

DOI: 10.13476/j.cnki.nsbtdqk.2019.0053

李永坤,马旭,潘兴瑶,等.基于芒种日分析的BP模型在中长期汛期降雨量预报中的应用[J].南水北调与水利科技,2019,17(3):01-06,39. LI Y K, MA X, PAN X Y, et al. Application of BP neural network model based on Grain in Ear to medium and long term wet-season rainfall forecasting[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2019, 17(3): 01-06, 39. (in Chinese)

基于芒种日分析的BP模型在中长期 汛期降雨量预报中的应用

李永坤^{1,3}, 马旭², 潘兴瑶^{1,3}, 白涛², 邸苏闯^{1,3}, 黄强²

(1. 北京市水科学技术研究院, 北京 100048; 2. 西安理工大学 省部共建西北旱区生态水利国家重点实验室, 西安 710048;
3. 北京市非常规水资源开发利用与节水工程技术研究中心, 北京 100048)

摘要:为提高汛期降雨量中长期预报的精度,采用芒种日分析充分提取有用信息,基于BP神经网络模型,构建了芒种日分析的BP神经网络耦合模型,并将其应用于北京市中长期汛期降雨量的预测。结果表明:相比于常规BP模型,耦合BP模型能够有效提高预报的精度,验证期耦合BP模型模拟值与实测值相关系数为0.78,明显优于常规BP模型的0.42;耦合BP模型较常规BP模型的预报合格率提高了40%。芒种日分析能够充分发掘隐藏在原始数据中的有用信息,降低极端值等噪声数据对预报结果的影响,有效提高了模型的预报精度。将传统节气与人工智能预报技术相结合,为中长期汛期降雨量预报提供了一种新思路。

关键词:中长期预报;芒种日;BP神经网络;极端值;噪声数据

中图分类号:TV11 文献标志码:A 开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Application of BP neural network model based on Grain in Ear to medium and long term wet-season rainfall forecasting

LI Yongkun^{1,3}, MA Xu², PAN Xingyao^{1,3}, BAI Tao², DI Suchuang^{1,3}, HUANG Qiang²

(1. Beijing Hydraulic Research Institute, Beijing 100048, China; 2. State Key Laboratory of Eco-hydraulics in Northwest Arid Region of China, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China; 3. Beijing Unconventional Water Resources And Water Saving Engineering Technology Research Center, Beijing 100048, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of medium and long-term wet-season rainfall forecasting, a Hybrid models based on the Grain in Ear and BP neural network is established in this study, and applied to the forecasting of rainfall in mid-and long-term wet-seasons in Beijing. The results show that: the hybrid model can effectively improve the accuracy of the rainfall forecasting, in comparison with the traditional BP model. The correlation coefficient between the simulated and the measured rainfall is 0.78, which is much better than the traditional BP model of 0.42. The hybrid model also has a 40% improvement in terms of the forecasting pass rate over the traditional BP model. The Grain in Ear can fully explore the useful information hidden in the original data, reduce interfere of noise data (e. g. , extreme values), and effectively improve the forecasting accuracy. This study

收稿日期:2019-01-19 修回日期:2019-03-04 网络出版时间:2019-03-20

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1334.tv.20190319.1526.008.html>

基金项目:国家水体污染控制与治理科技重大专项(2017ZX07103-002;8184075);北京市科技新星计划(Z161100004916085);北京市自然科学基金(8161002;8184075);北京市科委项目(Z181100005318003)

作者简介:李永坤(1987—),男,山东青岛人,高级工程师,主要从事流域水文模拟、城市雨洪利用相关研究。E-mail:15010176877@163.com

通信作者:马旭(1994—),女,陕西咸阳人,主要从事水资源系统工程、城市雨洪利用相关研究。E-mail:sunshellgogo@163.com

combines the traditional 24-solar-terms with artificial intelligence forecasting technology and provides a new idea for medium and long-term wet-season rainfall forecasting.

