

快速 BP 算法在年径流预测研究中的应用

陆玉娇, 赵雪花, 安莉莉

(太原理工大学 水利科学与工程学院, 山西 太原 030024)

摘要: 中长期径流预测是水资源研究领域的一项重要内容, 本文针对汾河上游兰村站的径流量进行预测。建立三层 BP 神经网络模型, 采用 Levenberg - Marquardt (LM) 法对模型进行训练。结果表明: 模拟和预测的结果精度较高, 满足精度要求。LM - BP 神经网络模型在汾河上游兰村站的径流预测中是可行的, 研究结果可为区域水资源规划管理提供科学依据。

关键词: 快速 BP 算法; 年径流预测; 汾河上游

中图分类号: TV121.2

文献标识码: A

文章编号: 1672-643X(2012)04-0095-03

Application of fast-speed back propagation neural network to annual runoff forecast

LU Yujiao, ZHAO Xuehua, AN Lili

(College of Water Resources Science and Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: Medium and long term hydrologic prediction of runoff is one of the most important subjects in the field of water research. This article aimed at predicting runoff at Lancun hydrologic station in the upper reaches of the Fenhe River. Artificial neural network is a nonlinear dynamic system composed of a large number of neurons. Runoff material recorded at the Lancun hydrologic station in the upper reaches of the Fenhe River were used to analyze and predict by three layers back propagation (BP) neural network model. Levenberg - Marquardt method was used to train model. Prediction results meet accuracy requirements, indicating that it is feasible to predict runoff using improved BP neural network model at Lancun hydrologic station in the upper reaches of the Fen River.

Key words: fast-speed BP neural network; prediction of annual runoff; upper reaches of the Fenhe River

目前国内外的中长期径流预测研究仍处于探索阶段, 常用的径流预报方法有灰色系统理论^[1]、模糊算法^[2]、人工神经网络以及这些方法的组合等^[3-5], 这些预报方法各有其优缺点和适用条件。比如灰色系统理论对一些信息比较贫乏的系统, 利用黑箱的方法, 取得了较为成功的经验。但是, 对一些内部信息部分确知、部分信息不确知的系统, 却研究得很不充分; 模糊算法适合描述广泛存在的不确定性, 同时具有强大的非线性映射能力; 人工神经网络算法具有很强的鲁棒性和记忆能力等, 但是存在收敛速度慢和容易陷入局部收敛等缺点。而人工神经网络是基于连接学说构造的智能仿生模型, 是由大量神经元组成的非线性动力学系统, 基于该法对径流进行预测则是当前研究的热点之一。本论文研究旨在用 LM - BP 神经网络方法理论丰富预测模型种类, 充实长期径流预测的内容。该研究不仅丰富

了长期径流预测方法, 同时为这些模型应用于其他领域提供理论依据。

1 快速 BP 神经网络

应用神经网络的关键在于网络的结构与参数的设计上, 神经网络设计过程中涉及到较多参数的确定, 例如网络的层数、每层的神经元节点数、初始值的选取、学习速率的确定, 最重要的还有训练算法的选定或改进。为了克服常规 BP 学习算法的缺陷, 本文采用了快速学习算法。快速 BP 算法从改进途径上可分为两大类: 一类是采用启发式学习方法, 如引入动量因子的学习算法 (traingdm 函数)、变学习速率学习算法 (traingda 函数) 和弹性学习算法 (trainrp 函数) 等; 另一类则是采用更有效的数值优化方法, 如共轭梯度学习算法 (包括 traincgf、traincgp、traincgb、trainscg 等函数)、quasi - Newton 算法 (包括 trainbfg、train-

收稿日期: 2012-01-02; 修回日期: 2012-01-19

基金项目: 国家自然科学基金项目 (40901018); 山西省高等学校优秀青年学术带头人支持计划资助

作者简介: 陆玉娇 (1987-), 女, 北京人, 硕士研究生, 研究方向: 水文学及水资源专业。

通讯作者: 赵雪花 (1974-), 女, 山西晋中人, 博士, 副教授, 主要从事水文与水资源方面的教学与研究工作。

oss 等函数)以及 Levenberg - Marquardt 优化方法 (trainlm 函数)^[6]。对于不同的问题,在选择学习算法对 BP 网络进行训练时,不仅考虑算法本身的性能,还要视问题的复杂度、样本集大小、网络规模、网络误差目标和所要解决的问题类型而定。

