

群居蜘蛛优化算法在水文频率分析中的应用

王文川^{1,2}, 雷冠军^{1,2}, 刘灿灿³, 徐冬梅^{1,2}

(1.华北水利水电大学水利学院,河南 郑州 450011;2.水资源高效利用与保障工程河南省协同创新中心,河南 郑州 450011;3.华南农业大学水利与土木工程学院,广东 广州 510642)

摘要:水文频率分析在参数估计过程中常采用智能优化适线法,如蚁群算法、遗传算法、粒子群算法、模拟退火算法等,但这些算法模型参数难以有效确定,导致寻优结果存在不稳定的不足。为了克服传统优化适线法的缺陷,在系统阐述群居蜘蛛优化算法基本原理的基础上,将群居蜘蛛优化算法用于水文频率曲线的参数确定中,并与传统的参数估计方法(矩法、权函数法、概率权重矩法、遗传算法)加以比较。实例结果表明,该方法搜索效率高,寻优结果稳定,能较好获得参数的最优解。

关键词:优化适线法;群居蜘蛛优化算法;水文频率分析

中图分类号:P333 **文献标识码:**A **文章编号:**1000-0852(2016)03-0034-06

1 引言

水文现象的不确定性是水文科学需要特别关注的问题,由于水文资料序列长度有限,为了有效扩展水文序列的长度,水文学家以概率统计理论为基础进行频率分析,运用理论频率曲线对已知的水文序列进行展延,计算出满足不同频率标准的水文设计值,从而进一步确定各类水利水电工程规模。水文频率分析计算的关键问题是水文频率分布曲线型的选择和对应分布模型参数的确定。我国水文频率分析计算规定采用皮尔逊-III型曲线为通用线型,只需确定均值、变差系数和偏态系数来确定皮尔逊-III型频率分布曲线。水文频率分布曲线的参数估计方法有解析法和适线法。目前,解析法有矩法、权函数法、概率权重矩法、线性矩法等;适线法有目估适线法和优化适线法。在工程实践中广泛采用适线法,目估适线法的缺陷是明确量化的拟合优度标准难以确定,导致适线过程经验性较强,确定参数的准确度值得商榷。优化适线法是在确定合理的适线准则前提下,在模型约束条件的范围内确定一组能使理论频率曲线与经验点据拟合最优的参数。为了有效确定水文频率曲线参数,国内外水文工作者对优

化适线法相继做了卓有成效的研究。如李宏伟^[1]、曹雪芹^[2]研究了蚁群算法在水文频率曲线中的应用,但是该算法的搜索时间较长,算法的收敛性受参数初始值影响较大;王占海^[3]、宋茂斌^[4]运用遗传算法求解水文频率曲线的参数,目标函数以横纵向离差平方和最小为准则,然而遗传算法的迭代终止条件没有一致的标准,算法本身易陷入局部最优和存在早熟收敛的缺陷,寻优结果有明显的不确定性;姚德仓^[5]、刘力^[6]在水文频率曲线的拟合优化中引进了粒子群算法,粒子群算法待估参数较多,参数设置的好坏直接影响寻优结果的优劣,该算法需要通过反复试算确定初始参数才能得到较好的结果;陈子全^[7]将模拟退火算法引入水文频率参数分析中,并通过实例加以论证,但是该方法参数的初始值、以及对发生扰动的步长的确定都会对寻优结果的稳定性和收敛性产生不同程度的影响。

为了更好地确定水文频率曲线的参数,本文将新兴的群居蜘蛛优化算法运用到水文频率曲线参数分析中,建立寻优模型,以文献[9]中的实际径流数据为实例,进行求解,并与传统的矩法、权函数法、概率权重矩法、遗传算法的计算结果进行比较。结果表明,该算法不仅寻优效果好,而且待估参数少,稳健性强,搜索效

