

文章编号: 1008 - 2786 - (2017)6 - 882 - 08

DOI: 10. 16089/j. cnki. 1008 - 2786. 000290

基于灰色关联与 BP 神经网络的 台风非台风暴雨洪水分类模拟

林志东¹, 陈兴伟^{1, 2, 3}, 张仓荣⁴

(1. 福建师范大学 地理科学学院, 福建 福州 350007; 2. 福建省陆地灾害监测评估工程技术研究中心, 福建 福州 350007;
3. 湿润亚热带山地生态国家重点实验室培育基地, 福建 福州 350007; 4. 台湾大学 生物环境系统工程学系, 台湾 10617)

摘 要: 为进一步研究 BP 神经网络模型在我国东南沿海地区不同类型暴雨洪水模拟的适用性, 基于 1956—2011 年东南沿海西溪流域暴雨洪水实测资料, 将洪水划分为台风和非台风暴雨洪水两类, 选取并统计影响洪峰流量的 7 个要素, 采用灰色关联法, 分别分析洪水、台风暴雨洪水、非台风暴雨洪水的洪峰流量与各个要素之间的相关性, 应用 BP 神经网络模型对三种系列洪水进行分类模拟。结果表明: (1) 各个要素分别与台风和非台风暴雨洪水的洪峰流量的关联度大小、排序明显不同, 不同类型洪水的洪峰流量与影响要素的之间相关程度存在较大的差异; (2) 构建的多种 BP 神经网络模型结果都较为满意, 可用于西溪流域洪峰流量的模拟预测, 且进行台风与非台风暴雨洪水分类后的模型性能更优; (3) 分别选取 4 个主要影响要素建立的台风与非台风暴雨洪水 BP 神经网络模型, 模拟和预测的精度同样较高, 能够有效地预测洪峰流量。

关键词: 台风; 暴雨洪水; 灰色关联法; BP 神经网络; 西溪流域

中图分类号: P333. 2

文献标志码: A

洪水一直是严重威胁人类生存和发展的自然灾害之一, 尤其随着气候变化和社会经济发展, 其发生频率和造成损失呈上升趋势^[1]。洪水的发生过程通常是复杂的, 兼具时间与空间分布差异性, 加上下垫面条件、人类活动等因素影响, 无疑增加了洪水过程模拟和预报的难度^[2]。洪峰流量是衡量洪水发生的严重程度的重要指标之一, 对其准确的模拟和预测, 一直是洪水预报的研究重点。

早期的洪水预报以操作简便的经验相关法为代表, 预报精度不稳定。近几十年来, 许多学者应用水文模型对洪水进行模拟预报, 精度较高, 但易受所需资料匮乏的限制^[3-4]。人工神经网络凭借其强大的非线性映射能力, 同时结构简单、所需资料少、具有自学能力等优点, 得到了广泛的应用^[5-8]。众多研

究者将人工神经网络模型运用于流域径流模拟、洪水过程模拟、洪水水位预测等方面, 结果较为满意, 为水文领域提供重要的研究途径^[9-13]。此外, 也有学者对莺落峡未分类和分类后的月径流进行模拟预报, 研究发现将径流分为汛期和非汛期的 BP 神经网络模型性能显然更优^[14]。由此可见, BP 神经网络模型适用于复杂的洪水过程模拟研究, 具有良好的应用前景。

福建省地处中国东南沿海, 受季风和台风的影响显著, 常有暴雨洪涝灾害发生, 严重影响区域经济发展, 尚未见应用 BP 神经网络进行洪水模拟研究。西溪流域位于福建东南部, 是沿海经济较为发达的地区之一。已有研究表明, 影响西溪流域的洪水可分为台风暴雨洪水与非台风暴雨洪水, 且两种类型

收稿日期 (Received date): 2016 - 09 - 21; 改回日期 (Accepted date): 2017 - 12 - 12

基金项目 (Foundation item): 福建省高校产学合作科技重大项目 (2015Y4002) [Science and Technology Plan Key Projects of Fujian Province (2015Y4002)]

作者简介 (Biography): 林志东 (1990 -), 男, 福建漳州人, 硕士研究生, 研究方向: 水文与水资源 [Lin Zhidong (1990 -), male, born in Zhangzhou, Fujian Province, M. Sc. candidate, research on hydrology and water resource] E-mail: linzhidong56@qq.com

* 通信作者 (Corresponding author): 陈兴伟 (1963 -), 男, 博士, 教授, 研究方向: 水文水资源与水环境 [Chen Xingwei (1963 -), male, PhD, professor, research on hydrology, water resource and water environment] E-mail: cxwchen215@163.com

