

# 基于 GRNN 模型的降水预测研究

石卿志, 何俊仕

(沈阳农业大学 水利学院, 沈阳 110866)

**摘要:** 降水量是流域水资源管理、洪涝灾害预报以及农业用水计划等研究中的关键参数, 对防洪预报、水资源规划等具有重要意义。根据铁岭地区 1960 年-2006 年逐月降水资料, 在分析其气候倾向率的基础上利用 Mann Kendall 非参数检验法进行显著性检验, 探讨该地区降水量的变化趋势, 并首次将广义回归神经网络 (GRNN) 模型应用在该地区的降水预测中, 利用误差率和预测对比图对模型的预测效果进行分析。结果表明: 近 47 年来, 铁岭地区降水量有缓慢减少趋势, 但该趋势未达到显著水平 ( $P > 0.1$ ); 从预测效果来看, 各月的预测值与真实值相差不大, 其中预测效果最好的是 10 月 (误差为 3.39%), 效果最不理想是 2 月 (误差为 19.45%)。

**关键词:** 降水量; Mann Kendall 法; 广义回归神经网络; 降水预测

**中图分类号:** TV 124    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1672-1683(2015)02-0241-04

## Precipitation forecast based on GRNN model

SHI Qing zhi, HE Jun shi

(College of Water Conservancy, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110866, China)

**Abstract:** Precipitation is the key parameter for water resources management, flood disaster forecast, and agricultural water usage. Its accurate prediction is of great significance for the flood forecast and water resources regulation. In this paper, the precipitation trend in Tieling district was analyzed based on the monthly precipitation data from 1960 to 2006. The Mann Kendall nonparametric method was used to test the significance level on the basis of analysis of climate tendency rate. The GRNN (generalized regression neural network) model was used in precipitation forecast, and the prediction results were analyzed using the error deviation and prediction comparison figures. The results showed that prediction in Tieling decreases slowly in the past 47 years but the trend hasn't reached the significance level ( $P > 0.1$ ). The predicted precipitation was similar to the actual value for each month. October has the best prediction effect while February has the least with the error of 3.39% and 19.45%, respectively.

**Key words:** precipitation; Mann Kendall; generalized regression neural network; precipitation forecast

降水径流是一个十分复杂的系统, 其不仅与降水的时空分布有关, 而且受流域下垫面状况、气候条件以及人类活动等的影响<sup>[1]</sup>。目前, 受地形和资金等因素的限制, 气象观测站的建立尚无法实现密集分布, 进行降水预测显得尤为重要<sup>[2]</sup>。有关降水预测的研究已有很多, 如苏力<sup>[3]</sup>利用时间序列分析法预测了西宁站降水量, 张鑫等<sup>[3]</sup>结合灰色预测与马尔科夫理论创建模型对哈尔滨年降水量进行了预测。这些方法在不同类型、不同区域的降水预测中体现出各自的优势, 但因应用了多种函数关系, 导致将降水变化规律化、公式化, 而实际上区域降水的演变趋势通常是动态的、复杂的。因此, 本文拟以辽宁省铁岭市 4 个气象站 1960 年-2006 年的逐日降水资料为依据, 通过分类汇总, 尝试用人工神经网络

—GRNN 模型对该地区的逐月降水量进行预测。该方法建立在输入和输出变量的非线性映射上, 只涉及训练样本及目标, 可以在学习、训练过程中选择相对最优网络对目标值进行预测, 从而摆脱了具体函数表达式的局限性。

## 1 研究区概况

铁岭市位于辽宁省北部, 松辽平原中段, 属温带季风型大陆性气候。全年日照约 2 700 h, 年平均降水量为 700 mm 左右, 年平均气温 6.3℃, 最低气温 -31℃, 最高气温 35℃, 封冻期 154 d 左右, 无霜期 127~162 d。全年四季分明, 雨量适中, 适宜多种农作物生长。在全球气候变化的背景下, 有关东北地区气象因子变化的研究表明, 东北地区气候存在明显的暖干化现象<sup>[4]</sup>, 降水减少, 对整个地区社会生产和人民

收稿日期: 2014-09-18    修回日期: 2015-02-11    网络出版时间: 2014-03-19

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/13.1334.TV.20150319.0921.002.html>

