

基于BP神经网络的宁夏水资源需求量预测

李永梅¹, 张学俭¹, 张立根²

(1. 宁夏农林科学院 农业经济与信息技术研究所, 宁夏 银川 750002;

2. 宁夏建筑科学研究院有限公司, 宁夏 银川 750021)

摘要: 利用宁夏2000-2010年的需水量数据,提取了人口数、GDP、工业总产值和降水量为主要影响因子,采用主成分分析法对影响水资源需求量的8个因子进行了分析。将此作为输入样本构建BP神经网络模型,用训练测试好的神经网络对2011和2012年水资源需求量进行了预测,预测结果为宁夏水资源规划管理提供参考。

关键词: 水资源; BP神经网络; 主成分分析; 需水量预测; 宁夏

中图分类号: TV213.4

文献标识码: A

文章编号: 1672-643X(2014)06-098-04

Forecast of water resources demand in Ningxia based on BP neural network

LI Yongmei¹, ZHANG Xuejian¹, ZHANG Ligen²

(1. Institute of Agricultural Economy and Information Technology, Ningxia Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Yinchuan 750002, China; 2. Ningxia Building Science Research Institute Co Ltd, Yinchuan 750021, China)

Abstract: By use of water demand data from 2000 to 2010 in Ningxia, this paper extracted population, GDP, gross value of industrial output and precipitation as the main influence factors and analyzed the eight factors that affected water resources demand based on the principle component analysis method. Taking the main indexes as input samples, the paper set up BP neural network model and forecasted the water resources demands in 2011 and 2012 by use of the neural network of trained and tested. The result can provide scientific reference for plan and management of water resources in Ningxia.

Key words: water resources; BP neural network; principal component analysis; forecast of water demand; Ningxia

1 研究背景

水资源是基础的自然资源和重要的战略资源,是一个国家或地区综合国力的有机组成部分。21世纪水资源短缺日益成为全球和平发展的障碍,国家间可能为争夺水资源而发生冲突^[1]。随着社会经济快速发展,我国对水资源的需求不断增加,水资源短缺已成为制约我国社会、经济、环境持续发展的主要瓶颈^[2],尤其对水资源严重短缺的干旱、半干旱地区。我国中科院国情分析小组研究表明:到2030年,我国的人均水资源量下降为1 950 m³/人,大多数地区将低于1 700 m³/人,北方部分区域甚至

低于500 m³/人^[3]。为保障区域可持续发展,结合当地实际情况,分析水资源需求量的主要影响因子并预测未来需水量,成为水资源科学规划管理、合理优化配置及持续利用的基础条件,具有十分重要的现实意义。

国内关于水资源需求量的预测方法众多,傅金祥等^[4]将其归纳为直观预测、时间序列预测和模拟模型预测3种。关于水资源需求量预测的各种计算模型及模拟程序,许多专家都进行了尝试和系统的研究,例如定额预测^[5]、自组织数据挖掘模型^[2]、Logistic-ARIMA耦合预测^[6]、灰色模型预测^[7]、神经网络^[8-11]等。本文以宁夏为研究区域,首先通过构

收稿日期:2014-04-23; 修回日期:2014-07-17

基金项目:宁夏自然科学基金项目(NZ14188);宁夏农林科学院科技创新先导资金资助项目(NKYJ-14-16)

作者简介:李永梅(1979-),女,山西平遥人,硕士,实习研究员,研究方向:遥感与GIS在水文及水资源中的应用。

通讯作者:张学俭(1965-),男,宁夏盐池人,硕士,研究员,研究方向:3S技术在农业中的应用。

建主成分分析模型提取宁夏水资源需求量的主要影响因子,并将其作为BP神经网络的输入样本,对构建好的神经网络模型进行训练与预测,预测结果可为区域社会经济与水资源协调发展提供参考。

2 宁夏水资源现状分析

宁夏地处我国西北干旱、半干旱地区,属于典型的大陆性气候,大气降水、地表水及地下水均很贫乏,是全国水资源严重短缺的省区之一。量少质差、时空分布不均、变化大是其水资源的典型特点。全区多年平均降水量149.491亿 m^3 ,平均年降水深为289 mm,不足黄河流域和全国平均值的2/3和1/2。年降水空间分布不均,由南向北递降,南部六盘山多年平均降水量800 mm,到北部引黄灌区仅为179 mm,相差4倍多。降水年内分配不均,6-9月降水量约占全年的70%,且多为暴雨,集中度由南向北逐渐增大;年际变化大,变差系数 C_v 在0.20~0.40之间变化,由南向北年际变化逐渐增大。