洪水的时空变化特征存在较大的差异^[15]。BP神经网络方法对于兼具台风暴雨与非台风暴雨两类洪水的适用性如何也未见报道。因此,以该流域为研究区,基于1956—2011年历年最大一次的暴雨洪水观测资料,采用灰色关联法对洪峰流量的影响要素进行分析,构建不同洪水类型的多种BP神经网络模型进行比较,探讨BP神经网络模型在我国东南沿海地区暴雨洪水洪峰流量的模拟预测的适用性,进一步分析区分台风与非台风暴雨洪水的合理性。

1 研究区概况

西溪位于福建省东南部,为晋江水系的正源,流程全长145 km,干、支流流向往往近于垂直相交,属于格子状的扇形水系。本文选取安溪水文站(25°03'N,118°11'E)以上的流域为研究区(见图1),集水面积为2466 km²,属亚热带海洋性季风气候,年平均气温为19.5~21.0℃,降水集中在夏半年的前、后汛期,且呈现出明显的双峰型^[16]。区内地貌类型较为多样,以中山、低山为主,地势高峻,河流深切,自西向东构成明显的阶状下降地形,形成了许多低缓丘陵和狭小的平原^[17]。流域内的岩层以流纹岩和花岗岩占绝对优势,其抗蚀力较弱,而夏季多对流性暴雨和台风雨,山区河水暴涨暴落,极易导致山洪、滑坡、泥石流等灾害发生。

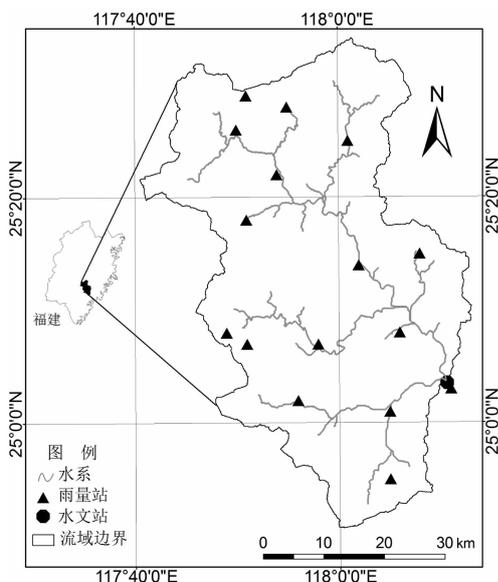


图1 研究区概况

Fig.1 Map of study region

2 数据说明与研究方法

2.1 数据说明

选用1956—2011年安溪水文站和6~16个雨量站历年最大一次暴雨洪水事件资料进行分析,雨量站点在流域空间分布较为均匀,且个数也能满足流域降雨特征指标的插值计算,数据来源于福建省水文水资源勘测局。参考文献^[18-20]等的研究,统计了一系列反映影响洪峰流量的要素,包括降雨量*Pm*、降雨强度*Rp*、降雨历时*RL*、暴雨时间变差系数*Ct*、暴雨相对中心*Rd*、暴雨空间变差系数*Cvp*和起涨流量*Qb*。其中,*Qb*指洪水过程中起涨时刻的流量,可以表征降水前期下垫面的含水情况^[21]。文献^[15]已详细介绍各要素的代表意义以及计算过程和结果,此处不再赘述。

2.2 灰色关联分析法

灰色关联分析法是根据因素之间变化的态势,用量化方法所获得的关联度,衡量因素之间相关程度的一种系统分析方法,已广泛应用于许多领域^[22]。在进行数据列关联分析时,若两个因素变化的趋势及程度具有一致性,说明二者关联程度较高,具体公式如下所示。

设 $X_0 = \{X_0(k) | k = 1, 2, \dots, n\}$ 为参考序列, $X_i = \{X_i(k) | k = 1, 2, \dots, n\}$, ($i = 1, 2, \dots, n$) 为比较数列,则 $X_i(k)$ 与 $X_0(k)$ 的关联系数为:

$$\xi(k) = \frac{\min_i \min_k |X_0(k) - X_i(k)| + \rho \max_i \max_k |X_0(k) - X_i(k)|}{|X_0(k) - X_i(k)| + \rho \max_i \max_k |X_0(k) - X_i(k)|} \quad (1)$$

