改进 Elman 神经网络在径流预测中的应用

崔东文
（云南省文山州水务局，云南 文山 663000）

摘要： 针对传统静态前馈神经网络动态性能较差的缺点，提出一种基于遗传算法（GA）优化 Elman 神经网络连接权值的 GA-Elman 多元变量年径流预测模型. 以新疆伊犁河雅马渡站径流预测为例进行实例分析，并构建传统 Elman，传统 BP 和 GA-BP 多元变量年径流预测模型作为对比模型，预测结果与文献 IEA-BP 网络模型预测结果进行对比. 结果表明：①GA-Elman 模型的拟合及预测效果略优于文献 IEA-BP 模型，该模型用于多元变量年径流预测是合理可行的，具有较好的预测精度和泛化能力. ②在相同网络结构及传递函数等条件下，GA-Elman 模型的预测精度和泛化能力优于 GA-BP 模型，传统 Elman 模型优于传统 BP 模型，表明具有适应时变特性的 Elman 反馈动态递归网络预测性能优于 BP 网络；GA 能有效优化 Elman 神经网络连接权值，使网络的预测精度和泛化能力有了较大提高.

关 键 词： Elman 神经网络；BP 神经网络；遗传算法；径流预测
中图分类号： P332 **文献标志码：** A **文章编号：** 1009-640X(2013)02-0071-07

河川径流受多种因素的影响和制约，表现出复杂、随机、多维等特性，探寻能够表征径流特性、预测精度高的模型对河川径流预测具有重要的现实意义和应用价值[1]. 目前，径流的预测方法主要有时间序列、回归分析、模糊模式、小波分析、集对分析等，均在径流预测预报中取得了一定的成效. 人工神经网络（Artifical Neural Network，ANN）具有较强的非线性映射能力、鲁棒性、容错性和自适应、自组织、自学习等许多特性，适宜解决高维、非线性系统问题，在这类智能算法中运用最为广泛；BP 网络（Back-Propagation Network，BP）是 ANN 常用的神经网络模型之一，广泛运用于径流预测[2-6]. 然而，BP 神经网络是一种静态的前向型网络，将其运用于与时间序列有关的径流预测中存在着关键性缺陷，且 BP 网络存在着学习收敛速度慢、易陷入局部极值等不足，极大地制约了 BP 网络在径流预测中的精度和泛化能力. Elman 网络是一种典型的动态神经网络，它是在 BP 网络的基础上，结构单元引入固定反馈环节，从而使系统具有适应时变特性的能力，使预测性能优于 BP 网络，进而改善系统的动态性能[7-8]，但由于 Elman 网络是在 BP 网络的基础上改进而来，也采用 BP 算法进行权值修正，因此同样存在着学习速度较慢、易陷入局部极小值等缺点. 为此，本文提出一种基于遗传算法（Genetic Algorithm，GA）优化 Elman 神经网络连接权值的 GA-Elman 多元变量年径流预测模型，以新疆伊犁河雅马渡站径流预测为例进行实例分析，并构建传统 Elman，传统 BP 和 GA-BP 多元变量年径流预测模型作为对比模型，预测结果与文献 IEA-BP 网络模型预测结果对比，旨在为 GA-Elman 模型在水文预测预报中的应用提供参考.

1 GA-Elman 径流预测模型

1.1 Elman 神经网络

动态递归神经网络是一种极具潜力系统预测工具，而 Elman 网络是动态递归神经网络中结构最为简单、运算量小、适合实时系统辨识的动态递归网络. Elman 神经网络是 Elman 于 1990 年提出的，该模型是在前馈

收稿日期： 2012-09-21
作者简介： 崔东文（1978-），男，云南玉溪人，高级工程师，学士，主要从事水资源水环境研究及水资源保护等工作.
E-mail：cdwgr@163.com

式网络的隐含层中增加了一个承接层,作为延时算子以达到记忆的目的,从而使系统具有适应时变特性的能力,能够更生动、更直接地反映系统的动态特性. 与 BP 网络本质上的区别是 Elman 网络既有前馈连接,又有反馈连接,能有效克服 BP 网络不具备动态特性的缺点[7-10]. Elman 网络结构见图 1.

