

基于免疫进化算法的 BP 网络模型在径流预测中的应用

郭 淳,李祚泳,党 媛

(成都信息工程学院资源环境学院,四川 成都 610225)

摘要 在 BP 网络模型基础上,引入免疫进化算法,建立了基于免疫进化算法的 BP 网络模型。该模型在一定范围内随机生成初始权值群体,用 BP 网络进行训练,选择群体中具有最大适应度值的权值个体作为最优个体,应用免疫进化算法生成下一代权值群体,再用 BP 网络对权值群体进行训练,此迭代过程反复进行,直至达到问题求解精度要求为止。将该模型应用于新疆伊犁河雅马渡站的径流预测,并将预测结果与基本 BP 网络模型和基于遗传算法的模糊优选 BP 网络模型的预测结果进行比较,结果表明,该模型不仅精度较高,而且稳定性较好。

关键词 BP 网络模型;免疫进化算法;权值优化;径流预测

中图分类号 :TV121+.4 **文献标识码** :A **文章编号** :1004-693X(2009)05-0001-04

Runoff prediction application of BP neural network model based on immune evolutionary algorithm

GUO Chun , LI Zuo-yong , DANG Yuan

(College of Resource and Environment , Chengdu University of Information and Technology , Chengdu 610225 , China)

Abstract A kind of BP neural network model was established based on the immune evolutionary algorithm(IEABP). The initial weights group was randomly generated within a certain range. The BP neural network model then trained the initial weights group. From the weights group , the best fitness weight individual was selected as the optimal weight individual and then expanded to the same dimensions as the next generation weights group with the immune evolutionary algorithm. The renewed weights group was then trained with the BP neural network model again. This procedure was repeated until the pre-set precision of the problem was reached. The IEABP mixed network model was used to forecast annual runoff at Yamadu Station in Yili, Xinjiang. Compared with the results from a general BP neural network model and the fuzzy optimization approach based on a genetic algorithm , this model is more precise and more stable.

Key words BP neural network model ; immune evolutionary algorithm ; weight optimization ; runoff prediction

径流预测的方法很多,主要有时间序列预测法^[1]、回归分析预测法^[2]、模糊模式建模预测法^[3]、小波分析预测法^[4]、支持向量机建模预测法^[5]和基于集对分析的预测法^[6]等。受气象要素、流域环境和人类社会活动等多种因素的影响,径流呈现出高维、非线性和不确定性等特征,李存军等^[7-8]将适合于高维和非线性问题研究的人工神经网络,尤其是 BP 网络模型应用于径流的分析与预测,取得了一定成效。BP 网络原理简单,易于编程实现,但收敛速

度慢,容易陷入局部极值而得不到全局最优值。近年来,受生物免疫机制的启发,倪长健等^[9]提出了一种全新的算法——免疫进化算法(immune evolutionary algorithm,IEA)。免疫进化算法以父代最优个体为基础来生成子代群体,并以最优个体的收敛来代替群体的收敛。由于免疫进化算法把确定性的变化和随机性的搜索进行了有效的结合,不仅能加快收敛的速度,而且还能较好地解决算法中群体多样性和选择力度之间的矛盾,从而有效地克服了

不成熟收敛,可实现全局最优。为充分利用 BP 网络较强的学习能力,又有效发挥免疫进化算法具有全局寻优和快速收敛的优势,本文将免疫进化算法与 BP 网络模型相结合,提出了基于免疫进化算法的 BP 网络模型,并将其应用于新疆伊犁河雅马渡站的径流预测,取得了较好的效果。

