

# SSO-BP 模型在水资源可再生能力评价中的应用

崔东文, 吴盛华, 金波

(云南省文山州水务局, 云南 文山 663000)

**摘要:**为评价区域水资源可再生能力,提出了水资源可再生能力评价指标体系和分级标准,构建了基于 BP 神经网络的评价模型,并以云南省文山州水资源可再生能力评价为例进行实例研究。首先,遴选出单位面积水资源量等 10 个指标,构建水资源可再生能力评价指标体系和分级标准;其次,针对 BP 神经网络初始权值和阈值难以确定的不足,利用一种全新的仿生群体智能算法——群居蜘蛛优化(SSO)算法优化 BP 神经网络初始参数,提出了 SSO-BP 评价模型,并通过 6 个高维复杂函数对 SSO 算法进行验证,且与粒子群优化(PSO)算法进行对比;最后,利用 SSO-BP 模型对实例进行水资源可再生能力评价。结果表明:① SSO 算法具有较好的收敛精度和全局寻优能力,可有效提高 BP 神经网络模型的预测精度和泛化能力。② 文山州各评价区域 2014 年水资源可再生能力处于最强与中等之间,符合区域现状。

**关键词:**水资源可再生能力; 指标体系; BP 神经网络; 群居蜘蛛优化算法; 参数优化; 文山州; 云南省

中图分类号: TV211.1

文献标志码: A

DOI:10.16232/j.cnki.1001-4179.2015.21.008

## 1 研究背景

水资源可再生能力评价就是根据水资源可再生能力评价指标,通过建立评价模型,对一个地区的水资源可再生能力进行评价,为水资源可持续利用以及实行最严格水资源管理提供决策依据。目前用于水资源可再生能力评价的方法主要有模糊可变集合法<sup>[1]</sup>、系数法<sup>[2]</sup>、模糊概率综合评判法<sup>[3]</sup>、投影寻踪方法<sup>[4]</sup>以及物元法<sup>[5-6]</sup>等。这些方法在区域水资源可再生能力评价中取得了较好的效果。然而,在实际应用中,BP 神经网络的初始连接权值、阈值的选取对于其性能具有关键性影响,若初始连接权值、阈值选取不当,则易导致 BP 神经网络收敛速度慢和陷入局部极值<sup>[7-9]</sup>。目前除遗传算法(Genetic Algorithm, GA)<sup>[10-11]</sup>及其改进算法<sup>[12]</sup>用于 BP 神经网络初始连接权值和阈值优化选取外,一些仿生群体智能算法被广泛用于 BP 神经网络初始连接权值和阈值的选取,如粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法<sup>[13-14]</sup>、人工鱼群算法(Artificial Fish Swarm Algorithm, AFSA)<sup>[15]</sup>、蜂群(Artificial Bee Colony, ABC)算法<sup>[16]</sup>、萤火虫优化

(Glowworm Swarm Optimization, GSO)算法<sup>[17]</sup>以及差分进化(Differential Evolution, DE)算法<sup>[18]</sup>,在提高 BP 神经网络预测或分类性能上取得了较好的效果。但由于待优化的 BP 神经网络参数的维度往往达到数十维,甚至更高,传统 GA 等智能算法很难获得更为理想的优化效果。群居蜘蛛优化(Social Spider Optimization, SSO)算法是文献[19]提出的一种群体智能进化算法,在与 PSO 算法、ABC 算法众多函数极值寻优的方法中,显示出较大的性能优势。

本文采用 BP 神经网络模型对文山州 2014 年水资源再生能力进行评价。

## 2 SSO-BP 评价模型

### 2.1 BP 神经网络

设典型 3 层 BP 神经网络输入维数为  $m$ 、隐层为  $p$ 、输出维数为 1,则 BP 神经网络完成映射  $f: R^m \rightarrow R^1$ ,其数学表达式为<sup>[10,17]</sup>

$$x_{i+1} = f(X_i) = \frac{1}{1 + \exp(-\sum_{j=1}^p c_j b_j + \varepsilon)}$$

$$j = 1, 2, \dots, p \quad (1)$$

式中,  $c_j$  为隐层到输出层的连接权值;  $b_j$  为隐层节点的输出;  $\varepsilon$  为隐出层的阈值。

BP 神经网络转移函数采用 Sigmoid 函数  $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ , 则隐层节点的输出可表示为

$$b_j = \frac{1}{1 + \exp(-\sum_{i=1}^m \omega_{ij}x_i + \theta_j)} \quad (2)$$

式中,  $\omega_{ij}$  为输入层至隐层的连接权值;  $\theta_j$  为隐层节点的阈值。

上式中的  $\theta_j, \varepsilon, c_j$  和  $\omega_{ij}$  均能通过 BP 神经网络训练求得, 因此  $x_{i+1}$  是可预测的。