全区平均蒸发量高达1250 mm,是降水量的4倍多,大部分地区的干燥指数 $r \geq 2$,有一半以上 $r > 3$ 。全区河川年径流量9.493亿 m^3 ,年径流深18.3 mm,是全国平均值(276 mm)的1/15,黄河流域平均值(87.6 mm)的1/5,河流矿化度高、含沙量大,地表水资源中苦咸水占22%,达2.13亿 m^3 。地下水资源约26.51亿 m^3 ,其空间分布很不平衡,占总面积13%的平原区地下水占总储量的63.8%,而占面积69%的丘陵地区地下水仅占16.2%。全区地下水中17%为苦咸水,达3.99亿 m^3 [12]。

宁夏整体经济欠发达,引黄用水以农业为主,灌溉仍采取大水漫灌的粗放型方式,渠沟年久失修,渗水漏水严重,渠系水利用率低。工业中能源、重化工等高耗水项目所占比重较大。沟渠水体污染严重,主

要功能区水达标率不足30%。此外,由于公民节水意识淡薄,也造成水资源的严重浪费。总之,目前宁夏呈现出资源型、工程型、水质型缺水并存局面,随着城市化进程的加快与西部大开发的深入,水资源供需矛盾会进一步加剧,水资源短缺成为制约全区社会经济可持续发展的最大瓶颈。

3 水资源需求量影响因子提取

3.1 主成分分析法

主成分分析法是将多个指标化为少数几个综合指标的统计方法。其主要步骤包括:原始指标标准化处理、计算相关系数矩阵、计算特征值和特征向量、计算贡献率和累计贡献率、计算主成分载荷。

3.2 水资源需求量的影响因子分析

为了准确有效地提取水资源需求量的影响因子,本文根据宁夏水资源供需情况,遵循可测性、可靠性、充分性原则,以2000-2010年的序列资料作为基础数据,从宁夏历年统计年鉴、水资源公报选取 X_1 为人口,人; X_2 为GDP,亿元; X_3 为降水量,亿 m^3 ; X_4 为水资源总量,亿 m^3 ; X_5 为耗水总量,亿 m^3 ; X_6 为工业总产值,亿元; X_7 为农业用水量,亿 m^3 ; X_8 为居民生活用水量,亿 m^3 。选取以上8个因子作为自变量。应用SPSS17.0分析软件对样本进行主成分分析,求得相关系数矩阵、特征值及主成分贡献率(表1)。根据主成分分析中最小 E_m 的选取标准(一般 $E_m > 85\%$),只要选前2个主成分就够了,其对应的累计贡献率为 $E_2 = 88.356\%$ 。根据主成分分析载荷矩阵(表1)可以得出, X_1 、 X_2 、 X_6 与第一主成分的载荷都超过了0.950,相对其他因子贡献大; X_3 对第二主成分贡献最大。因此,选取人口、GDP、工业总产值和降水量4个因子作为BP神经网络的输入样本。

表1 主成分的特征值、贡献率及载荷矩阵

主成分	特征值	贡献率 $e / \%$	累计贡献率 $E / \%$	驱动因子	主成分 Z_1	主成分 Z_2
Z_1	3.512	53.902	53.902	X_1	0.980	0.023
Z_2	2.756	34.454	88.356	X_2	0.958	0.057
Z_3	0.817	5.209	93.565	X_3	-0.112	-0.924
Z_4	0.560	3.997	97.562	X_4	-0.129	-0.817
Z_5	0.281	1.514	99.076	X_5	0.010	0.848
Z_6	0.060	0.747	99.824	X_6	0.958	0.079
Z_7	0.012	0.147	99.971	X_7	-0.551	0.711
Z_8	0.002	0.029	100.000	X_8	0.619	0.037

4 基于 BP 神经网络的宁夏水资源需求量预测

4.1 BP 神经网络的原理

人工神经网络是模仿人脑的结构及功能的一种非线性信息处理系统,是由大量神经元广泛互连而成的网络^[13]。目前,应用最为广泛的是由 Rumelhart 等人设计的 BP 网络模型(back-propagation network),网络中神经元按功能分层排列,依次是输入层、隐层、输出层共 3 部分,输入层与输出层均为一层,隐层可以是一层或多层,其拓扑结构见图 1。