式中: ρ 称为分辨系数,其大小决定绝对差值对 $\xi(k)$ 的贡献大小,提高关联系数之间的差异性,根据灰色关联系统软件的提示,取 $\rho = 0.1$; $|X_0(k) - X_i(k)|$ 为 X_0 与 X_i 第 k 个指标的绝对差值; $\min_i \min_k |X_0(k) - X_i(k)|$ 为绝对差值的最小值, $\max_i \max_k |X_0(k) - X_i(k)|$ 为绝对差值的最大值。

为了便于比较,将各时刻的关联系数 $\xi(k)$ 集中体现在一个值,称为关联度。关联度的值越大,表示两者的几何曲线形状越接近,相关性程度越高,其计算公式如下:

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi(k) \quad (2)$$

2.3 BP神经网络模型

2.3.1 方法简介

BP神经网络(back-propagation network)是由

1985 年 Rumelhart 等人提出的,目前应用较为广泛^[23]。BP 神经网络采用误差反向传播算法,不仅有输入节点、输出节点,而且有一层或多层隐节点。对于输入信号,先向前传播到隐节点,经作用函数后,传播到输出节点,得到输出结果。当输出层结果得不到期望的输出,则转入反向传播,通过修改各层神经元的权值,周而复始的信息正向传播与反向传播,使得输出的误差最小,也是神经网络自学习的过程。BP 神经网络模型的作用函数取为(0,1)内连续取值 Sigmoid 函数(见式 3),而误差计算模型和自学习模型分别如式(4)和式(5)所示。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

$$E_p = \frac{1}{2} \times \sum (t_{pi} - o_{pi})^2 \quad (4)$$

式中: t_{pi} 表示 i 节点的期望输出值; O_{pi} 则表示 i 节点计算输出值。

$$\Delta w_{ij}(n+1) = h \times \varphi_i \times o_j + \alpha \times \Delta w_{ij}(n) \quad (5)$$

式中: h 表示学习因子; φ_i 表示输出节点 i 的计算误差; o_j 表示输出节点 j 的计算输出; α 表示动量因子。

2.3.2 模型构建

文献^[15]根据西溪流域的降水实测数据和相应的台风资料,将 1956—2011 年西溪流域洪水事件区分为台风和非台风暴雨洪水,统计一系列反映暴雨洪水特征的指标进行对比分析,并建立洪峰流量与暴雨特征要素的多元逐步线性回归模型,结果发现降雨量、暴雨时间变差系数、暴雨相对中心、前期降水对台风暴雨洪水洪峰流量具有显著影响,而非台风暴雨洪水洪峰流量主要受降雨量、降雨历时、暴雨时间变差系数、暴雨空间变差系数的影响,表明西溪流域台风非台风暴雨洪水的时空分布特征具有明显差异性,有必要区分洪水类型进行研究。为此,选用 1956—1999 年暴雨洪水的历史数据作为训练样本,构建多种 BP 神经网络模型进行比较分析:1)将所有要

素作为输入因子,构建未分类的暴雨洪水 BP 神经网络模型;2)将全部洪水划分为台风与非台风暴雨洪水,选取所有要素作为输入因子,分别构建分类后的暴雨洪水 BP 神经网络模型;3)根据灰色关联分析的结果,分别选取台风与非台风暴雨洪水洪峰流量的主要影响要素为输入因子,构建部分要素的暴雨洪水 BP 神经网络模型。

2.3.3 模型验证与评价

选用 2000—2011 年西溪流域 8 场台风暴雨洪水和 4 场非台风暴雨洪水作为预测样本,进行模型适用性验证;并选择较为直观和常用的相对误差、绝对误差以及决定系数等评价指标,对西溪流域洪峰流量 BP 神经网络模型的模拟和验证结果进行评价。

3 结果分析

3.1 洪峰流量与影响要素的灰色关联分析

将西溪流域所有暴雨洪水、以及划分为台风与非台风暴雨洪水的洪峰流量分别与各个影响要素进行灰色关联分析,其结果如表 1 所示。可以看出,各个影响要素对于未分类和分类后暴雨洪水的洪峰流量的关联度大小是不同的,例如, Rd 对台风暴雨洪水的洪峰流量关联度值为 0.702,而对非台风暴雨洪水洪峰流量的关联度值为 0.343;按照各要素与洪峰流量的关联度,由大到小的排序结果分别是:台风暴雨洪水 $Pm > Rd > Ct > Qb > RL > Rp > Cvp$,非台风暴雨洪水 $Pm > RL > Ct > Cvp > Rp > Qb > Rd$,全部暴雨洪水 $Pm > Rp > Qb > Ct > RL > Rd > Cvp$ 。将灰色关联分析与多元线性回归的结果进行比较,发现分别与台风非台风暴雨洪水的洪峰流量关联度较大的前 4 个要素,与多元回归分析的结果是一致的^[15]。也即, Pm 、 Rd 、 Ct 、 Qb 是主要影响台风暴雨洪水洪峰流量的 4 个要素,而影响非台风暴雨洪水洪峰流量的 4 个主要影响要素分别为 Pm 、 RL 、 Ct 、 Cvp 。