## 2.2 SSO 算法

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<sup>[19]</sup>。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, 最终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[19], SSO 算法步骤可归纳如下。

(1) 设搜索空间的维度为  $n$ , 雌性蜘蛛为  $N_f$ , 雄性蜘蛛为  $N_m$  以及总种群数量为  $N$ 。定义  $N_f$  及  $N_m$  为

$$N_f = \text{floor}[(0.9 - 0.25\text{rand})N] \quad (3)$$

$$N_m = N - N_f \quad (4)$$

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

(2) 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 ( $M = \{m_1, m_2, \dots, m_{N_m}\}$ ), 则  $S = \{s_1 = f_1, s_2 = f_2, \dots, s_{N_f} = f_{N_f}, s_{N_f+1} = m_1, s_{N_f+2} = m_2, \dots, s_N = m_{N_m}\}$ , 定义交配半径  $r$ :

$$r = \frac{\sum_{j=1}^n (p_j^{\text{high}} - p_j^{\text{low}})}{2n} \quad (5)$$

式中,  $p_j^{\text{high}}$  和  $p_j^{\text{low}}$  分别为第  $j$  个变量雌性蜘蛛上下限值。

(3) 计算每一个蜘蛛的重量  $w_i$ :

$$w_i = \frac{J(s_i) - \text{worst}_s}{\text{best}_s - \text{worst}_s} \quad (6)$$

式中,  $J(s_i)$  是蜘蛛  $i$  所在位置对应目标函数适应度

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

(4) 根据协作机制按式(11)移动雌性蜘蛛:

$$\begin{cases} f_i^{k+1} = f_i^k + \alpha \text{Vibc}_i(s_c - f_i^k) + \beta \text{Vibb}_i \times \\ \quad (s_b - f_i^k) + \delta(\text{rand} - 0.5), r_m < PF \\ f_i^{k+1} = f_i^k - \alpha \text{Vibc}_i(s_c - f_i^k) - \beta \text{Vibb}_i \times \\ \quad (s_b - f_i^k) + \delta(\text{rand} - 0.5), \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $\alpha, \beta, \delta$  及  $\text{rand}$  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  $\text{Vibc}_i, \text{Vibb}_i$  分别由下式(8)、(9)表示

$$\text{Vibc}_i = w_c e^{-d_{i,c}^2} \quad (8)$$

$$\text{Vibb}_i = w_b e^{-d_{i,b}^2} \quad (9)$$

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

(5) 根据协作机制按式(10)移动雄性蜘蛛:

$$\begin{cases} m_i^{k+1} = m_i^k + \alpha \text{Vibf}_i(s_f - m_i^k) + \\ \quad \delta(\text{rand} - 0.5) \quad w_{N_{f+i}} > w_{N_{f+m}} \\ m_i^{k+1} = m_i^k + \alpha \left( \frac{\sum_{h=1}^{N_m} m_h^k w_{N_{f+h}}}{\sum_{h=1}^{N_m} w_{N_{f+h}}} - m_i^k \right) \quad \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中,  $s_f$  为最近雌蜘蛛个体重量; 振动因子  $\text{Vibf}_i$ :

$$\text{Vibf}_i = w_f e^{-d_{i,f}^2} \quad (11)$$

式中,  $w_f$  为常量。

(6) 在交配过程中, 以每个个体重量定义交配概率, 蜘蛛个体越重, 获得繁育后代概率更大。本文按轮盘赌法确定概率  $ps_i$ :

$$ps_i = \frac{w_i}{\sum_{j \in T^g} w_j} \quad (12)$$

(7) 判断是否满足停止条件, 若满足则算法结束; 否则, 请返回步骤(3)。

## 2.3 SSO-BP 水资源再生能力评价

SSO-BP 模型评价的基本思想是: 根据水资源再生能力样本数据确定 BP 神经网络结构, 从而确定 SSO 算法中每个蜘蛛个体的编码长度。算法中的每个蜘蛛个体位置都包含了 BP 神经网络的所有权值和阈值, 通过适应度函数来衡量个体所处空间位置的优劣, 依据雄性和雌性蜘蛛不同进化算子的位置更新搜索机制来获取最佳函数值对应的蜘蛛位置。根据蜘蛛所处空间位置对 BP 神经网络的初始权值和阈值赋值, 再利用 BP 神经网络进行水资源再生能力评价。