Elman 神经网络一般分 4 层:输入层,隐含层(中间层),承接层和输出层,如图 1 所示,输入层、隐含层、输出层的连接类似于前馈式网络,输入层单元仅起信号传输作用,输出层单元起线性加权作用. 隐含层单元的传递函数可采用线性或非线性函数,承接层用来记忆隐含层单元前一时刻的输出值并返回网络输入,可以认为一步延时算子. Elman 神经网络的特点是隐含层的输出通过承接层的延迟与存储,自联到隐含层的输入,使其对历史状态数据具有敏感性,增加了网络处理动态信息的能力,达到动态建模的目的. Elman 网络同样可以以任意精度逼近任意非线性映射,工程中主要用于动态预测[11-12],但在函数逼近、模式识别等方面均有应用[7]. Elman 网络的非线性状态空间表达式为:

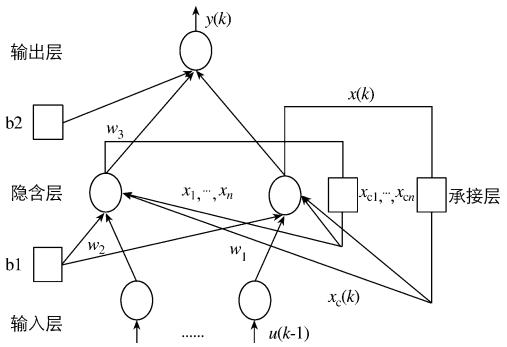

图 1 Elman 神经网络模型结构

Fig. 1 Elman neural network model structure

$$y(k) = g(w_2 x(k)) \tag{1}$$

$$x(k) = f(w_1 x_c(k) + w_2(u(k-1))) \tag{2}$$

$$x_c(k) = x(k-1) \tag{3}$$

式中:y 为 m 维输出结点向量;x 为 n 维中间层结点单元向量;u 为 r 维输入向量;x_c 为 n 维反馈状态向量;w_3 为中间层到输出层连接权值;w_2 为输入层到中间层连接权值;w_1 为承接层到中间层的连接权值;$g(\,)$ 为输出神经元的传递函数,是中间层输出的线性组合;$f(\,)$ 为中间层神经元的传递函数,常采用 S 函数.

Elman 神经网络也采用 BP 算法进行权值修正,学习指标函数采用误差平方和函数. 表达式为

$$E(w) = \sum_{k=1}^{n} (y_k(w) - \hat{y}_k(w))^2 \tag{4}$$

式中:$\hat{y}_k(w)$ 为目标输入向量.

1.2 GA-Elman 算法

遗传算法是由美国 Michigan 大学的 John Holland 教授在 20 世纪 60 年代提出,它是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程而形成的一种自适应全局优化概率搜索算法. 遗传算法是将问题的求解表示成“染色体”,将其置于问题的“环境”中,根据适者生存的原则,从中选择出适应环境的“染色体”进行复制,即再生(reproduction, selection),通过交叉(crossover)、变异(mutation)两种基因操作产生出新一代更适合环境的“染色体”群,这样不断改进,最后收敛到一个最适合环境的个体上,求得问题的最佳解. 由于最好的染色体不一定出现在最后一代,开始时保留最好的染色体,如果在新的种群又发现更好的染色体,则用它代替原来的染色体,进化完成后,这个染色体可看作是最优化的结果. 遗传算法可归纳为遗传运算(交叉与变异)和进化运算(选择)两种运算过程[13]. GA 与 Elman 神经网络均具有极强的解决问题的能力,二者相结合,形成 GA-Elman 算法,该算法将遗传算法的全局寻优能力与 Elman 算法的指导性搜索思想相结合,既克服了寻优中的盲目性,又避免了局部收敛情况的发生,使网络性能得到极大的改善[14]. 遗传算法优化 Elman 神经网络算法流程[15]如图 2 所示.

