

文化算法与投影寻踪融合模型在相似流域优选中的应用

苏敏杰,白栩嘉

(云南省水利水电勘测设计研究院,云南昆明 650021)

摘要: 研究文化算法(CA)与投影寻踪(PP)融合模型应用于相似流域优选中的可行性和有效性。以12个小河站控制流域优选为例,建立CA-PP相似流域优选模型,并构建差分进化(DE)算法-PP、和声搜索(HS)算法-PP和粒子群优化(PSO)算法-PP作为对比模型,将优选结果与随机分析法、集对分析法、模糊分析法、灰色分析法的优选结果进行比较。结果表明:CA寻优PP目标函数获得的最优值、最劣值、平均值和标准差均优于DE、HS和PSO算法,具有较好的全局极值寻优能力和收敛稳定性能。CA-PP模型对相似流域的优选结果与DE-PP、HS-PP和PSO-PP模型,以及随机分析法、集对分析法、模糊分析法、灰色分析法的优选结果相同,但在优选顺序上存在差异。CA-PP模型用于相似流域优选是可行和有效的,可为同类优选提供新的途径和方法。

关键词: 相似流域优选; 投影寻踪; 文化算法; 差分进化算法; 和声搜索算法; 粒子群优化算法
中图分类号: P333 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-643X(2017)04-0064-06

Application of fusion model of cultural algorithm and projection pursuit mode in optimization of similar watershed

SU Minjie, BAI Xujia

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

Abstract: This article studies the feasibility and effectiveness of the fusion model of cultural algorithm (CA) and projection pursuit (PP) in similar watershed optimization. Based on the optimization of the control catchment of the 12 river stations, this article presents a CA-PP similarity basin optimization model and constructs a differential evolution (DE) algorithm-PP, a harmony search (HS) algorithm-PP and a particle swarm optimization (PSO) algorithm-PP as a contrast model, the optimal results are compared with the optimal results of stochastic analysis, set pair analysis, fuzzy analysis and gray analysis. The results show that the optimal value, the worst value, the mean value and the standard deviation obtained by CA-PP are better than those of the DE, HS and PSO algorithms, and they have better global optimal value and convergence stability. The result of CA-PP model is similar to that of DE-PP, HS-PP and PSO-PP, and the results of random analysis, set pair analysis, fuzzy analysis and gray analysis are the same, but there are differences in the optimization sequence. The CA-PP model is feasible and effective for similar watershed optimization, and it can provide new approaches and methods for similar optimization.

Key words: similar river optimization; projection pursuit; cultural algorithms; differential evolution algorithm; harmony search method; particle swarm optimization

收稿日期:2016-11-09; 修回日期:2017-02-19

基金项目:国家水体污染控制与治理科技重大专项(201307012-006-01); 院士工作站建设专项(2015IC013)

