

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2021.13.019

# 人工神经网络和 SWMM 在降雨径流模拟中的应用对比

桂晗亮<sup>1</sup>, 张春萍<sup>1,2</sup>, 武治国<sup>2</sup>, 刘 翀<sup>2</sup>

(1. 武汉工程大学 光电信息与能源工程学院, 湖北 武汉 430000; 2. 武汉新烽光电股份有限公司, 湖北 武汉 430000)

**摘 要:** 降雨径流的精确模拟一直是水文研究领域的重点问题之一,为探究人工神经网络在城市降雨径流模拟中的适用性,选取西宁市某小区为研究对象,以当前降雨量、累积降雨量和前一时段的流量为输入,以当前流量为输出,分别建立径向基神经网络和小波神经网络进行模拟,并与 SWMM 的模拟结果进行对比。另外,通过 SWMM 输出结果训练神经网络替代模型。结果表明,径向基神经网络和小波神经网络对降雨径流的模拟精度较高,能够真实模拟实际径流过程,适用于复杂的城市降雨径流过程模拟。另外,证实了径向基神经网络和小波神经网络模型作为 SWMM 替代模型的适用性。

**关键词:** 降雨径流模拟; 径向基神经网络; 小波神经网络; SWMM

**中图分类号:** TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2021)13-0108-05

## Comparison of Artificial Neural Network and SWMM Applied in Rainfall Runoff Simulation

GUI Han-liang<sup>1</sup>, ZHANG Chun-ping<sup>1,2</sup>, WU Zhi-guo<sup>2</sup>, LIU Chong<sup>2</sup>

(1. School of Optical Information and Energy Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430000, China; 2. Wuhan Newfiber Optics Electron Co. Ltd., Wuhan 430000, China)

**Abstract:** Accurate simulation of rainfall runoff has always been one of the key issues in the field of hydrology. In order to explore the applicability of artificial neural network in urban rainfall runoff simulation, radial basis neural network model and wavelet neural network model were established for simulation by using current rainfall, cumulative rainfall and flow rate in the previous period as input and the current flow rate as output, and the simulation results were compared with those of SWMM in a community in Xining City. In addition, the SWMM output was employed to train the neural network models. The radial basis neural network and wavelet neural network had high accuracy in simulation of rainfall runoff, and could simulate the actual runoff process, which was suitable for complex urban runoff process simulation. In addition, the applicability of radial basis neural network and wavelet neural network models as alternative models of SWMM was verified.

**Key words:** rainfall runoff simulation; radial basis neural network; wavelet neural network; SWMM

基金项目: 武汉市科技局科技创新项目(2018010402011221); 海绵城市建设水系统科学湖北省重点实验室开放基金资助项目(2019-05)

通信作者: 张春萍 E-mail: zhangchunping@chinhangroup.com

目前,国内外对城市降雨径流模拟使用较多的是由美国环保署开发的雨洪管理模型(SWMM),该模型包括对降雨径流的产汇流、下渗等物理过程的模拟<sup>[1]</sup>,存在参数众多且优化困难等实际问题,导致其在城市降雨径流模拟中存在一定的局限性。随着水文气象观测数据的不断丰富,以及计算机计算能力的提升,由数据驱动的降雨径流模型得到了越来越多的关注和应用。

相比于传统物理模型,数据驱动模型步骤简单,具有良好的非线性映射能力,已经被广泛应用于河湖水库等大型流域的降雨径流模拟中<sup>[2-4]</sup>。数据驱动模型一般只考虑数据输入和输出,而不考虑中间过程或应用领域等,因此又被称为黑箱模型<sup>[5-6]</sup>。然而,却鲜有研究将数据驱动模型引入城市小尺度集水区的降雨径流模拟中。

鉴于此,笔者分别选取小波神经网络和径向基神经网络,对西宁市某一小型集水区的降雨径流过程进行模拟,并与物理模型SWMM的模拟结果进行对比,以期数据驱动模型在城市降雨径流模拟中的应用提供参考。