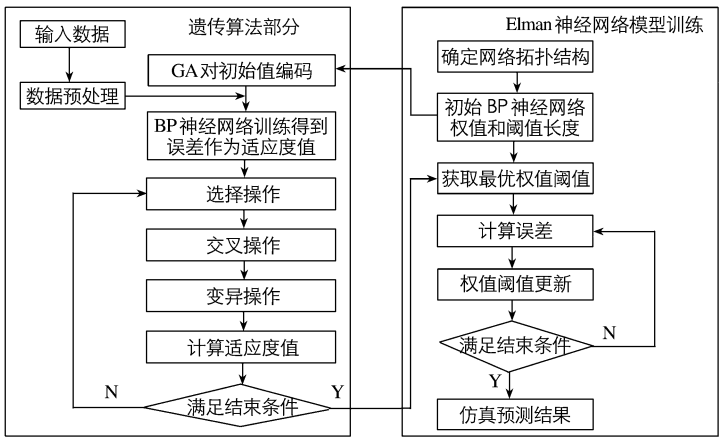

图 2 GA 优化 Elman 神经网络算法流程

Fig. 2 GA optimization Elman neural network algorithm

GA-Elman 算法的具体实现步骤如下：

(1)初始化种群 P,包括交叉规模、交叉概率(P_c)、突变概率(P_m)以及对网络权值和阈值初始化,进行实数编码,初始种群 n(视实际应用选择数值大小).

(2)计算每个个体评价函数,并将其排序,按下式概率值选择网络个体：

$$p_i = f / \sum_i^N f_i \tag{5}$$

式中:f_i 为个体 i 的适配值,用误差平方和 E 来衡量,即

$$f_i = 1/E(i) \tag{6}$$

$$E(i) = \sum_k \sum_o (d_o - \gamma o_o)^2 \tag{7}$$

式中:i 为染色体数,$i=1,2,\cdots,n$;o 为输出结点数,$o=1,2,\cdots,q$;k 为学习样本数,$k=1,2,\cdots,m$;γo 为网络实际输出;d 为期望输出.

(3)以交叉概率 P_c 对个体 G_i 和 G_{i+1} 进行交叉操作,产生新个体 G'_i 和 G'_{i+1},没有进行交叉操作的个体直接进行复制.

(4)利用变异概率 P_m 突变产生 G_j 的新个体 G'_j.

(5)将新个体插入到种群 P 中,并计算新个体的评价函数.

(6)判断评价函数是否满足结束条件. 如果找到满意个体,则结束;否则转到(3)进入下一轮运算.

(7)算法结束,达到预先设定的性能指标后,将最终群体中的最优个体解码即可得到优化后的网络连接权值系数.

(8)将优化得到的网络连接权值系数赋值给 Elman 网络进行训练及预测输出.

2　实例分析

2.1　数据来源

为验证 GA-Elman 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. 数据来源参见表 1[16].

表 1　新疆伊犁河雅马渡站实测流量及预报因子

Tab. 1　The measured flow and prediction factors of Yamadu hydrometric station in Ili River in the Xinjiang

年份序号	预测因子				流量实测值/
	X_1/ mm	X_2	X_3	X_4/ (10^{-22} W·(m^2·Hz)$^{-1}$)	(m^3·s^{-1})
1	114.6	1.10	0.71	85	346
2	132.4	0.97	0.54	73	410
3	103.5	0.96	0.66	67	385
4	179.3	0.88	0.59	89	446
5	92.7	1.15	0.44	154	300
6	115.0	0.74	0.65	252	453
7	163.6	0.85	0.58	220	495
8	139.5	0.70	0.59	217	478
9	76.7	0.95	0.51	162	341
10	42.1	1.08	0.47	110	326
11	77.8	1.19	0.57	91	364
12	100.6	0.82	0.59	83	456
13	55.3	0.96	0.40	69	300
14	152.1	1.04	0.49	77	433
15	81.0	1.08	0.54	96	336
16	29.8	0.83	0.49	120	289
17	248.6	0.79	0.50	147	483

(续表)

年份序号	预测因子				流量实测值/
	X_1/ mm	X_2	X_3	X_4/ (10^{-22} W·(m^2·Hz)$^{-1}$)	(m^3·s^{-1})
18	64.9	0.59	0.50	167	402
19	95.7	1.02	0.48	160	384
20	89.9	0.96	0.39	105	314
21	121.8	0.83	0.60	140	401
22	78.5	0.89	0.44	94	336
23	90.0	0.95	0.43	89	301

影响径流预测的 4 个预报因子特征值中,X_1 为前一年 11 月至当年 3 月伊犁气象站的总降雨量;X_2 为前一年 8 月欧亚地区月平均纬向环流指数;X_3 为前一年 6 月欧亚地区月平均径向环流指数;X_4 为前一年 6 月 2 800 MHz太阳射电流量.

