

DOI: 10.14042/j.cnki.32.1309.2023.04.006

考虑产流模式空间分布的流域-城市 复合系统洪水预报模型

刘成帅¹, 孙悦¹, 胡彩虹¹, 赵晨晨¹, 徐源浩^{1,2}, 李文忠¹

(1. 郑州大学水利与交通学院, 河南 郑州 450001; 2. 中山大学土木工程学院, 广东 广州 510275)

摘要:为解决流域-城市复合系统洪水协同预报问题, 本文将流域和城市纳入统一空间范畴, 在提出易发生产流模式辨析框架的基础上, 耦合网格产流计算模型(GRGM)和长短期记忆神经网络(LSTM)构建了GRGM-LSTM洪水预报混合模型。以贾鲁河中牟站控制流域为例, 基于18场实测洪水进行模型检验, 同时将预报结果与暴雨洪水管理模型(SWMM)、GRGM-SWMM模型进行对比分析。研究表明: ① GRGM模型模拟产流量相对误差、决定性系数平均值分别为8.41%、0.976, 考虑产流模式空间分布的产流计算更为准确; ② 预见期小于6 h时, GRGM-LSTM混合预报模型纳什效率系数大于0.8, 比GRGM-SWMM、SWMM等物理机制模型具有更好的模拟性能; ③ 预见期大于6 h时, GRGM-LSTM混合模型出现一定的精度损失, 预见期增至12 h时, GRGM-SWMM模拟精度高于GRGM-LSTM模型。研究成果可为流域-城市防洪减灾协同管理提供科学依据。

关键词: 流域-城市复合系统; 洪水预报; 产流模式; 机器学习; GRGM-LSTM模型; 中牟站控制流域

中图分类号: P338 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-6791(2023)04-0530-11

2021年7月13日德国塞布利茨、2021年7月20日中国郑州、2021年9月1日美国纽约、2022年8月8日韩国首尔均遭遇具有“流域外洪-城市内涝”叠加特征的洪涝灾害, 造成重大人员伤亡和财产损失^[1-2]。联合国政府间气候变化专门委员会(IPCC)第六次评估报告中指出, 21世纪全球许多地区的强降水和洪水将加剧且在高度城市化地区更加频繁^[3]。雨洪模拟是有效应对区域洪涝灾害的非工程措施之一, 应用较为成熟的雨洪模型主要有SWMM、MIKE FLOOD、InfoWorks ICM以及一些独立开发的水文水动力耦合模型^[4-5]。目前大多研究以城区或其中某一集水区为主, 但随着“流域-城市”区域连片洪涝叠加灾害的频繁发生, 以城市地区为主的雨洪模拟显然无法满足防洪减灾的现实需求。

流域与城市之间的交互作用由多种环境要素在时间和空间方面相互依存、相互影响而成, 在空间和时间上表现为一种多层次、动态的“流域-城市”复合系统(以下简称复合系统)。在实际空间关系中, 城市多位于流域内部, 快速城市化显著改变了复合系统产汇流过程^[6], 产流决定了洪水水量是否计算准确, 汇流决定了水量在特定时空上的演进过程。在传统的城市雨洪模型产流模拟过程中, 由于考虑城市地区显著的不透水性特征, 多按照超渗产流模式进行计算^[7]。随着中国老城改造和海绵城市建设的持续推进, 城市可透水面在一定程度上有所增加^[8], 只考虑超渗产流模式不能完全反应复合系统的下垫面产流特征, 进一步导致划分的网格单元不能真实反映实际的产流响应规律^[9]; 在汇流模拟过程中, 通常使用差分法求解一维、二维水动力学圣维南方程组, 并且求解过程中将圣维南方程组简化为动力波、扩散波或运动波模式^[10]。这种基于物理过程驱动的汇流计算求解较为复杂, 且当网格单元增加时会导致计算效率显著下降^[11]。洪水汇流过

收稿日期: 2023-04-01; 网络出版日期: 2023-08-10

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/32.1309.P.20230810.1451.004>

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51979250; U2243219)

作者简介: 刘成帅(1996—), 男, 河南新乡人, 博士研究生, 主要从事水文学及水资源方面研究。

E-mail: liucs@gs.zzu.edu.cn

通信作者: 胡彩虹, E-mail: hucaihong@zzu.edu.cn

程具有非线性、非平稳性和随机特征^[12],机器学习模型能够从数据驱动的角度,在历史数据中学习水文要素之间的潜在响应关系^[13]。大量研究证明长短时记忆神经网络(Long Short-Term Memory, LSTM)作为常用的水文预报机器学习模型之一,具有较好的降雨径流预测能力,与传统数值模型有很强的互补性^[14]。如 XU 等^[13]证明 LSTM 在静乐流域的洪水预报精度优于物理模型;李布等^[15]基于主成分分析法和 LSTM 构建的 PCA-LSTM 混合模型比 THREW 模型在黄河源区具有更好的适用性和鲁棒性。然而,目前研究多以流域降雨-径流数据为输入-输出进行模型训练,忽略了洪水形成的复杂产流过程,在一定程度上不能准确捕捉产流响应规律,从而导致模拟精度受到影响。综上所述,考虑产流模式空间分布情况,将流域和城市纳入统一空间范畴建立产流物理过程和汇流数据驱动的复合系统雨洪预报混合模型,对新时期科学应对气候变化、防灾减灾和生态文明建设具有重要意义。

郑州市是洪涝灾害频发的代表性城市之一,属于贾鲁河流域中牟水文站控制流域。贾鲁河是郑州市骨干排水河道,流域地形西南高、东北低,属丘陵山区向平原过渡地带,易发生外洪内涝并发灾害,平均每年经济损失高达数亿元。本文在提出下垫面网格单元易发生产流模式辨析框架的基础上,利用 GRGM 模型和 LSTM 构建了一种考虑产流模式空间分布的复合系统洪水预报混合模型(GRGM-LSTM),并基于贾鲁河流域中牟水文站控制流域实测场次洪水资料评估适用性,以期为当地防汛部门的防灾减灾工作提供科学依据和决策辅助。

