

群居蜘蛛优化算法在水位流量关系拟合中的应用

吴光琼

(云南省水文水资源局 丽江分局, 云南 丽江 674100)

摘要: 针对水位流量关系拟合中相关参数难以确定的不足,利用一种新型群体智能仿生算法——群居蜘蛛优化算法(SSO)优化水位流量关系的相关参数,以云南省丽江仁里站和总管田站水位流量关系拟合为例进行实例研究,并与粒子群优化算法(PSO)、最小二乘法(LSM)拟合结果进行对比。结果表明:SSO算法对仁里站和总管田站水位流量关系拟合的平均相对误差绝对值分别为0.57%、0.53%,拟合精度优于PSO、LSM算法。SSO算法具有收敛速度快、全局寻优能力强等特点,利用SSO算法优化水位流量关系可以获得更好的拟合效果。

关键词: 水位流量关系;群居蜘蛛优化算法;参数优化;河流

中图分类号:P333.1

文献标识码:A

文章编号:1672-643X(2016)02-0118-04

Application of social spider optimization algorithm in relation fitting of water lever and discharge

WU Guangqiong

(Lijiang Branch Bureau, Hydrology and Water Resources Bureau of Yunnan Province, Lijiang 674100, China)

Abstract: Aimed at the lack of parameters being difficult to be determined in the stage of relation fitting of water lever and discharge, the paper used a new kind of swarm intelligent bionic algorithm—communal spiders optimization algorithm (SSO) to optimize the correlation parameters of water level and flow, and took the relation fitting of water lever and discharge in Renli and Zongguantian station of Lijiang river of Yunnan Province for example, and compared the results with that of particle swarm optimization algorithm (PSO) and least square method (LSM) fitting. The results show that the average relative error absolute value of SSO algorithm for the fitting of water level and flow relationship in the two stations is 0.57% and 0.53% respectively, and the fitting precision is better than that of PSO and LSM. SSO algorithm has the advantages of fast convergence speed, strong global optimization ability, and so on. Using SSO algorithm to optimize the relationship water level and flow can get a better fitting effect.

Key words: relation of water lever and discharge; social spider optimization algorithm; parameter optimization; river

水位流量关系是指河流某断面的流量与其水位之间的对应状态,通常采用经验曲线、经验方程或表格等形式表达,受水面宽、断面面积、水力比降和糙率等各种水力因素的影响,具有较大的不确定性。提高水位流量关系拟合精度对于水利水电工程规划、水文预测预报以及实行最严格水资源管理制度具有重要意义。目前曼宁公式幂指数法和多项式法常用于构造水位流量关系表达式,其相关参数的选取对于水位流量关系拟合精度有着关键性影响,目前除最小二乘法^[1](Least Square Method, LSM)用于

水位流量关系拟合参数选取外,智能算法,如遗传算法^[2-3](Genetic Algorithm, GA)、混合禁忌搜索算法^[4](Tabu Search Algorithm, TSA)、粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法^[5-6]、蚁群优化(Ant Colony Optimization, ACO)算法^[7]、人工鱼群算法(Artificial Fish Swarm Algorithm, AFSA)^[8]等尝试用于水位流量关系拟合参数优化,在提高水位流量关系拟合精度上取得了较好的效果。群居蜘蛛优化(Social Spider Optimization, SSO)算法是文献[9]提出的一种群体智能进化算法,该算法基于群

居蜘蛛中个体与群体协作行为的模拟,考虑两个不同的搜索动因:雄性和雌性。按照性别,个体分属于两种不同的进化算子,并在群体内模仿不同的协作行为。该算法具有较好的收敛速度和全局搜索能力,在与 PSO 算法、人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)众多函数极值寻优的比较中,SSO 算法显示出较大的性能优势。目前在函数优化^[9]、防洪优化调度^[10]等领域得到应用。