收稿日期:2015-05-04

基金项目:国家自然科学基金项目(51509088);河南省高校科技创新团队(14IRTSTHN028);水利部公益性行业科研专项(200501008);河南省重点科技攻关计划项目(132102110046);华北水利水电大学研究生教育创新计划基金资助(YK2014-07)

作者简介:王文川(1976-),男,河南鹿邑人,副教授,博士,主要从事水文水资源系统分析、优化建模方面的研究。E-mail:wangwen1621@163.com

率高,很容易收敛到全局最优值,能够很好地用于求解水文频率曲线参数。

2 群居蜘蛛优化算法

群居蜘蛛优化算法(SSO)是一种新兴的随机全局优化技术,它是由 Cuevas 等人^[8]提出。该方法对群居蜘蛛的协作行为进行模拟,搜索个体按雌、雄性别分为两类,寻优过程中依照不同的搜索准则。该搜索模式有效避免了个体在优势群体周围的聚集,使得在全局进行搜索最优值,有效避免了早熟收敛和搜索结果不稳定的出现。优化结果表明该方法对参数初始值选择不敏感、稳健性强、收敛速度快,其基本原理如下^[8]:

2.1 种群个体的初始化

(1)蜘蛛个体数量的初始化。雌性蜘蛛的数量可由式(1)计算;雄性蜘蛛的数量可由式(2)计算:

$$N_f = \text{floor}[(0.9 - \text{rand} \cdot 0.25) \cdot N] \quad (1)$$

$$N_m = N - N_f \quad (2)$$

式中:rand 为区间[0,1]的随机数;floor 为取整函数。

(2)蜘蛛个体自身的初始化。每个蜘蛛个体是一个向量,该向量代表了待求值的集合,在待求值的取值范围内采用随机取值的方法对个体进行初始化。

$$s(i) = lb + \text{rand} \cdot (ub - lb) \quad (3)$$

式中:lb 为向量分量取值的下限;ub 为向量分量取值的上限;rand 为区间[0,1]的随机数。

(3)蜘蛛个体适应度的计算。将单个蜘蛛个体代入目标函数 $J(\cdot)$ 中计算单个个体的适应度值。

(4)蜘蛛个体权重的计算。在 SSO 方法中,每个个体都被赋予一个权重 w_i 代表种群中个体 i 所对应的解决问题的能力。每个蜘蛛的权重,可由下式得到:

$$w_i = \frac{J(s_i) - \text{worst}_s}{\text{best}_s - \text{worst}_s} \quad (4)$$

式中: $J(s_i)$ 为蜘蛛 s_i 个体的适应度值,由函数 $J(\cdot)$ 计算所得。最劣值 worst_s 和最优值 best_s 可由下式计算:

$$\text{best}_s = \max_{k \in \{1, 2, \dots, N\}} (J(s_k)) \quad \text{worst}_s = \min_{k \in \{1, 2, \dots, N\}} (J(s_k)) \quad (5)$$

2.2 蜘蛛个体的相互协作

蜘蛛个体在公共网络通过整振动相互交流,传递信息,寻找优势个体,向优势个体聚集,不断进化。蜘蛛个体的相互作用取决于蜘蛛个体自身的适应度值、蜘蛛的性别和蜘蛛个体之间的距离。其中,蜘蛛个体的性别在初始化时已经确定,而蜘蛛个体的适应度值则通过目标函数 $J(\cdot)$ 计算。

(1)蜘蛛在传递信息时,蜘蛛个体之间的相互作

用—蜘蛛网的振动,取决于蜘蛛个体间的距离,因而需要分别计算同性别的蜘蛛单个最优的个体与同性别的最差蜘蛛个体的之间的距离,计算雌雄蜘蛛最优个体与最差个体之间的距离, d_{ij} 是蜘蛛 i 和蜘蛛 j 之间的距离,即:

$$d_{ij} = \|s_i - s_j\| \quad (6)$$

式中: s_i, s_j 为蜘蛛个体的向量值,求两者之间的距离也就是求向量之间的范数。

(2)蜘蛛个体之间是通过振动相互影响的。其相互之间的振动形式有:

寻找距离其他蜘蛛个体最近的蜘蛛个体,即判断最优个体是雄性还是雌性,分情况计算蜘蛛个体对外界发出的振动:

①震动 $Vibc_i$ 是由个体 i 觉察到的个体 c 传递的信息,个体 c 有两个重要的特征:它距离个体 i 最近,它和个体 i 相比有更高的权重 ($w_c > w_i$)。

$$Vibc_i = w_c \cdot e^{-d_{i,c}^2} \quad (7)$$

②震动 $Vibb_i$ 是由个体 i 觉察到的个体 b 传递的信息,个体 b 的权重是全局最优的, $w_b = \max_{k \in \{1, 2, \dots, N\}} (w_k)$ 。

$$Vibb_i = w_b \cdot e^{-d_{i,b}^2} \quad (8)$$

③震动 $Vibf_i$ 是由个体 i 觉察到的个体 f 传递的信息,个体 f 是距离个体 i 最近的雌性个体。

$$Vibf_i = w_f \cdot e^{-d_{i,f}^2} \quad (9)$$

(3)雌雄蜘蛛对外界的振动作出反应。根据以上模拟判断出蜘蛛个体之间的振动形式后,通过以下形式模拟雌雄蜘蛛的位置的移动—蜘蛛个体向量的改变。

①雌性蜘蛛的反应。雌性蜘蛛对外界的反应分为对其他蜘蛛的吸引或是排斥的反应。该举动用随机过程模拟。首先产生一个[0,1]之间的均匀分布的随机数 r_m ,如果 r_m 小于阈值 PF ,那么就会产生吸引举动;反之,就会产生厌恶举动。因此,这样的机制由下式模拟:

$$f_i^{k+1} = \begin{cases} f_i^k + \alpha \cdot Vibc_i \cdot (s_c^k - f_i^k) + \beta \cdot Vibb_i \cdot (s_b^k - f_i^k) + \delta \cdot (\text{rand} - \frac{1}{2}), (r_m < PF) \\ f_i^k - \alpha \cdot Vibc_i \cdot (s_c^k - f_i^k) - \beta \cdot Vibb_i \cdot (s_b^k - f_i^k) + \delta \cdot (\text{rand} - \frac{1}{2}), (r_m \geq PF) \end{cases} \quad (10)$$

式中: α, β, δ 和 rand 为[0,1]之间的随机数; k 为迭代次数; s_c 为距离个体 i 最近的个体; s_b 为所有群体最优的个体。

②雄性蜘蛛的反应。雄性蜘蛛群 M 依据权重的降序排列进行分类。因此,权重值在中间的如 $w_{N_{fm}}$ 的蜘蛛被称为中级的雄性蜘蛛。由于中级的雄性蜘蛛具有较强的适应度值,因而能够受到雌性蜘蛛的吸引并进而完成以下的交配机制产生子代,同时中级以下的蜘蛛为了争夺食物向中级以上的蜘蛛靠近,以获得更大的生存空间。由于雄蜘蛛在全局中的索引是随着雌蜘蛛数目的增多而增加的,中间权重的蜘蛛的索引为 N_{fmm} 。由此,雄蜘蛛对外界的反应,即蜘蛛个体的进化运动过程,能够由下式进行模拟:

$$m_i^{k+1} = \begin{cases} m_i^k + \alpha \cdot \left(\frac{\sum_{h=1}^{N_m} m_h^k \cdot w_{N_{fh}}}{\sum_{h=1}^{N_m} w_{N_{fh}}} - m_i^k \right), w_{N_{fi}} \leq w_{N_{fmm}} \\ m_i^k + \alpha \cdot Vibf_i \cdot (s_f - m_i^k) + \delta \cdot \left(rand - \frac{1}{2} \right), w_{N_{fi}} > w_{N_{fmm}} \end{cases} \quad (11)$$

