

基于 GIS 的输入变量对 LSTM 模型径流预测的影响

刘佳豪¹, 孙强^{1*}, 张海涛^{1*}, 王恩姮²

1 东北林业大学土木工程与交通学院, 哈尔滨 150040

2 东北林业大学林学院, 哈尔滨 150040

* 通讯作者, 邮箱: sunqiang1222@163.com

Abstract: 准确的降雨径流预报对粮食灌溉、洪水预警等生产活动密切相关。然而, 由于地形的复杂和观测尺度过大导致了降雨径流的困难。为了应对这些问题, 本研究采用长短期记忆(LSTM)神经网络模型, 结合地理信息系统(GIS)和欧洲中期天气预报中心第 5 版再分析(ERA5)的数据来提高降雨径流预测的准确性。建立只考虑降雨的单输入模型与引入前期土壤水分条件(AMC)、坡度、土地利用和土壤饱和入渗系数的多输入模型。结果表明, 引入 AMC 参数会使模型精度得到了显著提高[Nash-Sutcliffe 效率系数(NSE)从 0.87 提高到 0.98]。单输入模型与多输入模型比较表明, 多输入模型的性能普遍优于单输入模型。4 个模型中有 3 个模型的 NSE 超过 0.9, 并显示出较强的泛化能力。此外, 对多参数模型之间的比较分析表明, 输入参数的选择应考虑研究区域的大小和复杂性。

关键词: 降雨径流; GIS; 模型预测; LSTM 神经网络; ERA5

作者简介: 刘佳豪 (1999-), 男, 研究生, 职称. 主要研究方向: 土木水利水土保持方向 电话: 1879660571
6 Email: liujiahao997741279@163.com

Rainfall-runoff prediction using LSTM models based on GIS and ERA5 data

Jiahao Liu¹, Qiang Sun^{1*}, Haitao Zhang^{1*}, Enheng Wang²

¹School of Civil Engineering and Transportation, Institute of Artificial Environment Control and Energy Application, Northeast Forestry University, Harbin, 150040, P. R. China

²School of Forestry, Northeast Forestry University, Harbin, 150040, P. R. China

* Corresponding author, E-mail: sunqiang1222@163.com

Abstract: Accurate rainfall-runoff forecasting is crucial in non-urban area, as it is closely related to various human activities, such as grain irrigation, flood warnings and reservoir management. However, the complexity of the terrain and the difficulties in observation make rain-runoff forecasting unfavorable in these areas. To address these challenges, this study employed a Long Short-Term Memory (LSTM) neural network model in conjunction with the data from both Geographic Information System (GIS) and European centre for medium range weather forecasts Re-Analysis version 5 (ERA5) to enhance the accuracy of rainfall-runoff prediction. Initially, the new input parameters including Antecedent Soil Moisture Condition (AMC), slope, land use, and soil saturated infiltration coefficient are introduced into the model. The results demonstrate a significant improvement in accuracy through the introduction of the AMC parameter

[Nash-Sutcliffe Efficiency Coefficient (NSE) from 0.87 to 0.98]. A comparison between the single-input model and the multiple-input ones reveals the latter's superior performance across all parameters. The NSE exceeds 0.9 in three out of four models, indicating strong generalization capabilities. Furthermore, a comparative analysis of multi-parameter models reveals an optimal number of inputs for model performance. It is crucial to consider the size and complexity of study areas when selecting input parameters.

Keywords: rainfall-runoff; GIS; model prediction; LSTM; ERA5

许多工程的生产活动都离不开准确的模型来预报降雨径流^[1, 2], 比如城市管网设计、城市低影响开发(LID)布置等研究; 对于非城市区域, 降雨径流的预测同样与人们的社会活动息息相关, 比如粮食灌溉、洪水预警、水库调度等行为。从另一方面而言, 降水引起的径流是土壤流失的主要原因^[3], 因此合格的径流预测对环境保护也有着重大意义。

目前被广泛使用的水文模型有三种, 一种为数值水文模型, 即依据物理学的质量、动量和能量守恒定律以及流域产汇流特性构造水动力学方程组, 来模拟降水径流在时空上的变化、能够考虑水文循环的动力学机制和相邻单元间的空间关系, 常见的有暴雨水管理模型(SWMM)、水土评价工具(SWAT)、Hydrologiska Byråns Vattenavdelning (HBV)、MIKE-SHE 等模型^[4-6]。

第二种为概念模型, 是以水文现象的物理概念和一些经验公式为基础构造的, 它把流域的物理基础进行概化, 再结合水文经验公式来近似地模拟流域水文过程, 比如 SCS-CN 模型^[7], 并且由于其思路上的相近, 数值水文模型也常常被融入到数值水文模型中: 比如 SWMM 就可以根据实际需求选择 SCS-CN 模型或者霍顿方程作为下渗方式。由于清晰的物理含义, 前两种模型已被广泛开发并成熟运用, 而随着研究的深入, 不但可以做最直观的径流预测与水资源调度^[8, 9], 模型的应用更加的细化和多元化, 比如 Mohamm ad Zare 等人使用 SWAT 模型进行土壤含水量与温度的探究^[10], Hongling Zhao 等人根据 SWAT 模型探究季节性融雪径流问题^[11, 12]。此外不同模型在非原本设计的研究区也同样能起到好的模拟效果, 就比如 SWMM 虽然是美国环保署(EPA)为管理城市降雨设计的雨洪模型, 但有许多研究者已经证明了在非城市地带建立 SWMM 模型的可行性^[13, 14]。