作者简介:苏敏杰(1980-),男,云南建水人,硕士,高级工程师,主要从事水利水电规划、水资源优化配置等工作。

1 研究背景

目前,我国中小河流水文站建设并未全覆盖或水文监测年限达不到水文分析计算要求,在这种情况下,普遍采用水文比拟法解决流域无资料或序列资料短带来的困难^[1]。水文比拟法应用的关键是相似流域的选择,由于相似流域选择涉及气候与地理条件等因素,属多指标、非线性决策系统问题,仅依靠定性分析和设计人员的经验选择相似流域则具有较大的盲目性和主观随意性^[1-2]。除主观经验选择外,目前选择相似流域的方法主要有聚类分析法^[3]、非平权距离系数法^[4]、随机分析法^[5]、模糊分析法^[6]、灰色关联法^[7]、集对分析法^[8]等,为相似流域的选择提供了借鉴和参考。但也存在一些不足,如聚类分析法仅进行选择流域划分,不能确定最优相似流域;非平权距离系数法、随机分析法虽然原理简单易懂、计算量小,但分别存在分类能力不高、方法稳定性差等不足;模糊分析法由于模糊隶属度值之间较为接近,不易区分各个流域;灰色关联法存在假定各选择流域特征指标权重相等的缺点;集对分析法需人为确定各特征指标的分类等级,存在一定的主观性,同时存在同、异、反标准的确定和相异度系数合理取值的困难。投影寻踪(Projection Pursuit, PP)是一种高维数据的降维处理方法,通过一定的数学变换,可将高维数据变换为易于处理的包含高维空间信息的低维数据,在各行业、各领域应用广泛。对于 PP 技术,最佳投影方向的选取是决定其评价或优选效果的关键。目前,除遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[9]外,粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法^[10]、差分进化(Differential Evolution, DE)算法^[11]以及新型智能优化算法——群居蜘蛛优化(Social Spider Optimization, SSO)算法^[12]、鸡群优化(Chicken Swarm Optimization, CSO)算法^[13]等被尝试用于 PP 技术最佳投影方向的选取,并取得了较好的优化效果。文化算法(Cultural Algorithm, CA)是 Reynolds 受文化对人类进化的影响而提出的一种双层进化机制算法,其在传统个体构建的群体空间基础上,组建由进化过程获取的经验和知识构成的信念空间,通过通信协议来完成彼此之间的交流,以达到共同进化的目的,具有较好的收敛精度和全局寻优能力,在各行业领域具有广泛的应用^[14-15]。

本文结合 CA 与 PP 技术优势,建立 CA-PP 相似流域优选模型,构建 DE-PP、和声搜索(Harmony

Search, HS) 算法-PP 和 PSO-PP 优选模型作对比,以文献[6]中 12 个小河站控制流域优选为例进行实例研究,优选结果与 DE-PP、HS-PP、PSO-PP 优选模型以及文献^[5-8]随机分析法、模糊分析法、灰色关联法、集对分析法的优选结果进行对比,以验证 CA-PP 模型在相似流域优选中应用的可行性和有效性。

2 CA-PP 相似流域优选模型

2.1 PP 技术

PP 技术用于相似流域优选简要算法如下^[11-13]:

Step1 设设计流域和选择流域特征指标集为 $\{x(i, j) \mid i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m\}$, 利用式(1)对特征指标进行归一化处理。

$$x(i, j) = \frac{x(i, j) - x_{\min}(j)}{x_{\max}(j) - x_{\min}(j)} \quad (1)$$

式中: $x(i, j)$ 为指标特征值归一化序列; $x_{\max}(j)$ 、 $x_{\min}(j)$ 分别为第 j 个指标值的最大和最小值; n 、 m 分别为相似流域数量和特征指标数目。

Step2 PP 技术就是将 m 维数据 $\{x(i, j) \mid j = 1, 2, \dots, m\}$ 综合成 $\vec{a} = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ 为一维投影值 $z(i)$ 。

$$z(i) = \sum_{j=1}^m a(j)x(i, j) \quad (2)$$

式中: \vec{a} 表示单位长度向量。

Step3 将最优投影方向问题转化为非线性最优求解问题。

$$\begin{cases} \max: Q(a) = S_z D_z \\ \text{s. t.} : \sum_{j=1}^m a^2(j) = 1, \quad a \in [-1, 1] \end{cases} \quad (3)$$

式中: S_z 为 $z(i)$ 的标准差; D_z 为 $z(i)$ 的局部密度。 S_z 、 D_z 表达式参见文献[13]。

Step4 将获得的 \vec{a} 代入式(2)得到投影值 $z(i)$ 。

2.2 文化算法

从结构上看, CA 由群体空间和信念空间两个相对独立的进化空间组成,通过通信协议来完成彼此之间的交流;从进化层面上看, CA 是一种双重遗传进行算法,分别从相互影响、相互促进的微观和宏观两个层面来完成群体进化过程。CA 算法中,群体空间通过目标函数 $\text{objective}()$ 评价个体的适应度值,并将个体在迭代过程中的个体经验通过接受函数 $\text{accept}()$ 反馈给信念空间,信念空间通过 $\text{update}()$ 函数更新信念空间,形成群体经验,再通过 influence