表 1 各要素的灰色关联度

Tab. 1 Grey regression degrees of indexes

暴雨洪水类型	Pm/mm	Rd/km	Ct	$Qb/(m^3/s)$	RL/h	$Rp/(mm/h)$	Cvp
台风暴雨洪水	0.759	0.702	0.695	0.682	0.674	0.621	0.617
非台风暴雨洪水	0.797	0.343	0.693	0.526	0.731	0.581	0.665
全部暴雨洪水	0.703	0.554	0.608	0.618	0.579	0.687	0.551

3.2 BP神经网络模拟结果对比分析

3.2.1 未分类与分类后的洪峰流量模拟结果对比分析

将1956—1999年的暴雨洪水作为训练样本,选取所有要素为输入因子,分别构建未分类和分类后的暴雨洪水洪峰流量BP神经网络模型,其模拟结果如图2所示。其中,分类后BP模拟值曲线是分别模拟台风与非台风暴雨洪水洪峰流量的结果,然后按照年份排序合并得到。从总体上看,未分类部分年份洪峰流量的模拟值与实测值相差较大,如1972年,模拟值为2950 m³/s,而实测值为3780 m³/s,其绝对误差为21.95%,而分类后进行洪峰流量模拟值曲线与实测值较为吻合,误差较小。未分类与分类后暴雨洪水的BP神经网络模拟结果统计如表2所示,未分类模拟结果的最大绝对误差、最小绝对误差、平均绝对误差分别为26.43%、0.09%、10.94%,R²值为0.915,而分类后模拟结果明显更好,其最大绝对误差、最小绝对误差的值都较低,平均绝对误差为6.08%,R²值为0.957。未分类与分类后的模型模拟结果存在差异主要原因,是台风非台风暴雨洪水的形成原因、变化特征有较大的差异,由灰色关联度分析结果也可以看出各要素对于两种类型洪水洪峰流量具有不同的影响程度,不以区分洪水类型对于模拟结果会有一定的影响。区分洪水类型进行BP神经网络模型的构建与模拟,提高了

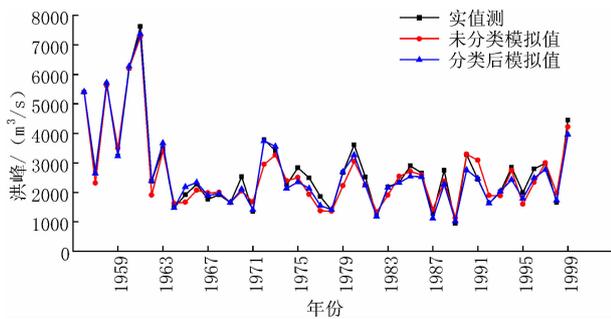


图2 暴雨洪水洪峰流量BP模型模拟结果

Fig.2 Simulation results of peak discharge by BP model

表2 暴雨洪水未分类与分类后的BP模型模拟结果

Tab.2 Simulation results of classified and no-classified storm-floods by BP model

暴雨洪水	最大绝对误差/%	最小绝对误差/%	平均绝对误差/%	R ²
未分类	26.43	0.09	10.94	0.925
分类后	16.93	0.03	6.08	0.957

洪峰流量的模拟精度,同时进一步表明了台风与非台风暴雨洪水时空特征存在差异,应给予区分研究。

3.2.2 所有与部分要素的洪峰流量模拟结果对比分析

如前所述,对于分类后的洪水,本文选取的所有要素共7个,而部分要素分别有4个。将部分因素作为输入因子,分别构建台风与非台风暴雨洪水的BP神经网络模型,并与根据所有要素的模型模拟结果进行对比,分别如图3、图4所示。可以看出,台风与非台风暴雨洪水两条BP模拟值曲线与洪峰流量实测值都较为吻合,模拟效果较好。所有要素与部分要素的洪峰流量BP神经网络模型模拟结果统计如表3所示,台风与非台风暴雨洪水所有要素的模拟结果的最大绝对误差和最小绝对误差都略低于部分要素的模拟结果,台风暴雨洪水所有要素和部分要素的平均绝对误差分别为7.85%、9.87%,R²值分别为0.958、0.931;非台风暴雨洪水所有要素和部分要素的绝对平均误差分别为1.36%、4.79%,R²值分别为0.979、0.954;非台风暴雨洪水