式中:个体 s_f 为距离雄蜘蛛 i 最近的雌蜘蛛;

$(\sum_{h=1}^{N_m} m_h^k \cdot w_{N_{fh}} / \sum_{h=1}^{N_m} w_{N_{fh}})$ 为雄蜘蛛权重的平均值。

(4)蜘蛛位置的检验。由于蜘蛛个体只能在公共网络上移动并发生信息交换,因而需要检验新的蜘蛛个体的向量是否超过了向量分量取值的上下限,如果超过了取值范围,则在取值范围内采用随机的方法重新赋值。

2.3 交配选择机制

(1)计算雌雄个体的交配范围的半径。交配空间依赖于搜索空间的大小,这样的半径可采用下式进行计算:

$$r = \frac{\sum_{j=1}^n (P_j^{high} - P_j^{low})}{2 \cdot n} \quad (12)$$

式中: P_j^{high} 为单个蜘蛛各个分量的最大值; P_j^{low} 为单个蜘蛛各个分量的最小值。

(2)交配机制,形成新的个体,雌雄蜘蛛个体通过交配行为在优势蜘蛛个体之间形成形成新的个体,雌雄蜘蛛的交配行为发生在雌性蜘蛛 S_f 与中级以上的雄性蜘蛛 S_{mm} 之间,而且雌雄蜘蛛之间的距离 $r_0 < r$ 时交配行为才能发生。

①选择交配的雌雄蜘蛛个体。将能够发生交配行为的蜘蛛个体放在一起形成矩阵 $S_1, S_1 = \{S_{mm1}; S_{mm2}; \dots; S_{mmi}; S_{f1}; S_{f2}; \dots; S_{fj}\}, (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n; S = \{x_1, x_2, \dots, x_d\})$,不妨设中级以上的雄性蜘蛛个数为 m ,雌性蜘蛛个数 n ,单个蜘蛛个体的维数 d ,则 S_1 是维数为 $(m+$

$n) \times d$ 的矩阵。将相应的蜘蛛个体的适应度值放入向量 $S_2, S_2 = J(S_1), J(\cdot)$ 为适应度函数。

②新个体的生成。现对新生成的单个蜘蛛个体 $S = \{x_1, x_2, \dots, x_d\}$ 加以说明。

$$x_j = S_1(x_{ij}), \text{if}(J(S_{1(i,z)}) > rand \cdot sum(S_2) \quad (13)$$

式中: $sum(S_2)$ 为适应度向量 S_2 的和; i 为矩阵 S_1 的行数; j 为矩阵 S_1 的列数。

根据以上交配机制生成新的蜘蛛个体。

(3)个体的选择机制。有很高权重的个体有很大的可能性影响新的子代,然而具有更小权重的个体影响新的个体的可能性较小。每个成员对子代影响的可能性 p_{s_i} 依据轮盘赌的方法确定,由下式确定:

$$p_{s_i} = \frac{w_i}{\sum w_j} \quad (14)$$

新生成的蜘蛛则由式 $J(\cdot)$ 计算适应度后,与原有的蜘蛛种群进行比较,优势蜘蛛将取代原有的劣势蜘蛛,这样的机制保证了雄性和雌性蜘蛛在全部种群中的比例,同时能够使蜘蛛群体向优势蜘蛛发展。在这样的机制下,为了发现更好的个体,算法在交配生成的全部个体中进行搜索。

3 数学模型

3.1 频率计算公式

皮尔逊-型分布计算公式如下

$$\alpha = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_{x_p}^{\infty} (x - a_0)^{\alpha-1} e^{-\beta(x-a_0)} dx \quad (15)$$

式中: $\alpha = 4/C_s^2$; $\beta = 2/\bar{x} C_V C_s$; $a_0 = \bar{x} (1 - 2C_V/C_s)$; \bar{x} 为均值; C_V 为变差系数; C_s 为偏态系数。