() 函数修改群体空间中个体的行为规则,进而指引群体空间的进化。对于 n 维连续优化问题,CA 数学描述可简述如下^[14-15]:

(1) 群体空间表达。如果群体规模大小为 M , 则 CA 群体空间 pop 可表示为:

$$pop = \begin{bmatrix} x_1^{(1)} & x_2^{(1)} & \cdots & x_n^{(1)} \\ x_1^{(2)} & x_2^{(2)} & \cdots & x_n^{(2)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_1^{(m)} & x_2^{(m)} & \cdots & x_n^{(m)} \end{bmatrix} \quad (4)$$

(2) 信念空间表达。信念空间的知识表达很多,此处采用环境知识和标准知识: $\langle S, N[n] \rangle$ 。 S 表示环境知识,存储最优个体集合;标准知识 $N[n]$ 保存目标函数的变化区间。变量的化区间描述如下:

$$N[j] = \langle I_j, L_j, U_j \rangle, j = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

式中: $I_j = [l_j, u_j]$, $l_j \leq x_j^b \leq u_j$ 表示 x_j^b 定义域边界值; L_j, U_j 分别表示 x_j^b 定区间下限 l_j 和上限 u_j 对应的适应值。

(3) 接受函数。群体空间利用接受函数 $accept()$ 将个体经验传递到信念空间,并提供一组最优子集 pop^b 。接受函数 $accept()$ 表达式为:

$$pop^b = accept(pop) \quad (6)$$

(4) 信念空间更新。信念空间随迭代过程不断更新,而环境知识只需增加前代最优个体。信念空间更新规则如下:

$$l_j^{t+1} = \begin{cases} x_j^b, x_j^b \leq l_j^t \text{ or } f(x_j^b) < L_j^t \\ l_j^t, \text{ otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

$$L_j^{t+1} = \begin{cases} f(x_j^b), x_j^b \leq l_j^t \text{ or } f(x_j^b) < L_j^t \\ L_j^t, \text{ otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$$u_j^{t+1} = \begin{cases} x_j^b, x_j^b \leq u_j^t \text{ or } f(x_j^b) < U_j^t \\ u_j^t, \text{ otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

$$U_j^{t+1} = \begin{cases} f(x_j^b), x_j^b \leq u_j^t \text{ or } f(x_j^b) < U_j^t \\ U_j^t, \text{ otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中: l_j^t, u_j^t 分别表示 x_j^b 第 t 次迭代时的下边界和上边界; L_j^t, U_j^t 分别表示 l_j^t 和 u_j^t 对应目标函数的适应值。

(5) 影响函数。信念空间利用影响函数 $influence_1$ 根据标准知识 $N(n)$ 产生部分新的群体 pop^c (其群体规模为 m'), 该群体与原有群体 pop 一起选择并形成新一代的群体进入下次迭代。

$$pop^c = \begin{bmatrix} x_1^{c(1)} & x_2^{c(1)} & \cdots & x_n^{c(1)} \\ x_1^{c(2)} & x_2^{c(2)} & \cdots & x_n^{c(2)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_1^{c(m')} & x_2^{c(m')} & \cdots & x_n^{c(m')} \end{bmatrix} \quad (11)$$

影响函数 $influence_2$ 利用标准知识调整变量变化的方向及步长,即进行变异操作。

$$x_j^{t+1} = \begin{cases} x_j^t + \lambda \cdot size(I_j)N(0,1) \mid, x_j^t < l_j^t \\ x_j^t - \lambda \cdot size(I_j)N(0,1) \mid, x_j^t > u_j^t \\ x_j^t + \lambda \mid size(I_j)N(0,1) \mid, \text{ Otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $N(0,1)$ 为服从标准正态分布的随机数; $size(I_j)$ 为标准知识变量 j 可调整区间长度; λ 为步长收缩因子。

2.3 CA-PP 相似流域优选实现步骤

CA-PP 相似流域优选步骤可归纳如下(其他 3 种算法可参考实现):