1 复合系统产流模式辨析框架及洪水预报混合模型原理

1.1 易发生产流模式辨析框架

在洪水事件中,流域产流机制可分为超渗地面径流(R_s)、饱和地面径流(R_{sat})、壤中流(R_{int})以及地下径流(R_g)4种基本产流机制^[16]。特定包气带结构和降雨特性下不同产流机制组合成了 $R_s + R_g$ 、 R_g 、 $R_s + R_{int} + R_g$ 、 $R_{sat} + R_{int} + R_g$ 、 $R_{int} + R_g$ 、 R_s 、 $R_s + R_{int}$ 、 $R_{sat} + R_{int}$ 和 R_{int} 等9种产流类型组合,这9种组合按照影响因素可分为超渗和蓄满产流模式^[17]。混合产流模式则是超渗和蓄满2种产流模式相互交织在一起的特殊模式,倾向于在干旱半湿润过渡地区产生^[18]。人工不透水面的大量覆盖是复合系统城区显著的空间特征,将城区的建筑、道路、硬质广场等归于建筑用地,建筑用地和水体属于易发生超渗产流模式区域;林地、耕地、草地需要结合土壤类型、地形坡度逐步判断易发生产流类型。壤质砂土透水性较好,易发生蓄满产流;砂壤土和粉砂壤土透水性适中,超渗、蓄满均有可能发生;壤土透水性较差,易发生超渗产流。地形坡度较小时易发生蓄满产流,坡度较大时易发生超渗产流,分为3类($<5^\circ$ 、 $5 \sim 15^\circ$ 和 $>15^\circ$)^[19]。本研究通过综合复合系统下垫面属性产流基本规律,提出“土壤类型-土地利用-地形坡度”三级叠加的下垫面易发生产流模式辨析框架,如图1所示。在场次洪水计算中需结合降水量、降雨强度和前期土壤含水量进一步确定网格单元的产流模式。

1.2 GRGM-LSTM 模型建立

GRGM-LSTM 混合模型包含网格产流计算模型(Grid-based Runoff Generation Model, GRGM)和 LSTM 汇流计算模型两部分。建模步骤如下:

(1) 利用 GIS 空间分析技术将土壤类型、土地利用类型、坡度统一降尺度至 $10 \times 10 \text{ m}$ 的网格单元,遵循易发生产流模式辨析框架,叠加属性判断网格单元易发生产流模式;

(2) 易发生超渗、蓄满和混合产流模式网格分别用霍顿下渗曲线、抛物线型蓄水容量曲线和蓄满-超渗兼容计算网格单元场次降雨时段产流量并验证;

(3) 将网格时段产流量进行“最大值-最小值”归一化预处理后,由 LSTM 模块承接产流计算结果进行训练并预测场次洪水流量过程,同时与实测洪水进行对比验证。

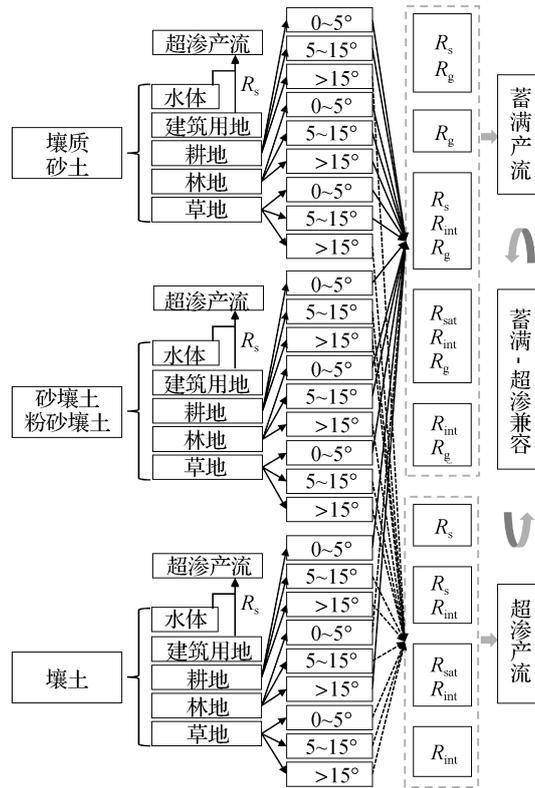


图 1 易发生产流模式辨析框架

Fig. 1 Framework for discriminating easily occurring runoff generation patterns

1.2.1 GRGM 模型

(1) 超渗产流计算。Horton 产流理论认为下渗能力随着土壤湿度的变化而变化，较为适用城镇化程度较高的区域，其控制方程为霍顿下渗公式^[20]：

$$f_t = f_c + (f_0 - f_c) \exp(-bt) \tag{1}$$

式中： f_t 为 t 时刻的下渗能力，mm/h； f_c 为土壤稳定下渗率，mm/h； f_0 为初始下渗率，mm/h； b 为下渗衰减系数，与土壤的物理性质有关， h^{-1} 。

(2) 蓄满产流计算。蓄满产流可用蓄水容量分配曲线来表示，分配曲线有指数曲线和 n 次抛物线型 2 种^[18]。实践证明，对于闭合流域，流域蓄水容量曲线宜采用抛物线型^[14]：

$$a = 1 - \left(1 - \frac{W}{W_m}\right)^n \tag{2}$$

式中： a 为蓄水容量分配曲线中不高于某一蓄水容量的累计面积占流域面积的比例； W 为点蓄水容量，mm； W_m 为流域的最大点蓄水容量，mm； n 为经验参数，取值为 2。

(3) 混合产流计算。目前并没有完整的混合产流理论，多数学者是通过耦合基本蓄满产流模式和超渗产流模式进而提出相应混合产流模式，较为典型的有垂向混合模式、蓄满-超渗兼容模式和 VIC-3L 混合模式 3 种^[21-22]。其中蓄满-超渗兼容模式自锥文生等^[18]提出以来被广泛使用，计算方法见文献^[18]。

1.2.2 LSTM 模型

LSTM 是能够有效处理非线性、非稳态时间序列的代表性机器学习模型之一^[23]，模型结构包含输入门、遗忘门和输出门 3 个门控机制^[24]。LSTM 模型可以有效地控制信息的流入、流出和数据梯度更新，避免出现