2 实例分析

2.1 流域概况

汾河是山西省境内的最大河流,也是黄河的第二大支流,发源于宁武县境内管涔山雷鸣寺,流域面积 3 9471 km²,占山西省总面积的 25%,干流长 716 km,自北向南流经忻州、太原、晋中、吕梁、临汾和运城六个地市,共 21 个县,最终汇入黄河。汾河上游,从发源地至古交山峡出口,控制流域面积 7 705 km²,占整个汾河流域面积的 19.5%,河道长 217 km,河床比降 7‰,该地区属于严重风华的土石山区和黄土丘陵地区。汾河上游位于温暖带大陆型季风

$$P = \begin{bmatrix} 6.4982 & 3.1159 & 5.4761 & 8.891 & 3.1861 & 4.5512 & 3.4642 & 3.2564 & 6.8054 & 1.9378 & 4.296 & 11.5953 & 3.5774 \\ 1.6504 & 0.3501 & 1.5665 & 2.8491 & 0.3302 & 0.6609 & 0.3622 & 0.4466 & 1.0509 & 0.1220 & 1.5873 & 5.1252 & 0.5778 \end{bmatrix}$$
$$T = [5.0629 \ 3.8747 \ 2.6238 \ 0.244 \ 4.4217 \ 1.9967 \ 1.5442 \ 2.7631 \ 4.8441 \ 4.1553 \ 3.1033 \ 3.0681 \ 3.2892]$$

表 1 年径流量与各月份径流量的相关系数

月份	相关系数	月份	相关系数
1	0.491240	7	0.588042
2	0.470281	8	0.893399
3	0.498005	9	0.814231
4	0.508075	10	0.732025
5	0.267247	11	0.806808
6	0.334860	12	0.773983

(2)网络的结构。由于 BP 网络的功能实际上是通过网络输入到网络输出的设计来完成的,所以多于一个隐含层的 BP 网络虽然具有更快的训练速度,但在实际应用中需要较多的计算时间。另一方面,训练速度也可以通过增加隐含层节点数以及采用更好的训练算法来达到。所以从实用的角度出发,除有特殊的要求外,对于一般的应用情况,采用具有一个隐含层的 BP 网络就能够达到目标。故本文采用 2 - S1 - 1 的网络结构:在隐含层采用 S 型激活函数,输出层采用线性激活函数,隐含层中神经元的个数 S1 待定。其结构示意图如图 1 所示。

(3)隐含层节点数 S1 的确定。在网络初步确定结构后,为了能够通过对网络的训练来确定 S1 值,还必须在训练前确定各个初始参数取值。

一般而言,学习速率 *lr* 对训练结果的影响表现为,在于当 *lr* 过大时,可能导致系统的不稳定,过小

性气候区,并具有山区气候之特点。多年平均降雨量 429.0 ~ 497.9 mm,多年平均气温 6.2 ~ 9.1℃。汾河流域上游干支流先后设立过 12 个水文测站,其中兰村站是设计较早的,且该站资料较全,具有很好的代表性,故本文以兰村站 1956 年到 2000 年天然年径流为研究对象,分析径流的变化规律。

2.2 模型建立

首先对汾河上游兰村站径流的预测进行 BP 神经网络模型设计。

(1)输入/输出数据的确定。采用 1956 年到 1990 年的数据来建立 BP 神经网络模型,对 1991 年到 2000 年的径流进行预测,并进行比较。本文采用年径流量和相应年份的月径流量作为输入向量 *P*,要预测的年径流作为输出向量 *T*。

从表 1 可以看出 8 月份的相关系数最大,所以选择年径流和 8 月的径流作为输入向量 *P*。因此可以得到采用神经网络的输入和输出向量为:

时会导致较长的训练时间,一般 *lr* 取值在 0.01 到 0.8 之间。为了避免误差落入的是误差局部最小值,并显示各种不同算法的优劣性,本文确定最大训练次数为 10000 次,并固定目标函数(均方误差)为 0.001 来进行实验。

取最大训练次数 max - epoch = 10000;目标误差 err - goal = 0.001。此时,所有参数均不确定,故只有采取尝试的办法,通过不断实验来逼近,为了保证一定的收敛速度,将 *lr* 取得稍大,通过训练记录数据见表 2。由表 2 可看出训练效果并不十分理想。推测是 *lr* 过大导致的,导致系统稳定性不好,故减小 *lr* 的取值,重新获得训练结果见表 3。由表 3 可看出: S1 的增加能加速误差下降。由于在训练中,不同 S1 情况下的初始权值均是随机的,故对 S1 的性能比较有一定的影响,但仍可以看出整体趋势:当 S1 = 6,7,8,9,10 时,都是能够解决问题且误差减少速率越来越快。根据 S1 选择在能够解决问题的前提下适当加一点余量以加快误差下降的原则,并根据上述两个表格所示的具体情况,选取 S1 = 7。

(4)快速 BP 算法的性能比较。保持各参数不变,采用不同的训练算法对上述网络进行训练,对各种算法进行比较,其训练结果如表 4。从表 4 可看出,Levenberg - Marquardt 法计算量最小,且精度最高。

表 2 取 $lr = 0.05$ 时的网络训练记录

S1	误差	训练次数	误差记录过程
4	1.123980	10000	有收敛的趋势
5	0.058932	10000	有收敛的趋势
6	0.010248	10000	一开始下降明显,2000 次以后趋于平缓
7	0.036115	10000	1000 次以后趋于平缓
8	0.038542	10000	500 次后趋于平缓