3.2 拟合值

$$x = \bar{x} * (1 + C_V * \phi(P)) \quad (16)$$

$$\phi(P) = C_s / 2 * \text{gaminv}(1 - P, 4/C_s^2, 1) - 2/C_s \quad (17)$$

式中: x 为拟合值; P 为所对应的频率; gaminv 为伽玛分布的累加分布函数逆函数; ϕ 由公式(17)计算获得。

3.3 适线准则

水文频率分析中采用的优化适线法的原理,最终可归结为求使适线准则最优的模型参数。确定曲线参数 C_V, C_s 与 \bar{x} ,由水文序列的频率,可以确定一个对应的洪峰或洪量值,据此可确定目标函数,建立模型进行优化适线。

$$F = \min_{C_V, C_s} \sum_{i=1}^n (x_i - x_p)^2 \quad (18)$$

式中: n 为样本容量, 本文采用最小二乘准则作为目标函数。

3.4 运算步骤

Step1: 初始种群的生成。设置种群规模 N 和最大迭代次数 T_{max} 。利用式(1)和式(2)计算雌性蜘蛛和雄性蜘蛛的数量, 用矩法计算出 C_V 、 C_S 初始值, 确定参数值的取值范围作为初始值的约束条件, 利用式(3)随机生成初始的雌性蜘蛛和雄性蜘蛛种群, 单个蜘蛛个体代表一组参数值, 初始值向量对应每一组参数值。

Step2: 利用式(16)以离差平方和作为适应度函数, 计算每个蜘蛛个体的适应度值, 利用式(4)计算不同蜘蛛个体的权重, 利用式(5)获得最优的个体和最差的个体。

Step3: 开始循环迭代: 雌蜘蛛、雄蜘蛛个体在搜索空间内(公共网内), 为了更好地生存下去, 依据式(6)计算蜘蛛个体之间的距离, 并且在公共网络上利用模拟的振动式(7)~(9)与外界进行信息交流, 同时分别根据各自的协同机制依据式(10)~(11)雌雄蜘蛛个体对外界的信息作出各自的反应, 雌雄蜘蛛的位置发生相应的改变。

Step4: 新个体的生成。对于 Step3 新生成的个体, 返回 Step2 计算蜘蛛个体的适应度值和蜘蛛个体的权重, 从而判断中级以上的雄性蜘蛛以及优势的雌性蜘蛛, 并求得最优的雌性蜘蛛个体和雄性蜘蛛个体, 雌性蜘蛛与中级以上的雄蜘蛛在交配范围的半径内根据上述的交配机制生成新的个体。

Step5: 子代选择。根据轮盘赌准则如式(15)对于新产生的个体, 计算其适应度值, 并与先前的最优值进行比较, 若优于先前的最优值, 则用新的个体取代原有的全局最佳值, 根据式(4)更新每个蜘蛛个体的权重, 并保存蜘蛛个体当前的状态。

Step6: 判断是否满足迭代停止条件。若满足则停止计算, 若不满足停止条件, 转到 Step3 进行下一代的计算, 直到满足迭代停止条件。

4 实例分析

4.1 计算方法

本文对文献[9]中的 24 年的年最大流量数据^[9]进行水文频率分析, 建立频率曲线模型, 利用群居蜘蛛优化算法对其参数进行优化。为了验证该方法在寻优过程中的适用性和优越性, 运用矩法、权函数法、概率权

重矩法和遗传算法得到该站水文频率曲线的均值、变差系数、偏态系数 3 个参数, 求出各组参数所对应的离差绝对值和、离差平方和作为判断拟合优度的标准进行比较, 具体结果见表 1。为了说明 SSO 算法的寻优性能的优劣, 本研究在 Intel (R) Core (TM) i5-3320M CPU@2.60GHz, RAM4.00G, 64 位操作系统的环境下用 GA、SSO 对上述问题进行求解。根据上述 SSO 算法求解水文频率参数的基本原理, 设定群居蜘蛛算法的种群规模为 50, 最大迭代次数为 50、100、200、500 和 1 000 时, 对实例进行求解, 其结果见表 2。GA 在数次试算求解后, 设定种群规模为 50, 交叉概率为 0.7, 变异概率为 0.1, 迭代次数分别为 50、100、200、500 和 1 000 的情况下, 分别计算 10 次, 目标值取其均值, 统计结果见表 2。