Key words: medium and long-term forecast; Grain in Ear; BP neural network; extreme value; noise data

降雨量的预测对防汛应急管理和水资源合理配置及可持续利用具有重要的意义。但由于降雨过程影响因素复杂、不确定性较大,迄今为止难以通过大气物理动力学模型准确预测中长期降雨量。目前对降雨量进行预测的方法有很多,主要有回归分析、灰色理论等传统研究方式以及数值模拟、小波分析等新模型。上述预测模型各具其优点,且无论是传统方式还是新模型,在实际应用中均取得了一定的效果,但均存在一定局限性。在众多预测方法中人工神经网络因其具有很强的非线性映射能力在水文预报领域中得到了广泛应用。

人工神经网络方法因其非线性模拟的优势在复杂的水文系统预报中发挥了很大作用^[1]。张晓伟等^[2]建立了基于 BP 神经网络的灰色自记忆径流预测模型,并应用于年径流预测中,结果表明改进后模型具有更好精度;桑燕芳等^[3]将小波分析(WA),人工神经网络(ANN)和水文频率分析法联合使用,建立了不确定性中长期水文预报模型,描述水文不确定性因素对预报结果的影响;刘莉等^[4]应用时间序列典型分解法提取原降雨量序列中的趋势成分和周期性成分,对于剩余平稳序列成分,采取 BP 神经网络模型对其进行模拟预测,增加了模型的准确度和适应性;Adamowski 等^[5]将离散小波变换与 ANN 模型耦合,阐明其在季节性河流径流预测中的可用性;孙娜等^[6]基于 BP 神经网络和 GRNN 神经网络,构建了两种小波神经网络耦合模型提高了河川径流的中长期预报精度并延长其预见期;卢伟伟等^[7]采用 Copula 嫡法修正 BP 神经网络的预报输入因子,有效提高了模型精度;Wang 等^[8]耦合人工神经网络模型与集合经验模式分解算法进行中长期径流预测,结果证明该模型比单一人工神经网络模型有更高的预测精度;Shoailb 等^[9]讨论了混合小波函数与 ANN 模型耦合的降水-径流模型的预测效果;郝丽娜等^[10]将离散小波变换(DWT)与广义回归神经网络(GRNN)耦合,建立了月径流预测模型,模型对径流总体趋势模拟效果较好;李阳等^[11]基于均生函数和 BP 神经网络模型,采用偏最小二乘方法修正预报因子,研究结果表明模型不仅可提取径流序列的特征,且预报精度也较单一模型有所提高;

刘丹辉等^[12]基于均生函数和 BP 神经网络的优势,建立了 MGF-BP-I 模拟预测模型并应用于科尔沁沙降雨预测,模型效果理想。大量研究表明:人工神经网络在水文系统预报中已经有了广泛的应用,但人工神经网络作为黑箱子模型,其预测结果很大程度上依赖于输入数据,Cannas B 等^[13]也指出数据处理技术能有效提高神经网络模型对非平稳数据的模拟精度。

基于此,在分析芒种日节气时间与北京市汛期降雨量变化之间的关系基础上,将芒种日因子引入到预报数据集筛选中,定性预报全市降雨在预报期内与多年平均降雨的关系,判断预报结果真假,利用预报真值作为均生函数与神经网络耦合模型的输入,提出了一种基于芒种日分析的 BP 神经网络新的预报方法,并应用于北京市中长期汛期降雨量的预测。

1 研究方法

时间序列预测模型主要着眼于水文要素自身变化规律,对时间序列的依赖性较大。序列中极值点等噪声数据严重影响着模型预测的精度。为克服这一不足,结合芒种日因子识别方法的优点,本文提出了基于芒种日因子分析的 BP 神经网络耦合预报模型。采用芒种日因子识别结果对模型输入进行修正,减少时间序列中极值等噪音数据对预报精度的影响。

1.1 模型结构

均生函数和神经网络的耦合模型^[11-12]是目前一种应用广泛且预测结果较好的模型,通过将均生函数与 BP 神经网络的结合,不仅为神经网络提供了较好的输入基础,亦充分发挥了神经网络的模拟优势,大大提高了模拟与预测的精度。本文选择三层结构 BP 神经网络,采用均生函数法对汛期降雨量序列进行转换,生成一组周期函数及其延拓序列作为模型输入因子。耦合模型结构见图 1。

输入层转移函数

$$f(I) = \frac{1 - e^{-I}}{1 + e^{-I}} \quad I = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + \theta_i \quad (1)$$

式中: $j=1,2,3,\dots,n$ (n 为输入层节点数), $i=1,2,3,\dots,m$ (m 为隐含层节点数); w_{ij} 为输入层到隐含层的连接阈值; θ_i 为隐含层权值。

