



DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdtqk.2016.03.006

杨佳, 钱会, 高燕燕, 等. 西安市多年降水特征分析及降水量预测[J]. 南水北调与水利科技, 2016, 14(3): 30-35. YANG Jia, QIAN Hui, GAO Yanyan, et al. Multi year precipitation characteristics analysis and precipitation forecast of Xi'an city[J]. South to North Water Transfers and Water Science & Technology, 2016, 14(3): 30-35. (in Chinese)

西安市多年降水特征分析及降水量预测

杨佳, 钱会, 高燕燕, 霍晨琛

(长安大学 环境科学与工程学院, 西安 710054)

摘要: 基于西安市 1951 年-2013 年降水实测资料, 利用距平、累计距平和 Mann Kendall 检验的方法对降水特征进行分析, 用 BP 神经网络模型对年降水量进行模拟预测。研究结果表明: 西安市年降水量呈下降趋势但趋势不显著(置信度 95%), 四季中除夏季表现出微弱的上升趋势外, 其他季节均呈现下降趋势, 且春季降水下降趋势显著(置信度 95%); 年降水量在 1965 年发生突变; BP 神经网络预测结果为 2014 年与 2016 年降水偏丰, 而 2015 年降水偏枯。研究成果对于合理科学利用降水资源具有一定指导意义。

关键词: 西安; 降水特征; Mann Kendall 检验; BP 神经网络; 预测

中图分类号: P333 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-1683(2016)03-0030-06

Multi year precipitation characteristics analysis and precipitation forecast of Xi'an city

YANG Jia, QIAN Hui, GAO Yanyan, HUO Chenchen

(School of Environmental Science and Engineering department, Chang'an University, Xi'an 710054, China)

Abstract: Based on the observed data of precipitation from 1951 to 2013 in Xi'an city, its precipitation characteristics were analyzed using anomaly, accumulated anomaly and Mann Kendall test method, and then annual precipitation was simulated and predicted by BP neural network. The results showed that annual precipitation of Xi'an city was descending, but the trend was insignificant (confidence level was 95%), all seasons presented descending except summer which showed a slight increasing trend, and precipitation in spring had a significant declining trend (confidence level was 95%). The abrupt change of annual precipitation occurred in 1965. The forecasting results by BP neural network showed that annual precipitations of 2014 and 2016 were abundant and 2015 was low. The research has certain significance for guiding scientific and rational use of precipitation resource.

Key words: Xi'an city; precipitation characteristic; Mann Kendall test; BP neural network; forecast

水资源作为一种不可替代的自然资源, 对人类的生存和发展有着重要的作用。我国是一个资源型缺水并且水污染严重的国家。随着我国工农业生产的不断发展和经济生活水平的不断提高, 水资源供需矛盾的日益加剧^[1]。合理利用雨水资源可以有效减少洪涝灾害造成的各种损失和缓解水资源短缺的矛盾, 而对降水量变化特征的分析及其科学预测是

这一工作的前提^[2]。

诸多学者对我国不同地区降水的时空分布特征进行了分析研究, 并得出了很多有益成果^[2-7]。对于降水量的演变规律, 多采用距平分析、滑动平均、Mann Kendall 非参数方法以及降水不均匀性系数、降水集中度和降水集中期等指标予以描述研究^[3]。传统的水文预测模型可以分为三类: 确定性预报方

收稿日期: 2015-12-28 修回日期: 2016-04-24 网络出版时间: 2016-05-05
网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/13.1334.TV.20160505.1058.004.html>
基金项目: 水利部公益性行业科研专项(201301084)

Fund: Ministry of Water Resources Special Funds for Scientific Research on Public Causes(201301084)

作者简介: 杨佳(1991-), 男, 四川阆中人, 主要从事地下水水资源可持续开发利用和保护方面研究。E-mail: yangjiaat@163.com

通讯作者: 钱会(1963-), 男, 陕西泾阳人, 教授, 博士生导师, 主要从事水文地质方面研究。E-mail: qianhui@chd.edu.cn

法、随机水文模型预报方法和确定与随机耦合预报的方法。随着数值计算技术的快速发展,数值预测方法在降水量预测中已经有了广泛应用,如回归分析、灰色系统、人工神经网络、模糊理论、马尔科夫链、分形理论以及水文混沌序列、小波分析等预测方法,预测精度也不断提高^[8]。