SSO-BP 算法的基本步骤可归纳如下。

(1) 构建水资源再生能力评价指标体系和分级标准, 并在分级标准阈值间等比例内插生成数据样本。

(2) 构建 BP 神经网络模型。根据样本数据确定 BP 神经网络层数,各层节点数,隐层、输出层的传递函数及训练函数等。

(3) 编码。SSO 算法编码方法为实数编码,将 BP 神经网络的参数  $c_j, \omega_{ij}, \theta_j, \varepsilon$  作为一个整体参数进行编码,确定 SSO 算法的搜索空间维度  $n$ ,每只蜘蛛个体位置都包含了 BP 神经网络的全部权值和阈值。编码长度  $S$  按下式进行计算

$$S = RS_1 + S_1S_2 + S_1 + S_2$$

(13)

式中,  $R$  为输入层节点数;  $S_1$  为隐层节点数;  $S_2$  为输出层节点数。

(4) 确定 SSO 算法的适应度函数。适应度函数是描述种群个体位置优劣程度的主要指标。本文选用均方误差作为适应度函数:

$$fitness = \frac{1}{k} = \sum_{i=1}^k (y_i - \hat{y}_i)^2$$

(14)

式中,  $\hat{y}_i$  为第  $i$  个样本实际输出;  $y_i$  为第  $i$  个样本期望输出;  $i = 1, 2, \dots, k, k$  为样本数量。

(5) 初始化算法参数。包括种群规模  $S$ , 迭代次数  $maxgen$ , 阈值  $PF$ , 雌性蜘蛛上下限系数  $p_j^{high}$  及  $p_j^{low}$ 。

(6) SSO 算法寻优操作。按上述 SSO 算法进行最优蜘蛛个体位置寻优。

(7) 输出最优蜘蛛个体空间位置,并将蜘蛛所处的空间位置对应的向量作为 BP 神经网络的初始权值和阈值,训练 BP 神经网络进行水资源再生能力评价。

(8) 评价。利用训练及检验好的 SSO-BP 模型,分别对水资源可再生能力评价分级标准阈值及实例进行评价输出,采用分级标准阈值的评价输出构建评价等级,并利用该等级对实例进行评价。

3 水资源再生能力评价指标体系及分级标准

水资源可再生能力受众多自然与人为因子的影响,科学合理地制定评价指标体系及分级标准是水资源的可再生能力评价的基础和关键。本文参考相关文献<sup>[7-9,20]</sup>,结合丰水地区实际情况,选取单位面积水资源量等 10 个指标作为文山州水资源可再生能力评价因子,将水资源可再生能力分为最强(1 级)至最弱(5 级)5 个等级,建立适用于丰水地区衡量水资源可再生能力状况的尺度和标准,见表 1。

4 算法验证

4.1 仿真函数

为客观评价 SSO 算法性能,本文利用 6 个高维复杂函数对该算法的性能进行验证,见表 2。

4.2 算法对比验证

本文利用表 2 中的 6 个复杂函数对 SSO 和 PSO 算法的性能进行仿真验证。为了公平起见,SSO、PSO 算法相同参数设置为:最大迭代次数  $T = 2\,000$ ,种群规模  $N = 50$ ,其中,SSO 算法参数设置为:阈值  $PF = 0.7$ ,  $p_j^{high} = 0.9$ ,  $p_j^{low} = 0.65$ ;PSO 算法参数设置为,惯

表 1 丰水区域水资源可再生能力评价指标体系及分级标准

指标	单位面积水资源量 $C_1/[\text{m}^3 \cdot (\text{m}^2 \cdot \text{a})^{-1}]$	单位面积地表水资源量 $C_2/[\text{m}^3 \cdot (\text{m}^2 \cdot \text{a})^{-1}]$	单位面积地下水资源量 $C_3/[\text{m}^3 \cdot (\text{m}^2 \cdot \text{a})^{-1}]$	丰水年单位面积水资源量 $C_4/[\text{m}^3 \cdot (\text{m}^2 \cdot \text{a})^{-1}]$	枯水年单位面积水资源量 $C_5/[\text{m}^3 \cdot (\text{m}^2 \cdot \text{a})^{-1}]$	干旱指数 $C_6$	降水量 $C_7/\text{mm}$	GDP 年增长率 $C_8/\%$	农业总产值 增长率 $C_9/\%$	万元产值农业耗水量 $C_{10}/(\text{m}^3 \cdot \text{万元}^{-1})$
最强 1 级	>0.85	>0.85	>0.20	>1.5	>0.5	<0.5	>1500	>8.25	>10	<500
较强 2 级	0.45~0.85	0.45~0.85	0.13~0.20	1.0~1.5	0.3~0.5	0.5~3.0	1000~1500	7.75~8.25	8~10	500~1000
中等 3 级	0.17~0.45	0.17~0.45	0.08~0.13	0.4~1.0	0.1~0.3	3.0~15.0	500~1000	7.25~7.75	6~8	1000~1500
较弱 4 级	0.05~0.17	0.05~0.17	0.04~0.08	0.15~0.4	0.03~0.1	15.0~20.0	100~500	6.75~7.25	4~6	1500~2000
最弱 5 级	<0.05	<0.05	<0.04	<0.15	<0.03	>20.0	<100	<6.75	<4	>2000