表1 参数计算结果表
Table1 The parameter calculation results

估计方法	均值	变差系数	偏态系数	离差绝对值和	离差平方和
矩法	5083.8	0.4389	0.6968	8388.1	5158258
权函数法	5083.8	0.4389	1.2250	7799.3	5253102
权重矩法	5083.8	0.4575	1.1357	7190.1	4365849
遗传算法	5083.8	0.4848	1.0446	7235.9	3852228
群居蜘蛛优化算法	5083.8	0.4887	1.0533	7233.4	3846101

表2 GA和SSO不同迭代次数的统计结果
Table2 The statistical results of different iterations of GA and SSO

GA		SSO	
迭代次数	目标函数	迭代次数	目标函数
50	3854370	50	3846189
100	3937659	100	3846148
200	3846195	200	3846224
500	3846158	500	3846101
1000	3846158	1000	3846100
均值	3866108	均值	3846200
标准差	40156	标准差	40156

为了检验 SSO 算法—水文频率曲线参数求解方法的稳定性, 在同样的计算机环境下运行 10 次, 统计运行结果的最大值、最小值、平均值、中值和方差。其中 GA 设定种群规模为 50, 交叉概率为 0.7, 变异概率为 0.1, 迭代次数为 500。SSO 算法的种群规模为 50, 迭代次数为 500。优化计算的相关统计结果见表 3。

表3 GA和SSO分别运行10次目标函数的统计结果

Table3 The statistical results of running 10 times from GA and SSO

统计结果	GA	SSO
最大值	9871589	3846101
最小值	3846158	3846101
中值	3926274	3846101
平均值	4753021	3846101
方差	3453560048748.30	0

4.2 计算结果分析

(1)由表1可知,群居蜘蛛优化算法的离差绝对值和与离差平方和与遗传算法相比较,结果接近,但均比遗传算法的小,说明群居蜘蛛优化算法在优化适线方面具有较强的适用性;同时与数值解法相比,离差平方和远远小于传统的矩法、权函数法、概率权重矩法,说明该方法在拟合适线上有较高的精度。由图1可知,群居蜘蛛优化算法的拟合效果较好,能够很好地拟合原

始数据。

(2)由表2可知,随着迭代次数的不同,GA和SSO算法的计算结果都会有所波动,但是GA在寻优过程中波动较SSO算法不均匀,致使用均值来评价寻优结果时,GA的目标函数均值大于SSO算法,说明GA的稳定性较差。两者标准差相差不多,这是由于目标函数值数量级较大的缘故,细微的区别在计算标准差上不能很好地体现出来。但是仅从均值方面来看,SSO算法的寻优的稳定性要优于GA。

(3)从表3中可以看出,SSO算法运行10次,其方差为零,说明SSO算法结果非常稳定。而GA运行10次,其方差为3453560048748.30,说明GA每次运行的结果不一致,寻优结果的稳定性较差,尤其是最大值和最小值相差较大,足见在稳定性上GA不如SSO算法;如果寻优算法以平均值作为寻优结果,GA需要计算的次数较多,而且难以保证运行结果的精度。