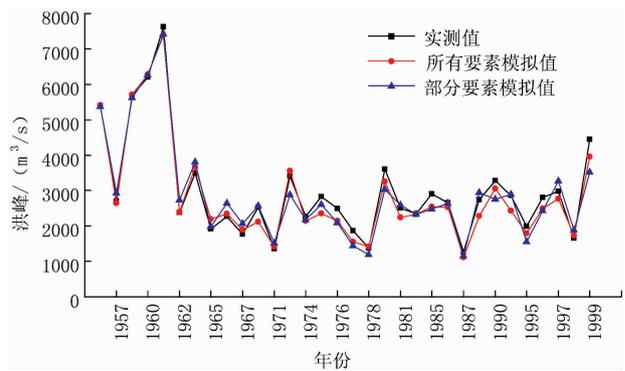


图3 台风暴雨洪水模拟结果

Fig.3 Simulation results of typhoon storm-flood

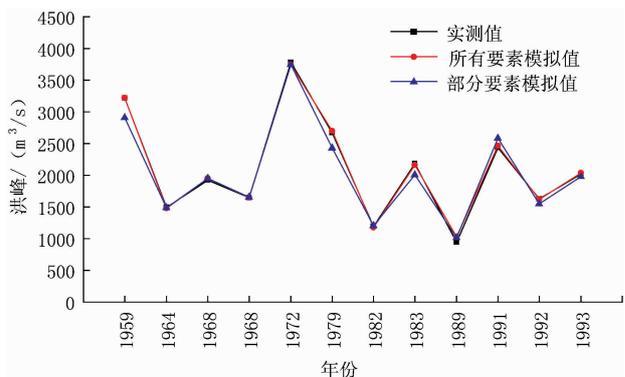


图4 非台风暴雨洪水模拟结果

Fig.4 Simulation results of non-typhoon storm-flood

表3 暴雨洪水不同要素的 BP 模型模拟结果

Tab. 3 Simulation results of storm-flood
by BP model under different index

暴雨洪水类型	选取要素	最大绝对 误差/%	最小绝对 误差/%	平均绝对 误差/%	R ²
台风暴雨	所有要素	16.93	0.21	7.85	0.958
雨洪水	部分要素	22.56	0.48	9.87	0.931
非台风	所有要素	9.49	0.03	1.36	0.979
暴雨洪水	部分要素	9.64	0.12	4.79	0.954

的所有模拟结果都要优于台风暴雨洪水,主要原因是由台风引起的暴雨时空变化较为明显,洪水与影响要素的关系更为复杂,导致台风暴雨洪水的模拟精度较低。总体上看,台风暴雨洪水所有要素的模拟结果略优于部分要素,非台风暴雨洪水对两种不同选取要素的模拟结果较为相近,两种类型暴雨洪水的 BP 神经网络模拟结果误差较小、精度较高。由此可见,选取部分要素进行 BP 神经网络的构建与模拟是可行的。也即,4 个主要影响要素能够有效地反映台风与非台风暴雨洪水时空变化特征的差异性。

3.2.3 多种 BP 神经网络模型模拟结果差异性分析

如前所述,分类后的洪峰流量模拟值与实测值更为吻合,明显优于未分类的模拟结果;台风与非台

风暴雨洪水部分要素的模拟结果都略差于所有要素的模拟结果,但其误差仍然较小,精度较高。也即未分类的 BP 神经网络模型的模拟结果最差,而区分暴雨洪水类型且选取所有要素的 BP 神经网络模型的模拟结果最优。三种模型模拟结果差异的主要原因,一是研究区位于东南沿海,受台风暴雨洪水和非台风暴雨的共同影响,不同类型洪水的形成原因、变化特征有较大的差异,对于模型的模拟结果具有一定的影响;二是台风与非台风暴雨洪水与影响要素的之间相关程度存在较大的差异,分别选取主要影响要素所构建的模型,其模拟结果也较为满意。由此可见,应用 BP 神经网络模型进行东南沿海地区暴雨洪水模拟预测时,关键在于区分暴雨洪水类型,而后可根据已有资料和精度要求,适当选取洪水影响要素进行研究。

3.3 BP 神经网络模型验证结果分析

选用 2000—2011 年西溪流域 8 场台风暴雨洪水和 4 场非台风暴雨洪水作为预测样本,分别对上述模型进行验证,其结果汇总如表 4 所示。从未分类与分类后的预测结果比较来看,除了 2002 年分类后的洪峰流量预测值相对误差为 -15.51%,略差于未分类的结果外,分类后的洪峰流量预测值与实测值明显更为接近,误差更小。从绝对平均误差统计也可以看出,分类后的台风与非台风暴雨洪水类型

