

# 太湖洪水预报的前向人工神经网络 全局最优逼近方法

王建群<sup>1</sup> 董增川<sup>1</sup> 吴浩云<sup>2</sup>

(1. 河海大学水文水资源及环境学院, 江苏 南京 210098; 2. 太湖流域管理局防汛办, 上海 200000)

**摘要** 将求解不等式约束非线性优化问题的群体复合形进化算法, 应用于前向人工神经网络逼近, 提出了前向人工神经网络全局最优逼近算法. 将前向人工神经网络全局最优逼近算法应用于太湖水位预报, 建立了太湖水位预报的神经网络模型, 表明了提出的全局最优逼近算法的有效性.

**关键词** 进化算法; 复合形算法; 全局优化; 前向神经网络; 洪水预报

**中图分类号** P338 TP183      **文献标识码** A      **文章编号** 1000-1980(2001)04-0084-07

太湖流域位于长江三角洲南部, 北临长江, 南抵杭州湾, 西接天目山、宜栗山区, 东濒东海, 地跨江浙皖沪三省一市, 流域总面积 36 500 km<sup>2</sup>. 太湖位于流域中部, 在正常水位下, 其水面面积约为 2 340 km<sup>2</sup>. 流域中丘陵山地与湖泊水网面积各占 1/6, 其余 2/3 为平原洼地, 水面率为全国之最.

太湖流域属温带湿润地区, 多年平均降雨约 1 120 mm. 在无雨日, 太湖水位一般以 2~3 cm/d 的速率下降; 当流域有显著降雨时, 水位涨率在 1~10 cm/d, 较大暴雨时也可达 20~30 cm/d. 由于太湖地区地形平坦, 下游具有潮汐顶托影响, 各类水利工程阻水作用使得太湖排水不畅, 汛期水位常保持在 3.5 m 以上, 对周围和地势低洼平坦的下游地区构成严重的洪水威胁.

太湖的水位预报对太湖流域的防洪调度有着重要的意义. 但是, 太湖地区多属平原河网地区, 河道纵横交错, 湖泊池塘星罗棋布, 还要受到潮汐影响, 用产汇流理论和水动力学方法来预报太湖水位异常复杂. 实际上, 太湖水位的涨率与流域内的降雨和太湖前期水位之间存在着复杂的高度非线性关系. 前向人工神经网络具有高度的非线性映射能力, 本文将探索用前向神经网络逼近方法来建立太湖水位的预报.

前向人工神经网络的高度非线性映射能力, 使得许多实际问题诸如模式识别、预测、控制、图像处理、函数拟合等可用前向人工神经网络逼近来解决. 前向人工神经网络逼近的 BP 算法, 使得前向人工神经网络逼近在实际中得到了广泛的应用. 但 BP 算法仍存在着明显不足之处, 主要是 (a) 学习速度慢 (b) BP 算法及其各种改进本质上是梯度算法, 因此是局部最优算法. 前向人工神经网络全局最优逼近问题是前向人工神经网络应用于实际的一个核心问题. 本文将笔者最近提出的求解不等式约束非线性优化问题的全局最优算法——群体复合形进化算法<sup>[1]</sup>应用于前向人工神经网络逼近, 提出前向人工神经网络全局最优逼近算法, 建立太湖水位预报的前向人工神经网络模型.

## 1 群体复合形进化算法

前向人工神经网络全局最优逼近算法的核心问题是求解约束非线性优化问题. 一般的约束非线性优化问题可以表示为

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{s.t.} \quad & g_i(x) \leq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m \end{aligned}$$

实际优化问题中出现的函数  $f(x)$  及  $g_i(x)$  常常高度非线性和  $f(x)$  具有多峰谷性、不可微性, 且没有具体的表达式, 只能求出在一些具体点上的函数值. 求解这类问题的优化方法一般有随机试验法、复合形法、基因算法、SCE-UA 算法等直接优化方法.