由于多项式型水位流量关系因其图形与大部分观测站的水文特性相符而被广泛采用。因此本文采用多项式型水位流量关系拟合表达式,利用 SSO 算法优化确定多项式系数,并以云南省丽江仁里站和总管田站水位流量关系拟合为例进行实例研究,并与 PSO 算法、LSM 算法拟合结果进行对比,旨在为水位流量关系拟合相关参数优化提供参考。

1 群居蜘蛛优化算法

群居蜘蛛(Social Spider)是一类倾向群居的蜘蛛物种,个体间保持有复杂的协作行为准则,根据雌雄执行多种任务,如捕食、交配,蜘蛛网设计及群体协作等。群居蜘蛛由个体和蜘蛛网络组成,个体分为雄性和雌性两种类别。种群依据个体雌雄分配不同的任务,个体之间通过直接或间接的协作将有用信息通过蜘蛛网络传递给群居中的其他个体,并将此信息编码成振动的强弱在个体间进行协作。振动的强弱可被群居中个体解码成不同的信息,如猎物的大小,相邻个体特征等,而振动的强度取决于蜘蛛的重量和距离。SSO 算法在真实模拟群居蜘蛛群体内不同协作行为的基础上,引入新的计算机制,有效避免了目前常规群算法中存在的早熟收敛和局部极值问题^[9]。在解决连续变量优化问题时,SSO 算法是以迭代的方式不断地寻找最优值,最重个体蜘蛛所处的位置即优化问题的解。

假设整个搜索空间为蜘蛛网络,每个潜在解即为搜索空间中蜘蛛所处的位置。依据雄性和雌性的搜索机制,每个个体分属于两种不同的进化算子,并在群体内模仿不同的协作行为。参考文献[9]中 SSO 算法步骤可归纳如下:

Step1 设搜索空间的维度 n , 雌性蜘蛛 N_f , 雄性蜘蛛 N_m 以及总种群数量 N 。定义 N_f 及 N_m 为:

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

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

式中: rand 为 $[0, 1]$ 上的随机数; $\text{floor}(\cdot)$ 为实数到整数的映射。

Step2 设种群 S 由 N 个蜘蛛个体组成, N 由两个子群的 F 、 M 组成。随机初始化雌性蜘蛛 ($F = \{f_1, f_2, \dots, f_{N_f}\}$ 和雄性蜘蛛, 则 ($M = \{m_1, m_2, \dots, m_{N_m}\}$, 定义交配半径 r 由下式表示:

$$r = \frac{\sum_{j=1}^n (p_{jhigh} - p_{jlow})}{2n} \quad (3)$$

式中: p_{jhigh} 和 p_{jlow} 分别为第 j 个变量雌性蜘蛛上下限值。

Step3 计算每一个蜘蛛的重量 w_i :

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

式中: $J(s_i)$ 是蜘蛛 i 所在位置对应的目标函数适应度值;

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

Step4 根据协作机制按式(11)移动雌性蜘蛛:

$$\begin{cases} f_i^{k+1} = f_i^k + \alpha \cdot \text{Vibc} \cdot (s_c - f_i^k) + \\ \beta \cdot \text{Vibb}_i \cdot (s_b - f_i^k) + \delta \cdot (\text{rand} - 0.5), \\ \text{if } r_m < PF \\ f_i^{k+1} = f_i^k - \alpha \cdot \text{Vibc} \cdot (s_c - f_i^k) - \\ \beta \cdot \text{Vibb}_i \cdot (s_b - f_i^k) + \delta \cdot (\text{rand} - 0.5), \text{ else} \end{cases} \quad (5)$$