表4 BP 模型模拟西溪流域洪水模拟的结果评价

Tab. 4 Evaluation of simulated flood events for Xixi watershed by BP model

暴雨洪水类型	年份	洪峰流量 实测值 /(m ³ /s)	未分类所有要素		台风非台风所有要素		台风非台风部分要素	
			模拟值 /(m ³ /s)	相对误差 /%	模拟值 /(m ³ /s)	相对误差 /%	模拟值 /(m ³ /s)	相对误差 /%
台风暴雨 雨洪水	2002	3470	2978.92	-14.15	2931.86	-15.51	3075.26	-11.38
	2003	1760	2046.06	16.25	1921.34	9.17	2008.39	14.11
	2004	1060	1199.81	13.19	1155.15	8.98	1234.52	16.46
	2005	2940	3210.65	9.21	2879.64	-2.05	2711.5	-7.77
	2006	3700	3389.30	-8.40	3461.76	-6.44	3190.36	-13.77
	2007	2070	1854.47	-10.41	1968.40	-4.91	2291.02	10.68
	2008	815	1030.84	26.48	934.33	14.64	959.11	17.68
	2009	1100	1140.81	3.71	1133.12	3.01	1243.23	13.02
	绝对平均				12.73		8.09	
非台风暴雨 雨洪水	2000	3600	3311.44	-8.02	3566.21	-0.94	3439.50	-4.46
	2001	1960	2019.14	3.02	1963.36	0.17	1843.31	-5.95
	2010	2860	2335.59	-18.34	2858.20	-0.06	3022.82	5.69
	2011	1650	1435.68	-12.99	1690.19	2.44	1800.05	9.09
	绝对平均				10.59		0.90	

分别为 8.09%、0.90%，而未分类对应的台风与非台风暴雨洪水类型分别为 12.73%、10.59%。从选取所有要素与部分要素的洪峰流量预测结果来看，台风暴雨洪水场次所有要素与部分要素的平均绝对误差分别 8.09%、13.11%，而非台风场次所有要素与部分要素的绝对平均误差分别 0.90%、6.30%，两种类型暴雨洪水的洪峰流量预测值与实测值都较为吻合，误差较小。总体上，多种 BP 神经网络模型预测结果较为满意，表明该模型适用于西溪流域洪峰流量的模拟预测，且将洪水类型进行分类后，选取所有要素构建的 BP 神经网络模型的性能最优。

4 结论

(1) 灰色关联分析表明，西溪流域台风暴雨洪水的洪峰流量与降雨量、暴雨相对中心、暴雨时间变差系数、前期降水关联度较高，而非台风暴雨洪水洪峰流量与降雨量、降雨历时、暴雨时间变差系数、暴雨空间变差系数关联度较高；也即不同暴雨洪水类型的洪峰流量与各影响要素之间的相关程度具有较大的差异性。

(2) 根据不同洪水类型和选取的影响要素，构建多种 BP 神经网络模型，未分类与分类后的洪峰流量模拟结果的平均绝对误差分别为 10.94%、6.08%， R^2 值分别为 0.915、0.957，表明应用该模型进行西溪流域洪峰流量的模拟预测是可行的。其中，进行台风与非台风暴雨洪水分类后的 BP 神经网络模型的结果更好、误差较小，也进一步表明西溪流域区分台风与非台风暴雨洪水的合理性。

(3) 分别用 4 个主要影响要素建立的 BP 神经网络模型，台风与非台风暴雨洪水的平均绝对误差分别为 9.87%、4.79%， R^2 值分别为 0.931、0.954，精度同样较高，以此进行洪峰流量的模拟预测也是可行的。

(4) 上述结果也初步表明，由于我国东南沿海地区的暴雨洪水特征存在着台风和非台风暴雨洪水的差异，区分两种不同类型的暴雨洪水，对于深化区域暴雨洪水机理的研究和提高洪水模拟预测精度具有重要意义。

参考文献 (References)