随机试验点法能够求得全局最优解,但没有充分利用函数值信息,计算量较大,求解效率较低.复合形法在优化求解过程中能充分利用目标函数信息,求解效率大大提高,但复合形法是局部优化方法,对于存在多个极值点的优化问题难以求得全局最优解.基因算法具有数据处理方式简单、没有可微性要求、在一定程度上利用了函数值的信息进行优化迭代等优异特性,但基因算法还存在着计算效率低、早熟而陷入局部极值点、难以处理一般的不等式约束等问题.SCE-UA 算法的全局最优性依赖于随机选取的初始点集的多样性;若初始点集选取不当,搜索进化就会早熟而陷入局部最优解.

群体复合形进化算法能充分利用目标函数值的信息,优化搜索过程具有较强的方向性和目标性,收敛速度较快,且是全局优化算法,能有效地求解不等式约束非线性优化问题.

群体复合形进化算法的基本思路是,从可行域中随机选取一初始点集,把这些点分给若干个复合形,每个复合形包含若干个个体,每个复合形个体分别朝自己最优方向在可行域内搜索进化到收敛即复合形的半径充分小,然后从收敛的每个复合形中取出一个最优点,再从可行域中随机选取一点集替换其余的点.将这两部分点掺混并重新分配,得到新一代复合形群体.重复这一进化过程,直至收敛到全局最优点.具体算法如下:

- a. 初始化 假定是  $n$  维问题,选取参与进化的复合形的个数  $p(p \geq 1)$  和每个复合形所包含的顶点数目  $m(m = 2n + 1)$ . 计算样本点数目  $s = p \cdot m$ .
- b. 产生样本点 在可行域内随机产生  $s$  个样本点  $x_1, \dots, x_s$ , 分别计算每一点  $x_i$  的函数值  $f_i = f(x_i), i = 1, \dots, s$ .
- c. 样本点排序 把  $s$  个样本点  $(x_i, f_i), i = 1, \dots, s$  按照函数值的升序排列,排序后不妨仍记为  $(x_i, f_i), i = 1, \dots, s$ , 其中  $f_1 \leq f_2 \leq \dots \leq f_s$ . 记  $D = \{(x_i, f_i) | i = 1, \dots, s\}$ .
- d. 划分为复合形群体 将  $D$  划分为  $p$  个复合形  $A^1, \dots, A^p$ , 每个复合形含有  $m$  个点. 其中
$$A^k = \{(x_j^k, f_j^k) | x_j^k = x_{j+(k-1)m}, f_j^k = f_{j+(k-1)m}, j = 1, \dots, m\}, k = 1, 2, \dots, p$$
- e. 复合形个体进化 按复合形个体进化算法分别进化每个复合形,直至每个复合形收敛.
- f. 收敛性判断 如果复合形群体满足收敛条件则停止,否则进行 g 步.
- g. 复合形群体进化 从收敛的每个复合形中分别取出一个最优点,记为  $x_1, x_2, \dots, x_p$ , 再从可行域中随机选取  $s - p$  个点. 将这两部分点掺混杂交形成新的样本点集,再按照函数值的升序排列,排序后不妨仍记为  $D$ , 回到第 d 步.

复合形个体进化算法就是经典的求解凸不等式约束非线性规划的复合形法.

群体复合形进化算法的收敛性判断方法:按复合形个体进化算法分别进化每个复合形,直至每个复合形收敛后得到的  $s$  个样本点  $(x_i^k, f_i^k), i = 1, \dots, s$  按照函数值的升序排列,排序后不妨仍记为  $(x_i^k, f_i^k), i = 1, \dots, s$ , 其中  $f_1^k \leq f_2^k \leq \dots \leq f_s^k$ , 上标  $k$  表示第  $k$  次迭代,  $k = 1, 2, \dots$ . 建议采用收敛性判别准则:  $|f_i^{k-3} - f_i^k| / \sigma \leq \epsilon, k \geq 4$ , 其中  $\sigma \geq 0$  为目标函数值的尺度常数,  $\epsilon \geq 0$  为收敛性控制常数.