输出层转移函数

$$f(t)=y \quad t=\sum_{i=1}^m v_i F(I)_i + b \quad (2)$$

式中: $i=1,2,3,\dots,n$ (n 为隐含层节点数); v_i 为隐含层到输出层的连接阈值; b 为输出层权值。

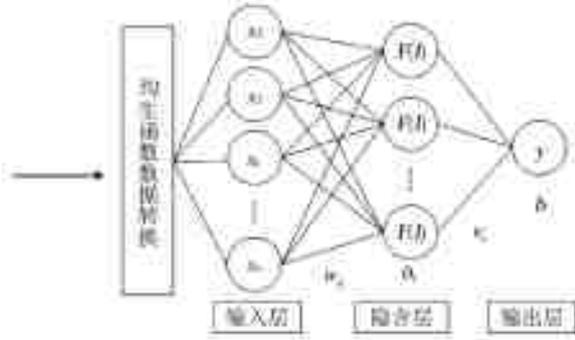


图 1 BP 神经网络模型结构

Fig. 1 BP neural network model structure

1.2 模型输入

基于芒种日因子分析的 BP 耦合预报模型是采用芒种日因子定性识别的结果,对模型输入进行优化筛选,筛选步骤如下。

Step1: 芒种日因子识别将原序列分类,剔除识别“假”值。

Step2: 芒种日因子识别预见期降雨分类。

Step3: 根据预见期降雨分类结果选择 Step1 中对应序列作为模型输入。

输入降雨时间序列 $x(n)$ 的均值为 $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n x(t)$,

($t=1,2,3,\dots,n$), 对于时间序列 $x(n)$ 定义均生函数为

$$\bar{x}_l(i) = \frac{1}{n_l} \sum_{j=0}^{n_l-1} x(i+j) \quad (3)$$

式中: $i=1,\dots,l, l \leq \text{INT}(n/2), n_l = \text{INT}(n/l)$ 。

按照式(1)生成均生矩阵。根据公式(2)对均生矩阵进行周期性外延($l=1,2,\dots,L; t=1,2,\dots,n$)。得到周期外延矩阵 F , 即按降雨序列 $x(n)$ 的不同时间间隔计算均值得到的预报因子 $F=(f_1, f_2, f_3, \dots, f_L)$

$$f_l(t) = \bar{X}_l \left[t - l \cdot \text{INT} \left(\frac{t-1}{l} \right) \right] \quad (4)$$

1.3 模拟流程

根据上述研究思路绘制基于芒种日因子分析的 BP 耦合预报模型预报流程见图 2。

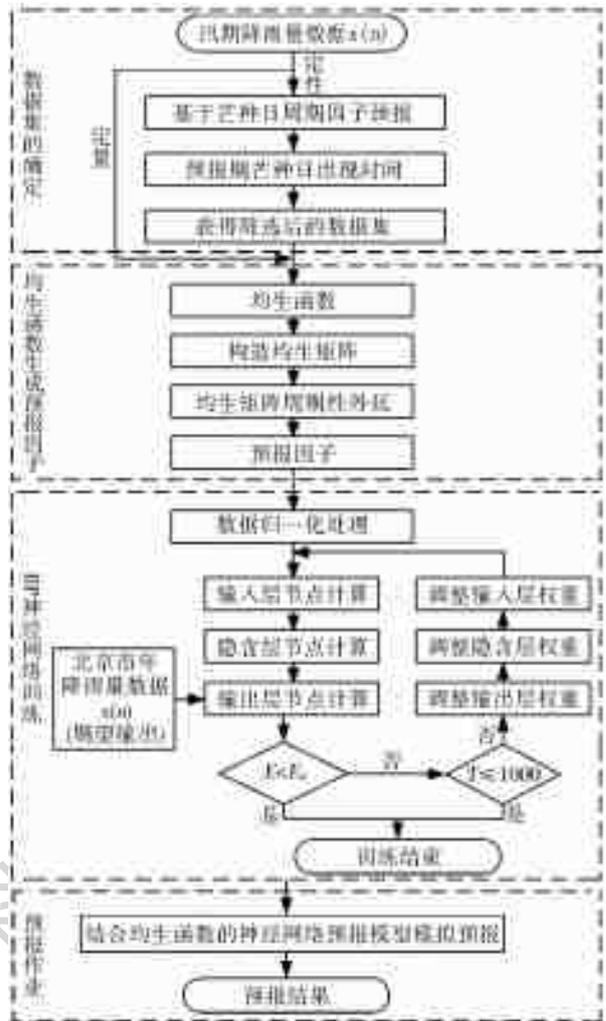


图 2 预报流程

Fig. 2 Forecasting flow chart

2 实例计算

2.1 研究区域概况

北京市地处海河流域,总面积 16 410.54 km², 属典型的温带大陆性季风气候,大气降雨是区域水资源的重要补给来源,直接决定了水资源量的多寡,降雨时空分布不均,每年的 6—9 月是北京市的汛期,其降雨量占全年降雨量的 80% 以上^[14]。本文收集了北京市 1950—2014 年共 65 a 的全市平均汛期降雨量监测资料,数据来源于北京市水文总站,以 1954—2009 年 60 a 汛期降雨量资料作为训练和测试数据,2010—2014 年 5 a 的汛期降雨量资料作为验证数据,将耦合的 BP 模型与常规 BP 模型模拟结果进行对比。

