

# 基于相空间遗传BP神经网络的 径流预测研究\*

张双虎<sup>1</sup>, 孙廷容<sup>1,2</sup>, 黄 强<sup>1</sup>, 谢艳芳<sup>1</sup>

(1 西安理工大学 水利水电学院, 陕西 西安 710048; 2 山西省水利厅, 山西 太原 030002)

[摘 要] 基于混沌时间序列的重构相空间、遗传算法的良好全局搜索和神经网络精确的局部搜索特性, 以重构相空间中的饱和嵌入维数作为神经网络输入层节点数, 通过采用遗传算法优化神经网络初始权重, 将重构相空间、遗传算法、神经网络三者有机地结合, 提出并建立了相空间遗传BP神经网络预测模型。将该模型用于黄河上游月径流预测, 结果表明, 该模型应用在水文时间序列的预测中是合理、可行的, 并具有较高的精度。

[关键词] 重构相空间; 遗传算法; BP神经网络; 径流预测

[中图分类号] P338+.1

[文献标识码] A

[文章编号] 1671-9387(2005)04-0122-05

河川径流的预测在水资源综合利用、水库调度、跨流域调水以及流域水利规划等方面具有十分重要的作用; 同时, 它也是水利工作者一直关心的、难度较大的研究课题。其困难就在于径流变化的复杂性, 这使得径流的时空变化具有高度的非线性特点, 若仅从线性角度或近似为线性问题去研究本质上是非线性的径流变化问题, 必然有其固有的局限性。近年来, 混沌理论、神经网络、分形理论等非线性科学的迅速发展及其在应用科学领域的不断拓展, 为认识、分析径流的变化规律提供了新的理论和方法。

由Famer等提出Takens为此奠定坚实基础的重构相空间方法<sup>[1]</sup>, 为混沌系统单变量时间序列的预测带来新思想; 遗传算法擅长全局搜索<sup>[2]</sup>; 神经网络由于其强大的非映射能力而成为非线性预测的主要方法之一<sup>[3]</sup>, 且用于局部搜索时比较有效。将上述2种或3种理论的优点结合起来, 开发出一种精度更高的预测方法, 是目前时间序列趋势预测研究的热点, 如葛宏伟等<sup>[4]</sup>把神经网络与遗传算法相结合, 用于岩体变形预测; 张利平等<sup>[5]</sup>将神经网络与相空间重构相结合, 用于水文预报等。本研究基于重构相空间技术、遗传算法、神经网络, 提出并建立了河川径流预测的相空间遗传BP神经网络模型, 并将该模型用于黄河上游(贵德站)月径流预测, 取得了良好的效果。

## 1 模型结构

### 1.1 径流序列重构相空间<sup>[6]</sup>

水文系统可以认为是一种混沌系统<sup>[5]</sup>。径流混沌特征的存在表明, 径流过程是具有低维混沌吸引子结构的非线性确定性动力系统。传统的径流预测模型大都是基于一维空间, 但一维空间无法容纳关联维数大于一维的、体现混沌系统规律性的吸引子, 所以这种模型存在丢失径流演化信息的缺点, 从而导致径流预测结果不准确。要对水文动力系统的未来趋势作出较为准确的预测, 必须了解系统吸引子的拓扑结构, 而相空间正是刻画系统吸引子拓扑结构最理想、最直观的空间。因此, 为了建立径流预测的动力学模型, 必须重构水文动力系统的相空间。

关于混沌时间序列的重构相空间, 目前广泛采用的是延迟坐标状态空间重构法<sup>[7]</sup>。设数据序列 $\{x(t_i), i=1, 2, \dots, N\}$ 为时间间隔 $\Delta t$ 的径流序列, 利用时间延迟法可得到 $L=N-(m-1)\tau$ 个拓展的径流时间序列:

$$X_i = [x(t_i), x(t_i + \tau), x(t_i + 2\tau), \dots, x(t_i + (m-1)\tau)] \quad (1)$$