Step1 选取设计流域和选择流域优选特征指标,利用式(1)对设计流域和选择流域特征指标进行归一化处理。

Step2 确定目标函数。选取式(3)作为 CA 等 4 种算法优化的目标函数,即适应度函数。

Step3 设置算法参数。设置最大迭代次数 T 、种群规模 M 、搜索空间维数 n 、接受概率 p ,令当前迭代次数 $t = 0$ 。

Step4 初始化群体空间和信念空间。

Step5 利用式(3)计算和评价各个体的初始适应度函数值。

Step6 提取优秀个体信息,更新信念空间。

Step7 根据信念知识,并通过影响函数来产生下一代。

Step8 $t = t + 1$ 。

Step9 从群体空间选出优秀个体。

Step10 判断算法迭代终止条件是否满足,若满足则转至 Step11,否则执行 Step5 ~ Step10。

Step11 输出最优优秀个体和全局极值,即最佳投影方向和最佳适应度函数值,算法结束。

Step12 将最佳投影方向 \vec{a} 代入式(2)求得设计流域和选择流域投影值,计算各选择流域与设计流域投影值之差的绝对值,选取绝对值最小的流域即为所选相似流域。

3 实例应用

3.1 数据来源与方法

(1) 数据来源。为验证 CA-PP 模型应用于相似流域优选的可行性和有效性,本文选取文献[6]中的 12 个小河站控制流域为研究对象(12 个流域中,沙河为设计流域,其余 11 个流域为选择流域)。

各流域特征指标包括 5 个水文气象特征指标和 6 个流域下垫面特征指标,见表 1。

(2)验证方法。构建 DE-PP、HS-PP 和 PSO-PP 模型作为 CA-PP 优选模型的对比模型,将

CA-PP 模型优选结果与 DE-PP、HS-PP、PSO-PP 优选模型以及文献[5-8]随机分析法、模糊分析法、灰色关联法、集对分析法的优选结果进行对比,以验证 CA-PP 优选效果。

表 1 流域优选指标

水系	流域	流域	主河	河道	流域	形状	6 月平	7 月平	8 月平	9 月平	年平均	地质
		面积	道长	纵坡	长度		系数	均雨量	均雨量	均雨量	均雨量	
		(x_1) / km ²	(x_2) / km	(x_3) / %	(x_4) / km	(x_5)	(x_6) / mm	(x_7) / mm	(x_8) / mm	(x_9) / mm	(x_{10}) / mm	(x_{11})
滦河	沙河(Fd)	502	57.2	3.6	38.4	0.34	85.4	297.2	215.7	59.9	779.5	1
	不登河(F1)	562	43.9	8.6	39	0.37	54.4	119.9	102.1	51.7	396.9	3
	兴隆河(F2)	225	28.4	13.8	30	0.25	76.0	150.1	120.0	58.9	407.0	3
	柳河南沟(F3)	25.2	10.3	12.1	9.4	0.29	83.2	230.0	158.4	57.5	639.0	1
	瀑河(F4)	372	29.7	7.8	21.6	0.78	77.4	149.6	121.6	49.8	512.9	2
蓟运河	李河(F5)	402	44.5	3	35.6	0.32	73.8	267.1	278.3	59.1	696.9	2
	还乡河(F6)	199	31.6	3.07	20.4	0.48	86.8	241.0	219.9	64.3	742.3	2
河北沿海	石河(F7)	560	65	4.2	44	0.29	58.1	243.8	193.1	80.4	683.0	1
	东洋河(F8)	157	21.2	10.4	16.7	0.56	85.0	245.9	179.5	63.0	698.1	1
	沙河(F9)	429	57.2	0.88	41.4	0.25	77.7	232.2	179.6	56.7	656.8	4
	管河(F10)	68	15	3.47	13.7	0.36	99.3	223.1	186.2	54.2	672.3	4
	龙湾河(F11)	128	22	4.0	25.2	0.20	90.7	214.6	188.2	49.7	675.5	4