## 1 研究区域和方法

### 1.1 研究区域概况

研究区域的SWMM模型概化如图1所示。

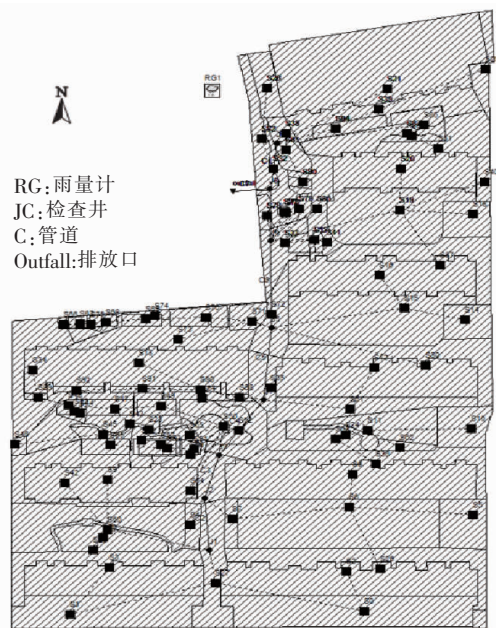


图1 研究区域概化

Fig. 1 Generalized distribution of study area

研究区域是一个封闭的小型汇流地块,该地块

所有的排水经总排口直接接入市政排水管网,监测点位于总排口处。子汇水区土地利用类型分为屋面、道路和绿地。利用GIS计算各个子汇水区的面积、坡度等信息并输入到SWMM的inp.文档中。同时利用雨量计采集研究区域降雨并记录相关数据,降雨特征如下:①2018年7月1日,降雨量为33.5 mm,历时15 h;②2018年7月18日,降雨量为9 mm,历时3.92 h;③2018年9月12日,降雨量为6.5 mm,历时9.25 h。

### 1.2 模拟方法

#### 1.2.1 SWMM模型

SWMM模型主要包括水文、水力和水质三大模块。水文过程主要是模拟地表径流的产流和汇流过程,其中地表产流过程即为净雨形成过程,汇流过程是净雨流经子汇水区向出水口断面或管网汇集过程。水力模块模拟径流在管渠中的流动,主要分为运动波和动力波两种模拟方法。水质模块的原理是根据不同的土地利用类型将汇水区划分为不同的水文响应单元,并根据不同的汇水区定义各种地表污染物的累积模型和冲刷模型,以模拟地表径流中污染物的增长、冲刷、运输和处理过程<sup>[1]</sup>。本研究中选择水文和水力模块。

对研究区域进行模型概化(见图1),并选择Horton入渗模型模拟研究区域的降雨入渗过程,水力模块选取运动波。模型搭建好后需要对参数进行校准,在校准过程中,参考SWMM用户手册对模型完成率定(见表1)。

表1 SWMM水文和水力模块参数

Tab. 1 Parameters of hydrological and hydraulic modules in SWMM

参数名称	物理意义	率定值
N - Imperv	不透水区曼宁系数	0.021
N - Perv	透水区曼宁系数	0.21
Destore - Imperv/mm	不透水区洼蓄深	0.8
Destore - Perv/mm	透水区洼蓄深	3
Condit Roughness	管道曼宁系数	0.023
Max. Infil. Rate/(mm · h <sup>-1</sup> )	最大下渗率	60.1
Min. Infil. Rate/(mm · h <sup>-1</sup> )	最小下渗率	4.1
Decay Constant/h <sup>-1</sup>	衰减常数	5.28
Drying Time/d	完全干燥天数	4

#### 1.2.2 小波神经网络

小波神经网络(WNN)是一种以BP神经网络拓扑结构为基础,把小波基函数作为隐含层节点的传

递函数,信号向前传播的同时误差反向传播的神经网络<sup>[7]</sup>。小波神经网络权值修正算法类似于BP神经网络权值修正算法,采用梯度修正法修正网络的权值和小波基函数参数,从而使小波神经网络预测输出不断逼近期望输出<sup>[8]</sup>。

### 1.2.3 径向基神经网络

径向基神经网络(RBF)是一种前向神经网络,由输入层、隐藏层和输出层构成,结构见图2。第一层为输入层,由信号源节点组成;第二层为隐藏层,隐藏层神经元的变换函数(径向基函数)是对中心点径向对称且衰减的非负线性函数;第三层为输出层,它对输入模型做出反应<sup>[7]</sup>。

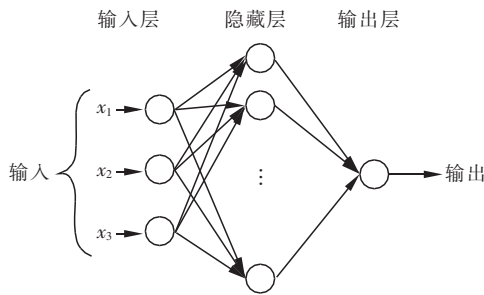


图2 径向基神经网络结构

Fig.2 Structure of radial basis neural network

径向基神经网络中常用的径向基函数是高斯函数,径向基神经网络的激活函数可表示为:

$$R(x_p - c_i) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x_p - c_i\|^2\right) \quad (1)$$