本文在收集西安市 1951 年-2013 年实测降水资料的基础上,先利用距平、累计距平和 Mann-Kendall 检验的方法对降水特征进行分析,然后用 BP 神经网络模型对西安市年降水量进行拟合,并对未来年份年降水量进行预测。

1 研究区概况与资料收集

1.1 研究区概况

西安市位于渭河流域中部关中盆地,北临渭河和黄土高原,南邻秦岭。地势东南高,西北低,平均海拔 410 m 左右。西安境内河网密集,径流时空分布不均匀是境内河流共同的显著特点。西安市地处内陆,属暖温带半湿润大陆性季风气候,冷暖干湿四季分明。地形高低的受热不均引起降水的时空分布不均,从而形成夏季炎热多雨,伏旱突出;冬季寒冷多雾,少雨雪;春季温暖干燥多风,气候多变;秋季凉爽,气温速降,秋淋明显。作为“一带一路”的新高地,西安近年来随着经济的快速发展和人口的增加以及气候不断变暖,水资源需求量连年增加,而西安市是水资源短缺地区,缺水问题比较严重,因此科学分析该地区降水特征演变规律并预测降水量对于合理开发利用管理保护水资源,实现可持续发展有着重要意义。

1.2 数据来源

本文采用的西安站 1951 年-2013 年降水量数据来源于中国气象科学数据共享服务网。将逐日降水数据按月累加,再将逐月数据累加得到西安站年降水系列。降水数据收集与处理原则如下:(1)降水时间序列长度不少于 50 年;(2)若降水时间序列有缺失,缺失部分用插补延长法补全;(3)降水时间序列数据的合理性检查,对于不合理的数据要予以剔除。

2 研究方法

2.1 降水距平

降水距平 (precipitation anomaly) 指某地个别年(月)份的降水量与多年(月)平均值之差。其值有正有负,正值表示该年(月)降水大于多年(月)平均值;反之,则小于均值。将某年(月)以前的距平进行

累计,便得到累计距平。将 n 个时刻的降水累积距平值全部算出,然后绘制出降水量累积距平曲线,并对降水序列进行趋势分析。若降水量的累积距平曲线呈持续上升,表示距平值持续为正,即处于丰水期;若降水量累积距平曲线持续下降,表示距平值为负,表明该段时期处于枯水期。从距平及累计距平曲线的变化情况,可以初步判断序列的长期变化趋势,甚至可以大致指出降雨序列发生突变的时间。降水量距平及累积距平的计算公式如下:

$$Y_i = X_i - X, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

$$R_j = \sum_{i=1}^j Y_i = \sum_{i=1}^j (X_i - X), j = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式中: X_i 为时间序列; X 为序列均值; Y_i 为对应时刻距平值; R_j 为累计距平值。

2.2 Mann-Kendall 检验

2.2.1 趋势检验

Mann-Kendall 趋势检验法是世界气象组织推荐并广泛使用的非参数检验方法。由于 Mann-Kendall 趋势检验法不需要样本服从一定的分布,受少数异常值的干扰小,广泛适用于水文、气象等非正态分布时间序列的趋势分析中^[4,7]。

用 Mann-Kendall 方法检验时间序列的变化趋势时,需构造统计量如下:

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{k=i+1}^n \text{sgn}(X_i - X_k) \quad (3)$$

其中:

$$\text{sgn}(X_i - X_k) = \begin{cases} 1 & X_i > X_k \\ 0 & X_i = X_k \\ -1 & X_i < X_k \end{cases} \quad (4)$$

统计量 S 服从正态分布,均值为 0,方差 $\text{Var}(S) = n(n-1)(2n+5)/18$ 。当 $n > 10$ 时,将统计量 S 标准化:

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & S > 0 \\ 0 & S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & S < 0 \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中,若 $Z < 0$,则认为时间序列有下降趋势;若 $Z > 0$,则认为时间序列有上升趋势。在显著性水平 α 下,若 $|Z| > Z_{\frac{\alpha}{2}}$,则认为时间序列上升或下降趋势显著;若 $|Z| < Z_{\frac{\alpha}{2}}$,则认为时间序列趋势性不显著。

计算 Mann-Kendall 方法中的倾斜度 β (量化单调趋势)如下:

$$\beta = \text{median} \left[\frac{X_i - X_j}{i - j} \right], \forall j < i \quad (6)$$

其中: $1 < j < i < n$, $\text{median}[\cdot]$ 为取中值函数。当倾斜度 $\beta > 0$ 时, 时间序列呈上升趋势; 当倾斜度 $\beta < 0$ 时, 时间序列呈下降趋势。

2.2.2 突变检验

当 Manir Kendall 方法用于突变检验时, 公式区别于趋势检验, 需要构造新的统计量。首先构造一秩序列:

$$S_k = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{k-1} a_{ij} \quad (7)$$

其中:

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & X_i > X_j \\ 1 & X_i < X_j \end{cases} \quad (1 \leq j \leq i) \quad (8)$$

若时间序列随机独立, 可用式(9)、式(10)计算序列的均值和方差:

$$E(S_k) = \frac{k(k-1)}{72} \quad (9)$$

$$\text{Var}(S_k) = \frac{k(k-1)(2k+5)}{72} \quad (10)$$

构造统计量 UF_k :

$$UF_k = \frac{S_k - E(S_k)}{\sqrt{\text{Var}(S_k)}}, k = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

将时间序列按降序排列, 采用式(11)计算得到 UF_k , 再按下式计算 UB_k :

$$\begin{cases} UB_k = -UF_k \\ k = n+1-k \end{cases} \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

通过统计序列 UF_k 和 UB_k 可以进一步分析时间序列的趋势变化情况, 并且可以明确序列发生突变的时间。若 UF_k 大于 0, 表明时间序列呈上升趋势; 若 UF_k 小于 0, 表明时间序列呈下降趋势; 当它们超过临界直线时, 表明时间序列上升或下降趋势显著。如果 UF_k 和 UB_k 这 2 条曲线相交, 且交点在临界直线之间, 那么交点对应的时刻就是时间序列突变开始的时刻。根据有关学者对 Manir Kendall 检验法的分析, 不是所有的交叉点均为突变点, 需要去除其中的杂点, 针对多个突变点去伪取真的问题可以采用其他方法进行验证^[6,9]。

2.3 BP 人工神经网络

BP 神经网络 (back propagation neural network) 是神经网络中应用最为广泛的一种前馈型网络。它基于信号的正向传播和误差的反向传播, 通过不断调整权重和阈值, 比较输出和实际值的误差, 最终得到网络。人工神经网络可以广泛应用于降水、径流、水位、水质等水文水资源的预测研究问题^[10]。

基于 BP 神经网络的时间序列预测步骤一般包括^[11]: (1) 网络拓扑结构的设计; (2) 输入输出数据的

预处理; (3) 网络的训练; (4) 网络泛化能力的检验。

BP 神经网络的结构 (见图 1) 主要由网络层数、各层节点数 (神经元数目) 和节点作用函数决定。利用 Matlab7.0 建立 BP 神经网络模型, 对年降水量进行预测。首先利用 newff() 函数创建神经网络。年降水量动态变化属于单因素时间序列, 应用自相关分析技术, 同时参考 AIC 准则^[12,13], 采用滚动预测的方式, 选取前 3 年年降水量作为输入, 以当年年降水量作为输出。理论证明, 一个三层网络 (输入、隐层、输出) 均只有一层可以无限逼近有理函数。为使 BP 神经网络结构精简, 网络采用一个隐层, 隐层节点数经反复试验 (trial and error), 最终确定为 11, 因此网络拓扑结构为 3:11:1。其次, 数据的归一化采用 Matlab7.0 中的归一化函数 premmx(), 使得数据归一化处理后在 $[-1, 1]$ 之间。然后, 隐层和输出层节点作用函数均为 tansig 函数, 训练函数采用基于 L-M 算法且速度较快的 trainlm 函数。最后综合考虑模型精度和泛化能力 (generalization) 的要求, 目标误差 goal = 0.005, 最大训练步数设为 5000。

