但为精确估计马斯京根模型参数提供了有效方法,而且拓展了MVO算法在水文模型参数优化中的应用。

关键词:多元优化算法;马斯京根模型;参数优化;河道洪水演算

中图分类号:TV131.61

文献标识码:A

文章编号:1672-643X(2016)05-0158-04

Application of multi-verse optimization algorithm in parameter optimization of muskingum method

LI Xiaobo

(Yunnan Institute of Water & Hydropower Engineering Investigation Design Research, Kunming 650021, China)

Abstract: Taking 2 cases as the research object, the paper used a novel swarm intelligence algorithm – multiple optimization (MVO) algorithm to optimize the parameters of Muskingum model, and compared the results with that of accelerating genetic algorithm and other methods in related literature. The results show that MVO algorithm is better than the other algorithm. By use of MVO algorithm to optimize the parameter of Muskingum model can get higher precision than that of related literature. The method can not only provide an effective method for accurate parameter estimation of Muskingum model, but also expand the application of MVO algorithm in parameter optimization of hydrological model.

Key words: multi-verse optimization; Muskingum model; parameter optimization; channel flood routing

1 研究背景

马斯京根模型是河道洪水演算中应用最为广泛的方法,其利用河段水量槽蓄方程代替复杂的水动力方程,大大简化了计算过程,同时又能满足演算精度,在洪水预报和防洪规划中具有重要意义。然而,马斯京根模型参数的选取对于模型演算精度的提高起到关键性作用。传统试错法、最小二乘法、非线性规划等参数估计方法已不能满足实际应用中马斯京根模型的演算精度要求。近年来,各种智能算法尝试用于马斯京根模型参数优化,并取得了比传统估计方法更好的优化效果,如遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[1-2]、模拟退火遗传算法(Simulated Annealing Genetic Algorithm, SAGA)^[3]、粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[4-5]和蚁群优

化算法(Ant Colony Optimization, ACO)等^[6],但这些算法均不同程度地存在早熟收敛和陷入局部极值等问题,制约了马斯京根模型演算精度的进一步提高。多元优化算法(Multi-Verse Optimization, MVO)是文献[7]于2015年提出的新型群体智能全局优化算法,该算法源于多元宇宙理论中白洞,黑洞和虫洞的概念建立数学模型来模拟智能算法中探索、开发和局部搜索行为,算法能有效平衡全局寻优与局部搜索之间的关系,具有较好的收敛精度、鲁棒性能和全局寻优能力,目前在神经网络模型参数优化中得到应用^[8]。

本文以2个马斯京根模型参数优化实例为研究对象,利用MVO算法对马斯京根模型参数进行优化,并与相关文献的优化结果进行对比分析,旨在为研究智能算法在马斯京根模型参数优化中的应用提

收稿日期:2015-12-19; 修回日期:2016-05-25

基金项目:国家水体污染控制与治理科技重大专项(201307102-006-01);院士工作站建设专项(2015IC013)。

作者简介:李小波(1979-),女,云南陆良人,工程师,学士,主要从事规划水资源研究等工作。

供参考和借鉴。

2 优化模型

2.1 多元优化算法优化原理及数学描述

多元宇宙理论认为,黑洞是已发现的天体,它会吸入所有物质,甚至光;白洞是理论上存在而未被发现的天体,是由黑洞吸收过多的物质而开始吐出的物质。理论上认为,黑洞引力太大,可能链接另一个时空,而在这个时间空洞之间,就是一个虫洞,虫洞是时间裂缝,连接着黑白两洞。而且每一个宇宙都存在一个膨胀率使其膨胀,宇宙的膨胀速度对于恒星,行星,小行星,黑洞,白洞,虫洞物理规律的形成至关重要。多重宇宙通过白洞,黑洞和虫洞相互影响到稳定状态。

MVO 算法即源于物理学中多元宇宙理论,并依据多元宇宙理论的 3 个主要概念:白洞、黑洞和虫洞来建立数学模型。假设待优化问题中的每个变量是宇宙中的一个物体,并在优化过程中遵行以下规则:(1)高的膨胀率存在白洞的概率高,存在黑洞的概率低;(2)膨胀率较高的宇宙通过白洞发送物体;膨胀率较低的宇宙通过黑洞吸收物体;(3)所有宇宙