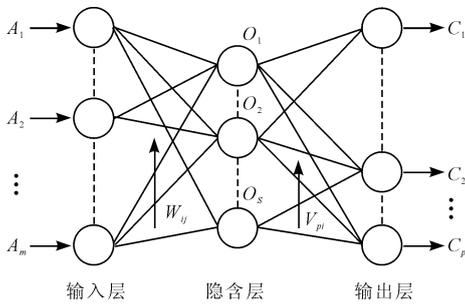


图 1 BP 神经网络三层结构

各层之间神经元完全连接,层内各神经元之间不连接。图 1 中, A_j 表示输入样本, $j = 1, 2, \dots, m$, m 是输入层的样本个数; Q_i 表示隐层的输出向量, $i = 1, 2, \dots, s$, s 是隐层的节点个数; C_p 表示输出层的输出向量, $p = 1, 2, \dots, n$, n 是输出层节点个数。 Q_i 、 C_p 分别以式 $Q_i = f(\sum W_{ij}A_j)$ 和 $C_p = f(\sum V_{pi}Q_i)$ 表

示,其中, W_{ij} 为输入层和隐含层的连接权, V_{pi} 为隐含层和输出层的连接权, f 为 sigmoid 函数, $f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$ 。

BP 神经网络的训练分为信息正向传播与误差反向传播两个过程,外部的输入信号经过输入层与隐层的神经元逐层处理,不断向前传播至输出层并得到输出值。若输出层的输出值 C_p 与实际值 C_p^* 间的误差 $E = \frac{1}{2} \sum (C_p - C_p^*)^2$ 没有达到精度要求,则转入误差逆向传播,将误差沿着原连接通道返回,并引进新的权值 ΔW_{ij} 与 ΔV_{pi} 以减少误差,然后再转入信息正向传播,如此反复迭代,直到 C_p 与 C_p^* 差值满足误差要求为止。

网络训练的实质是反复修改权值最终使输出值与实际值间的误差趋于零,待神经网络训练好之后,相应的网络层数、各层的神经元个数、权值及阈值就已确定,最终使用学习得到的参数建立数学模型,对未知样本进行预报。

4.2 BP 神经网络模型构建

通过对影响宁夏水资源需求量变化的影响因子进行主成分分析后,选取人口、GDP、工业总产值和降水量 4 项指标作为 BP 神经网络预测模型的输入层,需水量作为网络输出。根据 2000 - 2010 年的《宁夏统计年鉴》、《宁夏水资源公报》,统计出上述 4 项影响因子及各年总用水量的原始数据作为样本集(表 2)。

表 2 水资源需求量的影响因子数据、训练结果及误差值

	年份	人口/人	GDP/亿元	工业总产值/亿元	降水量/亿 m^3	宁夏水资源需求量/亿 m^3		
						实际值	学习结果值	误差
训练样本	2000	5543214	295.02	96.70	110.822	87.198	87.1955	-0.0025
	2001	5632211	337.44	106.82	158.276	84.227	84.2237	-0.0033
	2002	5715376	377.16	120.54	172.084	81.523	81.5296	0.0066
	2003	5801912	445.36	151.22	173.805	64.020	64.0188	-0.0012
	2004	5877142	537.11	197.54	124.972	74.047	74.0507	0.0037
	2005	5962029	612.61	228.37	102.969	78.075	78.0819	0.0069
	2006	6037305	725.90	287.55	128.742	77.629	77.6252	-0.0038
	2007	6102518	919.11	376.71	154.939	71.002	71.0035	0.0015
测试样本	2008	6176939	1203.92	506.98	129.578	74.178	74.1773	-0.0007
	2009	6252023	1353.31	520.38	121.813	72.234	72.2432	0.0092
	2010	6329550	1689.65	643.05	151.789	72.370	72.3697	-0.0003

BP 神经网络的结构设计主要包括网络的层数、各层的神经元数^[13]。根据 Kolmogorov 定理,任一连

续函数 $f: [0, 1]^I \rightarrow R^J$, f 可以精确地用一个三层 BP 神经网络来实现^[14], 网络的输入层有 I 个神经元,

中间层有 $2I+1$ 个神经元,输出层有 J 个神经元。输入层和输出层的节点数分别为影响水资源需求量的因子数和预测对象的个数。由此得到用于宁夏水资源需求量预测的网络结构为(4,9,1)。