1 基于免疫进化算法的 BP 网络模型

由于一个 3 层前向网络具有以任意精度逼近任意一个非线性函数的能力^[10],因此,建立基于免疫进化算法的 BP 网络模型(以下简称 IEA-BP 网络模型)只需构造输入层、一个隐节点层和输出层的 3 层 BP 网络即可。传统 BP 网络模型的权值和阈值调整公式为^[11]:

$$w_{kj,t+1} = w_{kj,t} + \alpha \delta_k H_j \quad (1)$$

$$w_{ji,t+1} = w_{ji,t} + \alpha \sigma_j I_i \quad (2)$$

$$\theta_{k,t+1} = \theta_{k,t} + \beta \delta_k \quad (3)$$

$$\theta_{j,t+1} = \theta_{j,t} + \beta \sigma_j \quad (4)$$

式中: H_j 为隐节点 j 的输出向量; I_i 为输入层节点 i 的输出向量,即隐节点的输入向量; $w_{kj,t}$ 和 $w_{kj,t+1}$ 分别为前后两次训练时隐节点 j 与输出层节点 k 的连接权值; $w_{ji,t}$ 和 $w_{ji,t+1}$ 分别为前后两次训练时输入层节点 i 与隐节点 j 的连接权值; θ_k 和 θ_j 分别为输出层节点 k 和隐节点 j 处的阈值; α 和 β 为学习参数,一般取为 0.1~0.9; δ_k 和 σ_j 分别为输出层节点 k 和隐节点 j 的误差信号,其计算式为

$$\delta_k = (T_k - O_k)O_k(1 - O_k) \quad (5)$$

$$\sigma_j = \sum_k \delta_k w_{kj} H_j (1 - H_j) \quad (6)$$

式中: T_k 和 O_k 分别为样本在输出层节点 k 的目标输出向量和实际输出向量。其中样本在隐节点和输出层节点的输出向量分别为

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^M w_{ji} I_i + \theta_j\right) \quad (7)$$

$$O_k = f\left(\sum_{j=1}^h w_{jk} H_j + \theta_k\right) \quad (8)$$

式中: M 为输入层节点个数; h 为隐节点个数; f 为 S 型激活函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (9)$$

由倪长健等^[12]提出的免疫进化算法是一种新的全局优化算法,其核心是把进化建立在最优个体的基础上,以父代最优个体为基础来产生子代群体。算法中子代群体的生成方式为^[12-13]:

$$\begin{cases} x_i^{(t+1)} = x_{ib}^{(t)} + \sigma_i^{(t)} N(0, 1) \\ \sigma_i^{(t)} = \sigma_i^{(0)} e^{-\frac{At}{T}} \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (10)$$

式中: $x_i^{(t+1)}$ 为子代个体的第 i 个分量; $x_{ib}^{(t)}$ 为父代最优个体的第 i 个分量; $\sigma_i^{(t)}$ 为子代群体第 i 个分量的标准差; A 为标准差动态调整系数,通常 $A \in [1, 10]$; T 为总的进化代数; t 为当前进化代数; $N(0, 1)$ 为产生服从标准正态分布的随机数; $\sigma_i^{(0)}$ 为对应于初始群体的标准差; n 为变量 x 的维数。

可以看出,免疫进化算法充分利用最优个体的信息,以最优个体的进化来代替群体的进化,通过对标准差的动态调整,在进化的前期和中期,生成的群体在加大对最优个体附近解空间的投点密度的同时,也兼顾了对最优个体附近解空间以外区域的搜索。这样,群体能保持较好的多样性,避免不成熟收敛现象的出现。在进化的后期,随着局部搜索能力的不断加强,算法能以更高精度逼近全局最优解。因此,相对于其他进化算法,最优个体的进化是基于一定概率规则引导下的一种统计结果。

为了优化 BP 网络模型的权值,构造满足以下优化准则的目标函数:

$$\min f = \sum_{k=1}^n \frac{O_k - T_k}{T_k} \quad (11)$$

定义检验误差向量 ε_1 如下: $\varepsilon_1 = O_k - T_k$ 。

为了简便且不失一般性,本文只建立具有输入层、一个隐节点层和输出层的 3 层 BP 网络模型,并且只考虑一个输出层节点,初始权值和阈值均在 $[-10, 10]$ 区间内随机赋值,学习参数 α, β 在 0.2~0.5 之间取值,隐节点数 h 根据经验确定^[14]。