2.2 芒种日因子识别分析

二十四节气是上古时代人们根据地球在黄道上(即地球绕太阳公转的运动轨迹)位置变化而制定的,每一个节气分别相应于地球在黄道上每运动

15°所到达的一定位置,它将太阳周年运动轨迹划分为 24 等份,每一等份对应一个节气,每一节气都有着其相应的气候特征^[15-16]。相关学者^[17]研究了海河流域盛夏旱涝与芒种日节气的对应关系,芒种日的农历日期与海河流域旱涝关系极为密切。芒种日时间为每年的公历 6 月 5—7 日中的某一天,相应海河流域的北京市进入汛期,因此,笔者系统收集了北京市 1950—2014 年汛期降雨量监测资料,采用统计分析的方法确定了北京市汛期降雨量多少与芒种日节气的对应关系,具体结果见表 1。

表 1 北京市汛期降雨量与芒种日节气的对应关系

Tab. 1 The Grain in Ear and wet-season rainfall

日期形式	日期	出现年数	旱涝情况	概率/%
芒种日	初二至初五 初七至十四	26	较多年平均汛期降雨量少	77
	二十三至二十五	8	较多年平均汛期降雨量少	88
	十五至二十二 二十六至初一	28	较多年平均汛期降雨量多	71
	初六	3	较多年平均汛期降雨量多	67

统计结果表明:当芒种日出现在朔后到望前(农历初二至十四日)且不在上弦前 1 天(农历初六)共有 26 a,20 a 较多年平均值偏少,发生概率为 77%;芒种日出现在下弦附近(农历二十三至二十五日)共 8 a,其中 7 a 较多年平均值偏少,相应概率 88%;芒

种日在望到朔(农历十五至初一)且不在下弦附近(农历二十三至二十五日)有 28 a,其中 20 a 较多年平均值偏多,发生概率为 71%;芒种日在上弦前 1 天(农历初六)的 3 a 里,其中 2 a 较多年平均值偏多,概率为 67%。分析表明:汛期降雨量变化与芒种日有着较为密切的关系。

依据上述芒种日与汛期降雨量之间的对应关系分析结果,本文制定了芒种日周期因子识别标准表,见表 2。通过芒种日出现日期,对汛期降雨量进行定性识别,判断该年度汛期降雨量较多年平均汛期降雨量为偏多或偏少,当与实测值相一致时即为真,反之则为假。并根据这一标准对时间序列进行识别,识别结果图 3 显示,在 65 a 长时间序列中,有 49 a 识别结果为真,16 a 识别结果为假,准确率为 75.3%,识别错误年份汛期降雨量均与相邻年份差异较大,多为极值点。

表 2 芒种日因子识别标准

Tab. 2 Identification table of the Grain in Ear

芒种日日期	识别结果	识别结果与实际值对比
初二至初五 初七至十四	较多年平均汛期降雨量少	真、假
二十三至二十五	较多年平均汛期降雨量少	
十五至二十二 二十六至初一	较多年平均汛期降雨量多	真、假
初六	较多年平均汛期降雨量多	

