

The Application of Gray Model and BP Artificial Neural Network in Predicting Drought in the Liaoning Province

Xiaojing Liu¹, Yongpeng Song¹, Donglai Ma², Peng Chen¹

¹ College of Tourism and Geographical Science, Jilin Normal University, Siping 136000, China

² Graduate School of System and Information Engineering, University of Tsukuba, Tsukuba 3050006, Japan

灰色模型和BP神经网络模型在辽宁省干旱预测中的应用

刘晓静¹, 宋泳蓬¹, 马东来², 陈鹏¹

¹ 吉林师范大学旅游与地理科学学院, 四平 136000, 中国

² 筑波大学系统和信息工程研究生院, 筑波 3050006, 日本

Abstract

Precipitation prediction is the core of a regional drought prediction. Due to the great randomness and uncertainty in the precipitation process, this study combined the grey model and BP artificial neural network. The residual errors of precipitation were modified by the BP artificial neural network after the precipitation were modeled and predicted by the grey model, then the grey-BP neural network combination model was established for predicting the precipitation in the studied area. The results showed that the prediction accuracy of the combination model was the highest by integrating the advantages of the grey model and BP artificial neural network. The prediction error of the combination model was much lower than the grey model's and only slightly lower than the BP neural network model's.

Keywords: Gray Model; BP artificial neural network; precipitation prediction

摘要

区域干旱预测的核心是降水量的预测。由于降水过程存在着极大的随机性和不确定性,因此本文采用灰色模型和BP神经网络相结合的方法,在对降水量灰色建模和预测的基础上,再用BP神经网络对降水量灰

色模型的残差进行修正,建立灰色—BP神经网络组合模型,实现对研究区降水量的预测。结果表明,基于二者的组合模型综合了灰色模型和BP神经网络的优点,具有较高的预测精度,其预测误差远低于仅应用灰色系统模型的预测误差,略低于仅应用BP神经网络模型的预测误差。

关键词: 灰色模型; BP神经网络; 降水量预测

1. 引言

随着全球气候变暖,干旱及干旱灾害问题日益突出。据统计,全球各类自然灾害总损失中有85%是气象灾害造成的,而这85%的损失中有一半是干旱引起的。因此,对区域干旱进行预测是防止干旱灾害、减少灾害损失的重要手段之一[1]。预测区域干旱发生的关键是降水量的预测。目前国内外常用的降水量预测方法包括人工神经网络、蒙特卡罗、时间序列分析、马尔科夫链和灰色系统等[2-7]。降水是一个随机事件,存在极大的不确定性。灰色系统是一种不确定系统,它可以根据部分已知信息完成对客观世界的准确描述及认知,具有减少数据随机性、增强数据规则性的优点。而人工神经网络具有强大的非线性映射模拟能力,能够满足降水量的非线性变化特点[8]。因此,这两种模型在降水量预测方面更具有合理性。

作为我国十三个粮食主产区之一，辽宁省在2014年经历了自1951年以来的特大干旱，年均降水量仅约占往年平均降水量的60%，当年6月下旬至9月上旬，全省平均降水量较以往同时期降水量偏少约50%，是辽宁省63年来夏秋连旱最严重的一次。鉴于此，本文以辽宁省为研究区，利用33个气象站年降水量数据，分别构建灰色模型、BP神经网络预测模型及二者的组合模型对研究区的降雨量进行预测，并对其精度，为区域干旱预测方法提供基础。

2. 资料与方法

2.1. 研究区概况

辽宁省位于中国东北部南端，濒临黄海、渤海，与韩国、日本隔海相望。辽宁省属温带大陆性季风气候，境内四季分明，日照丰富，积温较高。辽宁省年日照时数为2300-2900小时，自西北向东南减少的；年平均气温一般稳定在5-10℃之间，呈由沿海向内地递减的特点；辽宁省的降水量在东北地区居于首位，其年平均降水量多处于500-1000毫米之间，降水量自西向东逐渐增加，西部降水仅在400-500毫米左右。辽宁省包括沈阳、大连2个副省级城市和12个地级市。

2.2. 研究方法

(1) 灰色系统模型

灰色系统预测是先生成灰色序列，再通过生成微分方程弱化灰色序列的随机性，显示出其规律性，最终实现预测事物未来发展状况的功能。模型的建立方法如下：

设 $X^{(0)}$ 为原始非负时间序列， $X^{(0)} = \{X^{(0)}(1), X^{(0)}(2), \dots, X^{(0)}(n)\}$ ， $X^{(1)}(t)$ 为累加生成序列，即

$$X^{(1)}(t) = \sum_{m=1}^t X^{(0)}(m), t = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