表 2 基准函数

编号	函数	表达式	维数	取值范围	理论最优解
1	Ackley	$f(X) = -20\exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{D}\sum_{i=1}^D x_i^2}) - \exp(\frac{1}{D}\sum_{i=1}^D \cos 2\pi x_i) + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	$\min f = 0$
2	Sphere	$f(X) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	30	$[-100, 100]$	$\min f = 0$
3	Quadric	$f(X) = \sum_{i=1}^D (\sum_{k=1}^i x_k)^2$	30	$[-30, 30]$	$\min f = 0$
4	Griewank	$f(X) = \frac{1}{4000}\sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	30	$[-600, 600]$	$\min f = 0$
5	Step	$f(X) = \sum_{i=1}^D (\lfloor x_i + 0.5 \rfloor)^2$	30	$[-100, 100]$	$\min f = 0$
6	Zakharov	$f(X) = \sum_{i=1}^D x_i^2 + (\sum_{i=1}^D 0.5ix_i)^2 + (\sum_{i=1}^D 0.5ix_i)^4$	30	$[-5, 10]$	$\min f = 0$

性因子  $w = 0.7298$ , 局部学习因子、全局学习因子  $c_1 = c_2 = 2$ , 个体速度限制为  $[-0.5, 0.5]$ 。

两种算法基于 Matlab 2010a 用 M 语言实现, 对表 2 中 6 个高维函数重复进行 20 次寻优计算, 结果见表 3。并从最优值、最劣值、平均值、标准差和计算成功率 5 个方面对 2 种算法进行评估, 当满足式 (15) 时, 即认为当前寻优计算成功。

$$|F - F^*| < 10^{-3}$$

(15)

式中,  $F$  为函数的理想最优值;  $F^*$  为每次寻优计算所得最优函数值。

表 3 给出了 2 种算法的寻优计算统计结果, 图 1~6 为各测试函数寻优曲线。

表 3 函数优化对比结果

编号	函数	算法	最优值	最劣值	平均值	标准差	成功率/%
1	Ackley	SSO	$1.65e-13$	$9.31e-13$	$5.08e-13$	$1.77e-13$	100
		PSO	$3.62e-2$	2.8925	2.0642	$9.91e-1$	0
2	Sphere	SSO	$4.36e-25$	$1.16e-24$	$7.47e-25$	$1.68e-25$	100
		PSO	$5.16e-4$	$1.16e-2$	$3.65e-3$	$2.91e-3$	5
3	Quadric	SSO	$9.04e-14$	$4.67e-11$	$6.49e-12$	$9.87e-12$	100
		PSO	$1.32e-1$	$5.56e-1$	$3.49e-1$	$1.10e-2$	0
4	Griewank	SSO	$6.70e-13$	$3.43e-2$	$9.60e-3$	$1.02e-2$	50
		PSO	$8.94e-4$	1.5867	$2.01e-1$	$3.41e-1$	10
5	Step	SSO	$4.17e-25$	$1.03e-24$	$7.14e-25$	$1.74e-25$	100
		PSO	$1.08e-3$	$7.19e-3$	$4.07e-3$	$1.72e-3$	0
6	Zakharov	SSO	$8.96e-24$	$5.90e-21$	$3.21e-22$	$1.27e-21$	100
		PSO	$9.89e-2$	$2.40e-1$	$1.66e-1$	$4.03e-2$	0

从表 3 可以看出, 在各个测试函数两种算法皆独立运行 20 次的情况下, SSO 算法收敛精度完全优于 PSO 算法, 表现出较高的寻优精度和较好的算法执行能力。其中 SSO 算法对 Ackley、Sphere、Quadric、Step 和 Zakharov 函数获得的最优值、最劣值、平均值和标准差均比 PSO 算法的优化结果提高了 10 个数量级以上。对于 Griewank 函数, 两种算法寻优成功率均未达到 100%, 但 SSO 算法的寻优结果要比 PSO 算法高出 1 个数量级以上。