中的物体不受膨胀率的影响,通过虫洞朝着最好的宇宙随机移动。

MVO 算法数学模型描述如下^[7]:

假设:

$$U = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^d \\ x_2^1 & x_2^2 & \cdots & x_2^d \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_n^1 & x_n^2 & \cdots & x_n^d \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: U 为随机创建的宇宙; d 为变量维度; n 为宇宙数量(候选解):

$$x_i^j = \begin{cases} x_k^j & r_1 < N_i(U_i) \\ x_i^j & r_1 \geq N_i(U_i) \end{cases} \quad (2)$$

式中: x_i^j 为第 i 个宇宙的第 j 个参数; U_i 为第 i 个宇宙; N_i 为第 i 个宇宙通胀率; $r_1 \in [0,1]$ 上的随机数; x_k^j 为基于轮盘赌机制选择的第 k 个宇宙的第 j 个参数。

为了维持宇宙的多样性和开发能力,认为宇宙虫洞在空间中随机运输物体。并假设虫洞隧道是建立宇宙和宇宙之间最佳联系方式,这一机制的表述如下:

$$x_i^j = \begin{cases} \begin{cases} X_j + TDR((ub_j - lb_j)r_4 + lb_j) & r_3 < 0.5 \\ X_j - TDR((ub_j - lb_j)r_4 + lb_j) & r_3 \geq 0.5 \end{cases} & r_2 < WEP \\ x_i^j & r_2 \geq WEP \end{cases} \quad (3)$$

式中: X_j 为当前最好宇宙的第 j 个参数; WEP 、 TDR 分别为虫洞存在概率和旅行距离率; ub_j 、 lb_j 分别为第 j 个变量上、下限值; r_2 、 r_3 、 r_4 均为 $[0,1]$ 上的随机数;其余参数同上。

其中, TDR 、 WEP 自适应计算公式如下:

$$WEP = \min + l \left(\frac{\max - \min}{L} \right) \quad (4)$$

式中: \min 、 \max 分别为虫洞存在概率 WEP 的最小、最大值,本文分别取 0.2、1; l 为当前迭代次数; L 为最大迭代次数。

$$TDR = 1 - \frac{l^{1/p}}{L^{1/p}} \quad (5)$$

$$\begin{cases} \min f = \sum_{i=2}^n (1 - c_0)I(i) + c_1 I(i-1) + (1 - c_0 - c_1) \hat{Q}(i-1) - Q(i) \\ \text{s. t. } g_1: c_0 \in [0,1], g_2: c_1 \in [0,1], g_3: 1 - c_0 - c_1 \in [0,1] \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\hat{Q}(i)$ 、 $Q(i)$ 分别为第 i 个时段的演算出流量与实测流量; $I(i)$ 为第 i 个演算时段的人流量; n 为演算时段个数; c_0 、 c_1 为流量演算系数。

2.2 优化模型

有关马斯京根模型参数率定或优化的文献较多,其模型介绍或推演过程可参阅相关文献。本文仅给出马斯京根优化模型如下:

2.3 优化步骤

MVO 算法优化马斯京根模型参数的实现步骤如下^[8]:

Step1 初始化算法参数。随机创建的宇宙 U , 设定宇宙规模 n ; 初始化虫洞存在概率 WEP 最大、最小值; 旅行距离率 TDR 迭代精度 p ; 待优化参数 c_0 、 c_1 的搜寻范围。

Step2 确定上述式(6)作为 MVO 算法的适应度函数。

Step3 适应度函数计算。计算所有宇宙适应度函数值, 确定每个宇宙的索引位置, 利用式(4)~式(5)更新虫洞存在概率 WEP 和旅行距离率 TDR , 找到当前宇宙最好索引位置。判断算法迭代终止条件是否满足, 若满足则转至 Step5, 否则执行 Step4。

Step4 对于索引对象, 利用虫洞式(2)~式(3)建立白洞与黑洞之间的联系, 找到当前宇宙最好索引位置及适应度函数值。判断算法迭代终止条件是否满足, 若满足则转至 Step5, 否则重复执行 Step3~Step4。