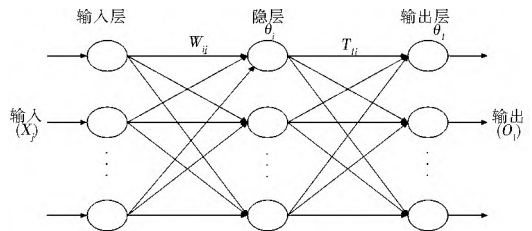


图 1 三层 BP 神经网络结构

Fig. 1 Structure of three layer BP neural network

BP 神经网络在训练时存在速度慢和易陷入局部极小点的缺陷, 其泛化能力与样本特性 (样本系列的长度、代表性、正态性、平稳性)、网络的结构、数据归一化方式、精度要求等因素有关, 针对这些问题, 诸多学者已进行了大量的研究, 但适合于水文水资源问题分析研究的方法还需进一步探讨^[10,14,18]。

3 结果与讨论

3.1 降水基本特征

西安市 1951 年 - 2013 年年平均降水量 571.4 mm, 历年最大降水量为 903.2 mm (1983 年), 最小降水量为 312.2 mm (1995 年), 极值比 2.9。对月降水资料进行统计分析 (见图 2), 发现西安市年内降水分配不均, 降水主要集中在 5 月 - 10 月 (汛期), 占年降水的 78.7%。根据气象部门制定的四季划分标准, 统计春季 (3 月 - 5 月)、夏季 (6 月 - 8 月)、秋季 (9 月 - 11 月)、冬季 (12 月 - 2 月) 四季多年降水量平均值, 结果是春季为 128.5 mm, 夏季为

234.6 mm, 秋季为 184 mm, 冬季为 24.2 mm, 即冬季降水量最少, 仅为全年降水量的 4.2%; 夏季、秋季降水量最多, 分别占 41.1%、32.2%, 春季则占 22.5%。