梯度消失或爆炸的问题,从而更好地捕捉时间序列的非线性复杂关系^[13]。为加快 LSTM 模型在计算时的收敛速度和提高预测精度,对各网格在 t 时段的产流量 R_t 进行量纲一化处理,将数据量化在 $[0, 1]$ 之内^[23]。

1.2.3 评价指标

在参考《水文情报预报规范:GB/T 22482—2008》的基础上,选取径流深相对误差(E_R)、决定性系数(C_D)对 GRGM 模型精度进行评价;选取洪水流量均方根误差(E_{RMS})、纳什效率系数(E_{NS})、 C_D 对 GRGM-LSTM 模型和 SWMM、GRGM-SWMM 等对比模型进行精度评价^[25]。

2 研究案例

2.1 研究区概况

2021 年郑州“7·20”特大暴雨洪涝灾害具有明显的“外洪-内涝”叠加特征,受灾面积之广,经济损失之重,在中国自然灾害史上极为罕见^[1,26]。选取中牟水文站控制流域作为研究区域,包含郑州市中心城区和荥阳市、新郑市、新密市等部分区域,可以满足 GRGM-LSTM 混合洪水预报模型实例检验需求。贾鲁河郑州段长 137 km,中牟站控制流域面积为 2 106 km²,如图 2(a)所示。其中郑州市中心城区总面积为 1 010.3 km²,占研究区的 47.97%。

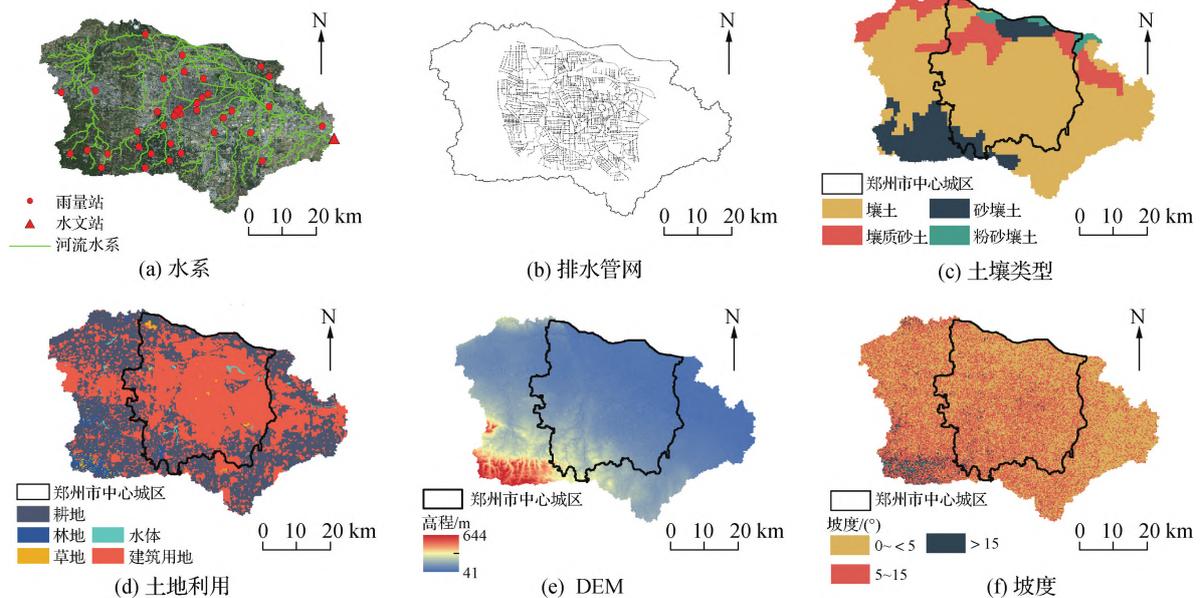


图2 研究区下垫面属性

Fig.2 Underlying surface attribute map of the study area

2.2 下垫面数据及处理

雨水管网和河道信息来自郑州市相关部门,用于构建研究区 SWMM、GRGM-SWMM 对比模型,考虑研究区面积较大,故在中心城区只概化排水干管,共概化为 3 359 个子汇水区、2 435 个排水节点、2 659 条管段,如图 2(b)所示;土壤类型数据源自世界土壤数据库,分为壤质砂土、砂壤土、粉砂壤土和壤土 4 类,空间精度为 30 m × 30 m,如图 2(c)所示;卫星遥感影像采用了美国陆地卫星分辨率为 10 m × 10 m 的 Landsat 系列遥感影像(图 2(a)),经 ENVI 软件解译得到土地利用数据,共分为耕地、林地、草地、水体、建筑

用地5类,每种类型随机选取100个解译像元进行目视对比,被正确分类像元数量为473个,总体分类精度达94.6%,分类结果如图2(d)所示,其中建筑用地占比最高,高达44.5%;数字高程模型(DEM)源自于地理空间数据云(<https://www.gscloud.cn/>),空间精度为30 m×30 m,如图2(e)所示;坡度分布是DEM经GIS技术提取而得,如图2(f)所示。土壤类型和坡度数据均重采样至10 m×10 m,经属性叠加用于研究区网格单元易发生流模式辨析。

2.3 降雨径流数据及处理

降雨径流数据源自《河南省水文年鉴》,考虑到洪水事件的完整性和代表性,共选取2016—2019年洪峰流量大于35 m³/s的18场洪水数据。流量数据源自中牟水文站,降雨数据源自区域内37个雨量站,统一插值为1 h间隔,经量纲一化处理后按照洪水场次7:3的比例进行GRGM-LSTM模型训练和验证。

2.4 对比模型及参数率定

SWMM是美国环境保护署于1972年开发的都市雨洪模拟代表性模型之一。产流计算采用霍顿下渗公式,汇流计算中地表汇流采用非线性水库法,管道(河道)汇流采用基于一维圣维南流量方程求解的动力波法^[10]。SWMM因其代码开源、计算稳定、便于操作和二次开发等优点广受学者青睐^[7],故选用SWMM作为本次研究的对比模型。同时将GRGM与SWMM汇流模块进行耦合构成GRGM-SWMM模型同样作为对比模型。SWMM和GRGM-SWMM模型需要率定的参数分别是8和16个,基于18场洪水的参数率定值见表1、表2。