式中: α 、 β 、 δ 及 rand 均为 $[0, 1]$ 上的随机数; k 为当前迭代次数; s_c 、 s_b 分别为最近个体 i 的较好重量和最佳重量; 振动因子 Vibc_i 、 Vibb_i 分别由式(6)、式(7)表示:

$$\text{Vibc}_i = w_c \cdot e^{-d_{i,c}^2} \quad (6)$$

$$\text{Vibb}_i = w_b \cdot e^{-d_{i,b}^2} \quad (7)$$

式中: $w_c > w_i$; $w_b = \max_{k \in \{1, 2, \dots, N\}} (w_k)$; $d_{i,j} = \|s_i - s_j\|$ 。

Step5 根据协作机制按式(8)移动雄性蜘蛛:

$$\begin{cases} m_i^{k+1} = m_i^k + \alpha \cdot \text{Vibf}_i \cdot (s_f - m_i^k) + \\ \delta \cdot (\text{rand} - 0.5), \quad \text{if } w_{N_f+i} > w_{N_f+m} \\ m_i^{k+1} = m_i^k + \alpha \left(\frac{\sum_{h=1}^{N_m} m_h^k \cdot w_{N_f+h}}{\sum_{h=1}^{N_m} w_{N_f+h}} - m_i^k \right), \text{ else} \end{cases} \quad (8)$$

式中: s_f 为最近雌蜘蛛个体重量; 振动因子 Vibf_i 可由式(9)表示:

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

式中: w_f 为常量。

Step6 在交配过程中, 以每个个体重量定义交配概率, 越重的蜘蛛个体具有获得繁育后代更大的概率。本文按轮盘赌法确定概率 ps_i :

$$ps_i = \frac{w_i}{\sum_{j \in T^g} w_j} \tag{10}$$

Step7 判断是否满足停止条件,若满足则算法结束;否则,返回 step3。

2 SSO 算法优化水位流量关系的实现步骤

SSO 算法优化水位流量关系的实现步骤如下:

Step1 确定水位流量关系表达式。本文采用多项式型水位流量关系表达式,其流量与水位关系可用下式表示:

$$Q = X_0 + X_1H + X_2H^2 + \cdots + X_iH^i \tag{11}$$

式中: Q 为流量; H 为与之对应的水位; $X_0、X_1、\cdots X_i$ 为多项式系数,即为待优化参数。

Step2 确定 SSO 算法的适应度函数。本文选用平均相对误差绝对之和作为适应度函数,见式(12):

$$\begin{cases} \min f(X) = \sum_{i=1}^m \frac{|Q_i - \hat{Q}_i|}{Q_i} \\ \text{s. t } X \in [X_{\min}, X_{\max}] \end{cases} \tag{12}$$

式中: Q_i 为第 i 组实测流量; $\hat{Q}_i$ 为第 i 组拟合流量; m 为水位—流量组数。

Step3 参数初始化。设置种群规模 N ,迭代次数 T ,阈值 PF ,雌性蜘蛛上下限系数 $P_{j,high}$ 及 $P_{j,low}$,算法搜索空间。

Step4 SSO 算法寻优操作。按上述 SSO 算法进行最优个体寻优,直至满足算法迭代终止条件。

Step10 算法结束,输出最优蜘蛛个体所处空间位置,即待优化参数 $X_0、X_1、\cdots X_i$ 。

3 实例应用

本文以云南省丽江仁里站和总管田站 2013 年实测 33 组典型水位流量数据为例进行实例研究。实测数据见表 1。经采用最小二乘法(LMS)二次、三次、四次和五次多项式拟合比较,当仁里站和总管田站分别采用三次、四次多项式拟合时 LMS 算法具有最佳水位流量拟合效果。