系统理论模型也被成为黑箱模型, 该类型直接依据数据驱动, 用某种方法推求系统的响应函数, 也就是说这种模型的内部运行机制不直接描述流域水文物理过程, 而是通过对数据的经验分析从而探究出输入输出结果的数学关系。如模糊推理系统(ANLFS)、神经网络(ANN)模型等^[15-17]。而近年来伴随计算机技术的蓬勃发展, 系统理论模型尤其是神经网络技术已经成为水文建模领域基于不可忽视的方案之一, 以神经网络模型为例, BP 网络在预测水文参数时可以达到一定的准确性^[18], 但由于降雨等水文参数具有时序性, 因此该模型仍有时间序列依赖性不强、样本不清晰等缺点。研究者们尝试将卷积神经网络(RNN)、生成对抗网络(GAN)^[19, 20]等改进的神经网络模型用于水文领域, 也取得了理想的结果。长短期记忆(LSTM)模型便是一种可以考虑时序性的优秀深度学习建模方法, 并且这种方法可以解决 RNN 模型保留最新的信息, 却丢失之前输入的信息的缺点^[21], 有大量研究证明 LSTM 在水文模拟领域是优秀的, 并且不断有研究者完善并深化 LSTM 在水文领域的应用^[22, 23]。

系统理论模型和数值水文模型(包括概念模型)各有优劣。虽然逻辑上的清晰导致在数值水文模型校核、推广和改进十分方便, 但构建这种模型往往成本较大。比如 SWAT 模型在建模时需要根据研究区输入大量的土壤参数与气象参数, 这些工作会占据大量的时间与工作量。而深度学习模型方便简易, 但数据驱动模型模拟的可解释性需要进一步提高, 因为径流的产生不只和降雨相关, 还与气象、土地利用等其他因素相关^[24], 那么如何完善并简洁地设置数值水文的输入参数就成了问题。从另一个角度而言, 两种不同模型对研究区域选择的敏感性还未知, 当模型尺度变化放大必然伴随着精度变化^[25]。

模型的建立应有较多的数据作为支撑, 但是作为普通研究区而言, 其蒸发等气象数据与径流等水文数据的获取是困难的。不但不同位置的数据获取难度不一, 而且实测数据也同样限制了受研究区的范围。大气再分析是近几十年来为解决该问题的一个热门产品, 大气再分析是模型与观测相结合而产生的。它包含

对大气参数的估计,如不同高度的气温、气压和风,以及地表,如降雨量、土壤含水量、海浪高度和海面温度等。大气再分析数据涵盖全球,并且时间跨度可到达几十年甚至更久。由于这些优点,中国全球大气和陆面再分析产品(CRA)、全球卫星降水计划(IMERG)、日本大气再分析(JAR)、美国NASA卫星数据(MERRA)、欧洲中期天气预报中心数据集(ERA)等大气再分析数据集现已被研究者广泛认可并使用[26-29]。因此本项研究根据再分析数据集建立了基于地理信息系统(GIS)的LSTM模型来模拟研究区的降雨径流情况。主要目标为:结合地理信息的多参数LSTM模型并预测不同研究区下的降雨径流,比较单输入与多输入两种模型在不同研究区域下的准确性与可推广性,探究不同多输入参数对模型的影响情况。