表1 SWMM参数率定结果

Table 1 Calibration result of SWMM parameters

参数	率定值
不透水区注蓄量/mm	7.39
透水区注蓄量/mm	12.06
不透水区曼宁系数	0.14
透水区曼宁系数	0.28
最大入渗率/(mm·h ⁻¹)	80.32
最小入渗率/(mm·h ⁻¹)	11.35
衰减系数/h ⁻¹	6.63
管道/河道曼宁系数	0.014

表2 GRGM-SWMM模型参数率定结果

Table 2 Calibration result of GRGM-SWMM model parameters

模块	参数	率定值	模块	参数	率定值	
产流	流域上层蓄水容量/mm	15.64	不透水区	超渗产流网格	0.01	
	流域下层蓄水容量/mm	75.36		混合产流网格	0.15	
	蒸发折算系数	1.41		蓄满产流网格	0.40	
	流域蓄水容量/mm	162.30	汇流	透水区	超渗产流网格	0.16
	蓄水容量曲线经验性指数	0.31		曼宁系数	混合产流网格	0.46
	最大入渗率/(mm·h ⁻¹)	80.32			蓄满产流网格	0.71
	最小入渗率/(mm·h ⁻¹)	11.35			管道/河道曼宁系数	0.014
	衰减系数/h ⁻¹	6.63				
	渗透系数	0.25				

3 结果与讨论

3.1 易发生流模式空间分布及GRGM模型检验

如图3(a)所示,研究区易发生超渗产流模式网格占比最多,高达72%,主要集中在中心城区和地形坡度较大的地区;易发生混合产流模式网格占比为19%,易发生蓄满产流模式网格占比最少,仅为9%,混合

产流和蓄满产流多发生在靠近河道以及一些块状自然覆盖或人工生态修复措施存在的透水区域。仅考虑超渗产流和 GRGM 模型计算结果如图 3(b)、图 3(c) 所示, GRGM 模拟 C_D 高达 0.976; 仅考虑超渗产流的模拟 C_D 为 0.887。在 18 场次洪水产流计算中, GRGM 模型和仅考虑超渗产流计算的 E_R 平均值分别为 8.41%、41.67%; GRGM 模型有 13 场洪水的 E_R 在 10% 以内, 其余 5 场洪水的 E_R 在 10% ~ 20% 区间。相较仅考虑超渗模式, GRGM 模型产流计算的平均 E_R 降低 33.26%、平均 C_D 提高 0.089, 故认为 GRGM 模型模拟产流比仅考虑超渗模式的产流计算更为准确。

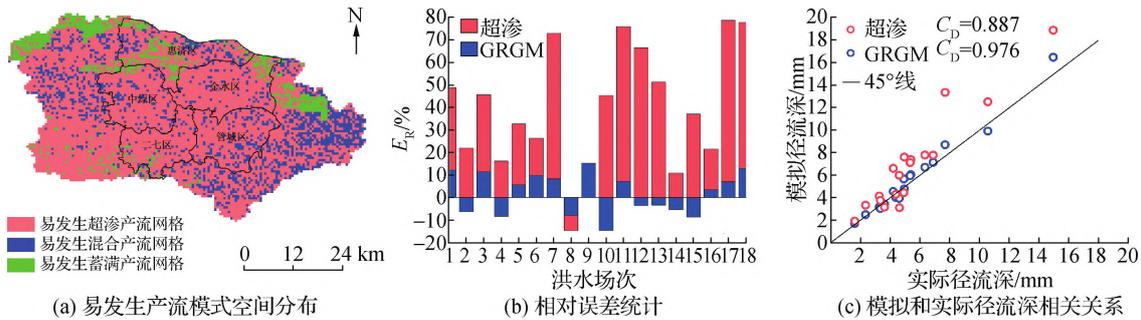


图3 易发生产流模式空间分布和 GRGM 模型模拟评估结果

Fig. 3 Spatial distribution map of easily occurring runoff generation patterns and simulation results evaluation of GRGM model

3.2 GRGM-LSTM 模型检验

图 4 为 GRGM-LSTM 模型在不同预见期(1、3、6、12 h)条件下的洪水过程预测结果。训练期 4 种不同预见期 GRGM-LSTM 模型预测的 E_{RMS} 分别为 2.93、4.40、6.27、8.73, E_{NS} 分别为 0.98、0.96、0.92、0.85, C_D 分别为 0.98、0.96、0.92、0.85; 验证期 E_{RMS} 分别为 10.16、15.16、22.15、26.79, E_{NS} 分别为 0.96、0.90、0.80、0.70, C_D 分别为 0.97、0.91、0.81、0.71。训练期和验证期的预测流量过程与观测流量过程吻合程度较好, 基本能反映实际洪水流量过程。从评估指标结果来看, E_{RMS} 、 E_{NS} 和 C_D 值虽然会随着预见期的增长而呈现精度负向变化, 但预见期小于 6 h 时预测精度仍保持在较高水平。同时 GRGM-LSTM 模型的预报效果会随着预见期的增加而出现低估洪峰的情况, 这与 Xu 等^[13]在静乐流域的研究结论一致。这是因为训练期输入与输出数据的时间间隔增大, 导致序列数据时空依赖关系减弱, 此时机器学习在汇流计算中难以学习到 R'_1, R'_2, \dots, R'_k (第 k 个网格 t 时刻的产流量)、 Q_t 与 Q_{t+12h} 时空序列数据的潜在关系, 导致预报精度下降。