式中,  $\tau$ 为延迟时间,  $\tau = k\Delta t$ ;  $m$ 为饱和嵌入维数。这样每一个 $X_i$ 构成 $m$ 维相空间的一个相点; 上述 $L=N-(m-1)\tau$ 个 $m$ 维相空间就构成一个相型, 而相点间的连线描述了水文在相空间中的演化轨

\* [收稿日期] 2004-07-01  
[基金项目] 国家“973”重点基础研究发展规划项目(G19990436); 陕西省重点实验室基金项目(02JS37)  
[作者简介] 张双虎(1976-), 男, 山西阳城人, 在读博士, 主要从事水资源系统工程研究。

迹。

## 1.2 遗传BP神经网络

遗传BP神经网络(GA—BP)是将遗传算法与神经网络相结合而构成的一种优化算法。BP神经网络由于其强大的非映射能力而成为非线性预测的主要方法之一,且用于局部搜索时比较有效。但实践证明,BP神经网络也有其自身的缺陷,如BP神经网络的学习是基于梯度下降的,这种方法容易使问题的解陷入局部极小值,训练速度慢,全局搜索能力弱等;遗传算法在求解优化问题时,其搜索始终遍及整个解空间,容易得到全局最优解。因此,如果将神经网络和遗传算法相结合,则有可能开发出性能优良的优化算法。

GA—BP神经网络的基本思想是:在BP神经网络的运行过程中融入遗传算法,即以“网络误差最小”作为优化的目标,用遗传算法优化、确定神经网络的初始权重,以完成较大空间内的搜索;利用BP算法修改网络权重,以完成局部范围内的精确搜索。用遗传算法优化网络初始权重值包括初始群体的生成、适应度函数的确定、遗传算子的构成3个部分。

1.2.1 初始群体的生成 随机产生一组具有 $M$ 个个体的种群 $X = (X_1, X_2, \dots, X_M)$ ,  $X_i \in (-a, a)$ ,  $M$ 为种群的大小;种群中每个个体 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 代表一个神经网络的初始权重、阈值分布,每个基因 $x_{ij}$ 表示一个神经网络的一个连接权值、阈值,则个体的长度为神经网络权值的个数+阈值的个数,即

$$n = r \times s_1 + s_1 \times s_2 + s_1 + s_2, \quad (2)$$

式中, $r$ 为输入层节点数; $s_1$ 为隐含层节点数; $s_2$ 为输出层节点数。考虑到权值的精度要求较高,因此选择浮点数编码方法对权(阈)值进行编码。

1.2.2 适应度函数的确定 GA—BP神经网络是以“网络误差最小”作为GA的优化目标,但GA只能朝着使适应度函数值增大的方向进行,所以可以构造以下4种适应度函数:

$$\begin{aligned} fit(X) &= C - e; fit(X) = C/e; \\ fit(X) &= C - E; fit(X) = C/E. \end{aligned} \quad (3)$$

式中, $C$ 为一较大的常数,目的是为了保证适应度函数值不至于太小; $e$ 为网络误差; $E$ 为网络的能量函数。

$$e = \sum_{l,k} |y_{lk} - \bar{y}_{lk}|, \quad (4)$$

$$E = \sum_{l,k} (y_{lk} - \bar{y}_{lk})^2. \quad (5)$$

式中, $y_{lk}$ ,  $\bar{y}_{lk}$ 分别代表第 $l$ 个训练样本第 $k$ 个输出节点的期望输出与实际输出。

1.2.3 遗传算子的构成 遗传算子的构成包括选择算子、交叉算子、变异算子,算子选择采用正规几何的排序选择法,其基本思想是先对群体中所有个体按照其适应度大小的降序排列,群体中各个体被选中的概率为:

$$p_i = \frac{q(1-q)^{r-1}}{1-(1-q)^m}. \quad (6)$$

式中, $q$ 为选择最优个体的可能性,通常取 $q=0.08$ ; $r$ 为个体的排序序号。因为个体采用浮点数编码方法,所以交叉算子采用选择算术交叉,变异算子采用均匀变异算子。