注:地质条件中,“1”表示以石英岩等脆性变质岩为主;“2”表示基岩上有第四纪沉积物覆盖,包气带较厚;“3”表示以石灰岩及变质岩为主;“4”表示石灰岩岩溶地区。

3.2 参证流域优选模型求解

(1)算法参数设置。CA 最大迭代次数 $T = 500$,种群规模 $M = 50$ 、接受概率 $p = 0.35$ 。DE 最大迭代次数 $T = 500$,种群规模 $M = 50$,上下限的尺度因子分别为 0.8、0.2,交叉率 $CR = 0.2$ 。HS 最大迭代次数 $T = 500$,和声记忆库大小 $HMS = 50$,记忆库取值概率 $HMCR = 0.95$,音调微调概率 $PAR = 0.3$,微调步长 $bw = 0.2$ 。PSO 最大迭代次数 $T = 500$,种群规模 $N = 50$, $\omega = 0.729$,局部学习因子、全局学习因子 $c_1 = c_2 = 2.0$,个体速度限制为 $[-0.5, 0.5]$ 。4 种算法搜索空间均设置为 $[-1, 1]$,维度均为 11 维。

(2)模型求解。依据 CA-PP 相似流域优选模型求解步骤(其他 3 种算法可参考实现),采用式(1)对表 1 中设计流域和各选择流域指标进行归一化处理,利用处理后的指标数据构造投影目标函数,并运用 CA、DE、HS 和 PSO 算法优化式(3),求解 PP 模型最佳投影方向。将 5 种算法连续运行 20 次,求解最优适应度值 $Q(a)$ 的最优值、平均值、最差值、标准差和最佳投影方向 $\vec{a}_{1 \sim 11}$ 的平均值,见表 2。

(3)相似流域优选。采用 20 次最佳投影方向 $\vec{a}_{1 \sim 11}$ 均值计算设计流域和各选择流域投影值,并利用选择流域与设计流域投影值之差的绝对值最小作为相似流域选择标准,对各选择流域进行优选和排序,见表 3。优选结果与文献[2-4]随机分析法、模糊分析法、灰色关联法、集对分析法的优选结果进行对比,见表 4。

(4)进化过程图绘制。4 种算法某次进化过程见图 1(为了便于观察,图 1 为在纵坐标轴 [639,641]上的截图)。其中,适应度值越大,表示其所对应的 PP 模型投影方向越佳。

3.3 优选结果分析

从表 2~表 4 及图 1 可以得到以下结论:

(1)从表 2 来看,CA 优化目标函数式(3)获得的最优值、最劣值、平均值、标准差均优于 DE、HS 和 PSO 算法,其中,标准差高于其他 3 种算法 9 个数量级以上。验证了 CA 具有较好的求解精度、极值寻优能力和算法稳定性能,可认为 640.91486 为该适应度函数的理论最大值。从图 1 来看,CA 收敛速度和寻优精度均优于其他 3 种算法。从 PP 技术优化

原理来看,4种算法寻优效果由优至劣依次是:CA、HS、DE和PSO算法。

表2 目标函数优化结果及比较

算法	最优值	最劣值	平均值	标准差	投影方向 \vec{a}_{1-11} (20次均值)
CA	640.91486	640.91486	640.91486	3.41×10^{-13}	(0.4847 0.4730 -0.1324 0.4530 -0.0670 -0.3426 0.1070 0.0912 0.2960 0.0573 -0.2934)
DE	640.91456	640.71136	640.85928	6.52×10^{-2}	(0.4783 0.4785 -0.1300 0.4529 -0.0689 -0.3425 0.1085 0.0928 0.2972 0.0572 -0.2937)
HS	640.91414	640.90714	640.91124	1.92×10^{-3}	(0.4307 0.4720 -0.1327 0.4521 -0.1102 -0.3069 0.1118 0.1147 0.2954 0.1134 -0.3196)
PSO	640.77525	639.45289	640.37075	3.28×10^{-1}	(0.4423 0.3961 -0.1296 0.3398 -0.0505 -0.4318 0.0934 0.0705 0.3523 0.0716 -0.2996)