从图 1、2、3、5 及图 6 来看, SSO 算法的寻优精度明显优于 PSO 算法。

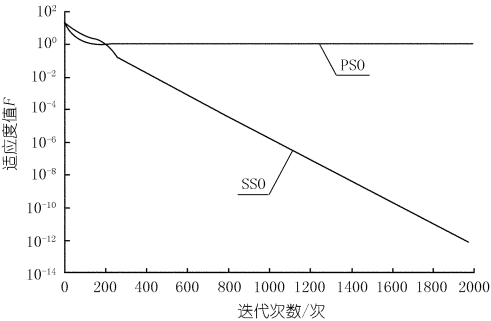


图 1 Ackley 函数测试寻优曲线

由以上分析可见, SSO 算法对于复杂高维函数具有较高的寻优精度和全局搜索能力。

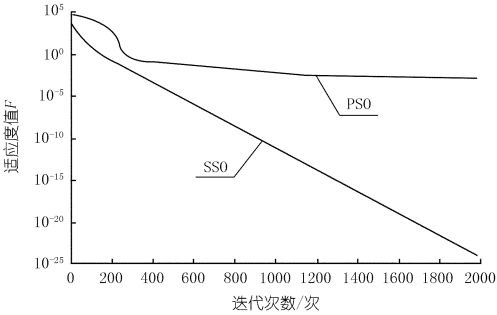


图 2 Sphere 函数测试寻优曲线

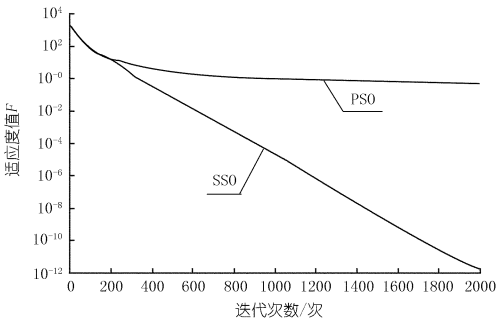


图 3 Quadric 函数测试寻优曲线

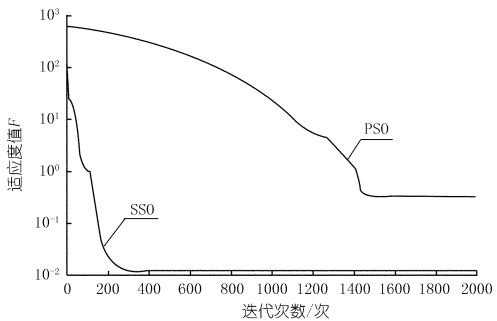


图 4 Griewank 函数测试寻优曲线

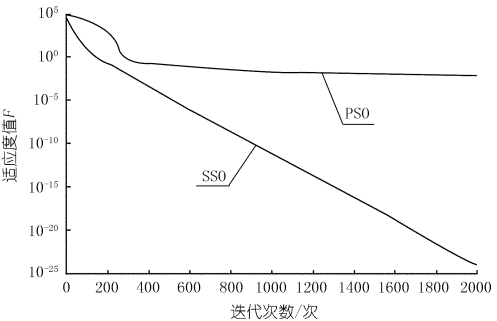


图 5 Step 函数测试寻优曲线

5 实例应用

5.1 研究区概况

文山州位于云南省东南部, 属亚热带低纬度高原季风气候区, 全州总面积  $31\,456\text{ km}^2$ , 辖文山、砚山、西

畴、麻栗坡、马关、丘北、广南、富宁 8 县(市)。境内河流分属珠江流域和红河流域,珠江流域为西江水系,面积 17 145 km<sup>2</sup>, 占全州总面积的 54.5%, 主要有南盘江、清水江、驮娘江、西洋江、普厅河、那马河等;红河流域为泸江水系,面积 14 311 km<sup>2</sup>, 占全州总面积的 45.5%, 主要有盘龙河、八布河、南利河、迷福河、那么果河等。境内降水量及水资源总量相对丰富,多年平均降水量 1 178.5 mm,水资源总量 157.7 亿 m<sup>3</sup>。近年来,由于全球气候变化,尤其是人类活动对气候以及环境的影响,文山州经济社会的可持续发展正面临着水资源短缺、水灾害加剧、生态环境恶化三大问题交织的严峻局面。因此,科学合理地评价水资源再生能力对于支撑和保障文山州经济社会的可持续发展具有重要意义。2014 年文山州及各县(市)水资源再生能力评价指标数据详见表 4。