群体复合形进化算法具有以下特点:

- a. 能求解一般的不等式约束非线性优化问题,包括区间约束非线性优化问题.
- b. 复合形个体进化采用了经典的求解凸不等式约束非线性规划的复合形法,因此具有能充分利用目标函数值的信息以及搜索效率较高等经典的复合形法所具有的优点,比一般的基因算法具有较强的方向性和目标性,进化过程不会停滞,加快了收敛速度.
- c. 复合形群体进化是从复合形个体进化收敛的每个复合形中仅取出一个最优点,再从可行域中随机选取若干个个体与之掺混杂交形成新一代复合形群体.这一途径得到的新一代复合形群体既保留了复合形个体进化收敛求得的局部最优点的优良性,淘汰了局部最优解的重复信息,又增加了较多的新的函数值信息,并且这一过程反复进行,因此复合形群体进化能很快收敛到全局最优解.

## 2 前向人工神经网络全局最优逼近算法

### 2.1 基本原理

1957 年, Kolmogorov 证明  $[0, 1]^n$  上的连续函数可以用一元连续函数的复合表示逼近. Kolmogorov 的这一重要工作奠定了多层前向人工神经网络映射能力数学证明的基础. 基于 Kolmogorov 的定理, 可以证明对于任

意的  $R^{n_x}$  的有界闭子集  $K \rightarrow R^{n_z}$  的非线性连续映射  $\Phi$  :

$$X = (X_1 \dots X_{n_x})^T \rightarrow T = (T_1 \dots T_{n_z})^T \quad (1)$$

存在一个以非常量、有界单调增连续函数为神经元作用函数的三层前向人工神经网络,以任意给定的精度  $\varepsilon > 0$  逼近该连续映射  $\Phi$ .

设三层前向人工神经网络的输入为  $X = (X_1 \dots X_{n_x})^T$  相应的输出设为  $Z = (Z_1 \dots Z_{n_z})^T$ , 隐含层的输出为  $Y = (Y_1 \dots Y_{n_y})^T$ , 各层间的联系为

$$Y_j = \phi \left( \sum_{i=1}^{n_x} W_{ji}^h X_i \right) \quad (2)$$

$$Z_k = \phi \left( \sum_{j=1}^{n_y} W_{kj}^0 Y_j \right) \quad (3)$$

其中  $X_0 \equiv 1, Y_0 \equiv 1, W_{ji}^h$  为输入层与隐含层之间的连接权,  $W_{kj}^0$  为隐含层与输出层之间的连接权,  $\phi(s)$  为神经元作用函数. 用三层前向人工神经网络逼近式 (1) 所描述的非线性连续映射  $\Phi$ , 就是确定隐含层节点个数  $n_y$  和通过调节权  $W_{ji}^h$  和  $W_{kj}^0$ , 使

$$|T - Z| \rightarrow \min$$

设有  $m$  个样本  $(X'(p), T'(p)), X'(p) = (X'_1(p) \dots X'_{n_x}(p))^T, T'(p) = (T'_1(p) \dots T'_{n_z}(p))^T, p = 1, \dots, m$ . 对样本  $(X'(p), T'(p))$  作归一化处理得

$$(X(p), T(p)) \quad p = 1 \dots m \quad (4)$$

其中  $X(p) = (X_1(p) \dots X_{n_x}(p))^T, T(p) = (T_1(p) \dots T_{n_z}(p))^T$

$$X_i(p) \in [0.1 \ 0.9] \quad i = 1 \dots n_x \quad T_j(p) \in [0.1 \ 0.9] \quad j = 1 \dots n_z$$

暂时固定隐含层节点个数  $n_y$ . 对于网络的  $n_x$  个输入节点的输入值  $X(p) = (X_1(p) \dots X_{n_x}(p))^T$ , 由式 (2) 式 (3) 可得网络的  $n_y$  个隐含节点的输出值为  $Y_j(p), j = 1, \dots, n_y$ , 网络的  $n_z$  个输出节点的输出值为  $Z_k(p), k = 1, \dots, n_z$ . 对于这  $m$  个训练模式 (样本), 网络逼近的误差为

$$E = \frac{1}{m} \sum_{p=1}^m \left( \frac{1}{n_z} \sum_{k=1}^{n_z} (T_k(p) - Z_k(p))^2 \right) \quad (5)$$

三层前向人工神经网络逼近的核心问题就是求解优化问题:

$$\min_{W_{ji}^h, W_{kj}^0} E(W_{ji}^h, W_{kj}^0) \quad (6)$$

可用提出的全局最优化方法——群体复合形进化算法来求解优化问题 (6).