由图2所示的径向基神经网络的结构可得到网络的输出为:

$$y_i = \sum_{i=1}^h \omega_{ij} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x_p - c_i\|^2\right) \quad (2)$$

设 $d$ 是样本的期望输出值,基函数的方差可表示为:

$$\sigma = \frac{1}{p} \sum_j^m \|d_j - y_i c_i\|^2 \quad (3)$$

式中: $x_p = (x_1^p, x_2^p, \dots, x_m^p)^T$ 为第 $p$ 个输入样本; $\omega_{ij}$ 为隐藏层到输出层的连接权值; $y_i$ 为与输出样本对应的网络的第 $j$ 个输出节点的实际输出。

### 1.3 评价标准

本研究选择纳什效率系数NSE和相关系数 $R^2$ 作为评估模型性能的标准,并依据NSE和 $R^2$ 值将拟合精度划分等级如下:NSE < 0.50、0.50 ~ 0.65、0.65 ~ 0.75、0.75 ~ 1.00对应的等级分别为不满意、满意、好、非常好; $R^2$  < 0.60、0.60 ~ 0.75、0.75 ~

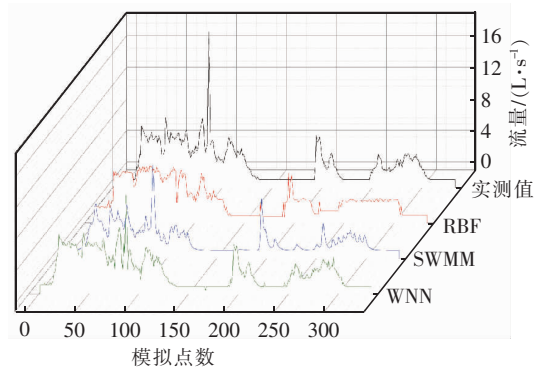
0.90、0.90 ~ 1.00对应的等级分别为不满意、满意、好、非常好<sup>[9]</sup>。

## 2 结果与分析

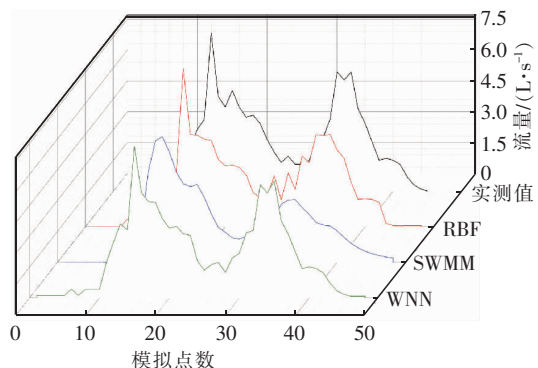
### 2.1 模型对比分析

利用2018年7月1日和18日的场次降雨数据进行模型率定,并采用2018年9月12日的场次降雨数据对模型进行验证。SWMM建模过程中将降雨数据作为模型输入,而神经网络RBF和WNN是采用当前降雨量、累积降雨量和前一个时段的流量这3种数据作为输入,当前模拟的流量作为输出,构建3-6-1的神经网络结构。

SWMM、RBF和WNN三种模型对不同场次降雨的模拟过程如图3所示。可以看出,3种模型的模拟值与实测值整体的吻合程度较好,模拟径流的趋势也与实际的径流过程相接近。为进一步计算各模型的模拟结果,将NSE和 $R^2$ 的模拟计算结果统计于表2,分析发现3种模型对降雨径流的模拟效果较好,NSE值的范围为0.676 ~ 0.895, $R^2$ 整体范围为0.756 ~ 0.899;根据1.3节关于模型模拟效果的等级评估,3种模型模拟效果的等级为好或非常好,整体模拟效果较好,3种模型对降雨径流的模拟均有较好的适用性。



a. 2018年7月1日场次降雨



b. 2018年7月18日场次降雨



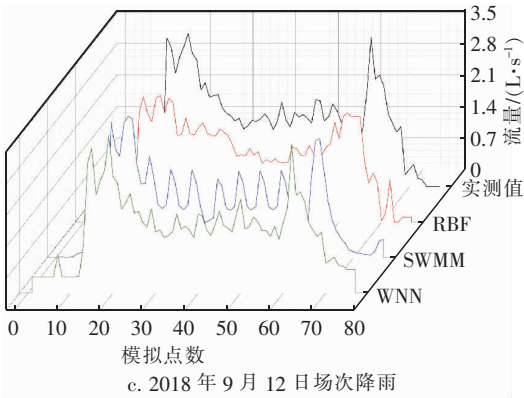
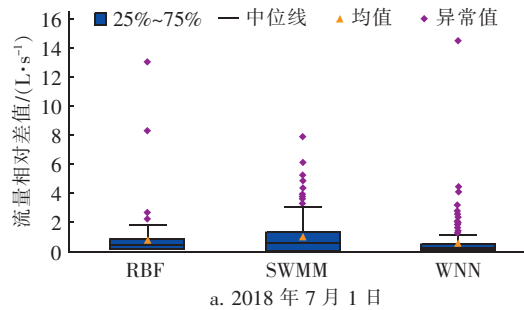