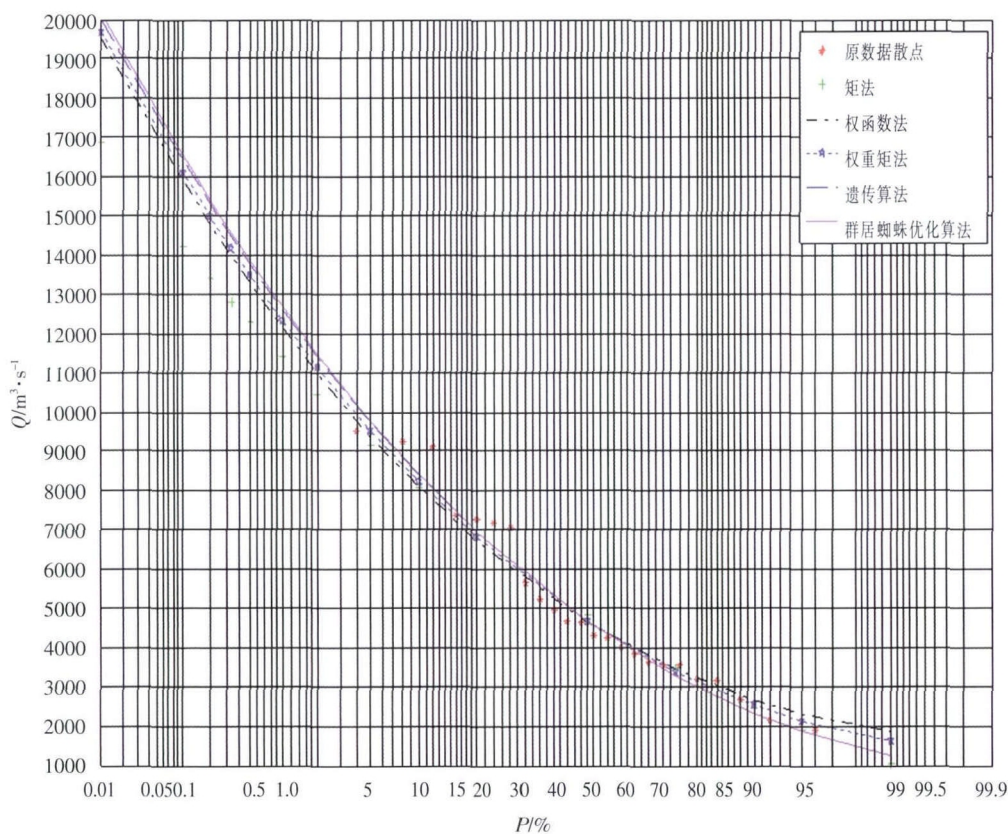


图1 两种算法的拟合曲线

Fig.1 The fitting curve of the algorithm of two kinds

综上所述,从图1可以明显看出SSO算法的参数拟合优化效果最好;由表2、表3可得:SSO算法在满足基本优化适线准则基础上,和遗传算法相比具有较

强的稳定性和搜索能力;充分说明了SSO算法在计算水文频率曲线参数的实用性和优越性,能够很好地运用在水文频率曲线参数确定中。

5 结语

为了寻求更加有效和实用的水文频率曲线的参数的求解方法,本文在论述群居蜘蛛优化算法原理基础上,建立了SSO算法-水文频率参数求解模型,SSO算法通过模拟群居蜘蛛的移动、协作、交配、选择等行为,能够在全局中寻找最优的蜘蛛个体,使得水文频率参数寻优结果更加有效。经过实例验证,与矩法、权函数法、概率权重矩法和遗传算法的优化效果对比发现:群居蜘蛛优化算法在确定水文频率曲线的参数时,不仅能得到较优的计算结果,而且算法优化结果稳定,搜索效率高,克服了遗传算法参数难以确定,寻优结果不稳定、难于收敛的不足。为求解水文频率曲线的参数提供了一个切实可行的途径,可在工程实际中推广应用。

参考文献:

- [1] 李宏伟,宋松柏. 蚁群算法在水文频率曲线参数计算中的应用[J]. 人民黄河, 2009,31(4):38-40.(LI Hongwei, SONG Songbai. Hydrologic frequency analysis using ant colony algorithm [J]. Yellow River, 2009,31(4):38-40. (in Chinese))
- [2] 曹雪芹,陈元芳,陈琼,等. 蚁群算法在P-型分布曲线参数估计中的应用[J]. 水电能源科学, 2010,28(4):14-15. (CAO Xueqin, CHEN Yuanfang, CHEN Qiong, et al. Application of ant colony algorithm to parameter estimation of P- type distribution curve[J]. Water Resources and Power, 2010,28(4):14-15. (in Chinese))
- [3] 王占海,陈元芳,倪夏梅,等. 遗传算法在P-型分布曲线参数估值中的应用[J]. 人民黄河, 2009,31(9):21-23. (WANG Zhanhai, CHEN Yuanfang, NI Xiamei, et al. Hydrologic frequency analysis using genetic algorithm[J]. Yellow River. 2009,31(9):21-23. (in Chinese))
- [4] 宋茂斌,冯宝平,张展羽. 基于遗传算法的皮尔逊型曲线参数估计[J]. 中国农村水利水电, 2008,(6):52-54.(SONG Maobin, FENG Baoping, ZHANG Zhanyu. Pearson type curve parameters estimation based on genetic algorithm [J]. China Rural Water and Hydropower, 2008,(6):52-54. (in Chinese))
- [5] 姚德仓,宋松柏. 设计洪水频率曲线的粒子群优化适线法研究[J]. 水土保持通报, 2007,27(6):112-115. (YAO Decang, SONG Songbai. Curve fitting method of design flood frequency based on particle swarm optimization [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2007,27(6):112-115. (in Chinese))
- [6] 刘力,周建中,杨俊杰,等. 粒子群优化适线法在水文频率分析中的应用[J]. 水文, 2009,29(2):21-23. (LIU Li, ZHOU Jianzhong, YANG Junjie. Particle swarm optimization line method in application of hydrologic frequency analysis[J]. Journal of China Hydrology, 2009,29(2):21-23. (in Chinese))
- [7] 陈子全,宋松柏,曾智,等. 基于模拟退火算法的皮尔逊型分布参数估计[J]. 人民黄河, 2012,34(5). (CHEN Ziquan, SONG Songbai, ZENG Zhi, et al. Pearson type distribution parameters estimation based on simulated annealing [J]. Yellow River, 2012,34(5). (in Chinese))
- [8] Cuevas E, Cienfuegos M, Zaldívar D, et al. A swarm optimization algorithm inspired in the behavior of the social-spider [J]. Expert Systems with Applications, 2013,40(16):6374-6384.
- [9] 马细霞,宋孝玉. 工程水文学[M]. 郑州:黄河水利出版社, 2009. (MA Xixia, SONG Xiaoyu. Engineering Hydrology [M]. Zhengzhou: Yellow River Water Conservancy Press, 2009. (in Chinese))

Hydrologic Frequency Analysis Using SSO Algorithm

WANG Wenchuan^{1,2}, LEI Guanjun^{1,2}, LIU Cancan³, XU Dongmei^{1,2}

(1. North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450011, China;

2. Collaborative Innovation Center of Water Resources Efficient Utilization and Protection Engineering, Zhengzhou 450011, China;

3. School of Water Conservancy and Civil Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: The optimization of the parameter estimation of optimal line method in Hydrological frequency analysis, such as the application of the artificial intelligence algorithms which includes the ant colony algorithm, genetic algorithm, particle swarm optimization, simulated annealing algorithm and other methods, is difficult to determine the model parameters and the optimization result is not stable, namely, the defect of premature convergence. This paper expounded the basic principle of the social spiders optimization algorithm systematically, and put forward that the social spider optimization algorithm should be applied to hydrological parameters of frequency curve, and at the same time be compared with the traditional parameter estimation method (moment method, weight function method, probability weighted moment method, and genetic algorithm). It was showed that in this method the search efficiency is high, the result is stable and the global optimal solution of parameters can be can found out.

Key words: optimal curve fitting method; SSO; hydrologic frequency analysis.