将该模型应用于实际问题时,首先随机产生 s 个连接输入层节点与隐节点的初始权值个体 $w_{1i}^{(0)}$ 和 s 个连接隐节点与输出层节点的初始权值个体 $w_{2i}^{(0)}$ ($i = 1, 2, \dots, s$),分别构成 BP 网络模型的初始权值群体 $W_1^{(0)}$ 和 $W_2^{(0)}$ 。用训练样本集训练 BP 网络,并用检验样本集对网络进行检验。当检验误差 ε_1 不再减小而一直增大时,根据式(11)计算出每对权值个体($w_{1i}^{(0)}, w_{2i}^{(0)}$)对应的目标函数值 $f_i^{(0)}$ ($i = 1, 2, \dots, s$),以其中最小目标函数值 $f_m^{(0)}$ 对应的权值个体对($w_{1m}^{(0)}, w_{2m}^{(0)}$) ($m \in i$)作为网络的初始最优权值。然后依据免疫进化算法迭代公式(10)将初始最优权值个体对($w_{1m}^{(0)}, w_{2m}^{(0)}$)再次对应生成 s 个连接输入层节点与隐节点的子代权值个体 $w_{1i}^{(1)}$ 和 s 个连接隐节点与输出层节点的子代权值个体 $w_{2i}^{(1)}$ ($i = 1, 2, \dots, s$),分别构成子代权值群体 $W_1^{(1)}$ 和 $W_2^{(1)}$,再用训练样本集训练 BP 网络,并用检验样本集对网络进行检验,迭代过程反复进行,直至达到最终的优化目标值 f^* 及对应优化后的权值对(w_1^*, w_2^*)时为止。

2 实例应用

为了验证 IEA-BP 网络模型的有效性 ,以新疆伊犁河雅马渡站的流量预测为例。新疆伊犁河雅马渡站的 23 年实测流量及其相应的前期 4 个预报因子 (指标)特征值引自文献[15],如表 1 和表 2 所示。预报因子 x_1 为前一年 11 月至当年 3 月伊犁气象站的总降雨量 ;预报因子 x_2 为前一年 8 月欧亚地区月平均纬向环流指数 ;预报因子 x_3 为前一年 6 月欧亚地区月平均径向环流指数 ;预报因子 x_4 为前一年 6 月 2800 MHz 太阳射电流量。现将前 16 年资料作为 IEA-BP 网络模型的训练样本 ,后 7 年资料进行预测检验。

IEA-BP 网络模型参数设置 :最大训练次数 $M = 1800$ 次 ,根据经验设置隐节点数 $h = 4$,学习参数 $\alpha = 0.12$, $\beta = 0.15$,初始权值范围 $[-10,10]$,总的进化代数 $T = 15$,群体规模 $s = 20$ 。IEA-BP 网络模型优化后的网络权值对样本的拟合和预测结果分别如表 1 和表 2 所示。

表 1 新疆伊犁河雅马渡站流量拟合结果

年份 序号	预测因子				流量 实测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	IEA-BP 网络模型		基本 BP 网络模型	
	x_1/mm	x_2	x_3	$x_4/(10^{-22}\text{W} \cdot (\text{m}^2 \cdot \text{Hz})^{-1})$		流量拟合值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	相对 误差/%	流量拟合值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	相对 误差/%
1	114.6	1.10	0.71	85	346	422.772 1	22.19	359.470 5	3.89
2	132.4	0.97	0.54	73	410	409.329 0	-0.16	363.317 8	-11.39
3	103.5	0.96	0.66	67	385	416.788 5	8.26	358.822 3	-6.80
4	179.3	0.88	0.59	89	446	452.636 1	1.49	381.179 8	-14.53
5	92.7	1.15	0.44	154	300	315.327 5	5.11	380.327 0	26.76
6	115.0	0.74	0.65	252	453	442.264 0	-2.37	454.052 4	0.23
7	163.6	0.85	0.58	220	495	447.972 7	-9.50	444.133 9	-10.28
8	139.5	0.70	0.59	217	478	447.360 7	-6.41	447.940 3	-6.29
9	76.7	0.95	0.51	162	341	351.801 4	3.17	397.133 6	16.46
10	42.1	1.08	0.47	110	326	299.095 5	-8.25	362.012 2	11.05
11	77.8	1.19	0.57	91	364	341.276 9	-6.24	354.299 7	-2.66
12	100.6	0.82	0.59	83	456	412.491 0	-9.54	371.700 8	-18.49
13	55.3	0.96	0.40	69	300	292.430 5	-2.52	356.925 6	18.98
14	152.1	1.04	0.49	77	433	405.347 6	-6.39	363.238 1	-16.11
15	81.0	1.08	0.54	96	336	346.999 7	3.27	360.833 6	7.39
16	29.8	0.83	0.49	120	289	320.881 5	11.03	379.335 9	31.26
训练样本平均 相对误差值							6.62		12.66