3.3 不同模型对比结果

GRGM-SWMM 和 SWMM 作为对比模型, 模拟 18 场洪水的平均 E_{RMS} 、 E_{NS} 、 C_D 分别为 7.00、0.84、0.91 和 12.12、0.62、0.71。GRGM-SWMM 平均 E_{RMS} 比 SWMM 降低 5.12, E_{NS} 和 C_D 值分别提高 0.22、0.20。故认为 GRGM-SWMM 比 SWMM 具有更好的适用性, 模拟精度较高。有研究表明考虑有效不透水下垫面建立的雨洪模型对洪峰流量和洪量有比较可靠的模拟精度^[27], 其实质同样是精细刻画雨洪模拟的产流过程, 这与本研究考虑产流模式空间分布的产流计算相互呼应, 说明通过改进产流计算能提高物理过程驱动的雨洪模型洪水模拟精度。

图 5 是 GRGM-LSTM 和 GRGM-SWMM、SWMM 3 个模型 18 场洪水模拟的 E_{RMS} 、 E_{NS} 和 C_D 值三元图。对 3 种模型的每场洪水各项评价指标计算结果进行加权, 使 $E_{RMS}(\text{GRGM-LSTM}) + E_{RMS}(\text{GRGM-SWMM}) + E_{RMS}(\text{SWMM}) = 1$, $E_{NS}(\text{GRGM-LSTM}) + E_{NS}(\text{GRGM-SWMM}) + E_{NS}(\text{SWMM}) = 1$, $C_D(\text{GRGM-LSTM}) + C_D(\text{GRGM-SWMM}) + C_D(\text{SWMM}) = 1$, 即每场洪水所表示点在图中 3 条边上的对应数值总和为 1。每条边上以顺时针方

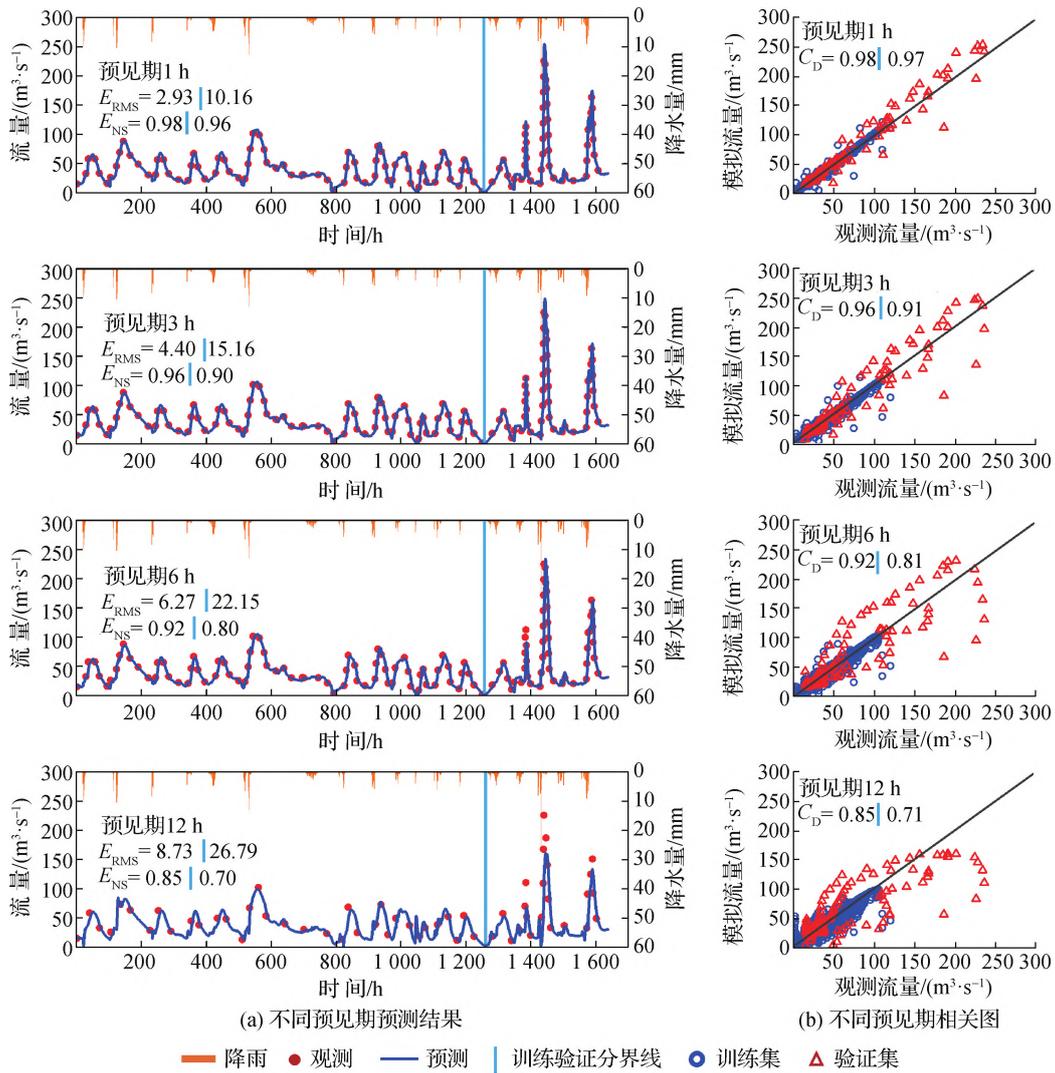


图4 不同预见期下 GRGM-LSTM 模型预测洪水流量结果

Fig. 4 Prediction of flood discharge results using GRGM-LSTM model under different forecast periods

向为所占比重增大方向, 各顶角代表3种不同模型, 并均分为3个区域, 即 E_{RMS} 落在三元图上的点越靠近的区域, 表示该点对应场次洪水在顶角对应模型中表现越差; E_{NS} 和 C_D 落在三元图上的点越靠近的区域, 表示该点对应场次洪水在顶角对应模型中表现越好。