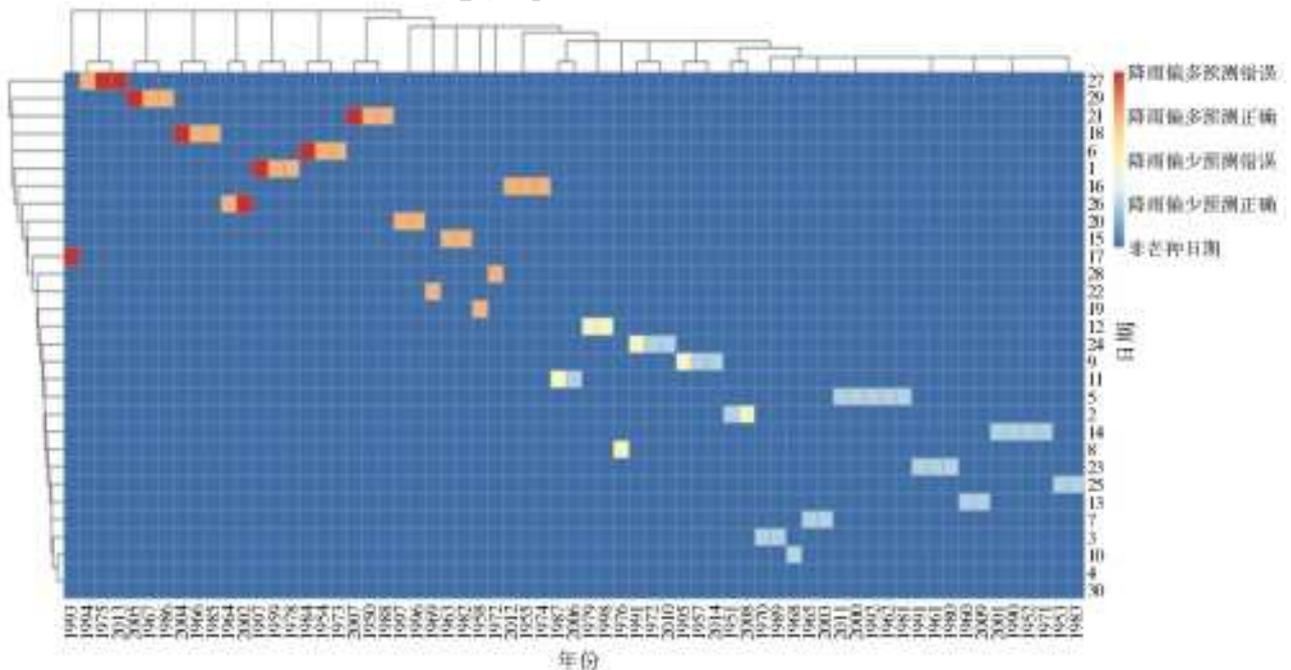


图 3 芒种日因子识别结果示意图

Fig. 3 Recognition results of the Grain in Ear

根据芒种日出现日期,区分较多年平均汛期降雨量少和较多年平均汛期降雨量多的标准对训练期

数据进行筛选,识别结果将训练期数据分为两组,结果为真的时间序列长度为 43 a。经芒种日因子识别

分类后,较多年平均汛期降雨量多的时间序列长度为 19 a,该组数据用于训练预报期芒种日出现在农历十五至二十二,二十六至初一,初六的时段。较多年汛期降雨量少的数据序列长度为 24 a,该组数据用于训练预报期芒种日日期为农历初二至初五,初七至十四,二十三至二十五的时段。数据分组情况详见图 4。

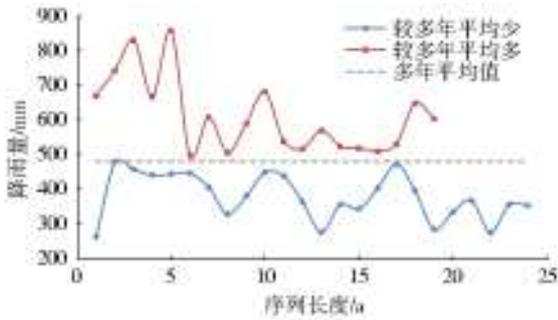


图 4 芒种日识别分类结果

Fig. 4 Identification results of the Grain in Ear

2.3 结果分析

将训练期的两组数据输入模型分别生成均生函数,均生矩阵外延得到预报因子,作为 BP 神经网络模型的输入条件。神经网络输入层节点数为序列生成的预报因子个数,输出层节点数为 1,隐含层节点数经试算确定为 10,误差精度设为 0.02。分别采用纳什效率系数和相关系数 γ 检验所构建模型的预测精度。在训练期,耦合 BP 模型模拟值与实测值相关系数 $\gamma=0.99$,年际过程纳什效率系数为 0.98,常规 BP 模型模拟值与实测值相关系数 $\gamma=0.98$,年际过程纳什效率系数为 0.96,耦合的 BP 神经网络模型具有良好的精度和可靠性,两种模型训练期模拟精度对比见表 3。

表 3 训练期模拟精度对比

Tab. 3 Comparisons of simulation accuracy during the training period

指标	常规 BP 模型	耦合 BP 模型	
		较多年平均汛期降雨量少	较多年平均汛期降雨量多
		纳什系数	0.96
相关系数	0.98	0.99	0.99

利用训练完成的模型对验证期汛期降雨量进行预报,参考《水文情报预报规范》中^[18]相对误差小于 20%即为合格预报的判断标准,统计验证期内模型预报合格率,结果见图 5、表 4,综合对比两种模型逐年预测结果。