GM(1, 1)模型的白化微分方程为：

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = u \quad (2)$$

式中， a, u 是待定参数，将其离散化，可得：

$$A^{(1)}(X^{(1)}(t+1)) + aZ^{(1)}(X(t+1)) = u \quad (3)$$

其中 $A^{(1)}(X^{(1)}(t+1))$ 是 $X^{(1)}$ 在 $(t+1)$ 时刻的累减生成序列， $Z^{(1)}(X(t+1))$ 是 $\frac{dx^{(1)}}{dt}$ 在 $(t+1)$ 时刻的背景值。故将式(2)展开可得：

$$Y = \begin{matrix} X^{(0)}(2) \\ X^{(0)}(3) \\ \dots \\ X^{(0)}(n) \end{matrix} \quad (4)$$

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(X^{(1)}(1) + X^{(1)}(2)) & 1 \\ -\frac{1}{2}(X^{(1)}(2) + X^{(1)}(3)) & 1 \\ \dots & \dots \\ -\frac{1}{2}(X^{(1)}(n-1) + X^{(1)}(n)) & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

计算获得模型的时间响应函数：

$$X^{(1)}(t+1) = [X^{(1)}(1) - \frac{u}{a}]e^{-at} + \frac{u}{a} \quad (6)$$

还原到原始数据可得：

$$\begin{matrix} X^{(0)}(t+1) = \\ X^{(1)}(t+1) - X^{(1)}(t), (t = 1, 2, 3 \dots n) \end{matrix} \quad (7)$$

本文在建立灰色系统模型的基础上，再用BP神经网络对灰色模型的残差进行修正，建立灰色—BP神经网络组合模型，实现对研究区降水量的预测。

(2) BP神经网络模型

BP神经网络(Back Propagation Artificial Neural Network)是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络，也是目前人工神经网络模型中应用最为广泛的一种[9]。它能够在不事先了解反应输入输出数据间映射关系的数学方程的前提下，自动总结和归纳输出数据与输入数据间的映射关系。BP神经网络是由输入层、输出层、隐层节点相互连接而形成的一种多层网(图1)，它具有使多层前馈网络可以充分拟合的复杂非线性关系，但又不会使神经网络输出限制在-1和1之间的特点。

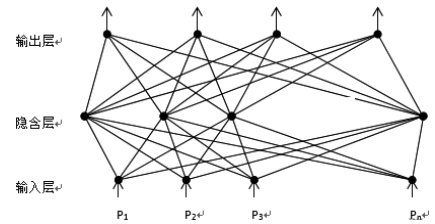


图1. BP网络模型

构造程序模型时，判断隐层神经元的数量是关键问题，数量超标会导致模型过分逼近原数据，降低了预测效果，且占用了更多的计算量；数量不足对网络性能有不好的作用，能导致无法完成预期目标。模型

Risk Analysis and Crisis Response in Big Data Era (RAC-16)

中隐层神经元个数与多方面因素有直接联系,如实际问题的复杂程度、输入和输出层的神经元数以及对期望误差的设定等因素[10]。但当前并没有可以对隐层中神经元个数进行确定的明确公式,只能根据以往的经验公式,加上多次实验来确定隐层中神经元个数。本文采用如下经验公式[9]确定隐层神经元数目:

$$i = \sqrt{m+n} + a \quad (8)$$

式中, i 为隐层神经元个数; m, n 分别代表输入、输出端的神经元数量; a 为常数, $a \in [1, 10]$ 。通过计算得出, 神经元个数在 4-13 之间, 经多次验证后, 确定当隐层神经元个数为 9 时, 训练效果较好。

3. 模型建立

对 1961-1992 年辽宁省的年降水使用灰色建模, 计算得到模型的参数如下:

$$a=0.002893, b=721.221649$$

因而建立该预测模型的通项公式:

$$x(t+1) = -248655.556957e^{-0.002893t} + 249341.816957$$

将灰色系统模型的模拟值作为 BP 神经网络模型的输入组, 原始年降水量作为目标组, 生成灰色—BP 神经网络组合模型, 对预测结果进行异常值排除后求取平均值, 得到辽宁省 1993-2002 年的灰色—BP 神经网络组合模型预测的降水数据。为了获得最适宜研究区降水模拟的模型, 分别利用三种模型预

测降水量, 并计算不同模型的相对误差(表 1), 以评估三组模型的精度。

由表 1 可知, 仅通过灰色系统预测降水量, 其绝对值的平均相对误差是 0.206; 仅通过 BP 神经网络预测降水量时平均相对误差是 0.041; 通过组合模型预测降水量时平均相对误差是 0.038。可见, 灰色—BP 神经网络组合模型的预测效果是最好的, 它综合了灰色系统贫乏数据建模和 BP 神经网络自学能力的优点, 既能够利用灰色系统对未来几年的降水数据做出直接预测, 又能通过 BP 神经网络模型使预测结果符合降水数据的波动特点, 更适合用于研究区降水量的预测。