作者简介: 石卿志 (1989-), 男, 辽宁沈阳人, 主要从事水资源开发利用及保护研究。E-mail: oneal3232@163.com

通讯作者: 何俊仕 (1957-), 男, 辽宁沈阳人, 教授, 博士生导师, 从事水资源开发利用教学与研究。E-mail: hejunshi@163.com

生活稳定带来了严重威胁。

## 2 资料与方法

### 2.1 资料来源

本研究数据来源于国家气象信息中心气象资料室的中国地面气候资料日值数据集, 经过对无效数据剔除、缺失数据插补后计算逐日降水, 其中实有资料连续数据缺失均在 5 d 以内, 采用样条插值法进行插值处理。研究区及各站点分布见图 1。

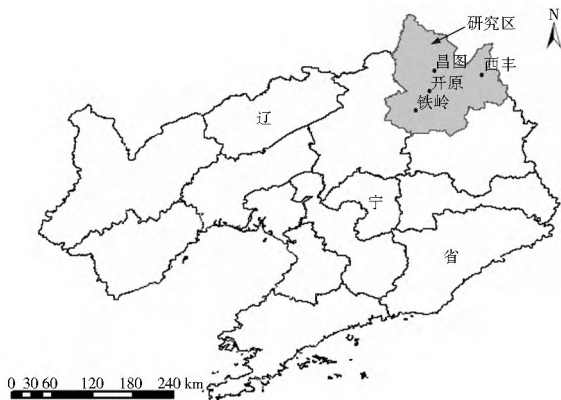


图 1 研究区及各站点分布

Fig. 1 Location of the research area and distribution of the meteorological stations

### 2.2 研究方法

#### 2.2.1 Mann-Kendall 检验法

Mann-Kendall 非参数秩次相关检验法(以下简称 M-K 法)主要用于水文气象资料趋势检验, 是检验水文时间序列单调趋势的有效工具, 如水质、流量、气温和降水等。

M-K 法的研究分为两个方面: 判断水文序列是否存在趋势特征和分析趋势特征是否达到显著水平。该方法具有受样本的分布类型限制少、样本中可允许少量漏测值以及方法简单适用等特点<sup>[5]</sup>。M-K 法检验趋势特征的途径是通过 U 值与假设的置信水平的标准值进行比较, 得出有无显著趋势特征<sup>[6]</sup>。本文采用的标准值为 0.05 和 0.1。

#### 2.2.2 一元线性回归方程

使用一元线性回归方程描述各气象因子及降水序列的变化趋势, 即

$$y(t) = at + b \quad (1)$$

式中:  $t$  为年序;  $a$  为线性方程的斜率, 将  $10a$  定义为气候倾向率, 用来反映序列的升降程度, 降水倾向率小于 0 表明在统计时段内降水量呈下降趋势, 反之呈增长趋势。式(1)的相关系数即气候趋势系数, 是对升降程度的显著性检验, 用来检验其变化趋势是随机的波动, 还是具有明显变化趋势的波动。

#### 2.2.3 GRNN 神经网络模型

##### (1) GRNN 神经网络模型。

广义回归神经网络(Generalized Regression Neural Network)是由美国学者 Donald F. Specht 提出的径向基函数神经网络的一种, 主要用于函数逼近, 能够根据样本数据逼近其中的隐含关系。该网络的学习速度非常快, 并且网络结构

和神经元之间的连接权值随学习样本的确定而确定, 最后收敛于样本量集聚较多的优化回归面。网络的训练过程实际上是进行平滑参数确定的过程, 由于受人为调节的参数只有一个, 其学习全部依赖于数据样本, 这就决定了该网络能够最大限度地避免人为主观假定对预测结果的影响。目前已在水文水资源、生物工程、食品科学等领域得到了广泛应用<sup>[7]</sup>。