表 2 新疆伊犁河雅马渡站流量预测结果

年份 序号	预测因子				流量 实测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	IEA-BP 网络模型		基本 BP 网络模型	
	x_1/mm	x_2	x_3	$x_4/(10^{-22}\text{W} \cdot (\text{m}^2 \cdot \text{Hz})^{-1})$		流量预测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	相对 误差/%	流量预测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	相对 误差/%
17	248.6	0.79	0.50	147	483	466.736 2	-3.37	428.518 4	-11.28
18	64.9	0.59	0.50	167	402	385.164 6	-4.19	425.168 0	5.76
19	95.7	1.02	0.48	160	384	349.918 8	-8.88	392.486 5	2.47
20	89.9	0.96	0.39	105	314	317.300 3	1.05	371.449 3	18.30
21	121.8	0.83	0.60	140	401	429.750 8	7.17	402.327 2	0.33
22	78.5	0.89	0.44	94	336	333.875 6	-0.63	370.054 2	10.13
23	90.0	0.95	0.43	89	301	322.095 9	10.66	365.965 0	21.58
检验样本平均 相对误差值							5.14		9.98

3 3 种不同的 BP 网络模型结果比较

从表 1 和表 2 中可以看出 ,无论是拟合结果还是预测检验结果 ,IEA-BP 网络模型比基本 BP 网络模型的精度高很多。IEA-BP 网络模型拟合相对误差大于 10% 的只有 2 年 ,占总预测年份数的 12.5% ,而基本 BP 网络模型拟合相对误差大于 10% 的有 10 年 ,占总预测年份数的 62.5% ;IEA-BP 网络模型预测相对误差大于 10% 的只有 1 年 ,占总预测年份数的 14.3% ;而基本 BP 网络模型则有 4 年 ,占总预测年份数的 57.1% ;IEA-BP 网络模型的平均相对误差值仅为基本 BP 网络模型平均相对误差值的一半左右。

为了和文献[15]所用基于遗传算法的模糊优选 BP 网络模型的预测结果进行比较 ,还用 IEA-BP 网络模型和基本 BP 网络模型对新疆伊犁河雅马渡站的年径流量的前 20 个样本值建模 ,用后 3 个样本值 (样本序号分别为 21 ,22 和 23)作为检验 ,在相同参数设置下各自独立运行 5 次 ,3 种网络模型预测检

表 3 3 种网络模型预测检验效果对比

样本 序号	流量 实测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	IEA-BP 网络模型			文献 [5] 模型			基本 BP 网络模型		
		流量预测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	相对 误差/%	平均相对 误差/%	流量预测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	相对 误差/%	平均相对 误差/%	流量预测值/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	相对 误差/%	平均相对 误差/%
21	401	408.3428	1.83		440.0013	9.73		419.5554	4.63	
22	336	335.9982	0.00	3.58	342.0534	1.80	4.04	357.7497	6.47	9.67
23	301	327.8105	8.91		302.7726	0.59		354.9316	17.92	
21	401	408.1041	1.77		426.7034	6.41		398.0699	-0.73	
22	336	335.9797	-0.01	3.11	336.3854	0.12	2.55	304.5426	-9.36	4.93
23	301	323.7595	7.56		304.3425	1.11		315.1545	4.70	
21	401	406.8612	-1.44		438.5516	9.36		431.2281	7.54	
22	336	335.9983	0.00	3.85	327.0547	2.66	5.39	342.1558	1.83	7.93
23	301	334.8425	-10.11		313.4852	4.15		344.4370	14.43	
21	401	406.7815	1.44		442.0318	10.23		442.2597	10.29	
22	336	335.9705	-0.01	3.06	334.6756	0.39	4.26	345.5976	2.86	4.57
23	301	324.3083	7.74		294.4925	2.16		299.3373	-0.55	
21	401	413.7966	-3.09		435.3328	8.56		425.8803	6.20	
22	336	335.9679	0.01	2.46	325.3404	3.17	5.48	351.2528	4.54	9.12
23	301	314.4712	-4.28		315.1715	4.71		350.9689	16.60	