从图5(a)可以看出, 以 E_{RMS} 为误差评估指标时, 场次洪水模拟误差更多的偏向 SWMM 方向, 随着 GRGM-LSTM 模型预见期增加, 模拟误差向 GRGM-LSTM 模型方向略有移动, 几乎没有向 GRGM-SWMM 方向移动; 从图5(b)—图5(c)可以看出, 以 E_{NS} 和 C_D 为精度评估指标时, 场次洪水模拟精度更多的偏向预见期为1~6 h的 GRGM-LSTM 模型方向, 随着 GRGM-LSTM 模型预见期增加, 模拟精度从 GRGM-LSTM 模型方向显著偏向 GRGM-SWMM, 但转移洪水场次未超过一半, 说明机器学习模型相对于物理模型的优势在逐渐减小, 但仍是洪水预报的较好选择。当 GRGM-LSTM 模型的预见期设置超过6 h达到12 h时, E_{NS} 、 C_D 等模拟精度指标大部分转移至 GRGM-SWMM 区域, E_{RMS} 误差指标超过半数分布在 GRGM-LSTM 模型方向区域内, 此时与物理模型的差距被进一步缩小, 且在大部分场次洪水中 GRGM-SWMM 模型表现出更佳的预测效果。

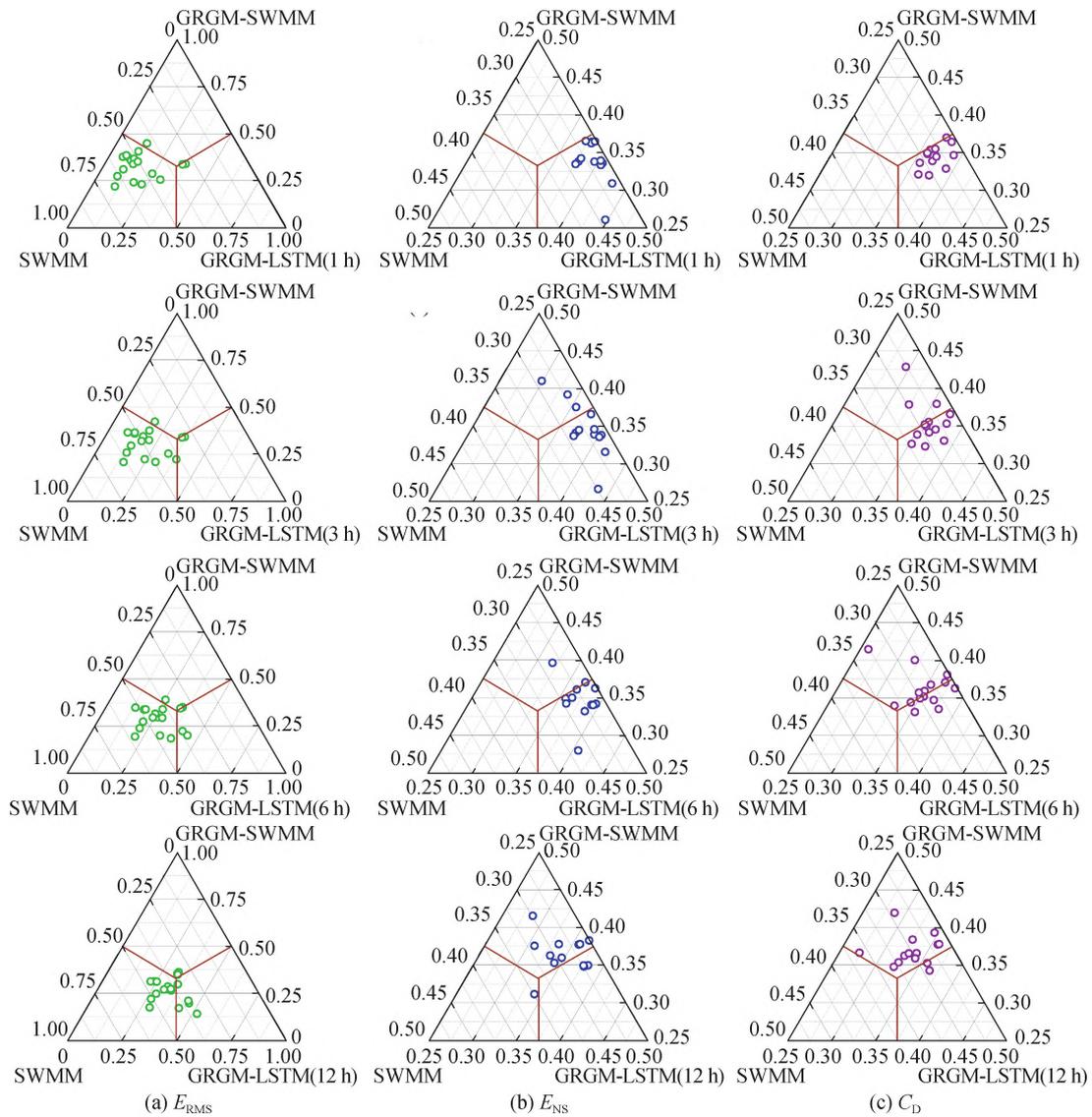


图 5 不同模型性能评估指标三元图

Fig. 5 Triple graph of performance evaluation indicators for different models

4 结 论

综合考虑复杂下垫面的土壤类型、土地利用、地形坡度空间分布特征, 在提出流域-复合系统易发生产流模式辨析框架的基础上, 构建了考虑产流模式空间分布的 GRGM-LSTM 洪水预报混合模型, 并基于 18 场实测洪水资料进行了验证, 主要结论如下:

(1) 相较于仅考虑超渗产流模式, 研究区 GRGM 模型产流计算平均相对误差降低 33.26%、平均决定性系数提高 0.089, GRGM 模型产流计算结果更为准确。

(2) 在 1~6 h 短预见期条件下, GRGM-LSTM 模型训练期和验证期洪水预报 E_{NS} 和 C_D 均超过 0.8, 表明 GRGM-LSTM 模型具有良好的适用性, 较于 GRGM-SWMM、SWMM 模型也具有更好的预测精度。

(3) GRGM-LSTM 的预测精度会随预见期的增加而下降, 当预见期增加至 12 h 时, E_{NS} 、 C_D 均降低至

0.8 以下, E_{RMS} 升高至 12 以上, 此时预测精度低于 GRGM-SWMM 模型。未来有望结合优化算法对 GRGM-LSTM 模型参数进行优化改进, 进一步增强机器学习模型的泛化能力。