实际应用中, 通常选择非常量、有界单调增连续函数  $\phi(s)$  为神经元作用函数, 此时  $\phi$  的反函数  $\phi^{-1}$  存在且连续. 于是优化问题 (6) 等价于优化问题:

$$\min_{W_{ji}^h, W_{kj}^0} E'(W_{ji}^h, W_{kj}^0) \quad (7)$$

这里

$$E' = \frac{1}{m} \sum_{p=1}^m \left( \frac{1}{n_z} \sum_{k=1}^{n_z} (\phi^{-1}(T_k(p)) - \phi^{-1}(Z_k(p)))^2 \right) = \frac{1}{m} \sum_{p=1}^m \left( \frac{1}{n_z} \sum_{k=1}^{n_z} (\phi^{-1}(T_k(p)) - \sum_{j=1}^{n_y} W_{kj}^0 Y_j(p))^2 \right)$$

优化问题 (7) 等价于优化问题:

$$\min_{W_{ji}^h, W_{kj}^0} (\min E'(W_{ji}^h, W_{kj}^0)) \quad (8)$$

对于给定的  $W_{ji}^h$ , 可用最小二乘法来求解优化问题:

$$\min_{W_{kj}^0} E'(W_{ji}^h, W_{kj}^0) \quad (9)$$

为了提高求解的效率, 将群体复合形进化算法和最小二乘法相结合来求解优化问题 (8).

关于隐含层节点个数  $n_y$  的确定, 显然  $n_y$  不应太多, 否则网络不具有容错性和保证泛化能力的机制. 网络隐含层节点个数  $n_y$  的上限为  $m - 1$ .

总结上面的讨论, 针对实际问题 (1) 提出三层前向人工神经网络全局最优算法:

- (a)根据实际问题 将采样点归一化( 见式( 4) ) ,初定可接受的误差  $\epsilon > 0$  ,隐节点数  $n_y$  ;
- (b)对于给定的  $W_{j,i}^h$  ,用最小二乘法求解优化问题( 9)得  $W_{k,j}^0$  ;
- (c)用群体复合形进化算法反复优化迭代  $W_{j,i}^h$  ,使
- $$E = \frac{1}{m} \sum_{p=1}^m \left( \frac{1}{n_z} \sum_{k=1}^{n_z} (T_k(p) - Z_k(p))^2 \right) = \frac{1}{m} \sum_{p=1}^m \left( \frac{1}{n_z} \sum_{k=1}^{n_z} (T_k(p) - \sum_{j=0}^{n_y} W_{k,j}^0 Y_j(p))^2 \right) \rightarrow \min$$
- (d)若  $E > \epsilon$  ,则增加一个隐节点  $n_y = n_y + 1$  ,转(b) ;否则转(e) ;
- (e)当前三层前向人工神经网络满足逼近要求时 ,输出网络结构和参数 ,停.

2.2 仿真试验

众所周知 ,单层线性网络不能实现“ 异或 ( exclusive-or )”门的功能 ,可用三层前向人工神经网络逼近 .现在用异或问题仿真试验测试本文提出的前向人工神经网络全局最优逼近算法的有效性 .

异或问题的输入输出样本为

$(1\ 0) \rightarrow 1\ (0\ 1) \rightarrow 1\ (1\ 1) \rightarrow 0\ (0\ 0) \rightarrow 0$

隐节点数目取为 2 ,即网络的拓扑结构取为 2 2 1 ,神经元作用函数取为 Sigmoid 函数 ,即  $\phi(s) = 1/(1 + e^{-s})$  .

分别用传统的 BP 算法和本文提出的全局最优逼近算法进行训练 .在 BP 算法中 ,取学习速率  $\eta = 0.6$  ,动量因子  $\alpha = 0$  ,训练次数为 10 000 次 .在全局最优逼近算法中 ,考虑到样本的数目 ,选取参与进化的复合形数目为 2 ,群体复合形进化算法的收敛性自动判别 .两种训练算法的仿真试验结果见表 1 ~ 3 .