表3 设计流域投影值及各选择流域投影值与优选顺序

流域	CA-PP		DE-PP		HS-PP		PSO-PP	
	投影值	优先顺序	投影值	优先顺序	投影值	优先顺序	投影值	优先顺序
沙河(Fd)	1.2566		1.2584		1.2971		1.0072	
不登河(F1)	0.8877	3	0.9276	2	0.8020	4	0.7073	2
兴隆河(F2)	0.2257	7	0.2279	8	0.2050	8	0.0872	8
柳河南沟(F3)	-0.1381	10	-0.1346	10	-0.0762	10	-0.1820	9
瀑河(F4)	0.2758	6	0.2732	6	0.2268	7	0.1514	6
李河(F5)	1.0131	1	1.0150	1	1.0430	1	0.8094	1
还乡河(F6)	0.4119	5	0.4138	5	0.4592	5	0.2908	5
石河(F7)	1.7969	4	1.7992	4	1.7943	3	1.6074	4
东洋河(F8)	0.2257	8	0.2280	7	0.2670	6	0.1445	7
沙河(F9)	0.9264	2	0.8857	3	0.9241	2	0.6778	3
管河(F10)	-0.3550	11	-0.3536	11	-0.3076	11	-0.4685	11
龙湾河(F11)	-0.0581	9	-0.0564	9	-0.0115	9	-0.2189	10

表4 各方法优选结果及比较

模型/方法	优选结果
CA-PP	F5 > F9 > F1 > F7 > F6 > F4 > F2 > F8 > F11 > F3 > F10
随机分析法 ^[5]	F5 > F6 > F8 > F7 > F1 > F10 > F9 > F3 > F11 > F2 > F4
模糊分析法 ^[6]	F5 > F7 > F6 > F9 > F8 > F1 > F11 > F3/F10 > F4 > F2
灰色分析法 ^[7]	F5 > F7 > F9 > F6 > F8 > F3 > F10 > F11 > F1 > F4 > F2
集对分析法 ^[8]	F5 > F7 > F6 > F1 > F3 > F2/F4 > F8 ~ F11

(2)从表2 CA优化目标函数式(3)得到的最佳投影方向 \vec{a}_{1-11} 来看,流域面积、主河道长、流域长度、6月平均雨量、9月平均雨量、地质条件6个特征指标的投影分量在0.2934~0.4847之间,相对较大,其对选择流域优选的贡献也较大;其余指标投影分量在0.0573~0.1324之间,投影分量相对较小,

其对选择流域优选的贡献相对较小。其中,6月平均雨量、地质条件、河道纵坡、形状系数投影方向为负,表明其值越大,其对选择流域优选越不利。

(3)从表3来看,CA-PP、DE-PP、HS-PP和PSO-PP4种模型优选结果完全相同,均以李河(F5)为最佳相似流域;但4种模型的优选顺序上

存在差异。其中,CA-PP模型的优选结果与HS-PP模型有2个流域存在差异;与DE-PP模型有3个流域存在差异;与PSO-PP模型有5个流域存在差异。可见,智能算法极值寻优能力越强,其获得的适应度函数值、最佳投影方向越好,优选结果越科学、客观。

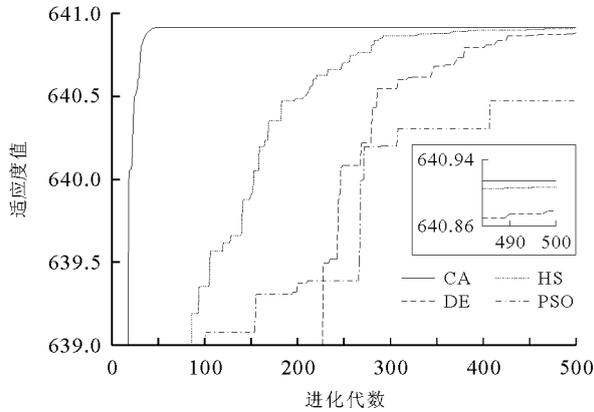


图1 4种算法某次优化进化过程图

(4)从表4来看,CA-PP模型的优选结果与随机分析法、模糊分析法、灰色关联法、集对分析法的优选结果完全相同,均以李河(F5)为最佳相似流域;但对于其他10个选择流域,5种方法的优选顺序均不相同,这主要是由于各种方法本身存在的不足造成的,如随机分析法优选稳定性差;集对分析法需人为确定各特征指标的分类等级,同时存在同、异、反标准的确定和相异度系数合理取值的困难;模糊分析法由于模糊隶属度值之间较为接近,不易区分各个选择流域;灰色关联法存在特征指标权重相同等缺点。当然,这也表明了模型及方法对于相似流域优选的重要性。