本文提出的 GRGM-LSTM 模型兼具物理过程驱动的产流计算和数据驱动的汇流计算, 其中, 基于网格产流模式辨析的计算结果为汇流计算扩充了数据训练维度, 显著提升了产汇流模拟精度, 这是 GRGM-LSTM 模型的洪水预报优势; 但在长预见期下, 以 12 h 为例, 因为 t 时刻的产流量、汇流量与 $t+12$ h 时刻汇流量的数据关联性降低, GRGM-LSTM 模型预报性能在大部分场次洪水中不及 GRGM-SWMM 模型。综上说明扩大数据维度可以提高基于物理过程和数据驱动结合的混合模型洪水预测精度, 同时未来需要考虑进一步优化模型来克服随着预见期增加预测误差会逐渐增大的问题, 提高预测准确性和稳定性。

参考文献:

- [1] 刘家宏, 梅超, 刘宏伟, 等. 特大城市外洪内涝灾害链联防联控关键科学技术问题[J]. 水科学进展, 2023, 34(2): 172-181. (LIU J H, MEI C, LIU H W, et al. Key scientific and technological issues of joint prevention and control of river flood and urban waterlogging disaster chain in megacities[J]. Advances in Water Science, 2023, 34(2): 172-181. (in Chinese))
- [2] LV H, WU Z N, MENG Y, et al. Optimal domain scale for stochastic urban flood damage assessment considering triple spatial uncertainties[J]. Water Resources Research, 2022, 58(7): e2021WR031552.
- [3] 张红萍, 李敏, 贺瑞敏, 等. 城市洪涝模拟应用场景及相应技术策略[J]. 水科学进展, 2022, 33(3): 452-461. (ZHANG H P, LI M, HE R M, et al. Application scenarios and corresponding technical strategies of urban flood modeling[J]. Advances in Water Science, 2022, 33(3): 452-461. (in Chinese))
- [4] 胡彩虹, 姚依晨, 刘成帅, 等. 降雨雨型对城市内涝的影响[J]. 水资源保护, 2022, 38(6): 15-21, 87. (HU C H, YAO Y C, LIU C S, et al. Effects of rainfall patterns on urban waterlogging[J]. Water Resources Protection, 2022, 38(6): 15-21, 87. (in Chinese))
- [5] 郭元, 王路瑶, 陈能志, 等. 极端降水下的城市地表-地下空间洪涝过程模拟[J]. 水科学进展, 2023, 34(2): 209-217. (GUO Y, WANG L Y, CHEN N Z, et al. Simulation of the flood process in urban surface-underground space under extreme rainfall[J]. Advances in Water Science, 2023, 34(2): 209-217. (in Chinese))
- [6] 梅超, 刘家宏, 王浩, 等. 城市下垫面空间特征对地表产汇流过程的影响研究综述[J]. 水科学进展, 2021, 32(5): 791-800. (MEI C, LIU J H, WANG H, et al. Comprehensive review on the impact of spatial features of urban underlying surface on runoff processes[J]. Advances in Water Science, 2021, 32(5): 791-800. (in Chinese))
- [7] 王小杰, 夏军强, 董柏良, 等. 基于汇水区分级划分的城市洪涝模拟[J]. 水科学进展, 2022, 33(2): 196-207. (WANG X J, XIA J Q, DONG B L, et al. Simulation of urban flood using the SWMM with the hierarchical catchment partition method[J]. Advances in Water Science, 2022, 33(2): 196-207. (in Chinese))
- [8] LIU X P, HUANG Y H, XU X C, et al. High-spatiotemporal-resolution mapping of global urban change from 1985 to 2015[J]. Nature Sustainability, 2020, 3(7): 564-570.
- [9] SUN Y E, LIU C S, DU X A, et al. Urban storm flood simulation using improved SWMM based on K-means clustering of parameter samples[J]. Journal of Flood Risk Management, 2022, 15(4): e12826.
- [10] 李东来, 侯精明, 申若竹, 等. 基于地块概化和路网精细模拟理念的城市雨洪过程分区自适应模型[J]. 水科学进展, 2023, 34(2): 197-208. (LI D L, HOU J M, SHEN R Z, et al. Partition adaptive model of urban rainstorm and flood process based on the simulation concept of plots generalization and road networks fine[J]. Advances in Water Science, 2023, 34(2): 197-208. (in Chinese))
- [11] 侯精明, 张兆安, 马利平, 等. 基于 GPU 加速技术的非结构流域雨洪数值模型[J]. 水科学进展, 2021, 32(4): 567-576. (HOU J M, ZHANG Z A, MA L P, et al. Unstructured numerical model for rainfall-runoff process in watershed based on GPU acceleration technology[J]. Advances in Water Science, 2021, 32(4): 567-576. (in Chinese))
- [12] 刘章君, 郭生练, 许新发, 等. Copula 函数在水文水资源中的研究进展与述评[J]. 水科学进展, 2021, 32(1): 148-159. (LIU Z J, GUO S L, XU X F, et al. Application of Copula functions in hydrology and water resources: a state-of-the-art review[J]. Advances in Water Science, 2021, 32(1): 148-159. (in Chinese))