表 1 BP 算法与全局最优逼近算法的计算结果

Table 1 Results of BP method and global optimum approach method

| 样本输入 | 样本输出 | BP 算法输出 | 全局最优逼近算法输出                   |
|------|------|---------|------------------------------|
| 1 0  | 1    | 0.9523  | $0.100\,000 \times 10^1$     |
| 0 1  | 1    | 0.9524  | $0.100\,000 \times 10^1$     |
| 1 1  | 0    | 0.0668  | $-0.196\,509 \times 10^{-5}$ |
| 0 0  | 0    | 0.0365  | $-0.103\,842 \times 10^{-4}$ |

表 2 BP 算法计算的网络连接权

Table 2 Network linking weights of BP method

| $i$ | $j$ | $W_{j,i}^h$ | $j$ | $K$ | $W_{k,j}^0$ |
|-----|-----|-------------|-----|-----|-------------|
| 0   | 1   | 5.439       | 0   | 1   | -3.453      |
| 0   | 2   | 2.318       | 1   | 1   | 7.706       |
| 1   | 1   | -3.788      | 2   | 1   | -8.232      |
| 1   | 2   | -8.359      |     |     |             |
| 2   | 1   | -3.785      |     |     |             |
| 2   | 2   | -8.404      |     |     |             |

由表 1 知 ,本文提出的全局最优逼近算法的效果优于传统的 BP 算法 .

3 太湖水位预报

太湖的水位预报对太湖流域的防洪调度有着重要的意义 .太湖水位预报的要求是 ,在现状工程条件下 ,根据太湖流域的报讯雨量和水位资料 ,尽可能准确地预报次日和数日太湖 8 时的平均水位 .下面尝试用本文提出的三层前向人工神经网络全局最优逼近算法来建立太湖水位预报的人工神经网络模型 .

3.1 预报因子

选择太湖前期水位涨差、太湖流域各水利分区(太湖区、湖西山区、浙西山区、杭嘉湖区、武澄锡虞区、阳澄淀泖区)前期面平均降雨量作为预报因子 ,太湖水位作为预报对象 .这里 ,太湖水位是指望亭太、西山、夹浦、小梅口、大浦口 5 站平均水位 .

a. 太湖前期水位 为了使问题简化 ,消除太湖水位的非平稳性 ,对太湖水位作一阶差分 .设太湖水位时间序列为  $H_t$  ,太湖水位作一阶差分记为  $X_{1,t}$  ,即  $X_{1,t} = H_t - H_{t-1}$  .

b. 各分区前期面平均降雨量 各分区前期面平均降雨量时间序列记为  $X_{i,t}$  , $i = 2\ 3\ \dots\ 7$  .其中  $i$  为分区指标 , $t$  为时间指标 . $i = 2$  表示太湖区 , $i = 3$  表示湖西山区 , $i = 4$  表示浙西山区 , $i = 5$  表示杭嘉湖区 , $i = 6$  表示武澄锡虞区 , $i = 7$  表示阳澄淀泖区 .

表 3 全局最优逼近算法计算的网络连接权

Table 3 Network linking weights of global optimum approach method

| $i$ | $j$ | $W_{j,i}^h$ | $j$ | $K$ | $W_{k,j}^0$ |
|-----|-----|-------------|-----|-----|-------------|
| 0   | 1   | 0.276 774   | 0   | 1   | 74.933 8    |
| 0   | 2   | 0.735 760   | 1   | 1   | 559.523     |
| 1   | 1   | -0.639 505  | 2   | 1   | -584.793    |
| 1   | 2   | -0.685 449  |     |     |             |
| 2   | 1   | 0.686 967   |     |     |             |
| 2   | 2   | 0.736 599   |     |     |             |

根据各分区距太湖的距离以及所处上下游位置、地貌地形、水利工程布设情况,并通过实测水文资料的详细分析,反复试算论证,将各分区的太湖水位影响雨日定为:湖区 2 d,湖西山区 5 d,浙西山区 7 d,杭嘉湖区 7 d,武澄锡虞区 5 d,阳澄淀泖区 5 d.