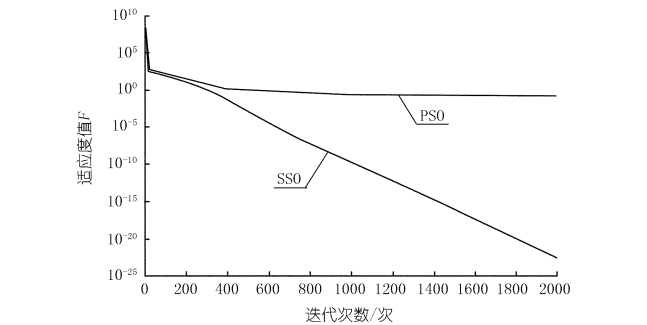


图 6 Zakharov 函数测试寻优曲线

表 4 2010 年文山州及各县水资源可再生能力指标值

评价区域	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10
文山州	0.5080	0.3551	0.1529	0.5845	0.3921	0.83	1208	13.7	8.4	429
文山市	0.4399	0.2983	0.1417	0.5130	0.3440	0.97	1160	15.6	9.6	158
砚山县	0.3143	0.2172	0.0971	0.3673	0.2465	1.20	1001	14.4	6.7	854
西畴县	0.5903	0.4073	0.1830	0.7118	0.4774	0.64	1201	10.5	10.7	1329
麻栗坡县	0.7399	0.5105	0.2294	0.8749	0.5865	0.61	1396	13.3	7.0	1053
马关县	0.8312	0.5735	0.2577	1.0064	0.6749	0.54	1559	13.8	8.5	259
丘北县	0.4367	0.2965	0.1402	0.5131	0.3442	0.98	1133	14.1	8.6	685
广南县	0.4680	0.3398	0.1282	0.4864	0.3262	0.90	1148	14.5	7.6	1490
富宁县	0.5221	0.3707	0.1514	0.6181	0.4146	0.79	1284	13.2	10.8	675

注:数据来源《文山州水资源综合规划》、《文山州小康水利综合规划》和《文山州“十二五”发展规划》等。

5.2 样本生成及处理

依据上述所构建的水资源可再生能力评价指标体系及分级标准,采用在各等级标准阈值间等比例内插的方法生成 30 个数据样本,随机选取 20 个数据作为训练样本,10 个作为检验样本,共随机内插得到 150 个样本,其中 100 个数据作为训练样本,50 个作为检验样本,并将 1~5 级作为水资源可再生能力评价等级最强至最弱的对应输出。依据表 1,规定以各评价指标最强 1 级临界值的 4 倍和最弱 5 标临界值的 0.1 倍

作为样本及实例数据处理的上下限值。并利用下述方法对生成的数据样本及表 1,4 进行归一化处理。

对于指标值越大其达标评价越理想类指标按下式进行处理;对于指标值越小其评价结果越理想类指标,对其取倒数后乘 100,再按下式进行处理。

$$\hat{x} = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) \tag{16}$$

式中,  $\hat{x}$  为经过归一化处理的数据;  $x$  为原始数据;  $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$  分别为各序列的上下限值。

5.3 模型构建、参数设置及检验

(1) 模型构建。本文基于 MatlabR2011b 软件环境编程构建 10 输入和 1 输出的 SSO-BP、PSO-BP 及 BP 水资源可再生能力评价模型,选取平均相对误差绝对值 *MRE*、最大相对误差绝对值 *MaxRE* 和平均绝对误差 *MAE* 对各模型的拟合、预测效果进行评价,公式为

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \tag{17}$$

$$MaxRE = \max_{1 \leq i \leq n} \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \tag{18}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \tag{19}$$

式中,  $\hat{y}_i$  为第  $i$  个样本实际输出;  $y_i$  为第  $i$  个样本期望输出;  $i = 1, 2, \dots, n, n$  为样本数量。

(2) 参数设置。本文依据 Kolmogorv 定理确定 BP 神经网络隐层节点数<sup>[21]</sup>,即隐层节点数为输入维数  $m$  的 2 倍减 1。最终确定需水预测的 BP 神经网络结构均为 10-19-1,隐层和输出层传递函数均分别采用 logsig 和 purelin,训练函数均采用 traingdx,学习速率  $lr$  为 0.01,设定期望误差为 0.000 1,最大训练轮回为 2 000 次。SSO 与 PSO 算法的搜索空间均为  $[-1, 1]$ ,其余参数设置同上。

(3) 模型检验。利用 SSO-BP、PSO-BP 和 BP 模型对内插生成的训练样本及检验样本进行拟合输出,见表 5。

表 5 训练及检验样本拟合结果及比较

评价模型	MRE / %		MaxRE / %		MAE	
	训练样本	检验样本	训练样本	检验样本	训练样本	检验样本
SSO-BP 模型	2.28	2.51	9.45	6.37	0.0717	0.0710
PSO-BP 模型	2.90	2.62	10.81	9.91	0.0796	0.0712
BP 模型	3.96	4.61	13.13	21.63	0.1058	0.0986

从表 5 可以看出,SSO-BP 模型具有较好的拟合及评价精度,无论是训练样本还是检验样本,其 *MRE*、*MaxRE* 和 *MAE* 均优于 PSO-BP 和 BP 模型。

5.4 评价结果及分析

利用 SSO-BP 评价模型分别对文山州各县级行

政区域及水资源可再生能力评价分级标准阈值进行评价输出,利用分级标准阈值的评价输出构建评价等级,并利用该等级对文山州各县级行政区域进行水资源可再生能力评价,结果见表 6,7。