为便于与文献[16]比较,将表 1 中前 16 年的资料作为 GA-Elman,传统 Elman,传统 BP 以及 GA-BP 网络模型的训练样本,后 7 年资料进行预测检验.

2.2 径流预测的实现

2.2.1 *数据处理* 采用以下方法将各指标数据无量纲化到[0.1,0.9]之间,有利于网络训练. 公式如下:

$$\hat{x} = 0.1 + (0.9 - 0.1)[(x - x_{\min})/(x_{\max} - x_{\min})] \tag{8}$$

式中:$\hat{x}$ 为经过标准化处理的数据;x 为原始数据;$x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别为数据序列中的最大数和最小数.

2.2.2 *网络训练* 本文基于 MATLAB 软件环境和谢菲尔德(Sheffield)遗传算法工具箱,创建及训练 GA-Elman,传统 Elman,传统 BP 以及 GA-BP 网络模型进行年径流预测. 以表 1 中的 4 个预测因子作为网络输入向量;以流量实测值作为输出向量,构建 4 输入 1 输出的预测模型. 本例兼顾拟合精度和预测精度,经反复调试,在下述参数设置条件下,GA-Elman,传统 Elman,传统 BP 以及 GA-BP 模型具有较好的预测效果.

传统 BP 模型:由于目前 BP 网络隐含层神经元数的选取没有统一原则,本文采用较为普遍的 Kolmogorv 定理确定隐层单元数,最终确定 BP 网络结构为 4-4-1,隐含层和输出层传递函数分别采用 tansig 和 purelin,训练函数采用 traingdx(该算法具有附加动量和自适应调整算法的优点,在一定程度上能有效避免收敛速度慢、陷入局部极值),学习速率为 0.1,设定期望误差为 0.03, 最大训练轮回为 200 次.

传统 Elman 模型:由于 Elman 网络是在 BP 网络的基础上改进而来,本文兼顾模型间的公平比较原则及预测精度,最终确定 Elman 模型结构、隐含层和输出层传递函数、训练函数、学习速率与最大训练轮回均与上述传统 BP 模型相同,设定期望误差为 0.017.

GA-BP 模型:同样基于公平原则,GA-BP 模型的网络结构、隐含层和输出层传递函数、期望误差、最大训练轮回数等均与上述传统 BP 模型相同,在此条件下运用 GA 来优化 BP 神经网络的初始权值和阈值. GA 参数设置为:种群规模为 5,进化次数为 100 次,交叉概率为 0.1,变异概率为 0.05.

GA-Elman 模型:基于模型间的公平比较原则及预测效果,GA-Elman 模型的网络结构以及传递函数等所有参数设置均与上述 GA-BP 模型参数设置相同.

2.2.3 *性能评价* 选取平均相对误差 e_{MRE} 和最大相对误差 e_{MaxRE} 作为模型的评价指标. 评价指标计算公式如下:

$$e_{\mathrm{MRE}} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \quad (9); \qquad e_{\mathrm{MaxRE}} = \max_{1\leqslant i\leqslant n}\frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \quad (10)$$

式中:$\hat{y}_i$ 为第 i 个样本预测值;y_i 为第 i 个样本实测值.

2.3 结果及分析

利用训练好的 GA-Elman,传统 Elman,传统 BP 以及 GA-BP 模型对新疆伊犁河雅马渡站进行年径流拟合及预测,结果见表 2 和 3.

表 2　新疆伊犁河雅马渡站流量拟合结果及其比较

Tab. 2　Flow fitting results and their comparison with the measured data at Yamadu hydrometric station in Ili River in the Xinjiang