Step5 输出最好宇宙索引位置 c_0 、 c_1 及适应度函数值 $\min f$, 算法结束。

3 实例应用

为了验证 MVO 算法的可行性和有效性, 便于与文献加速遗传算法^[1]、改进粒子群算法^[4]、免疫粒子群算法^[5]及最小二乘法等^[9]的优化结果进行比较, 本文以相关文献中两个实例进行对比分析。MVO 算法参数设置: 宇宙规模 $N = 50$; 最大迭代次数 $T = 500$; 虫洞存在概率 WEP 最大、最小值分别为 1、0.2; 旅行距离率 迭代精度 $p = 10$; c_0 、 c_1 搜索空间为 $[0, 1]$ 。

实例 1 以海河流域南运河称沟湾至临清段的一次洪水过程为例, 数据来源见文献[9]。利用 MVO 算法对马斯京根模型参数进行优化, 进而对 1961 年 8 月 14 日 20 时 - 8 月 28 日 20 时的洪水进行流量演算, 并与文献蚁群算法^[6]、加速遗传算法^[1]、非线性规划法等^[9]以及改进粒子群算法^[4-5]寻优结果进行比较, 见表 1; 并给出 MVO 算法连续 5 次进化过程图, 见图 1。

实例 2 以黄河下游夹河滩至高村 1998 年 8 月 23 日 0 时 - 31 日 12 时的洪水过程为例, 数据来源见文献[10]。利用 MVO 算法对马斯京根模型参数进行优化, 进而对 8 月 23 日 0 时 - 31 日 12 时的洪水进行流量演算, 并与文献[10]扩域遗传算法及试错法寻优结果进行比较, 见表 2; 并给出 MVO 算法连续 5 次进化过程图, 见图 2。

表 1 马斯京根模型参数的 MVO 算法优化结果及比较(实例 1)

算法	马斯京根模型参数优化结果			最优适应度函数值	平均绝对误差 m^3/s
	优化结果		数值		
	c_0	c_1			
MVO 算法 (连续 5 次)	1	0.4286	0.0909	123.2	4.40
	2	0.4286	0.0909	123.2	4.40
	3	0.4286	0.0909	123.2	4.40
	4	0.4286	0.0909	123.2	4.40
	5	0.4285	0.0910	123.2	4.40
加速遗传算法 ^[1]	0.4559	0.0685	143.0	5.11	
非线性规划法 ^[9]	0.4265	0.1264	145.0	5.11	
最小二乘法 ^[9]	0.4626	0.0843	157.5	5.63	
试错法 ^[9]	0.2857	0.4286	207.1	7.40	
蚁群算法 ^[6]	0.4212	0.1212	132.4	4.57	
免疫粒子群算法 ^[5]	0.4578	0.0606	196.0	7.54	
改进粒子群算法 ^[4]	0.3549	0.2209	238	9.15	

表 2 马斯京根模型参数的 MVO 算法优化结果及比较(实例 2)

算法	马斯京根模型参数优化结果			最优适应度函数值	平均相对误差
	优化结果		数值		
	c_0	c_1			
MVO 算法 (连续 5 次)	1	0.0360	0.2053	93.92	0.046
	2	0.0361	0.2052	93.92	0.046
	3	0.0360	0.2053	93.92	0.046
	4	0.0360	0.2053	93.92	0.046
	5	0.0361	0.2052	93.92	0.046
扩域遗传算法 ^[10]	0.01	0.26	95	0.05	
试错法 ^[10]	0.05	0.81	240	0.12	

从表 1~表 2 和图 1~图 2 来看, MVO 算法对于两个实例的模拟精度明显高于文献蚁群算法、加速遗传算法、非线性规划法等、改进粒子群算法(实例 1), 以及扩域遗传算法、试错法(实例 2), 其中对于实例 1, MVO 算法连续 5 次运行寻优的 c_0 、 c_1 分别在 0.4285~0.4286 和 0.0909~0.0910 之间, 最优适应度函数值、平均绝对误差均相同; 对于实例 2, c_0 、 c_1 分别在 0.0360~0.0361 和 0.2052~0.2053 之间, 最优适应度函数值、平均相对误差均相同; 两实例 c_0 、 c_1 变幅很小, 可以认为 MVO 算法均获得了全局最优解。