3.2 预报模型

将  $X_i$  ( $i = 1, 3, \dots, 7$ ) 归一化,记为  $X'_{i,t}$  ( $i = 1, 3, \dots, 7$ ). 将前向人工神经网络输入定义为

$$X = (X_1, \dots, X_{n_x})^T$$

其中  $n_x = 32$ ,  $X_1 = X'_{1,t-1}$ ;  $X_2 = X'_{2,t-1}$ ,  $X_3 = X'_{2,t-2}$ ;  $X_4 = X'_{3,t-1}, \dots, X_8 = X'_{3,t-5}$ ;  $X_9 = X'_{4,t-1}, \dots, X_{15} = X'_{4,t-7}$ ;  $X_{16} = X'_{5,t-1}, \dots, X_{22} = X'_{5,t-7}$ ;  $X_{23} = X'_{6,t-1}, \dots, X_{29} = X'_{6,t-5}$ ;  $X_{30} = X'_{7,t-1}, \dots, X_{32} = X'_{7,t-5}$ . 网络的输出定义为

$$Z = (Z_1, \dots, Z_{n_z})^T$$

其中  $n_z = 1$ ,  $Z_1 = X'_{1,t}$ .  
网络模型为

$$Y_j = \phi \left( \sum_{i=0}^{n_x} W_{j,i}^h X'_i \right) \quad Z_1 = \phi \left( \sum_{j=0}^{n_y} W_{k,j}^0 Y'_j \right) \tag{10}$$

预报计算步骤:将当日 8 时以前的报讯雨量和水位涨差进行归一化后,作为三层前向神经网络的输入;由神经网络模型(10)计算得网络输出  $Z_1$ ,将  $Z_1$  还原得次日 8 时太湖水位涨差预报值,再加上当日 8 时太湖水位得次日 8 时太湖水位预报值.

3.3 预报模型率定

3.3.1 模型率定

选用具有一致的人类活动影响的 1996~2000 年汛期(5 月 1 日~9 月 30 日)的水文观测资料作为率定模型的资料,其中 1996~1999 年的资料用来训练神经网络预报模型,2000 年的资料用来检验模型.  
用本文提出的前向人工神经网络全局最优算法来率定模型,其中神经元作用函数取为 Sigmoid 函数,初始隐节点数目取为 2,率定结果见表 4. 由表 4 知,当隐节点数  $n_y = 5$  时,率定的神经网络预报模型的训练均方误差和验证误差均达到了较高的精度,水位误差  $\leq 3$  cm 的天数均分别在 89% 和 92% 以上. 采用隐节点数  $n_y = 5$  时的率定的模型作为太湖水位预报的神经网络模型,预报模型的拟合效果见图 1,验证效果见图 2.

表 4 预报模型误差统计  
Table 4 Statistics of errors of water level forecasts

| 隐节点数<br>$n_y$ | 训练网络<br>均方误差( $\times 10^{-2}$ ) | 水位误差统计(576 d 资料训练) |       | 水位误差统计(113 d 资料验证) |       |
|---------------|----------------------------------|--------------------|-------|--------------------|-------|
|               |                                  | 误差 $\leq 3$ cm 天数  | 比例/%  | 误差 $\leq 3$ cm 天数  | 比例/%  |
| 2             | 3.5334                           | 503                | 87.33 | 102                | 90.27 |
| 3             | 3.5253                           | 509                | 88.37 | 102                | 90.27 |
| 4             | 3.5125                           | 512                | 88.89 | 104                | 92.04 |
| 5             | 3.5120                           | 513                | 89.06 | 105                | 92.92 |

3.3.2 预报精度讨论

3.3.2.1 与平移预报比较

预报太湖水位最简单的方法是将今天实测的水位作为明天预报的水位,简称平移预报.太湖水位 1999 年平移预报效果见图 3. 从图 3 所示的过程线形状来看,除了迟后一天外,过程线完全一致.显然,预报精度要比它高才有意义.如果简单地将今天的实测水位作为明天的预报水位,那么预报的水位增量恒等于零,显然这样的预报精度是不能令人满意的.对率定期 1999 年汛期的太湖水位作平移预报,统计得水位误差  $\leq 3$  cm 的天数比例为 68%,预报的均方误差为  $5.13 \times 10^{-2}$ . 显然,平移预报比神经网络预报模型差.