- [1] 马宗晋. 中国重大自然灾害及减灾对策(总论)[M]. 北京: 科学出版社, 1994: 11 - 21 [MA Zongjin. The Momentous Natural Disaster and Reduction Action (General Remarks) [M]. Beijing: Science Press, 1994: 11 - 21]
- [2] DALIAKOPOULOS IN, TSANIS IK. Comparison of an artificial neural network and a conceptual rainfall-runoff model in the simulation of ephemeral streamflow [J]. Hydrological Sciences Journal, 2016, 65(15), 2763 - 2774
- [3] 曹枝俏, 王国利, 梁国华, 等. 基于随机模拟信息的神经网络洪水预报模型[J]. 水力发电学报, 2010, 29(4): 63 - 69 [CAO Zhiqiao, WANG Guoli, LIANG Guohua, et al. ANN rainfall-runoff modeling using synthetic informations from conceptual model [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2010, 29(4): 63 - 69]
- [4] 李娇, 姜明媛, 孙文超, 等. 基于 BP 神经网络的泉州市山美水库降雨径流模拟研究[J]. 北京师范大学学报(自然科学版). 2013, 49(2): 170 - 174 [LI Jiao, JIANG Mingyuan, SUN Wenchao, et al. Rainfall-runoff simulation of Shanmei reservoir in Quanzhou city on BP neural networks [J]. Journal of Beijing Normal University (Natural Science), 2013, 49(2): 170 - 174]
- [5] 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]
- [6] 胡健伟, 周玉良, 金菊良. BP 神经网络洪水预报模型在洪水预报系统中的应用[J]. 水文, 2015, 35(1): 20 - 25 [HU Jianwei, ZHOU Yuliang, JIN Juliang. Flood forecasting model on BP neural networks and its application in flood forecasting systems [J]. Journal of China Hydrology, 2015, 35(1): 20 - 25]
- [7] 何颖颖, 陈晓宏, 张云, 等. BP 神经网络在小流域径流模拟中的应用[J]. 水文, 2015, 35(5): 35 - 40 [HE Yiyang, CHEN Xiaohong, ZHANG Yun, et al. Application of BP neural network model in runoff simulating for small watershed [J]. Journal of China Hydrology, 2015, 35(5): 35 - 40]
- [8] TAYEBIYAN A, MOHAMMAD TA, GHAZLI A H, et al. Artificial neural network for modelling rainfall-runoff [J]. Pertanika Journal of Science and Technology, 2016, 24(2): 319 - 330
- [9] 李致家, 周轶, 李志龙, 等. 小波变换与 BP 神经网络耦合的洪水预报方法[J]. 水力发电学报, 2009, 28(2): 20 - 24 [LI Zhijia, ZHOU Yi, LI Zhilong, et al. Flood forecasting method of coupling wavelet transform with BP neural network [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2009, 28(2): 20 - 24]
- [10] KUMAR P S, PRAVEEN T V, PRASAD A D. Artificial neural network model for rainfall-runoff—A case study [J]. International Journal of Hybrid Information Technology. 2016, 9(3): 263 - 272
- [11] 冯利华. 基于神经网络的洪水预报研究[J]. 自然灾害学报, 2000, 9(2): 45 - 48 [FENG Lihua. Flood forecast based on neural network [J]. Journal of Natural Disasters, 2000, 9(2): 45 - 48]
- [12] 朱星明, 卢长娜, 王如云, 等. 基于人工神经网络的洪水水位预报模型[J]. 水利学报, 2005, 36(7): 806 - 811 [ZHU Xingming, LU Changna, WANG Ruyun, et al. Artificial neural network model for flood water level forecasting [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2005, 36(7): 806 - 811]
- [13] 袁晶, 张为, 张小峰. 宜昌站洪峰流量过程神经网络预测模型研究[J]. 科学技术与工程, 2007, 7(23): 6096 - 6099 [YUAN