##### (2) GRNN 的结构与算法。

GRNN 网络结构包括 4 层: 输入层、模式层、求和层和输出层(图 2)。网络中层与层之间实行全连接。

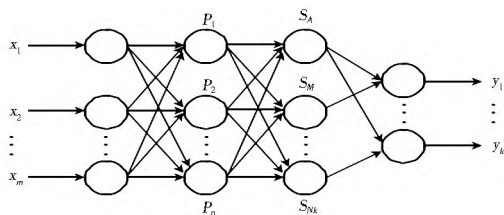


图 2 广义回归神经网络模型结构图

Fig. 2 Structure of GRNN model

输入层的神经元数目与学习样本中输入向量的维数相等, 网络的输入信息先进入到输入层中, 在输入层中各个神经元的作用下产生对应的输出, 而这个输出同时又被作为模式层的输入, 经过模式层中各个神经元的作用可以得到相应的输出, 此输出又作为求和层的输入, 以此类推, 直到经过输出层神经元的作用得到输出, 而该输出就是整个网络的输出。其中隐层传递函数为径向基函数(Radbas), 输出层为线性函数(Purelin):

$\text{Radbas}(x) = \exp(-x^2)$ ,  $\text{Purelin}(x) = x$ , 其中,  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$  为网络输入向量;  $x_i$  为第  $i$  个神经元对应的学习样本。

GRNN 网络设置隐层的权重  $W_i$  为:  $W_i = P^T$ , 其中  $P$  为输入向量  $P$  的转置矩阵。

隐层的偏差  $b_1$  为:  $b_1 = 0.8326/\text{spread}$ , 其中  $\text{spread}$  为径向基函数的展形。

输出层的权重  $W_2 = T$ ;  $T$  为目标向量。

GRNN 的显著特点就是网络的隐层(模式层、求和层)、输出层的神经元个数都和输入样本向量的个数相同, 其中输出层是特殊的线性层。由于网络的隐层结点中的作用函数采用高斯函数, 从而具有局部逼近能力。此外, 由于 GRNN 中人为调节参数很少, 只有一个阈值, 网络的运行全部依靠数据样本, 因此网络得以最大可能地避免人为主观假定对预测结果的影响, 确保预测的可实用性<sup>[8]</sup>。

##### (3) GRNN 算法的实现。

借助 Matlab2012a 进行编程计算。在 Matlab2012a 神经网络工具箱中, GRNN 网络可以直接利用 `new_grnn` 函数调用。格式为: `net = new_grnn(p, t, SPREAD)`

$$x = \sin(\text{net}, p)$$

$$[m, b, r] = \text{postreg}(x, t)$$

$$\text{Error} = x - t$$

$$P\_test = B;$$

$$y = \sin(\text{net}, P\_test)$$

其中, `net = new_grnn` 用于在对话框中创建一个 GRNN

网络;  $P$  为训练样本;  $t$  为训练样本目标值; SPREAD 为径向基函数的分布密度, 它可以对 GRNN 网络的性能产生重要影响<sup>[9]</sup>。通常 SPREAD 越小, 网络的逼近效果越好, 因此, 在网络设计过程中可以调整 SPREAD 的值, 确保达到比较理想的预测效果<sup>[10-11]</sup>。本研究中利用循环训练算法, 最终将 SPREAD 选取为 0.7。

### 3 结果与分析

#### 3.1 降水变化趋势分析

通过对铁岭地区 4 个气象站(铁岭站、西丰站、开原站和昌图站)1960 年-2006 年共 47 年的逐日降水资料进行分类汇总, 得到各站逐月降水量, 并将所有站对应年份的平均值作为铁岭地区该年的降水量。因站点和数据较多, 本文仅列出了全铁岭地区平均逐年的降水量的变化曲线(图 3), 可以看出, 铁岭地区降水量在 47 年中有逐渐减少趋势, 其减少速率约为  $-14\ 164\ \text{mm}/(10\text{a})$ , 但未达到显著水平( $P=0.1879 > 0.1$ )。研究时段内, 铁岭地区多年平均降水量约为 659.79 mm, 其中最小值发生在 1993 年(538 mm), 年降水最大值发生在 1964 年(955.93 mm), 最大降水量约为最小降水量的 2 倍。总体来看, 铁岭地区逐年降水逐渐减少, 但这种减少并不是单调的, 也不是杂乱无章的, 而是表现为随季节、月份或其他随机因素波动, 其中进入 21 世纪以来降水量减少最多, 比年平均降水量减少近 10%, 20 世纪 60 年代至 80 年代的降水量是持续递减的, 下降幅度约为 3.8%, 90 年代降水量与 80 年代相比下降幅度较小。就各站点而言, 其降水量均有显著下降趋势。