由表 3 与表 4、图 5 对比分析可知:(1)验证期两种模型的预测效果较训练期均有所降低,但总

体上耦合 BP 模型优于常规 BP 模型。(2)耦合 BP 模型模拟值与实测值相关系数达到 0.78,而常规 BP 模型模拟值与实测值相关系数仅为 0.42,耦合模型较常规模型能更好地预测序列变化趋势;(3)耦合 BP 模型合格率为 40%,而耦合 BP 模型合格率为 80%,耦合 BP 模型能够较常规 BP 模型更准确的预报汛期降雨量值。耦合 BP 模型在 2012 年超过模拟值与实测值相对误差超过 20%,2012 年对北京市降雨而言是极为特殊的一年,2012 年 7 月 21 日,北京市遭遇极端暴雨,场次降雨全市平均降雨量 170 mm,占汛期降雨量的 32%,当单纯依赖数据序列趋势、周期变化规律情况下,在准确预测极端年份降雨量值有待纳入大气环流、地表温度等因素进一步商榷。综上所述,引入芒种日因子对数据进行识别分类筛选,将总体趋势一致的数据分组归类,剔除了部分噪声数据的影响,能够定性快速判断汛期降雨多少,有效提高定量模型预报精度。

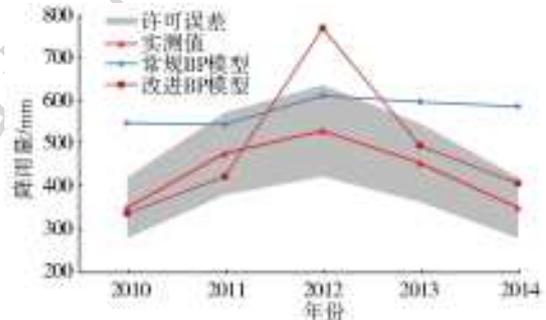


图 5 验证期预测结果对比

Fig. 5 Comparisons of forecasting results for the verification period

表 4 验证期相对误差统计

Tab. 4 Relative errors for the verification period

年份	相对误差/%		相关系数		预测结果	
	常规 BP 模型	耦合 BP 模型	常规 BP 模型	耦合 BP 模型	常规 BP 模型	耦合 BP 模型
2010	56.0	4.0			不合格	合格
2011	14.0	11.0			合格	合格
2012	15.0	45.0	0.42	0.78	合格	不合格
2013	31.0	9.0			不合格	合格
2014	67.0	16.0			不合格	合格

2.4 未来 20 年降雨量预测

基于芒种日分析的 BP 神经网络模型,预测未来 20 a 北京市汛期降雨量,由降雨量变化过程图 6 可知,年降雨量变化区间为 [250, 620]。通过 Mann-Kendall 方法进行趋势性检验, MK 统计值 Z 为 0.56,认为未来 20 a 北京市汛期降雨量变化将处于增加趋势。

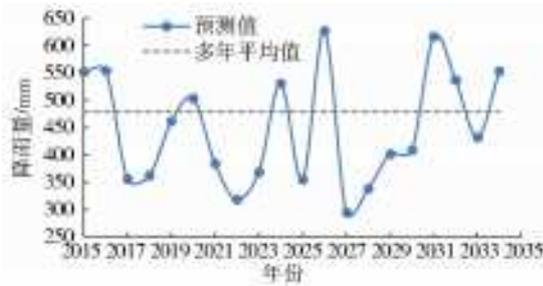


图 6 未来 20 a 北京市汛期降雨量预测
Fig. 6 Forecasting rainfall in the wet-season for Beijing in the next 20 years

3 结论与展望

本文系统研究了芒种日节气对汛期降雨量预报的影响,利用芒种日因子有效提取时间序列信息,构建了基于芒种日分析的耦合 BP 神经网络预报模型,对北京市汛期降雨量进行预测,得到以下主要结论。

(1) 芒种日节气与汛期降雨量之间存在较好的对应关系,芒种日出现在朔后到望前和下弦附近时段内降水量较少,芒种日出现在望到朔及在上弦前 1 天时降水量较多,提取了汛期降雨量的重要特征,基于此将汛期降雨量分为“较多年平均汛期降雨量多”和“较多年平均汛期降雨量少”两类。

(2) 引入芒种日因子的定性识别过程,建立基于芒种日分析的 BP 神经网络预报模型,对北京市中长期汛期降雨量进行预报,模型预报精度较常规 BP 神经网络模型明显偏高。

(3) 基于芒种日分析的 BP 神经网络预报模型预测,未来 20 a 北京市汛期降雨量将处于增加的趋势。

综上所述,基于芒种日分析的 BP 神经网络模型较常规 BP 神经网络预报模型精度明显提升,具有一定的技术优势。未来研究中将会考虑引入更多因子,例如大气环流,地表温度等,提高预报精度。

参考文献(References):