## 1.3 径流时间序列相空间遗传BP神经网络预测模型

用神经网络模型进行时间序列预测时,输入节点数往往是根据研究问题的需要来确定的,若盲目增加动力因子的个数,即增加网络节点的个数,会增加网络学习的时间,并在一定程度上降低模型的精度;相反,若影响系统的主要动力因子考虑不全面,网络就不能很好地反映系统的客观运行规律。为此,本研究选取重构相空间中的饱和嵌入维数作为神经网络的输入节点数<sup>[7]</sup>,这样能够避免输入节点数的任意性和常见的一维径流模型丢失径流演化信息的问题。相空间遗传BP神经网络预测模型流程图见图1。

用相空间遗传BP神经网络进行径流预测的基本步骤如下。

1) 通过对一维径流时间序列的分析,对其进行重构相空间,确定相空间饱和嵌入维数 $m$ 和时间延迟 $\tau$ , $\tau$ 的确定可以采用C-C法,具体步骤参见文献[3]。

2) 以饱和嵌入维数 $m$ 作为输入层节点数确定神经网络的结构。关于隐含层节点数的选择,目前还没有成熟的方法,往往采用试凑的方法来确定,即对隐含层不同节点数的神经网络进行训练和预测,以模拟结果最好为标准来确定隐含层节点数。