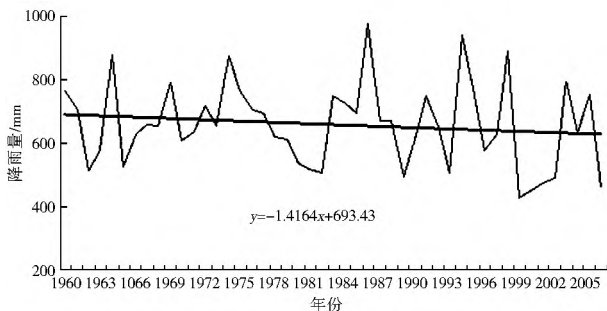


图 3 铁岭地区平均逐年降水变化曲线

Fig. 3 Annual average precipitation in Tieling

由表 1 可知, 近 47 年来 4 个站点各月降水量的气候倾向率为  $-15\ 705 \sim 8\ 386\ \text{mm}/(10\text{a})$ , 其正负值浮动无规律性, 但各站在 5 月、6 月、7 月份出现谷值(5 月气候倾向率为  $-4\ 347 \sim -1.9\ \text{mm}/(10\text{a})$ , 6 月气候倾向率为  $-5\ 375 \sim -1\ 515\ \text{mm}/(10\text{a})$ , 7 月气候倾向率为  $-15\ 705 \sim -3\ 149\ \text{mm}/(10\text{a})$ ), 这表明该流域的各个测站的逐月降水在过去的 47 年间呈下降趋势, 其中下降最明显的是 5 月和 7 月。由相关系数的显著性检验的结果(表 1)可知, 只有 9 月份的降水年序列表变化趋势通过了 0.1 水平的显著性检验, 证明此期间降水的下降趋势较为显著。铁岭地区 4 个测站不同月份降水的变化趋势有的显著( $P < 0.05$  或  $P < 0.1$ ), 有的不显著( $P > 0.1$ )。

对比张立平<sup>[12]</sup>等对铁岭市近 60 年来降水的多时间尺度分析的研究结果发现, 其利用线性回归分析、Morlet 小波分析和 M-K 突变分析三种方法对铁岭市近 60 年的降水进

行分析, 虽然在研究方法及侧重点上与本文不同, 但在降水趋势的分析结果和 M-K 检验的突变现象上与本研究结果基本一致。

表 1 各站及研究区逐月降水量的倾向率及显著性水平

Tab. 1 Monthly tendency rate and significance level of precipitation at each station and throughout the region

	铁岭站	西丰站	开原站	昌图站	全区
1 月	0.312	0.423	0.424	0.099	0.315
2 月	-0.118	-0.09	-0.122	-0.259	-0.147
3 月	0.853	0.173	0.463	0.025	0.378
4 月	-2.079	0.045	-2.206	-3.271*	-1.878
5 月	-4.347**	-3.19	-2.945	-1.9	-3.095
6 月	-5.375	0.546	-4.217	1.515	-1.883
7 月	-3.47	-11.805	-3.149	-15.705*	-8.532
8 月	1.001	-6.455	8.386	-0.07	0.716
9 月	-3.477	-8.284**	-7.772**	-5.858	-6.348*
10 月	-0.016	-0.283	-0.568	-0.887	-0.439
11 月	1.206	0.74	2.175	0.897	1.255
12 月	1.346	0.597	1.014	0.321	0.819

注: \*\* 和 \* 分别表示通过了 0.05 和 0.1 水平的显著性检验。

#### 3.2 降水预测

应用 GRNN 模型进行降水预测的结果见表 2 及图 4。由于日时间尺度上降水波动性较大, 且日降水序列较长, 为减少训练的工作量, 同时确保训练精度, 将实测逐日降水数据整理为逐月数据进行训练<sup>[13-14]</sup>。以 1960 年-2006 年实测逐月降水量作为输入向量, 即输入层神经元个数为 564 个; 以 2006 年逐月预测值作为输出向量, 即输出层的神经元数为 12 个。由图表可看出, GRNN 模型在铁岭地区的应用较为理想, 从 2006 年的预测效果来看, 各月的预测值与真实值相差不大, 其误差的绝对值在 3.39%~19.45% 范围内, 预测效果最好的是 10 月份, 其次为 3 月和 9 月。效果不理想的月份主要是 2 月、11 月和 12 月。这可能是由于枯水期期间, 铁岭地区的降水主要是雪水, 水量较少, 略微变大就使误差增大。总体上, GRNN 模型在降水量预测方面有较好的预测效果。