验效果比较如表 3 所示。比较表明,IEA-BP 网络模型的每一次预报结果和实测值都很接近,且预报精度比文献 [5] 有进一步的提高。同时 IEA-BP 网络模型每次预测结果的平均相对误差变化不大,说明 IEA-BP 网络模型具有较好的稳定性。

4 结 论

a. BP 网络模型存在收敛速度慢、易陷入局部极小的缺陷,而免疫进化算法作为一种全局优化搜索算法,能同时在解空间的多个区域进行搜索,并且能以较大的概率跳出局部最优,找出整体最优解。因此将 IEA 算法与 BP 网络模型相结合,可以大大加快网络的收敛速度。

b. 通过将 BP 网络模型与免疫进化算法相结合,在利用 BP 网络学习能力的同时,还能提高模型的预测精度。

c. 将 IEA-BP 网络模型应用于新疆伊犁河雅马渡站的径流预测实例表明:与基于遗传算法的模糊优选 BP 网络模型和基本 BP 网络模型相比,IEA-BP 网络模型不仅预报精度较高,而且算法稳定。

参考文献:

[1] 金菊良,丁晶.水资源系统工程[M].成都:四川科学技术出版社,2002.
[2] 王文圣,向红莲,丁晶.最近邻抽样回归模型在水文资源预报中的应用[J].水电能源科学,2001,19(2):8-10.
[3] 邓红霞,汤成支,李存军,等.基于模糊模式识别的径流特征分析[J].四川大学学报:工程科学版,2006,38(6):

24-28.
[4] 张少文,丁晶,廖杰,等.基于小波的黄河上游天然年径流变化特征分析[J].四川大学学报:工程科学版,2004,36(3):32-37.
[5] 廖杰,王文圣,李跃清,等.支持向量机及其在径流预测中的应用[J].四川大学学报:工程科学版,2006,38(6):24-28.
[6] 王红芳,黄伟,王文圣,等.集对分析法在长江寸滩站年径流预测中的应用[J].黑龙江水专学报,2006,33(4):3-5.
[7] 李存军,邓红霞,朱兵,等.BP 神经网络预测日径流序列的数据适应性分析[J].四川大学学报:工程科学版,2007,39(2):25-29.
[8] 金菊良,杨晓华,丁晶.基于神经网络的年径流预测模型[J].人民长江,1999,30(增刊):58-62.
[9] 倪长健,丁晶,李祚泳.免疫进化算法[J].西南交通大学学报,2003,38(1):87-91.
[10] NILESON H. R. Theory of the backpropagation neural network [J]. IEEE IJCNN, 1989(1):593-606.
[11] 李祚泳,丁晶,彭嘉红.环境质量评价原理与方法[M].北京:化学工业出版社,2004:192-206.
[12] 倪长健,丁晶,李祚泳.免疫进化算法及其在暴雨强度公式参数优化中的应用[J].长江科学院院报,2002,19(6):59-61.
[13] 李祚泳,汪嘉杨,熊建秋,等.可持续发展评价模型与应用[M].北京:科学出版社,2007:116-153.
[14] 魏海坤.神经网络结构设计的理论与方法[M].北京:国防大学出版社,2004:34-92.
[15] 陈守煜,王大刚.基于遗传算法的模糊优选 BP 网络模型及其应用[J].水利学报,2003,34(5):116-121.

(收稿日期:2008-06-26 编辑:熊水斌)