3) 用遗传算法来确定神经网络的初始权值和阈值。

4) 利用BP算法训练网络,确定最终权值和阈值。

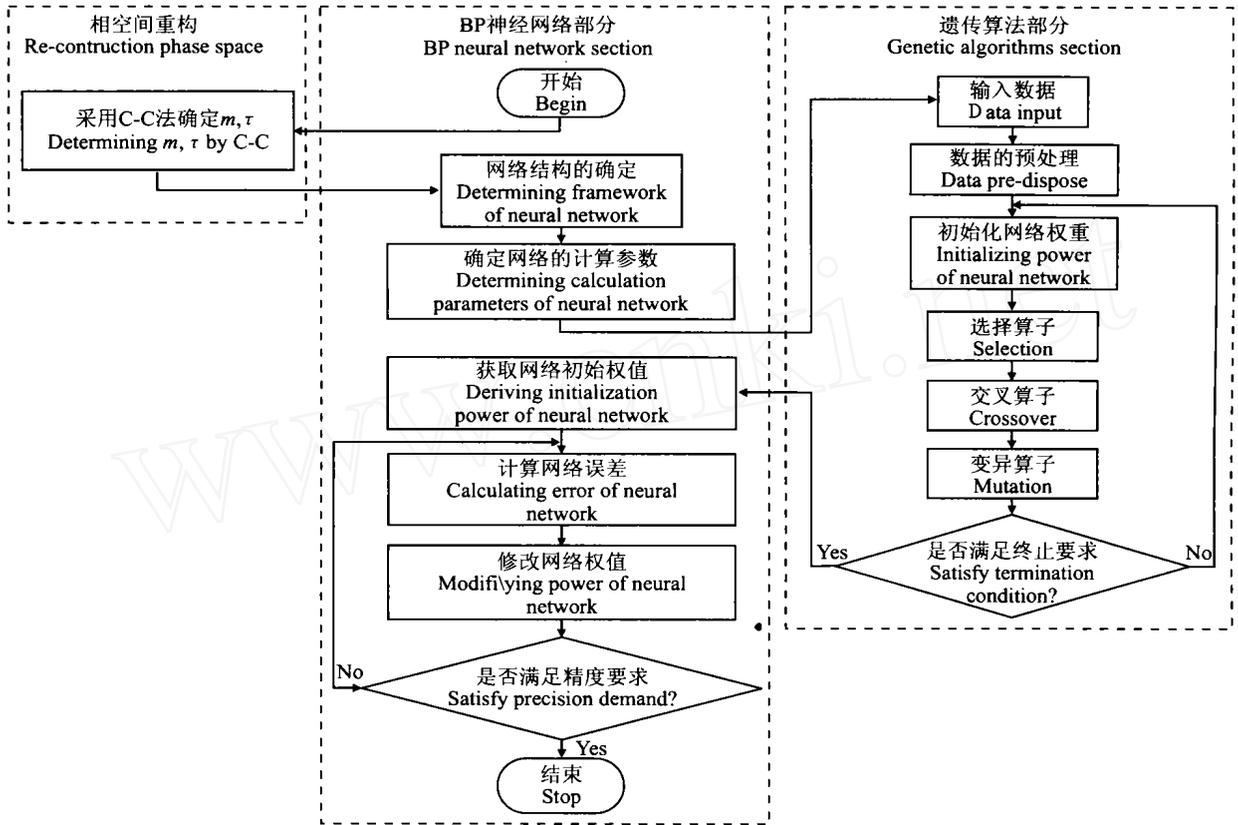


图 1 相空间遗传BP神经网络预测模型计算流程图

Fig. 1 The calculation flow chart of prediction model of BP neural network based on phase space and GA

## 2 模型的应用与检验

以 1919-07~ 1998-06 共 79 年的月平均径流量时间序列为样本(其中前 69 年时间序列样本为学习样本,后 10 年时间序列样本为检验样本),将上述径流预测模型应用于黄河上游贵德水文站月径流的预测。由于汛期径流过程变化剧烈,且受降雨影响大,若作为同一特性序列处理分析时会带来较大困难,因此本文在研究径流预测时,仅对非汛期(每年 11 月~ 翌年 6 月)月径流量序列进行分析。重构相空间时,对年间连接作近似处理,即只连接非汛期径流,将汛期空间轨迹概化为一点<sup>[8]</sup>。

### 2.1 $m$ 和 $\tau$ 的确定

采用 C-C 法<sup>[7]</sup>对黄河上游月平均径流量时间序列进行混沌分析,得相空间的饱和嵌入维数  $m = 8$ ,相空间延迟时间  $\tau = 2$ 。

### 2.2 网络结构的确定

由 1.2.3 可知,相空间的饱和嵌入维数为 BP 神经网络输入层节点数,即输入层节点数  $r = 8$ ;根据实际问题,本研究只进行单步预测,输出层节点数

$s_2 = 1$ ; 隐含层节点数的选取采用优选的方法确定

(根据经验公式,隐含层节点数取  $s_1 = \sqrt{rs_2}$ ),本研究在  $s_1 = 2, 3, 4, 5, 6$  中优选隐含层节点数。

将相空间遗传BP神经网络模型用于已建径流相空间的径流预测时,将  $X_i = [x(t_i), x(t_i + \tau), x(t_i + 2\tau), \dots, x(t_i + (m - 1)\tau)]$  作为模型的输入,将  $x(t_i + m\tau)$  作为模型的输出。黄河上游月径流BP神经网络预测模型结构图见图 2。

### 2.3 样本的训练

采用 1919-11~ 1988-06 非汛期月径流资料对样本进行训练,取遗传算法的初始种群  $M = 200$ ,最大进化代数为 1 000,交叉概率为 0.9,变异概率为 0.1,初始权重取值  $[-10, 10]$ ;取神经网络的学习速率为 0.02,动量项系数为 0.9,误差目标为 0.01,最大迭代次数为 10 000,隐含层、输出层都以 Sigmoid 函数作为激励函数。不同隐含层节点数训练合格率见表 1。由表 1 可以看出,当 BP 模型的结构为 8-5-1 时,模型的训练合格率最高,所以黄河上游月径流预测相空间遗传BP神经网络模型的结构为 8-5-1。