表 2 GRNN 模型的预测结果(2006 年)

Tab. 2 Prediction results of GRNN (2006)

时间 / 月	GRNN 模型预测值 / mm	2006 年实测值 / mm	GRNN 模型预测误差 (%)
1	5.64	6.28	11.184
2	11.87	14.18	19.45
3	2.79	2.63	5.76
4	29.71	24.98	15.938
5	52.66	42.63	19.063
6	109.87	96.95	11.758
7	96.02	81.53	15.10
8	131.07	112.5	14.171
9	52.54	47.58	9.4
10	44.38	42.88	3.39
11	25.47	20.53	19.409
12	0.30	0.35	16.086

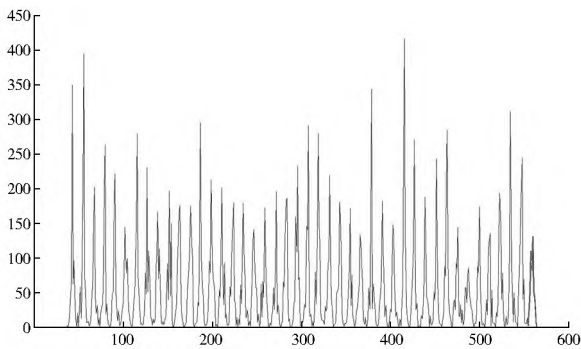


图 4 GRNN 结果预测

Fig. 4 Prediction results of GRNN model

从训练过程和结果来看, GRNN 神经网络的收敛速度快、预测精度高、不易陷入局部极小值等优点得以体现, 因为 GRNN 只需要对 SPREAD 参数进行调整, 所以可以更快地预测网络, 具有较大的计算优势, 并且在训练中增加训练次数可以提高模拟精度。相对而言, BP 网络的预测需要繁琐的迭代、试算<sup>[5]</sup>, 会导致其对区域降水演变分析的优势不明显; 而本研究中的 GRNN 神经网络预测模型, 在降水量预测中尤其是在小样本预测问题上具有突出优势, 其逼近效果好且精度高, 同时也反映了该方法在降水预测中的可行性<sup>[6]</sup>。

## 4 结语

本研究将 GRNN 模型应用于降水预测是一种新的尝试。通过实例对该模型的预测效果进行了分析, 得出 GRNN 模型在降水预测的训练中发挥了速度快、逼近效果好、预测精度高的特性。本文仅选取了辽河干流铁岭段作为研究区域, 模型可行性得以证实, 但其是否适用于其他地区有待进一步探讨, 在以后的研究中可选取不同区域进行分析, 尝试与其他方法结合起来研究模型和流域降水-径流特性之间的关系, 为具有相同特性的流域降水预测提供参考。