因此,本文应用 SSO、PSO 及 LMS 算法分别对仁里站、总管田站水位流量三次、四次多项式进行拟合,并选取平均相对误差绝对值 MRE 、最大相对误差绝对值 $\max RE$ 和适应度函数值 $\min f(X)$ 对各算法拟合效果进行评价。其中,SSO 算法参数设置如下:最大迭代次数 $T = 1\,000$,种群规模 $N = 50$;阈值 $PF = 0.7$, $P_{j,high} = 0.9$, $P_{j,low} = 0.65$;搜索空间为 $-100 \sim 100$ 。PSO 算法参数设置为:最大迭代次数 $T = 1000$,种群规模 $N = 50$;惯性因子 $\omega = 0.7298$,局部学习因子、全局学习因子 $c_1 = c_2 = 2$,个体速度限制为 $[-5, 5]$;搜索空间为 $-100 \sim 100$ 。各算法拟合及比较结果见表 2,并给出 SSO 与 PSO 算法进化过程对比,见图 1~2。

表 1 2013 年实测的 33 组水位流量数据

仁里站			总管田站			仁里站			总管田站		
序号	水位/m	流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	序号	水位/m	流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	序号	水位/m	流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	序号	水位/m	流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)
1	0.99	41.2	18	2.69	264	1	0.79	28.4	18	2.49	331
2	1.09	50.7	19	2.79	279	2	0.89	37.2	19	2.59	357
3	1.19	60.7	20	2.89	293	3	0.99	47.1	20	2.69	383
4	1.29	71.8	21	2.99	307	4	1.09	58.1	21	2.79	411
5	1.39	83.5	22	3.09	322	5	1.19	69.8	22	2.89	439
6	1.49	95.9	23	3.19	336	6	1.29	83.3	23	2.99	468
7	1.59	109	24	3.29	351	7	1.39	96.7	24	3.09	498
8	1.69	122	25	3.39	365	8	1.49	112	25	3.19	528
9	1.79	136	26	3.49	379	9	1.59	128	26	3.29	558
10	1.89	149	27	3.59	394	10	1.69	145	27	3.39	589
11	1.99	164	28	3.69	408	11	1.79	163	28	3.49	620
12	2.09	178	29	3.79	423	12	1.89	184	29	3.59	653
13	2.19	192	30	3.89	437	13	1.99	206	30	3.69	686
14	2.29	207	31	3.99	451	14	2.09	230	31	3.79	718
15	2.39	221	32	4.09	466	15	2.19	255	32	3.89	751
16	2.49	235	33	4.19	480	16	2.29	280	33	3.99	783
17	2.59	250				17	2.39	305			

表 2 仁里站及总管田站水位流量关系拟合及结果比较

站名	算法	MRE / %	max RE / %	min f(X)	水位流量关系表达式
仁里站	SSO	0.57	1.92	18.8432	$Q = -27.9043 + 32.9375H + 41.2898H^2 - 4.9048H^3$
	PSO	0.82	3.38	27.1191	$Q = -8.4235 + 0.22786H + 57.6345H^2 - 7.3493H^3$
	LMS	0.72	6.47	23.6522	$Q = -3.0831 + 27.7870H + 63.4866H^2 - 48.5593H^3$
总管田站	SSO	0.53	1.65	17.6211	$Q = -11.7817 + 26.2113H + 20.1906H^2 + 15.9963H^3 - 2.5759H^4$
	PSO	0.92	3.77	30.2717	$Q = -6.5913 + 21.9283H + 14.9581H^2 + 21.3161H^3 - 3.6281H^4$
	LMS	0.88	7.33	29.0255	$Q = 0.5261 - 12.5761H + 111.3076H^2 - 90.7108H^3 + 38.6709H^4$

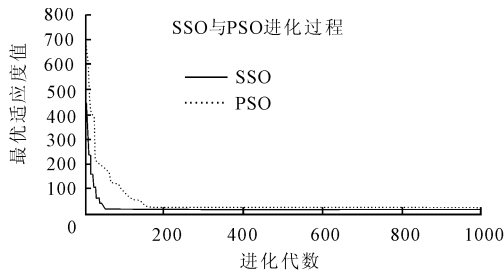


图 1 仁里站水位流量关系拟合进化过程图

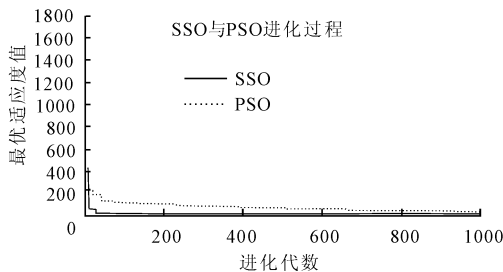


图 2 总管田站水位流量关系拟合进化过程图

$$MRE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{|Q_i - \hat{Q}_i|}{Q_i} \times 100 \tag{13}$$