3.3.2.2 与线性模型比较

线性模型的预报因子及输入输出同神经网络模型,但不进行归一化.分涨水段和退水段两种情形,用最小二乘法率定模型.统计得水位误差  $\leq 3$  cm 的天数比例为 81.25%. 显然,线性模型比神经网络预报模型差.

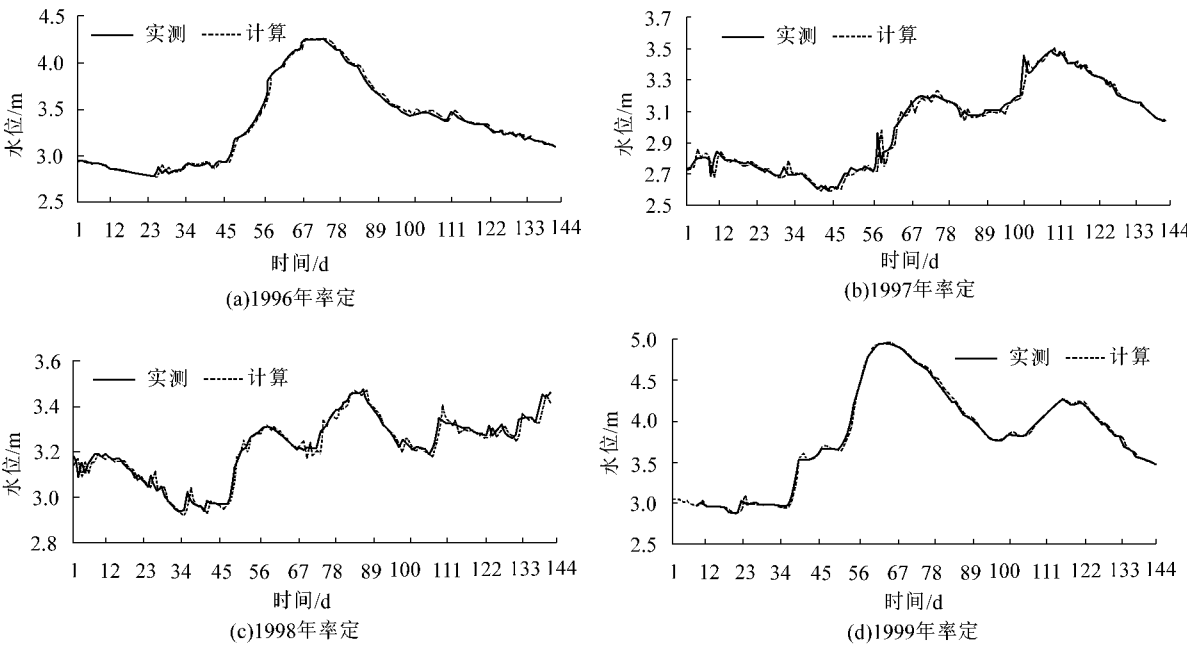


图 1 太湖水位预报模型率定

Fig.1 Calibration of Taihu Lake water level forecasting model

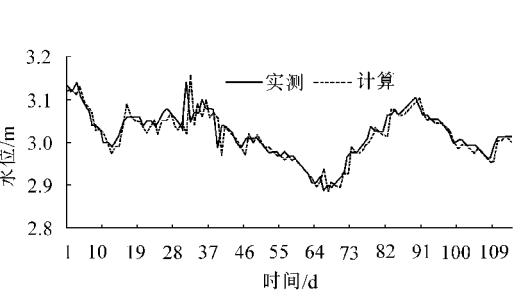


图 2 太湖水位预报模型检验( 2000 年水位过程 )

Fig.2 Examination of water level graph 2000

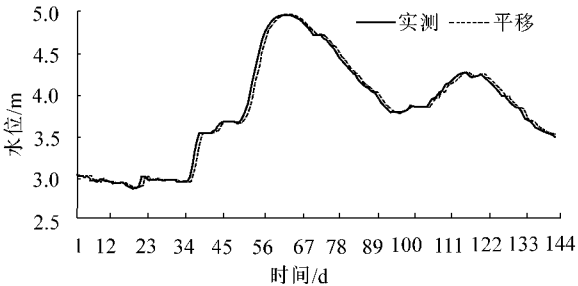


图 3 太湖水位过程线平移( 1999 年水位过程 )

Fig.3 Shift of water level graph 1999

4 结 语

前向人工神经网络全局最优逼近的核心问题 ,是训练网络节点连接权矢量的约束非线性优化算法的全局最优性. 本文将最近提出的全局优化算法——群体复合形进化算法应用于前向人工神经网络逼近 ,提出前向人工神经网络全局最优逼近算法 ,仿真试验和太湖洪水预报的实例研究表明 ,提出的全局最优逼近算法具有较好的效果.