图3 降雨径流过程线的实测值和模拟值对比  
Fig.3 Comparison of measured and simulated rainfall runoff hydrograph

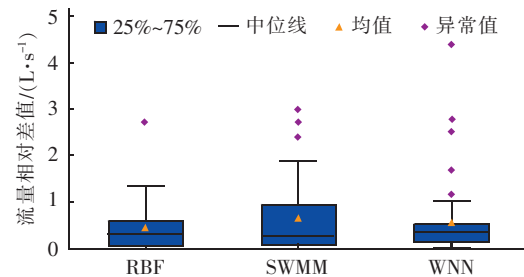
表2 模型率定和验证过程的NSE和R<sup>2</sup>值  
Tab.2 NSE and R<sup>2</sup> values of models calibration and validation

项 目		RBF		SWMM		WNN	
		NSE	R <sup>2</sup>	NSE	R <sup>2</sup>	NSE	R <sup>2</sup>
率定	7月1日	0.780	0.782	0.676	0.831	0.802	0.807
	7月18日	0.895	0.899	0.728	0.783	0.752	0.759
验证	9月12日	0.844	0.845	0.741	0.815	0.744	0.756

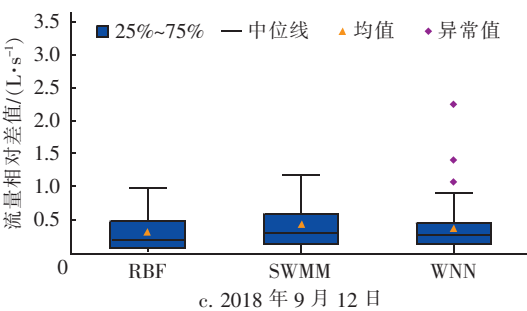
计算不同降雨场次中3种模型模拟值与实测值的相对差值,绘制成箱线图,如图4所示。可以看出,3种模型模拟值的相对误差有差异,说明3种模型对于实测值的模拟存在差异。从表2可以看出,RBF的模拟效果要略优于SWMM和WNN,而SWMM和WNN的模拟效果相接近。



a. 2018年7月1日



b. 2018年7月18日



c. 2018年9月12日

图4 降雨径流量的模拟值与实测值的相对差值  
Fig.4 Relative difference between simulated and measured rainfall runoff

2.2 神经网络的替代应用

以上验证了神经网络在径流流量模拟中的适用性。为进一步研究神经网络在径流流量模拟中作为替代模型的性能。首先,通过收集研究区域几年来近100场次实际降雨数据,并代入SWMM中运行。然后,整理SWMM输出的流量结果,最后将数据按7:3的比例对神经网络进行训练和验证,结果见表3和图5。可知,径向基神经网络和小波神经网络模型对SWMM模型输出结果的拟合效果较好,可用作SWMM的替代模型。

表3 神经网络替代模型的模拟评价

Tab.3 Simulation evaluation of neural network alternative model

项 目	RBF		WNN	
	NSE	R <sup>2</sup>	NSE	R <sup>2</sup>
训练	0.945 1	0.945 6	0.986 2	0.986 5
验证	0.934 0	0.935 2	0.852 8	0.862 3

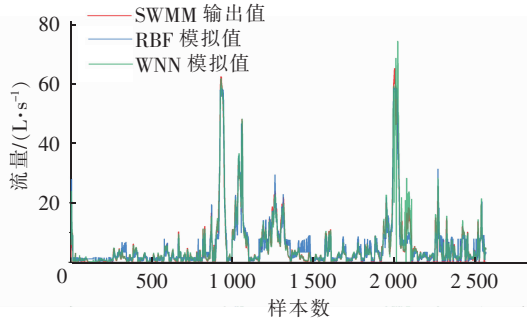


图5 神经网络替代模型的降雨径流模拟过程线  
Fig.5 Rainfall runoff simulation hydrograph based on neural network alternative model