$$\max RE = \max_{1 \leq i \leq m} \frac{|Q_i - \hat{Q}_i|}{Q_i} \times 100 \tag{14}$$

式中： Q_i 为第 i 组实测流量； $\hat{Q}_i$ 为第 i 组拟合流量； m 为水位流量组数。

(1)从表 2 可以看出,SSO 算法对里仁站和总管田站水位流量关系拟合的 MRE 、 $\max RE$ 、 $\min f(x)$ 分别为 0.57%、1.92%、18.8432 和 0.53%、1.65%、17.6211,各评价指标均优于 PSO 算法和 LMS 算法,表明 SSO 算法具有较好的收敛精度和全局寻优能力,利用 SSO 算法优化水位流量关系可以获得更好的拟合效果。

(2)从图 1~2 来看,对于仁里站,SSO 算法在进化到第 60 代左右时就收敛到全局最优解 18.85,而 PSO 算法在第 170 代左右才收敛到相对全局最优解 27.12;对于总管田站,SSO 算法在进化到第 50 代左右时就收敛到全局最优解 17.63,而 PSO 算法进化至 1000 代时仍未获得相对全局最优解,表明 SSO 算法具有较快的收敛速度和较好的全局寻优能力。

4 结 论

(1)SSO 算法具有收敛速度快、收敛精度高和全局寻优能力强等特点。利用 SSO 算法优化水位流量拟合相关参数,有效提高了水位流量关系的拟合精度,为解决水位流量关系相关参数寻优问题提供了一种全新的途径和方法。

(2)该文提出了 SSO 算法优化水位流量关系的步骤及方法,并给两个应用实例。从实例的拟合结果来看,SSO 算法的拟合精度优于 PSO 算法及 LMS 算法,可为相关水位流量关系拟合提供借鉴和参考。

参考文献:

[1] 戴凌全,戴会超,蒋定国,等. 基于最小二乘法的河流水位流量关系曲线推算[J]. 人民黄河,2010,32(9):37-39.

[2] 杨晓华,陆桂华,郦建强. 自适应加速遗传算法及其在水位流量关系拟合中的应用[J]. 水文,2002,22(2):14-18.

[3] 段春青,陈晓楠,韩黎明. 遗传程序在水位流量关系拟合中的应用[J]. 中国农村水利水电,2009(6):54-55+58.

[4] 汪嘉杨,李祚泳,倪长健,等. 熊建秋基于混合禁忌搜索算法的水位流量关系拟合[J]. 系统工程,2006,24(6):107-110.

[5] 刘晋,黄强,王义民. 粒子群算法在水位流量关系拟合中的应用[J]. 水电能源科学,2008,26(4):11-13.

[6] 潘中建. 改进 PSO 算法在水位流量关系拟合中的应用[J]. 水文,2015,35(2):59-60+64.

[7] 詹士昌,徐婕. 蚁群算法在水位流量关系拟合中的应用[J]. 杭州师范学院学报(自然科学版),2005,4(2):109-113.

[8] 施秋红,王联合国. 基于简化的人工鱼群算法的水位流量关系拟合[J]. 甘肃农业大学学报,2010,45(2):147-151.

[9] 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.

[10] 王文川,雷冠军,尹航,等. 基于群居蜘蛛优化算法的水库防洪优化调度模型及应用[J]. 水电能源科学,2015,33(4):48-51.