4 结论

(1)建立CA与PP相融合的相似流域优选CA-PP模型,以12个小河站控制流域优选为例进行实例研究,并构建DE-PP、HS-PP和PSO-PP作为对比模型,提出的模型及验证方法具有通用性,可推广应用于其他领域,对相似流域优选的研究具有参考意义。

(2)在实例研究中,CA优化目标函数所获得的最优值、最劣值、平均值和标准差均优于DE、HS和PSO算法,验证了CA具有较高的求解精度和收敛稳定性能。利用CA优化PP技术最佳投影方向,可获得最佳的适应度值和最佳投影方向,有效提高了PP技术的优选效果。

(3)CA-PP模型对实例的优选结果与DE-PP、HS-PP、PSO-PP模型以及随机分析法、模糊分析法、灰色关联法、集对分析法的优选结果完全相同,均以李河(F5)为最佳相似流域,但对其他10个流域,各种方法的优选顺序均不相同。对于PP技术,决定优选效果的关键因素是智能算法的极值寻优能力。

(4)CA-PP优选模型与随机分析法、模糊分析法、灰色关联法、集对分析法相比而言,其方法简单,智能化程度高,优选结果稳定、科学、客观,无须人为构建特征指标分级标准和对特征指标作特殊处理,将其应用于相似流域优选是可行和有效的。

参考文献:

- [1] 宋亚娅,王涛,张振.基于灰加权关联并模型的相似流域优选[J].人民黄河,2015,25(1):30-33.
- [2] 刘金涛,宋慧卿,王爱花.水文相似概念与理论发展探析[J].水科学进展,2014,25(2):288-296.
- [3] 范梦歌,刘九夫.基于聚类分析的水文相似流域研究[J].水利水运工程学报,2015(4):106-111.
- [4] 胡海英,包为民,胡宇新.基于非平权距离系数法的相似流域研究[J].水力发电,2007,33(12):15-17.
- [5] 朱勇,宋萌勃,雷红富,等.相似流域选择的随机分析方法[J].中国农村水利水电,2007(3):4-6.
- [6] 陈守煜.相似流域选择的模糊集模型与方法[J].水科学进展,1993,4(4):288-293.
- [7] 肖益民,梅江海.相似流域选择的灰关联方法[J].武汉大学学报(工学版),1998,31(3):10-11.
- [8] 邓红霞,李存军,张少文,等.基于集对分析的相似流域选择方法[J].人民黄河,2006,28(7):3-4.
- [9] 陈曜,丁晶,赵永红.基于投影寻踪原理的四川省洪灾评估[J].水利学报,2010,41(2):220-225.
- [10] 陈广洲,汪家权,解华明.粒子群算法在投影寻踪模型优化求解中的应用[J].计算机仿真,2008,25(8):159-161.
- [11] 崔东文,姜敏.差分进化算法-投影寻踪模型在水质综合评价中的应用[J].人民珠江,2016,37(2):97-101.
- [12] 吴光琼,方金鑫.基于SSO-PP模型的滇池流域水质综合评价[J].长江科学院院报,2016,33(10):18-23.
- [13] 崔东文.鸡群优化算法投影寻踪洪旱灾害评估模型[J].水利水电科技进展,2016,36(2):16-23.
- [14] 刘纯青,杨萃元,张颖.基于文化算法的聚类分析[J].计算机应用,2006,26(12):2953-2955.
- [15] 崔东文.几种智能算法与支持向量机融合模型在中长期月径流预测中的应用[J].华北水利水电大学学报(自然科学版),2016,37(5):51-57.