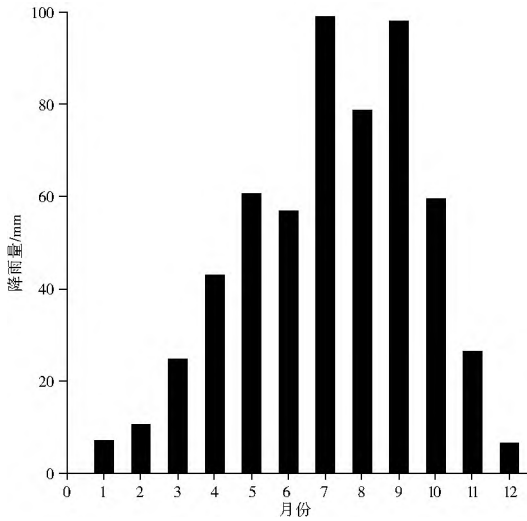


图2 西安市月平均降水量

Fig. 2 Average monthly precipitation of Xi'an city

从年降水曲线和线性回归线(图3)可以看出, 西安市年降水量呈下降趋势, 近60年下降了68.5 mm, 下降速率11 mm/(10a)左右。

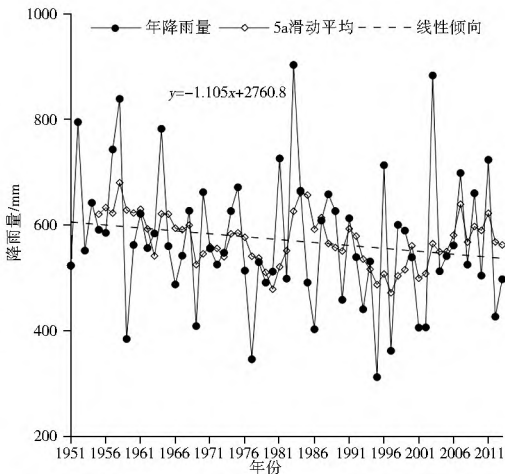


图3 西安市年降水量变化趋势

Fig. 3 Variation trend of precipitation of Xi'an city

3.2 年降水量趋势分析及突变分析

3.2.1 年降水量距平及累计距平分析

从年降水量距平与累计距平曲线(图4)中可以看出, 20世纪50年代到60年代中期, 降水距平大多为正值, 累计距平呈上升趋势; 20世纪60年代到80年代初期, 降水距平多为负值, 累计距平呈下降趋势; 20世纪80年代初期到中期, 降水有一个明显的短暂上升期; 从20世纪80年代中期到20世纪初期, 累计距平呈下降趋势, 结合年降水量5a滑动平

均曲线, 可以发现年降水量呈下降趋势。20世纪初期至今年降水量又呈现上升趋势。降水丰枯交替出现, 波动变化较大。总的说来, 20世纪50年代到60年代中期是一个丰水期, 枯水期主要集中在20世纪90年代, 90年代西安曾出现了严重的水荒。

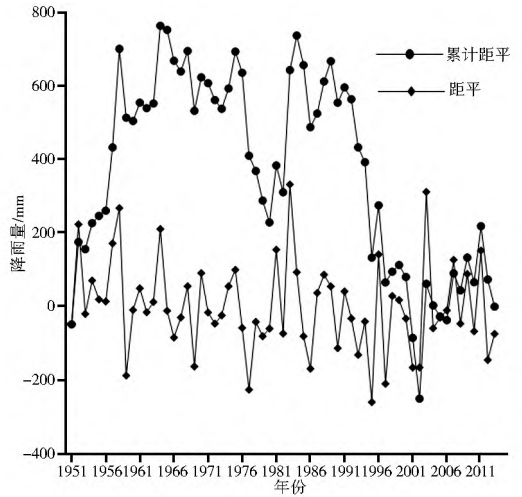


图4 年降水量距平与累计距平曲线

Fig. 4 Anomaly and accumulated anomaly of annual precipitation

3.2.2 基于 Mann Kendall 的年降水量趋势分析

从 Mann Kendall 趋势检验结果(表1)可以看出: 年降水量呈现下降趋势, $1.96 > |Z| > 1.64$ 即通过了置信度90%的显著检验, 而未通过置信度95%的显著检验。四季中除夏季 $Z > 0$, 表现出微弱的上升趋势, 其他季节降水量序列的统计值 $Z < 0$, 说明其他季节降水量呈下降趋势, 其中春季降水量序列的统计值 $|Z| > 1.96$, 通过了置信度为95%的显著性检验, 说明春季降水量下降趋势显著。由倾斜度 β 可知, Mann Kendall 趋势检验中年降水量下降幅度为 12.2 mm/(10a), 这与前文线性回归分析一致, 而春季降水量下降幅度为 7.8 mm/(10a)。春季降水量的持续下降, 对于农业春耕作物的影响很大, 应引起相关部门的高度重视。

表1 西安市年、季降水量 Mann Kendall 趋势分析结果

Tab. 1 Mann Kendall trend analysis of annual and seasonal precipitation of Xi'an city

统计量	年	春	夏	秋	冬
Z	-1.6548*	-2.3487**	0.0237	-1.4175	-1.0676
β	-1.2179	-0.7756	0.0304	-0.6486	-0.1056

注: * 和 ** 分别表示通过置信度90%和95%的检验

3.2.3 基于 Mann Kendall 的年降水量突变分析

根据 Mann Kendall 突变分析结果(图5), UF_k 和 UB_k 在临界直线间有一交点, 交点处的时间为1965年, 表明年降水量在1965年发生突变。在