4.3 网络训练过程及结果检验

将表2中2000-2008年的4个影响因子值和对应的用水量实际值作为网络训练样本,对网络进行训练。该训练过程使用Matlab软件来实现,对输入向量和输出目标向量进行归一化处理,选取学习率 $\eta = 0.005$,误差平方和0.001,最大学习次数为10000次。当迭代次数为8932次时,网络达到所需精度,网络学习结果及误差见表2,从表中可见训练样本的最大误差为0.0069,最小误差为-0.0007,误差平方和为 1.4062×10^{-4} ,故网络训练情况良好。将表2中2009年和2010年的4项影响因子与相应用水量组成测试样本,对训练好的网络进行测报,网络测报误差分别为0.0092和-0.0003,误差平方和为 8.473×10^{-5} ,网络测试情况良好。

对构建好的BP神经网络进行训练和测试之后,网络不仅将输入因子与输出因子之间的“函数”关系进行“记忆”,并且具有很强“模拟”能力,即当向它输入学习时没有见过的非样本数据集时,该网络也能输出合适映射,所以可以用它来进行宁夏水资源需求量的预报。将2011和2012年的4个影响因子数据(表3)输入网络进行水资源需求量的预测。2011和2012年宁夏水资源需求量的预测结果分别为73.5855亿 m^3 和69.3308亿 m^3 (表3)。

表3 2011年和2012年宁夏水资源需求量的影响因子数据及预测结果

年份	人口/人	GDP/亿元	降水量/亿 m^3	工业总产值/亿元	预测结果/亿 m^3
2011	6394549	2102.21	816.79	146.915	73.5855
2012	6471908	2341.29	878.63	175.557	69.3308

5 结 语

(1)利用主成分分析法,从影响宁夏水资源需求量的众多指标数据中确定了4个主要因子——人口、GDP、工业总产值、降水量,其载荷得分分别是0.980、0.958、0.958和-0.924,累计贡献率 $E_2 = 88.356\%$,这样既抓住了主要矛盾,又降低了训练样本的维数,进而提高了网络收敛速度。

(2)水资源需求量预测是一个典型的非线性问题,影响因子众多、变量间关系复杂、权数难以确定。神经网络模型属于隐式数学处理方法、无需建立数学模型、无需人为确定权重,具有很强的泛化能力、容错能力、联想记忆能力及非线性映射能力,因此能客观可靠的对水资源需求量进行模拟预测。本文将主成分分析法与BP神经网络模型相结合,对宁夏2011和2012年水资源需求量进行预测,取得良好的预测结果。今后,在水资源管理中可推广使用该模型定量地预测需水量,同时结合传统方法,进而使水资源规划更科学、更具有指导性。

参考文献:

- [1] 曾肇京,石海峰. 中国水资源利用发展趋势合理性分析[J]. 水利规划与设计,2000(3):11-15+29.
- [2] 刘德地,陈晓宏,楼章华. 水资源需求量的驱动力分析及其预测[J]. 水利水电技术,2010,41(3):1-5.
- [3] 梁仁君,林振山,陈玲玲. 我国水资源需求量动力学预测及对策建议[J]. 长江流域资源与环境,2005,14(6):704-708.
- [4] 傅金祥,马兴冠. 水资源需求预测及存在的主要问题探讨[J]. 中国给水排水,2002,18(10):27-29.
- [5] 和刚,吴泽宁,胡彩虹. 基于定额定量分析的工业需水预测模型[J]. 水资源与水工程学报,2008,19(2):60-63+67.
- [6] 吴丹,吴凤平,陈艳萍. 基于二级修正的区域水资源需求量预测模型[J]. 水资源保护,2010,26(3):1-4.
- [7] 邓绍云,邱清华. 基于灰色理论的区域需水量预测研究[J]. 人民黄河,2011,33(10):44-45.
- [8] 冯利华. 神经网络在水资源预测中的应用[J]. 农业系统科学与综合研究,2003,19(1):35-38.
- [9] 苏伟,刘景双,李方. BP神经网络在水资源承载能力预测中的应用[J]. 水利水电技术,2007,38(11):1-4.
- [10] 刘俊萍,畅明琦. 径向基函数神经网络需水预测研究[J]. 水文,2007,27(5):12-15+11.
- [11] 冯琨,张永丽,戴沂伽. 基于因子分析的BP神经网络对成都市需水量的预测[J]. 四川环境,2011,30(2):125-130.
- [12] 吴洪相. 宁夏水资源情势分析及应对策略[J]. 中国水利,2011(3):23-24.
- [13] 韩力群. 人工神经网络理论、设计及应用(第2版)[M]. 北京:化学工业出版社,2007:47-62.
- [14] Kitahara M, Achenbach J D, Guo Q C, et al. Neural network for crack-depth determination from ultrasonic back-scattering data[J]. Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation,1992:701-708.