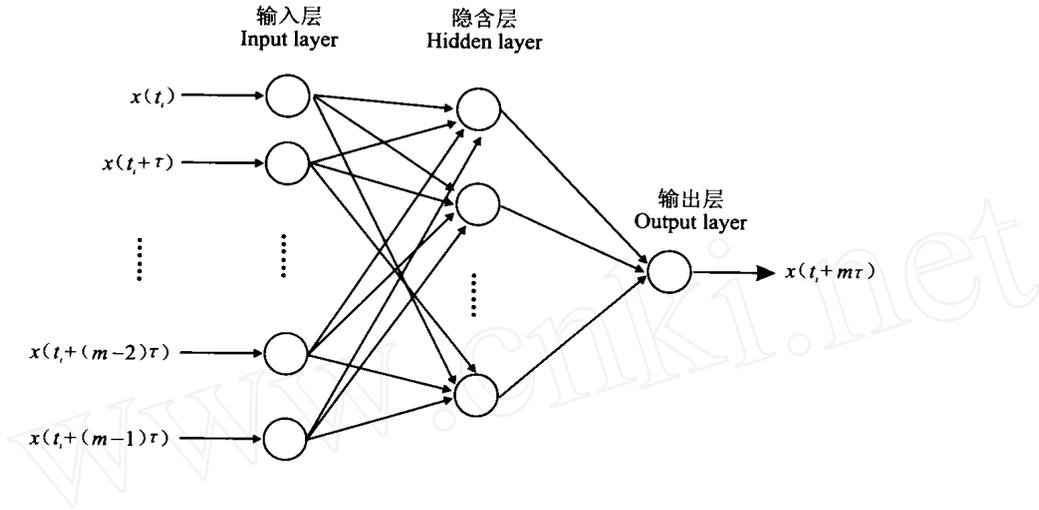


图 2 黄河上游月径流 BP 神经网络预测模型结构图

Fig 2 Prediction model chart of BP neural network of month runoff in Yellow river

表 1 不同隐含层节点数网络训练结果

Table 1 The training result of different latent layers

BP 模型结构 Model framework of BP	训练合格率/% Qualified rate of training
8-2-1	70.34
8-3-1	81.56
8-4-1	94.03
8-5-1	96.56
8-6-1	92.90

2.4 模型的检验

用经 1919-11~ 1988-06 样本资料训练好的, 合格率最高的相空间遗传 BP 神经网络模型 (结构 8-5-1), 对黄河上游 1988-11~ 1998-06 共 10 年的非

汛期 (每年 11 月~ 翌年 6 月) 月径流进行预测, 结果见图 3。

2.5 结果分析

从图 3 及其相应计算结果 (由于计算结果太多, 本文不一一列出) 可以看出, 该模型用于黄河上游贵德水文站非汛期月径流预测时, 平均误差为 37.19 m<sup>3</sup>/s, 平均相对误差为 9.88%, 预报合格率为 87.5%, 达到《水文情报预报规范》中甲等预报的要求<sup>[9]</sup>。误差较大主要发生在非汛期与汛期过渡时段, 即每年的 6 月。实例表明, 该模型预报精度较高, 已经达到实际应用的精度。