序　号	GA-Elman 模型		传统 BP 模型		传统 Elman 模型		GA-BP 模型		IEA-BP 模型[16]	
	流量拟合值/($m^3 \cdot s^{-1}$)	相对误差/ %	流量拟合值/($m^3 \cdot s^{-1}$)	相对误差/ %	流量拟合值/($m^3 \cdot s^{-1}$)	相对误差/ %	流量拟合值/($m^3 \cdot s^{-1}$)	相对误差/ %	流量拟合值/($m^3 \cdot s^{-1}$)	相对误差/ %
1	410.05	18.51	422.21	22.03	420.19	21.44	411.39	18.90	422.77	22.19
2	393.50	4.02	386.94	5.62	388.97	5.13	399.82	2.48	409.33	0.16
3	405.96	5.44	430.18	11.73	423.77	10.07	402.86	4.64	416.79	8.26
4	442.64	0.75	491.55	10.21	462.36	3.67	463.71	3.97	452.64	1.49
5	323.08	7.69	307.03	2.34	310.36	3.45	339.55	13.18	315.33	5.11
6	472.50	4.30	510.12	12.61	463.06	2.22	463.28	2.27	442.26	2.37
7	467.78	5.50	445.94	9.91	438.75	11.36	467.79	5.50	447.97	9.50
8	469.96	1.68	529.85	10.85	466.06	2.50	469.21	1.84	447.36	6.41
9	359.75	5.50	357.57	4.86	334.27	1.97	361.85	6.11	351.80	3.17
10	298.64	8.39	336.60	3.25	314.98	3.38	290.70	10.83	299.09	8.25
11	342.17	6.00	366.17	0.60	354.78	2.53	335.72	7.77	341.28	6.24
12	406.43	10.87	428.98	5.93	420.10	7.87	402.83	11.66	412.49	9.54
13	299.16	0.28	348.55	16.18	313.49	4.50	287.46	4.18	292.43	2.52
14	386.29	10.79	374.38	13.54	372.36	14.00	399.24	7.80	405.35	6.39
15	349.62	4.05	368.08	9.55	354.43	5.48	344.02	2.39	346.99	3.27
16	331.33	14.65	358.74	24.13	319.84	10.67	313.63	8.52	320.88	11.03
平均相对误差/ %	6.78		10.21		6.89		7.00		6.62	

表 3　新疆伊犁河雅马渡站流量预测结果及其比较

Tab. 3　Flow prediction results and their comparison with the measured data at Yamadu hydrometric station in Ili River in the Xinjiang

序　号	GA-Elman 模型		传统 BP 模型		传统 Elman 模型		GA-BP 模型		IEA-BP 模型[16]	
	流量预测值/($m^3 \cdot s^{-1}$)	相对误差/ %	流量预测值/($m^3 \cdot s^{-1}$)	相对误差/ %	流量预测值/($m^3 \cdot s^{-1}$)	相对误差/ %	流量预测值/($m^3 \cdot s^{-1}$)	相对误差/ %	流量预测值/($m^3 \cdot s^{-1}$)	相对误差/ %
17	489.99	1.45	532.44	10.24	489.08	1.26	514.03	6.43	466.74	3.37
18	395.23	1.67	388.82	3.28	362.42	9.85	391.44	2.63	385.16	4.19
19	355.38	7.45	344.56	10.27	328.83	14.37	364.79	5.00	349.92	8.88
20	323.33	2.97	335.25	6.77	312.97	0.33	331.06	5.43	317.30	1.05
21	429.94	7.22	448.53	11.85	433.52	8.11	432.26	7.80	429.75	7.17
22	339.82	1.14	371.76	10.64	333.31	0.80	337.00	0.30	333.86	0.63
23	336.87	11.92	365.70	21.49	333.97	10.96	338.13	12.33	322.10	10.66
平均相对误差/ %	4.83		10.65		6.52		5.70		5.14	

分析表 2 和 3 可以得出以下结论：

(1)在相同网络结构、传递函数、训练函数等条件下，GA-Elman 网络模型的拟合平均相对误差、拟合最大相对误差、预测平均相对误差以及预测最大相对误差均优于传统 Elman、传统 BP 以及 GA-BP 模型，模型精度由高到低依次是：GA-Elman 模型、GA-BP 模型、传统 Elman 模型、传统 BP 模型，表明遗传算法能有效优化 Elman 和 BP 网络的初始权值和阈值.

(2)与文献[16]提出的 IEA-BP 模型预测结果相比，GA-Elman 模型的拟合平均相对误差为 6.78%，略高于 IEA-BP 模型的 6.62%，拟合最大相对误差为 18.51%，小于 IEA-BP 模型的 22.19%；GA-Elman 模型的预测平均相对误差为 4.83%，小于 IEA-BP 模型的 5.14%，预测最大相对误差为 11.92%，略大于 IEA-BP 模型的 10.66%；(2 个模型)总体平均相对误差为 5.80%，总体最大相对误差为 18.51%，均优于 IEA-BP 模型的

5.88%,22.19%;综合比较而言,GA-Elman 模型预测效果略优于 IEA-BP 模型,表明本文提出的 GA-Elman 模型用于多元变量年径流预测是合理可行的,模型具有较高的预测精度和较好的泛化能力.