1965 年以前为正值,表明年降水量呈上升趋势;在 1965 年以后为负值,表明年降水量呈下降趋势,这和前面的趋势分析一致。结合年降水量距平和累计距平曲线,发现在 1965 年以前,降水距平基本持续为正,累计距平呈上升趋势,而 1965 年以后累计距平总体呈下降趋势。1965 年以前年降水量均值为 613.8 mm,属于丰水期,1965 年后至今年降水量均值为 555.7 mm,前后变化达 58 mm,这进一步验证了年降水量在 1965 年发生了突变。在 1979、1980、1982、1995、1997、2001、2002、2004、2005 年,|UF_k| 均超过临界值(1.96),表明下降趋势显著,而这些年份也对应着枯水年。

效果良好;而 2015 年预测降水量小于多年平均,降水偏枯,说明这一年可能出现旱情,相关部门应提前做好抗旱准备;2016 年预测年降水量远大于多年平均,说明为丰水年,可以储存雨水备用并兴建地下水库,以提高城市雨水资源利用程度。

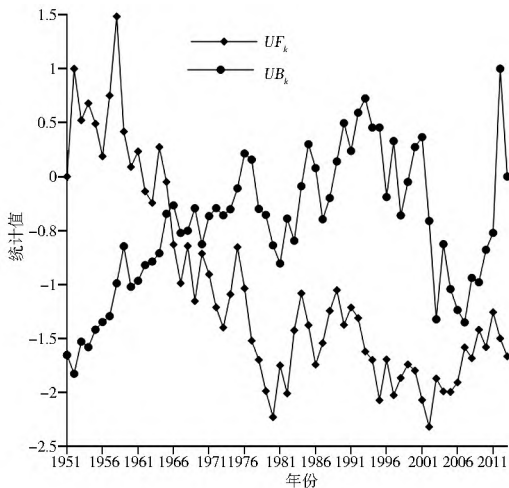


图 5 年降水量的 M-K 突变分析

Fig. 5 Manr Kendall abrupt analysis of annual precipitation

3.3 降水预测

利用 BP 神经网络模型对西安市年降水量进行预测,其中 1951 年-2008 年(拟合期)的数据用于建立模型,2009 年-2013 年(验证期)的数据用于模型精度检验,在精度得到验证后预测西安市 2014 年-2016 年(预测期)的年降水量,预测结果见图 6 及表 2,可以看出 BP 神经网络的预测值与实测值相差不大,在模型的拟合期,最大绝对误差为 65.1 mm,平均绝对误差(MAE)仅为 15.3 mm;而在模型的验证期,实测值与预测值的平均绝对误差为 78 mm,平均绝对百分率误差(MAPE)为 14.4%。由于中长期水文预报的复杂性,当预测值与实测值的相对误差小于 20% 时是可接受的^[9]。对未来降水进行预测时,滚动预测要求不断更新训练样本,将早期年份的降水数据从中剔除,加入最新年份的降水数据,这使得模型也需随着时间及时更新,由此得到的模型精度更高。因此仅对 2014 年-2016 年降水量进行预测,发现 2014 年预测降水量为 704.5 mm,而 2014 年实测降水为 662.2 mm,这进一步说预测

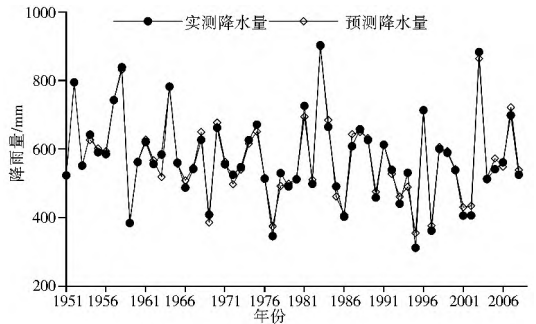


图 6 西安市年降水量实测与预测曲线(拟合期)

Fig. 6 Observed and forecasting curve of annual precipitation of Xi'an city (fitting phase)