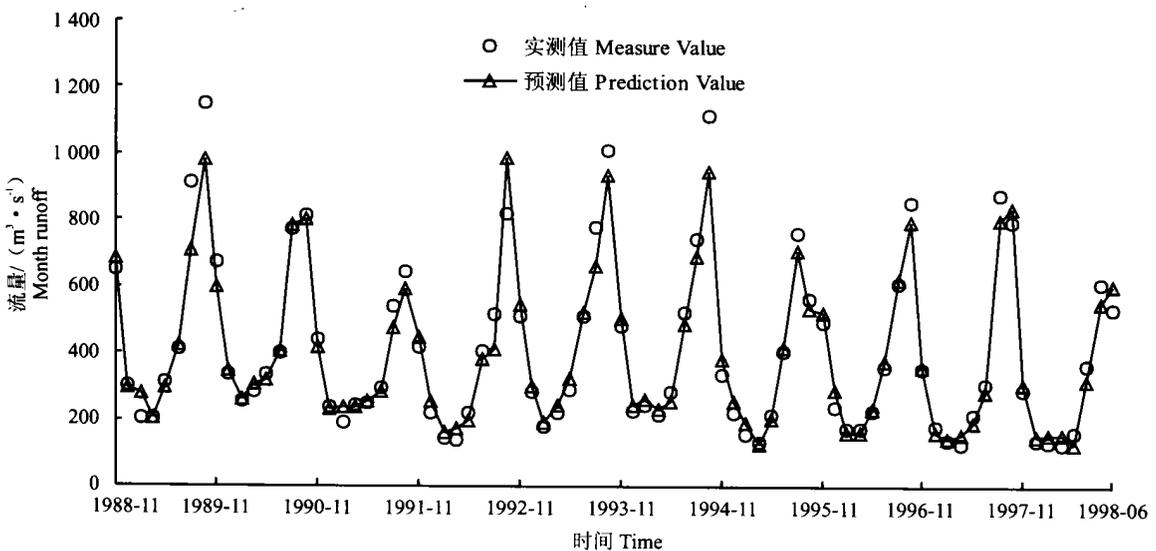


图 3 贵德水文站 1988-11~ 1998-06 非汛期计算流量与预测流量比较

Fig 3 The comparison chart of measure value with prediction value of monthly runoff in non-flood season in GuDe station from 1988-11 to 1998-06

### 3 结 论

本研究提出了一种将重构相空间理论、遗传算法、BP 神经网络 3 种方法相结合的相空间遗传 BP 神经网络预测模型, 结果表明:

(1) 将重构相空间理论用于一维水文时间序列预测建模, 能较好的反映该序列内在的运动机理, 揭示水文动力系统复杂的运动规律和非线性特性; 用

重构相空间饱和嵌入维数作为神经网络输入层节点数, 能克服神经网络输入层节点选择的任意性。

(2) 用遗传算法优选神经网络的初始权值, 能弥补单独使用 BP 神经网络建模时所存在的缺陷, 缩短训练时间, 提高模型的精度。

(3) 应用实例结果表明, 该模型是合理、可行的, 并具有广泛的实用价值。

#### [参考文献]

- [1] Packard N H. Geometry from a time series[J]. *Phy Rev Lett*, 1980, 45(9): 712- 716
- [2] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002
- [3] Martin T H, Howard B D, Mark H B. *Neural Network Design*[M]. Beijing: China Machine Press, 2002
- [4] 葛宏伟, 梁艳春, 刘 玮, 等. 人工神经网络与遗传算法在岩石力学中的应用[J]. *岩石力学与工程学报*, 2004, 23(9): 1542- 1550
- [5] 张利平, 王德智, 夏 军, 等. 相空间神经网络模型及其在水文预测中的应用[J]. *水电能源科学*, 2004, 22(1): 5- 7.
- [6] 蒋传文, 陈 实. 混沌分析在水文径流预报中的应用[J]. *系统工程*, 1999, 17(6): 69- 71.
- [7] 吕金虎, 陆君安, 陈士华. 混沌时间序列分析及其应用[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2002
- [8] 谢正栋, 张永勤, 徐 敏, 等. 淮河流域洪水的分形特征及可预报时间研究[J]. *南京大学学报(自然科学版)*, 2003, 39(1): 113- 119
- [9] 水利部水利信息中心. 《水文情报预报规范》SL 250—2000[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2000

## The study on runoff prediction model of BP neural network based on phase space and GA

ZHANG Shuang-hu<sup>1</sup>, SUN Ting-rong<sup>1,2</sup>, HUANG Qiang<sup>1</sup>, XIE Yan-fang<sup>1</sup>

(1 Institute of Water Resources and Hydroelectric, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China;

2 Water Conservation Bureau of Shanxi Province, Taiyuan, Shanxi 030002, China)

**Abstract:** Considering the character of reconstruction phase space of chaos time series, the good global searching ability of GA and the effective local searching capacity of BP neural network, the runoff prediction model of BP neural network based on phase space and GA was purposed in this paper, through combining reconstruction phase space, GA with BP neural network. The model is used to predict monthly runoff of up-stream in Yellow River. The result of calculation shows the model is feasible, reasonable and highly precise.

**Key words:** reconstruction phase space; GA; BP neural network; runoff prediction