验证结果表明, MVO 算法不但具有较高的收敛精度, 而且具有较好稳健性能, 将 MVO 算法应用于

马斯京根模型参数优化,可以有效提高河道洪水模拟精度,获得比传统方法甚至蚁群算法、改进遗传算

法和改进粒子群算法更好的优化效果。

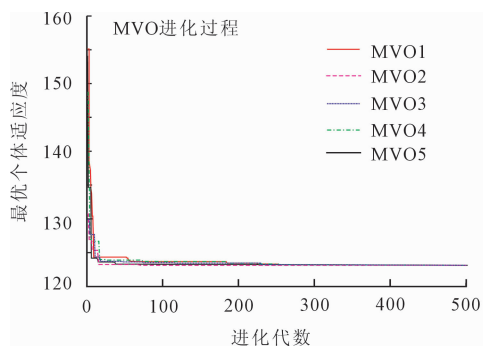


图 1 实例 1 连续 5 次进化过程图

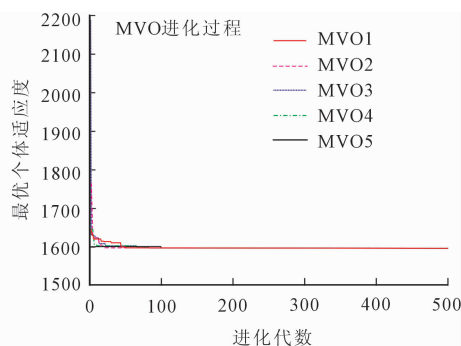


图 2 实例 2 连续 5 次进化过程图

4 结 论

利用一种全新的群体智能算法——MVO 算法优化马斯京根模型参数,以相关文献中两个实例进行研究分析,结果表明:

(1)利用 MVO 算法寻优马斯京根模型参数,实现了马斯京根模型参数 c_0 、 c_1 的自动确定,不但提高了河道洪水的模拟精度,而且为马斯京根模型参数优化提供了一种全新的途径和方法。

(2)从两个实例的应用效果来看,MVO 算法的模拟精度均优于文献加速遗传算法、改进粒子群算法、免疫粒子群算法等方法,表明 MVO 算法能有效克服传统方法及遗传算法等存在的早熟收敛和陷入局部极值等不足,进一步提高了马斯京根模型的演算精度,具有较好的应用前景。

参考文献:

- [1] 杨晓华,金菊良,陈肇升,等. 马斯京根模型参数估计的新方法[J]. 灾害学,1998,13(3):1-6.
- [2] 鲁帆,蒋云钟,王浩,等. 多智能体遗传算法用于马斯京

- 根模型参数估计[J]. 水利学报,2007,38(3):289-294.
- [3] 董纯,康玲,侯国祥. 基于遗传模拟退火法的马斯京根方程参数估计[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2002,30(10):20-22.
- [4] 李明明,李承军,张铭. 改进 PSO 法在马斯京根模型参数估计中的应用[J]. 人民长江,2008,39(3):60-61+106.
- [5] 甘丽云,付强,孙颖娜,等. 基于免疫粒子群算法的马斯京根模型参数识别[J]. 水文,2010,30(3):43-47.
- [6] 詹士昌,徐婕. 蚁群算法在马斯京根模型参数估计中的应用[J]. 自然灾害学报,2005,14(5):20-24.
- [7] Mirjalili S, Mirjalili S M, Hatamlou A. Multi-verse optimizer: a nature-inspired algorithm for global optimization [M]. Neural Computing and Applications, 2015.
- [8] 崔东文,吴盛华. MVO-GRNN 模型在年径流丰枯分类中的应用[J]. 人民珠江,2015,36(6):50-54.
- [9] 翟国静. 马斯京根模型参数估计方法探讨[J]. 水文,1997,17(3):40-43+36.
- [10] 李鸿雁,赵娟,王玉新,等. 扩域搜索遗传算法优化马斯京根参数及其应用[J]. 吉林大学学报(地球科学版),2011,41(3):861-865.