表 2 2009 年-2016 年年降水量预测

Tab. 2 Forecast of annual precipitation from 2009 to 2016

年份 (验证期)	实测值 /mm	预测值 /mm	绝对误 差/mm	相对误 差(%)	年份 (预测期)	预测值 /mm
2009	660.3	567.1	93.2	14.10	2014	704.5
2010	504.4	589.8	85.4	16.90	2015	470.6
2011	723.6	794.4	70.8	9.80	2016	783
2012	426.7	507.7	81	19.00		
2013	497.5	438.1	59.4	11.90		

有些年份预测效果不理想,分析其原因如下:首先是模型网络结构的稳定性以及泛化能力有限;其次这些点多对应极值点,或较丰或较枯,如 2012 年,降水仅为 426.7 mm,属于极枯年,预测误差相应较大;再次影响降水的因素较多且复杂,本次研究仅从时间序列的角度分析,而未从物理成因机制去分析预测,精度受限。今后研究的重点是结合物理成因机制并提高网络的稳定性及增强泛化能力。总体上看,BP 神经网络在年降水量的预测上效果较好,是一种精度较高的水文预测模型,可作为研究降水动态变化规律的一种有效方法。

4 结论

(1) 西安市年降水量呈现下降趋势,Manr Kendall 趋势检验中年降水量下降幅度为 12.2 mm/(10a),但趋势不显著(置信度 95%),年内四季中除夏季表现出微弱的上升趋势外,其他季节均呈现下降趋势,而春季降水量下降幅度为 7.8 mm/(10a),下降趋势显著(置信度 95%)。根据 Manr Kendall 突变理论,发现年降水量在 1965 年以前基本呈上升趋

势,年降水量在 1965 年以后总体呈下降趋势。

(2) 利用 BP 神经网络对西安市 2014 年-2016 年年降水量预测的结果表明,2014 年与 2016 年降水偏丰,而 2015 年降水偏枯。该预测结果可为水资源供需分析、制订供水规划和水资源管理提供参考。

参考文献(References):