### 参考文献(References):

- [1] 包红军, 李致家, 王莉莉. 降雨径流模拟神经网络模型及应用[J]. 西安建筑科技大学学报: 自然科学版, 2009(5): 719-722. (BAO Hongjun, LI Zhijia, WANG Lili. Rainfall runoff modeling with artificial neural network and genetic algorithm[J]. Journal of Xi'an University of Architecture & Technology: Natural Science Edition, 2009(5): 719-722. (in Chinese))
- [2] 苏力. 时间序列分析预测法在降水预报中的应用[J]. 青海气象, 2006(4): 12-14. (SU Li. The method of analysis for time series forecasting and its application in precipitation forecast[J]. Journal of Qinghai Meteorology, 2006(4): 12-14. (in Chinese))
- [3] 张鑫, 任永泰, 王福林, 等. 基于改进灰色马尔科夫模型的年降水量预测[J]. 数学的实践与认识, 2011, 41(11): 51-57. (ZHANG Xin, REN Yongtai, WANG Fulin, et al. Prediction of annual precipitation based on improved grey Markov Model[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2011, 41(11): 51-57. (in Chinese))
- [4] 张淑杰, 张玉书, 隋东, 等. 东北地区参考蒸散量的变化特征及其成因分析[J]. 自然资源学报, 2010, 25(10): 1750-1761. (ZHANG Shujie, ZHANG Yushu, SUI Dong, et al. Changes in reference evapotranspiration and its causes in Northeast China[J]. Journal of Natural Resources, 2010, 25(10): 1750-1761. (in Chinese))
- [5] 于延胜, 陈兴伟. 基于 Mann Kendall 法的水文序列趋势成分比重研究[J]. 自然资源学报, 2011, 26(9): 1585-1591. (YU Yansheng, CHEN Xingwei. Study on the percentage of trend component in a hydrological time series based on Mann Kendall method[J]. Journal of Natural Resources, 2011, 26(9): 1585-1591. (in Chinese))
- [6] 艾萍, 吴军澜, 王雪娇, 等. 基于 Mann Kendall 法的水温时间序列检验[J]. 水利水电技术, 2014, 45(2): 10-13. (AI Ping, WU Junlan, WANG Xuejiao, et al. Mann Kendall method based test on water temperature time series[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2014, 45(2): 10-13. (in Chinese))
- [7] 赵林明. 多层前向人工神经网络[M]. 黄河水利出版社, 1999. (ZHAO Liming. Multi Layer forward artificial neural networks[M]. The Yellow River Water Conservancy Press, 1999. (in Chinese))
- [8] Hull JR, Pendse HP, Musavi MT. A neural network algorithm using wavelet and auto regressive inputs for system identification[J]. IEEE International Conference on Networks, 1997, 294: 724-727.
- [9] 崔东文. RBF 与 GRNN 神经网络模型在河流健康评价中的应用[J]. 中国农村水利水电, 2012(3): 56-61. (CUI Dongwen. RBF and GRNN neural network model in the evaluation of river health[J]. China Rural Water and Hydropower, 2012(3): 56-61. (in Chinese))
- [10] 葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 MATLAB2007 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007. (GE Zhexue, SUN Zhiqiang. Neural network theory and MATLAB 2007 implementation[M]. Beijing Electron Industry Press, 2007. (in Chinese))
- [11] P D Wasserman. Advanced Methods in Neural Computing[M]. New York: Van Nostrand Reinhold, 1993: 155-161.
- [12] 张立平, 刘小强. 铁岭市近 60 年来降水的多时间尺度分析[J]. 甘肃水利水电技术, 2014, 50(3): 5-17. (ZHANG Liping, LIU Xiaoqiang. Multiple time scale analysis of precipitation in Tieling City over last 60 years[J]. Gansu Water Resources And Hydropower Technology, 2014, 50(3): 5-17. (in Chinese))
- [13] 周振民, 刘荻. 基于 MATLAB 的人工神经网络用水量预测模型[J]. 中国农村水利水电, 2007(4): 45-49. (ZHOU Zhenmin, LIU Di. Forecast of water using MATLAB neural network[J]. China Rural Water and Hydropower, 2007(4): 45-49. (in Chinese))
- [14] 杨荣富, 丁晶, 刘国东. 神经网络模拟降水径流过程[J]. 水利学报, 1998, 29(10): 69-73. (YANG Rongfu, DING Jing, LIU Guodong. Neural networks for rainfall runoff modeling[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 1998, 29(10): 69-73. (in Chinese))
- [15] 葛彩莲, 蔡焕杰, 王健, 等. 基于 BP 神经网络的降雨量预测研究[J]. 节水灌溉, 2010(11): 7-10. (GE Cailian, CAI Huanjie, WANG Jian, et al. Study on rainfall forecast based on BP neural network[J]. Water Saving Irrigation, 2010(11): 7-10. (in Chinese))
- [16] 梁国华, 刁树峰, 王本德. 基于 BP 神经网络的旬降雨径流相关预报模型[J]. 水力发电, 2009(8): 10-12. (LIANG Guohua, XI Shufeng, WANG Bend. Ten day correlation forecast model of rainfall and runoff based on BP neural network[J]. Water Power, 2009(8): 10-12. (in Chinese))