(3)由于 BP 是一种前向静态映射神经网络,在对与时间有关的年径流预测时效果往往不如 Elman 反馈动态递归网络. Elman 是在 BP 神经网络的基础上,结构单元引入固定反馈环节,从而使系统具有适应时变特性的能力,使预测性能比 BP 网络更好,进而改善系统的动态性能. 从本实例可以看出,Elman 网络模型无论是拟合平均相对误差、拟合最大相对误差,还是预测平均相对误差、预测最大相对误差均优于 BP 网络模型.

3 结 语

目前,将 GA 用于优化 BP 神经网络结构和参数的研究较多,但用于动态网络优化的研究较少. 本文基于 Elman 神经网络基本原理,针对 Elman 神经网络采用 BP 算法进行权值修正时,同样存在着学习速度较慢,易陷入局部极小值等固有缺陷,提出一种基于 GA 优化 Elman 神经网络连接权值的 GA-Elman 多元变量年径流预测模型,以新疆伊犁河雅马渡站径流预测为例进行实例分析,结果表明 GA-Elman 模型用于多元变量年径流预测是合理可行的,模型具有较高的预测精度和较好的泛化能力. 但由于 GA 算法在处理复杂优化问题上可能存在着早熟收敛、易陷入局部极值等缺点和不足,改进的 GA 算法,如多种群遗传算法、量子遗传算法和免疫遗传算法等可以有效避免其早熟收敛、易陷入局部极值等现象[17-18],进一步提高 Elman 模型的预测精度和泛化能力.

参 考 文 献:

[1] 张楠, 夏自强, 江红. 基于多因子量化指标的支持向量机径流预测[J]. 水利学报, 2010, 41(11): 1318-1323. (ZHANG Nan, XIA Zi-qiang, JIANG Hong. Prediction of runoff based on the multiple quantity index of SVM[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2010, 41(11): 1318-1323. (in Chinese))

[2] 谷晓平, 王长耀, 王汶, 等. 应用于水文预报的优化 BP 神经网络研究[J]. 生态环境, 2004, 13(4): 524-527. (GU Xiao-ping, WANG Chang-yao, WANG Wen, et al. Research on the optimization neural network model for hydrologic forecast[J]. Ecology and Environment, 2004, 13(4): 524-527. (in Chinese))

[3] 庞博, 郭生练, 熊立华, 等. 改进的人工神经网络水文预报模型及应用[J]. 武汉大学学报: 工学版, 2007, 40(1): 33-36. (PANG Bo, GUO Sheng-lian, XIONG Li-hua, et al. A modified artificial neural network model and its application to flood forecasting[J]. Journal of Wuhan University (Engineering Science), 2007, 40(1): 33-36. (in Chinese))

[4] 蓝永超, 康尔泗, 徐中民, 等. BP 神经网络在径流长期预测中的应用[J]. 中国沙漠, 2001, 21(1): 97-100. (LAN Yong-chao, KANG Er-si, XU Zhong-min, et al. Long-term runoff forecasting with BP neural network model[J]. Desert in China, 2001, 21 (1): 97-100. (in Chinese))

[5] 尹晔, 梁川. 改进的 BP 网络模型及其在日径流预测中的应用[J]. 云南水力发电, 2005, 21(3): 15-17. (YIN Ye, LIANG Chuan. Application of modified BP model to daily runoff forecasting[J]. Yunnan Water Power, 2005, 21(3): 15-17. (in Chinese))

[6] 邓霞, 董晓华, 薄会娟. 基于 BP 网络的河道径流预报方法与应用[J]. 人民长江, 2010, 41(2): 56-59. (DENG Xia, DONG Xiao-hua, BO Hui-juan. River runoff forecasting method based on BP network and its application[J]. Yangtze River, 2010, 41(2): 56-59. (in Chinese))

[7] 傅荟璇, 赵红. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009. (FU Hui-xuan, ZHAO Hong. Application of MATLAB neural network design[M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2009. (in Chinese))

[8] 丛爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2009. (CONG Shuang. Toolbox for MATLAB neural network theory and application[M]. Hefei: China University of Science and Technology Press, 2009. (in Chinese))