表 6 水资源可再生能力评价分级标准

评价等级	投影值 $z'(i)$	评价等级	投影值 $z'(i)$
5 级(最弱)	$>4.5123$	2 级(较强)	$(1.6478\ 2.5247]$
4 级(较弱)	$(3.6414\ 4.5123]$	1 级(最强)	$\leq 1.6478$
3 级(中等)	$(2.5247\ 3.6414]$		

表 7 2014 年文山州及各县水资源可再生能力评价结果

评价区域	输出值	评价等级	评价区域	输出值	评价等级
文山州	2.1072	2 级(较强)	马关县	1.5011	1 级(最强)
文山市	1.7287	2 级(较强)	丘北县	2.3585	2 级(较强)
砚山县	2.7881	3 级(中等)	广南县	2.5166	2 级(较强)
西畴县	2.1354	2 级(较强)	富宁县	2.1317	2 级(较强)
麻栗坡县	1.9105	2 级(较强)			

从表 6~7 可以看出:① SSO-PP 模型对文山州及各县级行政区域水资源可再生能力评价等级为 1~3 级,即处于最强~中等之间,客观反映了文山州水资源再生能力状况,符合区域现状,说明建立的 SSO-PP 水资源可再生能力评价模型和评价方法是合理可行的,评价结果可作为研究区域水资源可再生能力评价的参考依据。② 马关县在单位水资源量及降水量方面具有突出优势,评价结果为最强 1 级;砚山县是文山州经济较为发达的区域之一,也是水资源最为匮乏的地区,水资源是制约其经济社会发展的主要瓶颈,其评价结果为中等 3 级,符合客观实际;文山州及其余 6 县输出结果在 1.728 7~2.516 6 之间,评价结果均为较强 2 级,其中文山市接近于最强 1 级,而广南县接近于中等 3 级。

6 结 论

(1) 本文提出的水资源可再生能力评价指标体系和分级标准,对于水资源可再生能力相关研究具有一定的参考意义。

(2) 通过 6 个高维复杂函数对一种全新的仿生群体智能算法——群居蜘蛛优化(SSO)算法进行仿真验证,并与 PSO 算法进行对比,证明 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 BP 神经网络的初始权值和阈值,不但有效提高了 BP 神经网络的评价精度和泛化能力,而且为解决 BP 神经网络初始权值和阈值的选取问题提供了一种全新的途径和方法。

(3) 提出 SSO-BP 水资源可再生能力评价模型,利用分级标准阈值输出构造评价等级,并对文山州及

各县级行政区域水资源可再生能力进行评价,评价方法和结论具有一定的指导意义。

参考文献:

[1] 陈守煜,李敏.基于可变模糊集理论的水资源可再生能力评价模型[J].水利学报,2006,37(4):431-435.

[2] 龚艳冰,房道伟,张继国.基于信息熵与 Theil 不等系数的水资源可再生能力综合评价[J].水利经济,2009,27(3):9-11.

[3] 刘章军,叶燎原.基于模糊概率的水资源可再生能力评价方法[J].中国农村水利水电,2007,(7):1-5.

[4] 杨晓华,杨志峰,沈珍瑶,等.水资源可再生能力评价的遗传投影寻踪方法[J].水科学进展,2004,15(1):73-76.

[5] 杨晓华,杨志峰,沈珍瑶,等.水资源可再生能力综合评价的遗传加权物元模型[J].数学的实践与认识,2004,35(11):56-63.

[6] 曾建军,沈盛佳,史正涛,等.模糊物元模型在流域水资源可再生能力评价中应用[J].环境科学与技术,2013,36(6):319-322.

[7] 崔东文.基于改进 BP 神经网络模型的区域水资源脆弱性综合评价[J].长江科学院报,2013,30(2):1-7.

[8] 崔东文.基于 BP 神经网络的文山州水资源承载能力评价分析[J].长江科学院报,2012,29(5):9-15.

[9] 崔东文,金波.改进 BP 神经网络模型在小康水利综合评价中的应用[J].河海大学学报:自然科学版,2014,42(4):306-313.

[10] 程玉桂,黎明,林明玉.基于遗传算法和 BP 神经网络的城区中长期电力负荷预测与分析[J].计算机应用,2010,30(1):224-226.

[11] 李松,罗勇,张铭锐.遗传算法优化 BP 神经网络的混沌时间序列预测[J].计算机工程与应用,2011,47(29):52-55.

[12] 牛之贤,李武鹏,张文杰.基于 AIGA-BP 神经网络的粮食产量预测研究[J].计算机工程与应用,2012,48(2):235-237.

[13] 李松,刘力军,刘颖鹏.改进 PSO 优化 BP 神经网络的混沌时间序列预测[J].计算机工程与应用,2013,49(6):245-248.

[14] 潘少伟,梁鸿军,李良,等.改进 PSO-BP 神经网络对储层参数的动态预测研究[J].计算机工程与应用,2014,50(10):52-56.