- [1] 王瑗,盛连喜,李科,等.中国水资源现状分析与可持续发展对策研究[J].水资源与水工程学报,2008,19(3):10-14. (WANG Yuan, SHENG Liangxi, LI Ke, et al. Analysis of present situation of water resources and countermeasures for sustainable development in China[J]. Journal of Water Resources & Water Engineering, 2008, 19(3): 10-14. (in Chinese))
- [2] 卫旭东,刘引鸽,缪启龙.陕西省降水量变化及其影响分析[J].水土保持通报,2004,24(4):40-43. (WEI Xudong, LIU Yirge, MIAO Qilong. Influences on changes of precipitation in Shaanxi Province[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2004, 24(4): 40-43. (in Chinese))
- [3] 王纪军,裴铁璠,顾万龙,等.降水年内分配不均匀性指标[J].生态学杂志,2007,26(9):1364-1368. (WANG Jijun, PEI Tiejun, GU Wanlong, et al. Nonuniformity index of annual precipitation distribution[J]. Chinese Journal of Ecology, 2007, 26(9): 1364-1368. (in Chinese))
- [4] 曹洁萍,迟道才,武立强,等. Mann-Kendall 检验方法在降水趋势分析中的应用研究[J].农业科技与装备,2008(5):35-37. (CAO Jieping, CHI Dao cai, WU Liqiang, et al. Mann-Kendall examination and application in the analysis of precipitation trend[J]. Agricultural Science & Technology and Equipment, 2008(5): 35-37. (in Chinese))
- [5] 钱会,李培月,吴健华.银川市近 49a 来降雨变化特征分析[J].华北水利水电学院学报,2010,31(2):1-5. (QIAN Hui, LI Peiyue, WU Jianhua. Analysis on characteristics of precipitation variation over the past 49 years in Yinchuan City of China[J]. Journal of North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power, 2010, 31(2): 1-5. (in Chinese))
- [6] 翟晓丽.关中盆地降水变化趋势研究[D].西安:西安科技大学,2012. (ZHAO Xiaoli. The study of precipitation trend in the Guanzhong Basin[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2012. (in Chinese))
- [7] 王润科,庞卫花.陇南武都地区降水变化特征[J].南水北调与水利科技,2014,12(6):66-69. (WANG Runke, PANG Weihua. Characteristics of precipitation change in Wudu area of Longnan[J]. South to North Water Transfers and Water Science & Technology, 2014, 12(6): 66-69. (in Chinese))
- [8] 王妍.中长期降雨预测方法研究[D].合肥:合肥工业大学,2003. (WANG Yan. A study on the method of medium and long term rainfall forecasting[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2003. (in Chinese))
- [9] 郭彦,侯素珍,林秀芝.近 51 年西柳沟流域水沙变化特征分析[J].干旱区资源与环境,2014,10:030. (GUO Yan, HOU Suzhen, LIN Xiuzhi. Variation characteristics of runoff and sediment in Xiliugou River basin for recent 51 years[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2014, 10: 030. (in Chinese))
- [10] 胡铁松,袁鹏,丁晶.人工神经网络在水文水资源中的应用[J].水科学进展,1995,6(1):76-82. (HU Tiesong, YUAN Peng, DING Jin. Applications of artificial neural network to hydrology and water resources[J]. Advance in Water Science, 1995, 6(1): 76-82. (in Chinese))
- [11] 赵丽娜,宋松柏. BP 神经网络在大理河年径流预测中的应用[J].人民黄河,2010,32(8):30. (ZHAO Lina, SONG Songbai. Application of BP neural network in Dali River's annual runoff[J]. Yellow River, 2010, 32(8): 30. (in Chinese))
- [12] 付强,刘建禹,王立昆,等.基于人工神经网络的井灌水稻区地下水水位预测[J].东北农业大学学报,2002,33(2):152-159. (FU Qiang, LIU Jianyu, Wang Likun, et al. Based on ANN model to forecast the groundwater level on the area of well irrigation rice[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2002, 33(2): 152-159. (in Chinese))
- [13] 屈忠义,陈亚新,史海滨,等.地下水文预测中 BP 网络的模型结构及算法探讨[J].水利学报,2004,35(2):88-93. (QU Zhongyi, CHEN Yaxin, SHI Haibin, et al. Structure and algorithm of BP Network for underground hydrology forecasting[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2004, 35(2): 88-93. (in Chinese))
- [14] 王文圣,丁晶,刘国东.人工神经网络非线性时序模型在水文预报中的应用[J].四川水力发电,2000,19(B08):8-10. (WANG Wensheng, DING Jing, LIU Guodong. Application of artificial neural network model with nonlinear time series in hydrologic forecast[J]. Sichuan Water Power, 2000, 19(B08): 8-10. (in Chinese))
- [15] 刘国东,丁晶. BP 网络用于水文预测的几个问题探讨[J].水利学报,1999(1):65-70. (Liu Guodong, Ding Jing. Discussion on problems of BP neural networks applied to hydrological prediction[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 1999(1): 65-70. (in Chinese))
- [16] Traore S, Wang Y M, Chung W G. Predictive accuracy of back propagation neural network methodology in evapotranspiration forecasting in Doudougou region, western Burkina Faso [J]. Journal of Earth System Science, 2014, 123(2): 307-318.
- [17] Azadi S, Sepaskhah A R. Annual precipitation forecast for west, southwest, and south provinces of Iran using artificial neural networks [J]. Theoretical and Applied Climatology, 2012, 109(1-2): 175-189.
- [18] 王其虎,钱新,张玉超,等. BP 神经网络在流溪河水库径流量预测中的应用[J].环境保护科学,2010,36(3):19-21. (WANG Qihu, QIAN Xin, ZHANG Yuchao, et al. Application of Bp neural network model in forecasting runoff of Liuxihe Reservoir [J]. Environment Protection Science, 2010, 36(3): 19-21. (in Chinese))
- [19] 覃光华,丁晶,李眉眉等.敏感型人工神经网络及其在水文预报中的应用[J].水科学进展,2003,14(2):163-166. (QIN Guanghua, DING Jing, LI Meimei, et al. Application of an ANNs with sensitive ability to hydrologic forecast[J]. Advances in Water Science, 2003, 14(2): 163-166. (in Chinese))