[9] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009. (ZHANG De-feng. MATLAB neural network design[M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2009. (in Chinese))

[10] 董长虹. Matlab 神经网络与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2002. (DONG Chang-hong. Matlab neural network and

application[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2002. (in Chinese))

[11] 刘永霞, 冯仲科, 杜鹏志. Elman 动态递归神经网络在树木生长预测中的应用[J]. 北京林业大学学报, 2007, 29(6): 99-103. (LIU Yong-xia, FENG Zhong-ke, DU Peng-zhi. Application of Elman dynamic recurrent neural network to forecast tree growth[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2007, 29(6): 99-103. (in Chinese))

[12] 符利勇, 何铮, 刘应安. 基于改进 Elman 神经网络的林隙大小预测模型[J]. 南京林业大学学报, 2011, 35(3): 28-32. (FU Li-yong, HE Zheng, LIU Ying-an. Model based on modified Elman neural network for forecasting forest gap size[J]. Journal of Nanjing Forestry University, 2011, 35(3): 28-32. (in Chinese))

[13] 苑希民, 李鸿雁, 刘树坤, 等. 神经网络和遗传算法在水科学领域的应用[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2002. (YUAN Xi-min, LI Hong-yan, LIU Shu-kun, et al. Neural networks and genetic algorithms in water science applications[M]. Beijing: China Water Power Press, 2002. (in Chinese))

[14] 汪金良, 卢宏, 曾青云. GA-BP 算法及其在冰铜品位神经网络模型中的应用[J]. 江西有色金属, 2003, 17(3): 39-41. (WANG Jin-liang, LU Hong, ZENG Qing-yun. Application of GA-BP to the matte grade model based on neural network[J]. Jiangxi Nonferrous Metals, 2003, 17(3): 39-41. (in Chinese))

[15] MATLAB 中文论坛. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010. (MATLAB Chinese Forum. MATLAB neural network analysis of 30 cases[M]. Beijing: Beihang University Press, 2010. (in Chinese))

[16] 郭淳, 李祚泳, 党媛. 基于免疫进化算法的 BP 网络模型在径流预测中的应用[J]. 水资源保护, 2009, 25(5): 1-4. (GUO Chun, LI Zuo-yong, DANG Yuan. Runoff prediction application of BP neural network model based on immune evolutionary algorithm[J]. Water Resource Protection, 2009, 25(5): 1-4. (in Chinese))

[17] 史峰. MATLAB 智能算法 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2011. (SHI Feng. MATLAB intelligent algorithm 30 case analysis[M]. Beijing: Beihang University Press, 2011. (in Chinese))

[18] 雷德明, 严新平. 多目标智能优化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009. (LEI De-ming, YAN Xin-ping. Multi-objective intelligent optimization algorithm and its application[M]. Beijing: Science Press, 2009. (in Chinese))

An improved Elman neural network and its application to runoff forecast

CUI Dong-wen

(*Wenshan Water Conservancy Bureau of Yunnan Province*, *Wenshan*　663000, *China*)

Abstract: In view of the disadvantage of the traditional static feedforward neural network′s poor dynamic performance, the GA-Elman multivariate annual runoff prediction model which is based on the GA optimization Elman neural network connection weights is developed in this study. The model is used in the runoff forecasting of Yamadu hydrometric station in the Ili River in Xinjiang, and the traditional Elman, BP and GA-BP traditional multivariate annual runoff prediction model are used as the contrast models. Their prediction results are compared with the results of the IEA-BP network model in one reference. Comparison of the results shows that: ① GA-Elman model′s fitting and forecasting effect is slightly better than that of the IEA-BP model, and GA-Elman model for multivariate annual runoff prediction is reasonable and feasible, which has better prediction accuracy and generalization ability; and ②with the same network structure and transfer function, the prediction accuracy and generalization ability of GA-Elman model are better than those of the traditional GA-BP model, and Elman model is superior to the traditional BP model. With the ability to adapt to the time-varying characteristics, Elman feedback dynamic recursive neural network prediction performance is better than BP network. GA can effectively optimize Elman neural network weights, so that the network prediction accuracy and generalization ability have been greatly improved.

Key words: Elman neural network; BP neural network; genetic algorithm; runoff prediction