- [1] RIAD S, MANIA J, BOUCHAOU L, et al. Rainfall-runoff model using an artificial neural network approach[J]. Mathematical & Computer Modelling, 2007, 40(7): 839-846. DOI:10.1016/j.mcm.2004.10.012.
- [2] 张晓伟,沈冰,黄领梅,等.基于 BP 神经网络的灰色自记忆径流预测模型[J].水力发电学报,2009,28(1): 68-71. (ZHANG X W, SHEN B, HUANG L M, et al. Grey self-memory model based on BP neural network for annual Runoff prediction[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2009, 28(1): 68-71. (in Chinese))
- [3] 桑燕芳,王栋,吴吉春,等.基于 WA、ANN 和水文频率

分析法相结合的中长期水文预报模型的研究[J].水文,2009,29(3):10-15. (SANG Y F, WANG D, WU J C, et al. Research on stochastic medium-and long-term hydrologic forecasting model based on WA, ANN and hydrologic frequency analysis[J]. Journal of China Hydrology, 2009, 29(3): 10-15. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j.issn.1000-0852.2009.03.003.

- [4] 刘莉,叶文.基于 BP 神经网络时间序列模型的降水量预测[J].水资源与水工程学报,2010,21(5):156-159. (LIU L, YE W. Precipitation prediction of time series model based on BP artificial neural network[J]. Journal of Water Resources & Water Engineering, 2010, 21(5): 156-159. (in Chinese))
- [5] ADAMOWSKI J, SUN K. Development of a coupled wavelet transform and neural network method for flow forecasting of non-perennial rivers in semi-arid watersheds[J]. Journal of Hydrology, 2010, 390(1-2): 85-91. DOI:10.1016/j.jhydrol.2010.06.033.
- [6] 孙娜,周建中,朱双,等.基于小波分析的两种神经网络耦合模型在月径流预测中的应用[J].水电能源科学,2018,36(4):14-17,32. (SUN N, ZHOU J Z, ZHU S, et al. Application of hybrid models based on wavelet analysis and two different neural networks in prediction of monthly runoff[J]. Water Resources and Power, 2018, 36(4): 14-17, 32. (in Chinese))
- [7] 卢韦伟,周建中,陈璐,等.考虑预报因子选择的神经网络降雨径流模型[J].水电能源科学,2013,31(6):21-25. (LU W W, ZHOU J Z, CHEN L, et al. Neural network model of rainfall-runoff process considering selection of prediction factors[J]. Water Resources and Power, 2013, 31(6): 21-25. (in Chinese))
- [8] WANG W C, CHAU K W, LIN Q, et al. Improving forecasting accuracy of medium and long-term runoff using artificial neural network based on EEMD decomposition[J]. Environmental Research, 2015, 139: 46-54. DOI:10.1016/j.envres.2015.02.002.
- [9] SHOAI B M, SHAMSELDIN A, MELVILLE B, et al. Comparative study of different wavelet based neural network models for rainfall-runoff modeling[J]. Journal of Hydrology, 2014, 515(13): 47-58. DOI:10.1016/j.jhydrol.2014.04.055.
- [10] 郝丽娜,粟晓玲,黄巧玲,等.基于小波广义回归神经网络耦合模型的月径流预测[J].水力发电学报,2016,35(5):47-54. (HAO L N, SU X L, HUANG Q L, et al. Monthly runoff prediction using wavelet transform and generalized regression neural network model[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2016, 35(5): 47-54. (in Chinese)) DOI:10.11660/slfdbx.20160506.

(下转第 39 页)