3 讨论

以上结果表明,神经网络对城市降雨径流的模拟结果,能够和物理模型SWMM的模拟结果相接近甚至略优,神经网络模型作为SWMM的替代模型的

性能也较好。然而,两种模型都有其存在的意义,同时也都存在一定的局限性。物理模型如SWMM的机理包括水量平衡等一系列复杂的物理水文水力过程<sup>[9]</sup>,能够真实体现实际的物理水文过程。但是,也正因为如此,物理模型在使用过程中需要率定的参数众多、复杂,并且模型整体运算时间较长。

数据驱动模型由于其自身结构等原因,使得其拥有优秀的非线性映射能力和计算速率等,在城市降雨径流模拟中存在一定的价值。但是由于该类模型机理是通过建立输入数据和输出数据之间的映射关系,使得这类模型在应用中存在一个最大的局限性,就是模型应用的单一性,如本研究中的神经网络模型仅能模拟训练点的流量,而SWMM能够输出研究区域内任何节点、管道的流量和深度等多种类型的数据。另外,数据驱动模型对于输入训练样本的数量和质量要求较高,如果基础数据质量不够好,就会导致建立的数据模型失真并且无法进行修正,而物理模型能够通过调整参数解决这类问题。因此,实现数据驱动模型和物理模型两类模型的优势互补和融合,如利用物理模型生成数据模型训练的样本,以训练完的数据驱动模型作为物理模型的替代模型以加快计算速度等,是今后水文模型的研究热点。

#### 4 结论

分别将数据驱动模型径向基神经网络、小波神经网络和物理模型SWMM应用于城市降雨径流的模拟中,结果表明,各模型的模拟效果较好,能够较为真实地反映实际的径流过程,证实了3种模型在城市降雨径流模拟中都具有很好的适用性。其中,径向基神经网络的模拟精度略高于小波神经网络和SWMM。此外,将近几年的实际降雨数据代入SWMM中运行,并利用模型输出结果作为神经网络模型的训练样本,结果表明,径向基神经网络和小波神经网络模型与SWMM输出结果的拟合效果较好,证实了径向基神经网络和小波神经网络模型作为SWMM替代模型的可行性。

#### 参考文献:

- [1] 陈晓燕,张娜,吴芳芳,等. 雨洪管理模型SWMM的原理、参数和应用[J]. 中国给水排水,2013,29(4):4-7.
- [2] CHEN Xiaoyan, ZHANG Na, WU Fangfang, *et al.* Stormwater management model (SWMM): principles, parameters and applications [J]. China Water & Wastewater, 2013, 29(4): 4-7 (in Chinese).
- [3] JAVAN K, LIALESTANI M R F H, NEJADHOSSEIN M. A comparison of ANN and HSPF models for runoff simulation in Gharehsoo River watershed, Iran [J]. Modeling Earth Systems and Environment, 2015, 1: 41.
- [4] FAN H, JIANG M, XU L, *et al.* Comparison of long short term memory networks and the hydrological model in runoff simulation [J]. Water, 2020, 12(1): 175.
- [5] LI Y L, ZHANG Q, WERNER A D, *et al.* Investigating a complex lake-catchment-river system using artificial neural networks: Poyang Lake (China) [J]. Hydrology Research, 2015, 46(6): 912-928.
- [6] ALI S, SHAHBAZ M. Streamflow forecasting by modeling the rainfall-streamflow relationship using artificial neural networks [J]. Modeling Earth Systems and Environment, 2020, 6: 1645-1656.
- [7] CAMPOZANO L, MENDOZA D, MOSQUERA G, *et al.* Wavelet analyses of neural networks based river discharge decomposition [J]. Hydrological Processes, 2020, 34(11): 2302-2312.
- [8] 王小川,史峰,郁磊,等. MATLAB神经网络43个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2013.
- [9] WANG Xiaochuan, SHI Feng, YU Lei, *et al.* MATLAB Neural Network Analysis of 43 Cases [M]. Beijing: Beihang University Press, 2013 (in Chinese).
- [10] 余开华. 小波神经网络模型在河道流量水位预测中的应用[J]. 水资源与水工程学报, 2013(2): 204-208.
- [11] YU Kaihua. Application of RBF and GRNN neural network model in forecast of water runoff and head [J]. Journal of Water Resources and Water Engineering, 2013(2): 204-208 (in Chinese).
- [12] DUDA P B, HUMMEL P R, JR DONIGIAN A S, *et al.* Basins/HSPF: model use, calibration, and validation [J]. Transactions of the ASABE, 2012, 55(4): 1523-1547.

作者简介:桂晗亮(1997-),男,安徽安庆人,硕士研究生,主要从事面源污染的模拟与估算研究。

E-mail: 1358224614@qq.com

收稿日期:2020-06-14

修回日期:2020-07-24

(编辑:刘贵春)