利用精度较高的灰色—BP 神经网络组合模型对辽宁省 2013、2014 年的降水进行预测, 结果如表 2 所示。由表 2 可知, 2013、2014 年降水量预测结果相对误差在 10%以内, 属于可容忍的误差范围, 同时结合表 1 的精度评价结果, 再次证明灰色—BP 神经网络组合模型对研究区的降水量预测结果是可信的。

4. 结果分析

区域干旱预测的核心是降水量的预测。本文通过利用灰色系统、BP 神经网络和二者的组合模型分别对辽宁省的降水状况进行了模拟和预测。灰色预测模型严重依赖历史数据, 且存在忽略了多因素之间的联系问题, 所以灰色模型预测结果误差较大,

表 1. 三种模型预测辽宁省降雨量数值比较

年份	实际值 (mm)	预测值 (mm)			相对误差 (%)		
		灰色	BP	灰色—BP	灰色	BP	灰色—BP
1993	595.69	666.2595	572.6861	572.5251	11.85	-3.86	-3.9
1994	854.7	665.6498	816.7937	873.1566	-22.12	-4.44	2.16
1995	856.64	665.0407	832.7397	844.0348	-22.37	-2.79	-1.47
1996	727.22	664.4321	708.7908	723.1445	-8.63	-2.53	-0.56
1997	552.91	663.824	594.3552	590.4496	20.06	7.50	6.79
1998	780.41	663.2166	795.2827	762.803	-15.02	1.91	-2.26
1999	488.24	662.6096	509.3484	493.6328	35.71	4.32	1.10
2000	495.461	662.0033	524.2442	528.1169	33.57	5.78	6.56
2001	593.92	661.3974	635.7579	540.8156	11.36	7.04	-8.94
2002	527.1	660.7922	529.8514	554.3726	25.36	0.52	5.17

表 2. 2013-2014 年辽宁省降水数据预测结果

年份	预测值 (mm)	实际值 (mm)	误差	相对误差
2013	804.09	807.2	-3.11	-0.38%
2014	500.21	489.87	10.34	2.11%

与实际状况不符。应用 BP 神经网络预测降水,虽简化了复杂的建模过程,使预测系统计算更加方便,但确立 BP 神经网络模型的对应关系需要大量数据,因此当数据不足时,该模型的预测误差较大。灰色—BP 神经网络组合预测模型能够解决上述两种模型的不足之处。组合模型不但可以利用灰色系统所需样本数据少、短期预测精度高等优点,而且还能体现出神经网络强大的非线性映射能力,在三种模型中预测精度最高。因此,该方法在降水量预测中大大提高了预测精度。

Acknowledgements

This study was supported by National Natural Science Foundation of China for funding (No. 41501559, No. 41571491, No. 41501557), and the Siping technology development plans of China (No. 2014058).

致谢

本研究得到四平市科技发展计划项目(2014508)的支持;国家自然科学基金项目(41501559, 41571491, 41501557)的资助。

参考文献

- [1] Ying He. Assessment Research of Bijie Drought Risk Based On Cloud Model. *Journal of Risk Analysis and Crisis Response*, 2013,3(4): 192-200.
- [2] 刘方, 胡彩虹, 何鹏飞. 基于数理统计方法的降水量预测模型建立及应用. *气象与环境科学*, 2014, 37(2): 89-93.
- [3] 杨磊磊, 卢文喜, 刘派, 曲武. 时间序列分析及 Monte Carlo 方法在降水预报中的应用. *环境科学与技术*, 2011, 34(5): 108-112.
- [4] 马占清, 徐明仙, 俞卫阳, 温淑瑶. 年降水量统计马尔科夫预测模型及其应用. *自然资源学报*, 2010, 25(6): 1033-1041.
- [5] Christophe Accadia, Stefano Marini, Marco Casaioli, Alfredo Lavagnini. Sensitivity of Precipitation Forecast Skill Scores to Bilinear Interpolation and a Simple Nearest-Neighbor Average Method on High-Resolution Verification Grids. *Weather and Forecasting*, 2003, 18(4): 918-932.
- [6] 王龙昌, 贾志宽, 王立祥. 灰色灾变理论在宁南山区干旱气候预测中的应用. *干旱区资源与环境*, 2003, 17(1): 60-63.
- [7] Yu Liu, Jun Xia. The study of temporal downscaling method of short-period precipitation based on statistical analysis. *Journal of Natural Resources*, 2008, 23(6): 1088-1098.
- [8] 金龙, 陈宁, 林振山. 基于人工神经网络的集成预报方法研究和比较. *气象学报*, 1999, 57(2): 198-207.
- [9] 季云. BP 算法及其应用实例. *中国新技术新产品*, 2010, (09): 29-29.
- [10] 崔博. 神经网络在 GDP 预测中的应用. *信息技术*, 2011, (02): 103-105.