- [13] XU Y H, HU C H, WU Q, et al. Research on particle swarm optimization in LSTM neural networks for rainfall-runoff simulation [J]. *Journal of Hydrology*, 2022, 608: 127553.
- [14] LI G, LIU C S, ZHAO H D, et al. Runoff and sediment simulation of terraces and check dams based on underlying surface conditions[J]. *Applied Water Science*, 2023, 13(1): 22.
- [15] 李步, 田富强, 李钰坤, 等. 融合气象要素时空特征的深度学习水文模型[J]. *水科学进展*, 2022, 33(6): 904-913. (LI B, TIAN F Q, LI Y K, et al. Development of a spatiotemporal deep-learning-based hydrological model[J]. *Advances in Water Science*, 2022, 33(6): 904-913. (in Chinese))
- [16] ZHANG L, HU C H, JIAN S Q, et al. Identifying dominant component of runoff yield processes: a case study in a sub-basin of the Middle Yellow River[J]. *Hydrology Research*, 2021, 52(5): 1033-1047.
- [17] 胡彩虹, 张力, 邬强, 等. 下垫面变化条件下孤山川流域产流模式辨析研究[J]. *应用基础与工程科学学报*, 2020, 28(3): 620-631. (HU C H, ZHANG L, WU Q, et al. Discrimination and analysis of runoff generation pattern in Gushanchuan basin under the condition of underlying surface change[J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2020, 28(3): 620-631. (in Chinese))
- [18] 雒文生, 胡春歧, 韩家田. 超渗和蓄满同时作用的产流模型研究[J]. *水土保持学报*, 1992, 6(4): 6-13. (LUO W S, HU C Q, HAN J T. Research on A model of runoff yield reflecting excess infiltration and excess storage simultaneously[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 1992, 6(4): 6-13. (in Chinese))
- [19] RAN G A, JIAN S Q, WU Q A, et al. Exploring the dominant runoff processes in two typical basins of the Yellow River, China [J]. *Water*, 2020, 12(11): 3055.
- [20] 梅超, 刘家宏, 王浩, 等. SWMM 原理解析与应用展望[J]. *水利水电技术*, 2017, 48(5): 33-42. (MEI C, LIU J H, WANG H, et al. Introduction of basic principle and application prospect for SWMM[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2017, 48(5): 33-42. (in Chinese))
- [21] 姬荣彬. 基于多种混合产流模式的水文模型研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2019. (JI R B. Research on hydrological models based on multi mixed runoff generation mode[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2019. (in Chinese))
- [22] 鲍振鑫, 张建云, 王国庆, 等. 基于水文模型与机器学习集合模拟的水沙变异归因定量识别: 以黄河中游窟野河流域为例[J]. *水科学进展*, 2021, 32(4): 485-496. (BAO Z X, ZHANG J Y, WANG G Q, et al. Quantitative assessment of the attribution of runoff and sediment changes based on hydrologic model and machine learning: a case study of the Kuye River in the Middle Yellow River basin[J]. *Advances in Water Science*, 2021, 32(4): 485-496. (in Chinese))
- [23] 张力, 王红瑞, 郭菲楠, 等. 基于时序分解与机器学习的非平稳径流序列集成模型与应用[J]. *水科学进展*, 2023, 34(1): 42-52. (ZHANG L, WANG H R, GUO B N, et al. Integrated model and application of non-stationary runoff based on time series decomposition and machine learning[J]. *Advances in Water Science*, 2023, 34(1): 42-52. (in Chinese))
- [24] 李大洋, 姚轶, 梁忠民, 等. 基于变分贝叶斯深度学习的水文概率预报方法[J]. *水科学进展*, 2023, 34(1): 33-41. (LI D Y, YAO Y, LIANG Z M, et al. Probabilistic hydrological forecasting based on variational Bayesian deep learning[J]. *Advances in Water Science*, 2023, 34(1): 33-41. (in Chinese))
- [25] JACKSON E K, ROBERTS W, NELSEN B, et al. Introductory overview: error metrics for hydrologic modelling: a review of common practices and an open source library to facilitate use and adoption[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2019, 119: 32-48.
- [26] 胡庆芳, 张野, 李伶杰, 等. GPM 近实时反演数据对河南省 2021 年“7·20”极端暴雨的比较分析[J]. *水科学进展*, 2022, 33(4): 567-580. (HU Q F, ZHANG Y, LI L J, et al. Comparative evaluation of GPM near-real-time precipitation products during the 20 July 2021 extreme rainfall event in Henan Province[J]. *Advances in Water Science*, 2022, 33(4): 567-580. (in Chinese))
- [27] 周宏, 刘俊, 高成, 等. 考虑有效不透水下垫面的城市雨洪模拟模型: II: 雨洪模拟及水文响应分析[J]. *水科学进展*, 2022, 33(3): 485-494. (ZHOU H, LIU J, GAO C, et al. Development of an urban stormwater model considering effective impervious surface: II: urban stormwater simulation and anaysis of hydrological response [J]. *Advances in Water Science*, 2022, 33(3): 485-494. (in Chinese))

Study on flood forecasting model of watershed-urban complex system considering the spatial distribution of runoff generation pattern *

LIU Chengshuai¹, SUN Yue¹, HU Caihong¹, ZHAO Chenchen¹, XU Yuanhao^{1,2}, LI Wenzhong¹

(1. School of Water Conservancy and Transportation, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;

2. School of Civil Engineering, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510275, China)

Abstract: Current study incorporates both the watershed and urban areas into a unified spatial context in order to address the problem of coordinated flood forecasting in watershed-urban compound systems. Based on the proposed framework for distinguishing easily generated runoff patterns, a hybrid forecasting model, called GRGM-LSTM, and is developed by coupling the Grid-based Runoff Generation Model (GRGM) with Long Short-Term Memory neural networks (LSTM). The model is tested using 18 observed flood events in the control basin of the Jialu River at Zhongmou station. In addition, the forecast results are compared and analyzed against the Storm Water Management Model (SWMM) and GRGM-SWMM model. The study reveals that: ① The relative error and coefficient of determination obtained from the GRGM for simulating runoff are 8.41% and 0.976, respectively. This indicates that considering the spatial distribution of runoff patterns results in more accurate runoff calculations. ② For forest period of less than 6 hours, the GRGM-LSTM hybrid model outperforms physical mechanism models such as GRGM-SWMM and SWMM, yielding Nash-Sutcliffe efficiency coefficients greater than 0.8, indicating superior simulation performance. ③ However, for a forest period exceeding 6 hours, the GRGM-LSTM hybrid model experiences some accuracy loss, and when the forest period increases to 12 hours, the simulation accuracy of GRGM-SWMM surpasses that of GRGM-LSTM. The research findings can serve as a scientific basis for coordinated management of flood prevention and disaster reduction in watershed-urban areas.

Key words: watershed-urban complex system; flood forecasting; runoff generation pattern; machine learning; GRGM-LSTM model; Zhongmou station control basin

* The study is financially supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51979250; No. U2243219).