表 3 取 $lr = 0.01$ 时网络训练记录

S1	误差	训练次数	误差记录过程
4	0.035327	10000	有向下收敛的趋势,曲线平滑
5	0.020143	100000	开始下降较明显,后期趋于平缓
6	0.000895	7512	开始下降很快,后期下降较慢,达到精度要求
7	0.000835	599	明显下降很快且收敛,达到精度要求
8	0.000793	438	下降很快,达到精度要求
9	0.000914	167	下降快速,达到精度要求
10	0.000119	91	下降快速,达到精度要求

2.3 实例计算

(1) 样本数据的拟合。采用 1956 – 1968 年的数据建立 BP 神经网络模型,对 1969 – 1981 年的径流进行模型训练,模型训练的精度要达到 0.001。模拟径流和天然径流的拟合情况见图 3。

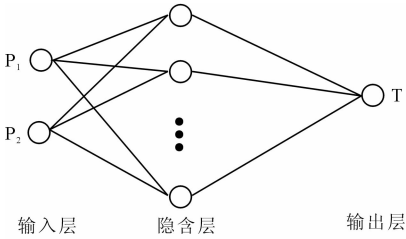


图 1 人工神经网络结构示意图

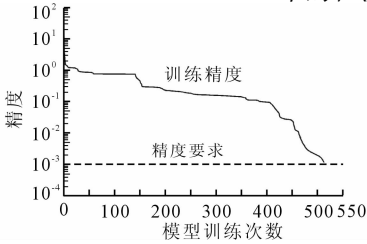


图 2 模型训练的误差曲线

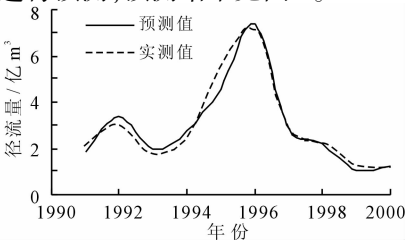


图 3 天然径流和实测径流的对比

计算结果表明,预测误差都在 20% 以内,满足规范的精度要求,因此可以用 LM – BP 神经网络建立径流预测模型对汾河上游的径流进行预测。

3 结 语

本文引进快速 BP 算法为径流预测开辟了一条新途径。实例应用表明,通过各种快速学习算法分析比较,最终采用 Levenberg – Marquardt 优化方法对模型进行训练,并用该模型对汾河上游兰村站年径流进行了预测,模拟和预测的结果精度较高,取允许误差为 20%,合格率均达到 100%,且模拟时最大相对误差仅 3.361%。这表明快速 BP 算法在汾河上游兰村站的径流预测中是可行的,其研究结果可为区域水资源规划管理提供科学依据。

表 4 不同算法的训练结果记录

函数	精度	epochs	函数	精度	epochs
trainrp	0.221418	10000	trainlm	0.000719	88
traingb	0.238945	10000	trainoss	0.018035	10000
trainbfg	0.039791	10000			

表 5 1969 年到 1981 年天然径流模拟结果 亿 m^3 , %

年份	模拟径流	天然径流	绝对误差	相对误差
1969	5.0617	5.0629	-0.0012	-0.0237
1970	3.8914	3.8747	0.0167	0.4310
1971	2.6253	2.6238	0.0015	0.0572
1972	0.2448	0.2440	0.0008	0.3279
1973	4.4294	4.4217	0.0077	0.1741
1974	1.9862	1.9967	-0.0105	-0.5259
1975	1.4923	1.5442	-0.0519	-3.3610
1976	2.8211	2.7631	0.0580	2.0991
1977	4.8439	4.8441	-0.0002	-0.0041
1978	4.1559	4.1553	0.0006	0.0144
1979	3.1117	3.1033	0.0084	0.2707
1980	3.0567	3.0681	-0.0114	-0.3716
1981	3.2820	3.2892	-0.0072	-0.2189

由表 5 可以看到,模拟径流和实测径流拟合的很好,相对误差取 20%,合格率 100%,满足《水文情报预报规范》要求的精度。用该模型对 1991 年到 2000 年的径流进行预测,预测结果见图 3。

参考文献:

[1] 赵雪花,黄强,吴建华. 基于灰色马尔可夫链的径流序列模式挖掘[J]. 武汉大学学报(工学版), 2008, 41(1): 1 – 4.

[2] 李敏,陈守煜. 径流中长期预报级别特征值特征展开模糊推理方法[J]. 大连理工大学学报, 2010, 50(4): 576 – 579.

[3] Samsudin R, Saad P, Shabri A. River flow time series using least squares support vector machines[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2011, 15(6): 1835 – 1852.

[4] Chen Y H, Chang F J. Evolutionary artificial neural networks for hydrological systems forecasting[J]. Journal of Hydrology, 2009, 367: 125 – 137.

[5] 倪夏梅,陈元芳,刘勇,等. 基于小波分析的枯水径流多时间尺度分析[J]. 水电能源科学, 2010, 28(3): 6 – 8.

[6] 许东,吴铮. 基于 MATLAB 6. x 的系统分析与设计[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2002.