- [M]. 兰州:甘肃人民出版社,2013. (NIU Z R. Study on the impact of climate change on hydrological cycle in Qilian mountainous area[M]. Lanzhou: Gansu People's Publishing House, 2013. (in Chinese))
- [25] 宋晓猛,张建云,占车生,等. 气候变化和人类活动对水文循环影响研究进展[J]. 水利学报, 2013, 44(7): 779-790. (SONG X M, ZHANG J Y, ZHAN C S, et al. Review for impacts of climate change and human activities on water cycle[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2013, 44(7): 779-790. (in Chinese)) DOI: 10.13243/j.cnki.slxb.2013.07.001.
- [26] 张士锋,华东,孟秀敬,等. 三江源气候变化及其对径流的驱动分析[J]. 地理学报, 2011, 66(1): 13-24. (ZHANG S F, HUA D, MENG X J, et al. Climate change and its driving effect on the runoff in the "Three-River Headwaters" region[J]. Acta Geographica Sinica, 2011, 66(1): 13-24. (in Chinese)) DOI: 10.11821/xb201101002.
- [27] 别强,强文丽,王超,等. 1960—2010年黑河流域冰川变化的遥感监测[J]. 冰川冻土, 2013, 35(3): 574-582. (BIE Q, QIANG W L, WANG C, et al. Monitoring glacier variation in the upper reaches of the Heihe River based on remote sensing in 1960-2010[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2013, 35(3): 574-582. (in Chinese)) DOI: 10.7522/j.issn.1000-0240.2013.0066.
- [28] 李栋梁,刘洪兰. 黑河流量对祁连山气候年代际变化的响应[J]. 中国沙漠, 2004, 24(4): 385-391. (LI D L, LIU H L. Responding of Heihe River runoff to decadal climate change in Qilian Mountain area[J]. Journal of Desert Research, 2004, 24(4): 385-391. (in Chinese)) DOI: 10.3321/j.issn:1000-694X.2004.04.002.
- [29] 张凯,王润元,韩海涛,等. 黑河流域气候变化的水文水资源效应[J]. 资源科学, 2007, 29(1): 77-83. (ZHANG K, WANG R Y, HAN H T, et al. Hydrological and water resources effects under climate change in Heihe River basin[J]. Resources Science, 2007, 29(1): 77-83. (in Chinese)) DOI: 10.3321/j.issn:1007-7588.2007.01.012.
- [30] 何旭强,张勃,孙力炜,等. 气候变化和人类活动对黑河上中游径流量变化的贡献率[J]. 生态学杂志, 2012, 31(11): 2884-2890. (HE X Q, ZHANG B, SUN L W, et al. Contribution rates of climate change and human activity on the runoff in upper and middle reaches of Heihe River basin[J]. Chinese Journal of Ecology, 2012, 31(11): 2884-2890. (in Chinese)) DOI: 10.13292/j.1000-4890.2012.0474.
-
- (上接第6页)
- [11] 李阳,李克飞,纪昌明,等. 结合均生函数的神经网络在中长期水文预报中的应用[J]. 水电能源科学, 2013, 31(2): 19-22. (LI Y, LI K F, JI C M, et al. Application of neural network combined with mean generation function to mid longterm hydrological forecasting[J]. Water Resources and Power, 2013, 31(2): 19-22. (in Chinese))
- [12] 刘丹辉,马龙,刘廷玺,等. 均生函数与BP神经网络耦合模拟预测模型(MGF-BP-D)的建立与应用[J]. 水文, 2016, 36(6): 7-15. (LIU D H, MA L, LIU Y X, et al. A coupled simulation and forecast model of mean generating function and BP neural network(MGF-BP-D)[J]. Journal of China Hydrology, 2016, 36(6): 7-15. (in Chinese))
- [13] CANNAS B, FANNI A, SEE L, et al. Data preprocessing for river flow forecasting using neural networks: wavelet transforms and data partitioning[J]. Physics & Chemistry of the Earth Parts A/B/C, 2006, 31(18): 1164-1171. DOI: 10.1016/j.pce.2006.03.020.
- [14] 李永坤,丁晓洁. 北京市降水量变化特征分析[J]. 北京水务, 2013(2): 9-12. (LI Y K, DING X J. Analysis on the change characteristics of precipitation in Beijing[J]. Beijing Water, 2013(2): 9-12. (in Chinese)) DOI: 10.3969/j.issn.1673-4637.2013.02.003.
- [15] 钱诚,严中伟,曹丽娟,等. 基于1873年以来器测气温的二十四节气气候变化[J]. 气候与环境研究, 2018, 23(6): 670-682. (QIAN C, YAN Z W, CAO L J, et al. Climatic changes in the twenty-four solar terms based on temperature observations back to 1873[J]. Climatic and Environmental Research, 2018, 23(6): 670-682. (in Chinese))
- [16] 钱诚,严中伟,符淙斌,等. 1960—2008年中国二十四节气气候变化[J]. 科学通报, 2011, 56(35): 3011-3020. (QIAN C, YAN Z W, FU C B, et al. 24 solar terms climate change in China from 1960 to 2008[J]. Chinese Science Bulletin, 2011, 56(35): 3011-3020. (in Chinese))
- [17] 陈菊英. 中国旱涝的分析和长期预报研究[M]. 农业出版社, 1991. (CHEN J Y. Analysis and long-term forecasting of drought and flood in China[M]. Agriculture Publishinghouse, 1991. (in Chinese))
- [18] GB/T 22482—2008, 水文情报预报规范[S]. (GB/T 22482—2008, Standard for Hydrological Information And Hydrological forecasting[S]. (in Chinese))