[15] 杨淑霞,韩奇,徐琳茜,等.基于鱼群算法优化 BP 神经网络的电力客户满意度综合评价方法[J].电网技术,2011,35(5):146-151.

[16] 吕琼帅,熊蜀峰.基于 PCA 和蜂群算法优化的 BP 神经网络[J].计算机应用与软件,2014,31(1):182-185.

[17] 侯越,赵贺,路小娟.基于萤火虫优化的 BP 神经网络算法研究[J].兰州交通大学学报,2013,32(6):24-27.

[18] 邹月春,王铁君.基于差分进化的 BP 神经网络预测混沌时间序列[J].计算机工程与应用,2013,49(8):160-163.

[19] 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.

[20] 崔东文,金波.基于随机森林回归算法的水生态文明综合评价[J].水利水电科技进展,2014,34(5):56-60.

[21] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M].北京:机械工业出版社,2009.

(编辑:常汉生)

[4] M Odeh. New design concepts for fish – friendly turbines[ R]. Idaho: Idaho Operations Office, 2000.

[5] D. 乌帕德亚伊. 鱼类友好的水轮机设计的最新进展[J]. 小水电, 2007, (5):5 – 7.

[6] M. 奥德. 亲鱼水轮机设计新概念[J]. 水利水电快报, 2001, (4):1 – 5.

[7] 邵奇, 李海峰, 吴玉林, 等. 水力机械内压力变化梯度对鱼类损伤的模拟试验[J]. 机械工程学报, 2002, (10):7 – 11.

[8] 王煜, 姜德政, 戴会超. 对“亲鱼型”水轮机的思考[J]. 水电能源科学, 2010, (2):131 – 133.

[9] 姜茜. 水电设备设计制造中的环保问题[J]. 东方电机, 2011, (3):19 – 26.

[10] 李海峰, 吴玉林, 王正伟, 等. 新式环保型上流式水轮机的实验研究[J]. 水力发电学报, 2002, (1):89 – 95.

(编辑:赵秋云)

Discussion on research and development of environmentally sound fish – friendly hydro – turbines

LAN Hao, ZHANG Siqing

( Faculty of Metallurgical and Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China )

**Abstract:** The design and development of modern hydro – turbines started in early 20th century and in that time, assuring the migratory fishes to swim through the turbines safely was not taken into account due to conceptional and technical restrictions. People are now paying growing attention to environmental protection issues among which the damage to fishes by hydro – generators has drawn widespread concern. Based on the design idea that the modern hydro – turbines should be conducive to the protection of water quality and aquatic animals, the suggestions and measures to optimize the structural design and operation of hydro – turbines are proposed according to the damage to fishes through the flow channels of the turbine and the damage mechanism in the turbine. The design experiences of Wanapum Hydropower Station in the U. S provide reference for the further research and design of fish – friendly hydro – turbines. The types and preventive measures of damage to fishes, the damage mechanism analysis, and the design idea of environmentally sound fish – friendly hydro – turbines are also introduced.

**Key words:** migratory fishes; ecological protection; fish – friendly hydro – turbines; MGR runner; hydropower projects

(上接第 38 页)

Application of SSO – BP model in evaluation of reproducible capability of regional water resources

CUI Dongwen, WU Shenghua , JIN Bo

( Yunnan Province Wenshan Water Bureau, Wenshan 663000, China )

**Abstract:** To assess the reproducible capability of regional water resources, the evaluation index system for water resources reproducible capability and the classifying standards are put forward, and BP neural network – based evaluation model is built, which is used to evaluate the water resources reproducible capability of Wenshan prefecture, Yunnan Province. Firstly, 10 indexes including the water resources amount on unit area etc. are selected to construct the water resources reproducible capability evaluation index system and classifying standards; secondly, in view of the difficult determination of BP neural network initial weights and thresholds, a new bionic swarm intelligence algorithms, gregarious spider optimization (SSO) algorithm is used to optimize the initial parameters of BP neural network, and the SSO – BP evaluation model is proposed and verified through 6 high dimension complex functions, and compared with particle swarm optimization (PSO) algorithm; at last, the reproducible ability of water resources for Wenshan Prefecture is evaluated with SSO – BP model. The results show that; the SSO algorithm has better convergence precision and global optimization capability, the optimization of the initial weights and thresholds of the BP neural network model by using SSO algorithm can effectively improve the prediction accuracy and generalization ability; The reproducible water resources capability of the evaluation regions in Wenshan prefecture in 2014 was between the strongest and the medium, which was in line with the regional present situation.

**Key words:** water resources reproducible capability; index system; BP neural network; social spider optimization algorithm; parameter optimization; Wenshan prefecture; Yunnan Province