- Jing, ZHANG Wei, ZHANG Xiaofeng. Flood peak discharge forecasting model of Yichang using artificial neural network[J]. Science Technology and Engineering, 2007, 7(23): 6069 – 6099]
- [14] 张勃,王海青,张华. 基于人工神经网络的莺落峡月径流模拟预测[J]. 自然资源学报, 2009, 24(12): 2169 – 2177 [ZHANG Bo, WANG Haiqing, ZHANG Hua. The simulation and prediction of monthly runoff in Yingluoxia based on artificial neural network[J]. Journal of Natural Resources, 2009, 24(12): 2169 – 2177]
- [15] 林志东,陈兴伟,林木生,等. 东南沿海西流域台风非台风暴雨洪水的时空变化特征[J]. 山地学报, 2017, 35(4): 129 – 141 [LIN Zhidong, CHEN Xingwei, LIN Musheng, et al. Spatial and temporal variations of storm-floods during typhoon and non-typhoon seasons in the Xixi watershed of southeast coastal region [J]. Mountain Research, 2017, 35(4): 129 – 141]
- [16] 鹿世瑾,王岩. 福建气候[M]. 北京:气象出版社, 2012: 138 – 141 [LU Shijin, WANG Yan. The climate of Fujian [M]. Beijing: China Meteorological Press, 2012: 138 – 141]
- [17] 赵昭炳,陈佳源. 福建省地理[M]. 福州:福建人民出版社, 1993: 72 – 77 [ZHAO Zhaobing, CHEN Jiayuan. Geography of Fujian Province [M]. Fuzhou: Fujian People's Publishing House, 1993: 72 – 77]
- [18] 魏林宏,郝振纯,李丽. 降雨空间尺度对径流模拟的影响研究[J]. 水资源与水工程学报, 2006, 17(6): 19 – 23 [WEI Linhong, HAO Zhenchun, LI Li. Study on effects of spatial scale of rainfall to runoff simulation [J]. Journal of Water Resource & Water Engineering, 2006, 17(6): 19 – 23]
- [19] NEIL McIntyre, AISHA Al-Qurashi, HOWARD Wherter. Regression analysis of rainfall-runoff data from an arid catchment in Oman [J]. Hydrological Sciences Journal, 2007, 52(6): 1103 – 1118
- [20] LIN M, CHEN Xingwei, CHEN Ying, et al. Improving calibration of two key parameters in hydrologic engineering center hydrologic modeling system, and analyzing the influence of initial loss on flood peak flows [J]. Water Science & Technology. 2013, 68(12): 2718 – 2724
- [21] 林木生,陈兴伟,陈莹. 晋江西流域洪水与暴雨时空分布特征的相关分析[J]. 资源科学, 2011, 33(12): 2226 – 2231 [LIN Musheng, CHEN Xingwei, CHEN Ying. Regression analysis of flood response to the spatial and temporal variability of storm in the Jinjiangxixi watershed [J]. Resources Science, 2011, 33(12): 2226 – 2231]
- [22] 姚俊英,朱红蕊,南极月,等. 基于灰色理论的黑龙江省暴雨洪涝特征分析及灾变预测[J]. 灾害学, 2012, 27(1): 59 – 63 [YAO Junying, ZHU Hongrui, NAN Jiyue, et al. Analysis of flood and disaster forecast in Heilongjiang Province based on grey theory [J]. Journal of Catastrophology, 2012, 27(1): 59 – 63]
- [23] HECHT-NIELSEN R Theory of the backpropagation neural network [J]. Neural Networks. 1988, 1(1): 65 – 93

Simulation of Storm-Floods during Typhoon and Non-Typhoon Seasons Based on Grey Correlation Analysis and BP Neural Network

LIN Zhidong¹, CHEN Xingwei^{1,2,3}, ZHANG Cangrong⁴

(1. College of Geographical Sciences, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China;

2. Fujian Provincial Engineering Research Center for Monitoring and Assessing Terrestrial Disasters, Fuzhou 350007, China;

3. State Key Laboratory Breeding Base of Humid Subtropical Mountain Ecology, Fuzhou 350007, China;

4. Bioenvironmental Systems Engineering, National Taiwan University, Taiwan 10617, China)

Abstract: Convective rainstorms and typhoon storms occur frequently in the southeastern coastal area of China. In order to investigate the applicability of BP neural network model for simulating storm-floods in this region, Xixi watershed was selected as a study area. Based on observed data of annual rainstorm flood events occurring from 1956 to 2011, seven indices describing the characteristics of storm-floods were calculated (rainstorm volume, rain intensity, rain duration, rainfall time coefficient of variation, center position of rainstorm peak, rainfall space coefficient of variation, and starting discharge of flood). First, all storm-floods were divided into two types: the typhoon storm-floods and non-typhoon storm-floods. Then, the correlation between peak discharge and each of the seven indices was estimated respectively with a grey correlation method, regarding three flood groups (all events,

typhoon, non-typhoon) separately. Finally, a variety of BP neural network models were constructed and the performances of models were compared. The results show that the grey correlation degrees of peak discharge and the indices were different among three storm-floods groups, having a higher correlation for the classified floods. All the BP neural network models proposed worked reasonably well for all flood events, but performed better for typhoon storm-floods and non-typhoon storm-floods respectively. The differing correlations and improved model performance suggest that it is necessary to divide the floods into the typhoon and non-typhoon types. Furthermore, by only selecting four indices based on the grey correlation analysis, the constructed BP neural network models are also applicable for the simulation of peak discharges in the study area.

Key words: typhoon; storm-flood; grey correlation analysis; BP neural network; Xixi watershed