参考文献 :

[ 1 ] 王建群 ,卢志华 ,哈布哈琪. 求解约束非线性优化问题的群体复合形进化算法[ J ]. 河海大学学报, 2001, 39( 3 ) 29 ~ 43.

[ 2 ] Duan Q , Sorooshian S ,Gupta V K. Optimal use of SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models[ J ]. Journal of Hydrology , 1994 ,158 : 265 ~ 284.

[ 3 ] Michalewicz Z. Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs[ M ]. New York :Springer , 1996 : 24 ~ 35.

[ 4 ] Necht-Nielsen R. Theory of the Back-Propagation Neural Network[ A ]. Proc. IEEE International Conference on Neural Network[ C ]. Washington D. C. 1989 : 593 ~ 605.

# Global Optimum Approximation of Feed Forward Artificial Neural Network for Taihu Flood Forecast

WANG Jian-qun<sup>1</sup> ,DONG Zeng-chuan<sup>1</sup> ,WU Hao-yun<sup>2</sup>

( 1. College of Water Resources and Environment ,Hohai Univ. ,Nanjing 210098 ,China ;

2. Flood Prevention Office ,Taihu Water Basin Authority ,Shanghai 200000 ,China )

**Abstract** :The multi-complex evolution algorithm ,a kind of global optimization method ,can be applied to the constraint nonlinear optimization problems. The method uses the information of the objective function ,and shows directionality and objective property in the search of the optimal solution. In this paper ,the multi-complex evolution algorithm is applied to feed forward artificial neural network approximation. Finally ,the forecast of the Taihu flood level is studied ,and the results show that the global optimal approximation is effective.

**Key words** :evolution algorithm ;complex algorithm ;global optimization method ;feed forward artificial neural network ;flood forecast

---

## 河海大学信息研究所      河海大学图书馆信息部

### 服 务 简 介

电子化图书馆 + 网络信息 = 新的生产力！

你会查找信息吗？你知道从哪儿获取信息最方便吗？

以知识信息资源为轴心 ,为各行各业的科学研究和知识推广创造条件 ,提供信息、利用信息 ,是我们信息人的职责。河海大学图书馆信息研究所具有水利部、江苏省科技查新资质 ,所提供的查新检索报告在进行科技成果鉴定 ,申报国家、省级奖励 ,申请专利、基金 ,申报职称、开题立项时均有效。

机构内拥有覆盖所有学科领域的中外文数据库 ,水利水电学科是我们配置的重点和特色。中文数据库中含有自然科学、工程技术、人文和社会科学等 5 000 多种专业期刊、学位论文、专题会议等题录摘要文献或全文文献。外文数据库如工程索引、国际大坝会议等 ,含有水资源、环境保护、岩土地质、土木工程等专业文献摘要及有关技术问题的题录文献。联机数据库与中国教育科研网及美国 DIALOG 联机系统联接。

面向广大用户 ,我们开展科技查新检索咨询服务 ,即为申请科技立项、成果报奖、成果鉴定、申请专利、技术引进、产品转让等进行信息查询检索 ,出具有关检索材料及有根据、有分析、有对比的查新结论报告书。为科研项目提供实时动态信息 ,进行定题跟踪服务 ;为申报项目、职称提供论文、论著被引用的情况 ;为课题立项提供项目研究背景材料 ;为科研管理部门提供单位的研究成果统计 ;为期刊编辑部提供载文量、引文量等统计资料 ;为教学、科研人员及研究生撰写论文、科技报告 ,提供光盘、INTERNET 网上数据库 ,国内外专题数据库的各类信息检索咨询服务 ,网上期刊等电子文献征订、传送等服务。

( 吴东敏供稿 )