1 研究材料

1.1. 研究区域

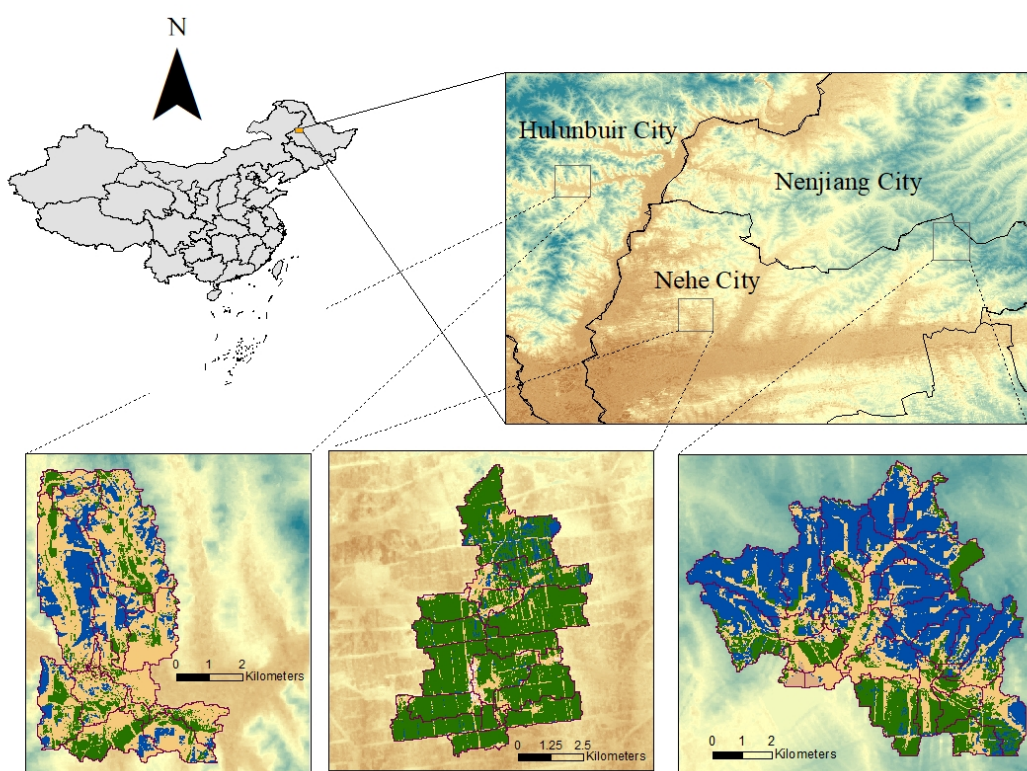


图1 研究区位置信息

本研究的区域为中国黑龙江省齐齐哈尔市境内的讷谟尔河流域内两个相互独立的区域。讷谟尔河为嫩江中游东岸较大支流,位于黑龙江省西部。河流发源于小兴安岭西侧,自源头由东向西流经北安、五大连池(原德都)、克山、讷河等县(市),于讷河市讷河镇西南39.6公里处注入嫩江。主要支流有老莱河、引龙河、白河(石龙河)等。全长569公里,河宽40—70米,水深1.2—3米,流域面积14061平方公里。每年11月上旬至次年4月中旬为结冰期。上游是森林分布较广的山区;中、下游滩地宽广,河道曲折,沿岸多沼泡、湿地。中、下游为农业区。流域处于中高纬度,跨7越温和、温凉、冷凉3个气温带,属于温带大陆性季风气候区,区域内气候特点是积温不足,雨量偏少,分布不均,无霜期短,昼夜、冬季和南北之间温差较大;各季节气候明显,春季风大,干旱少雨,夏季温暖多雨,光热充足,秋季低温,霜冻较早,冬季漫长,寒冷干燥。

一号研究区($48^{\circ} 45' N$ to $48^{\circ} 50' N$, $125^{\circ} 32' E$ to $125^{\circ} 40' E$)位于讷河市讷谟河右岸支流南阳河上游,研究区北部为漫岗丘陵地带,南部地势平坦。北部土地利用情况以森林草地为主、南部则主要为农耕地。研究区人口聚集地极少。研究区有三条小河流分别从西北、北和东部向南汇入南阳河水库,为

了排除水利设施研究区内对径流的影响,只研究水库上游的径流情况,水库并不在研究范围内。

三号研究区(48° 32' N to 48° 38' N, 125° 26' E to 125° 32' E)位于讷谟尔河下游。为减少讷河市城市排水系统对模型的影响,研究区选为讷河市北部永丰乡附近地势平坦。土地种类以种植粮食、蔬菜作物的耕地为主,并伴有少量的乡村建筑。

1.2. 数据来源

研究区域的数字高程数据来源于地理空间数据云 GDEM V2 30M 分辨率数字高程数据、SRTMDEM 90M 分辨率原始高程数据(<https://www.gscloud.cn/#page1/4>);河网水系数据来源于世界自然基金会(WWF)和美国地质调查局(USGS)合作开发的 HydroRIVERS 数据(<https://www.hydrosheds.org/>);土地利用数据来源于清华大学 10m 分辨率土地利用数据(<http://data.ess.tsinghua.edu.cn/>);土壤数据来源于世界土壤数据库(HWSD)(<https://www.fao.org/soils-portal/en/>),降雨与降雨径流以及蒸发等大气再分析数据来源于欧洲中期天气预报中心的 ERA5 hourly data on single levels from 1979 to present 数据集

2 研究方法

2.1 ERA5 数据集的选取

ERA5 是欧洲中期天气预报中心的第五代产品。是哥白尼气候变化服务中心(C3S)继全球大气研究计划全球实验(FGGE)、15 年再分析(ERA)、40 年再分析(ERA-40)和 ERA-interim 之后,于 2017 年发布的天气预报(ECMWF)大气再分析^[30]。与前人相比,ERA5 的同化系统和参数化方案代表了技术的前沿,具有增强的时空分辨率和扩展的参数集,以更精确地满足研究界的要求^[31]。考虑到研究区高纬度和冬季较长,取研究区 1 和研究区 2 的 2021-2022 年 6 月至 9 月、研究区 3 的 2022 年 6 - 8 月为研究时段,选取精度为逐日 0.25°*0.25° 经纬度,对数据进行整合后输入 LSTM 模型中进行分析。

2.2. 长短期记忆模型

2.2.1 模型简介

正如其名,LSTM 是具有记忆长短期信息的能力的神经网络。LSTM 首先在 1997 年由 Hochreiter & Schmidhuber^[32] 提出。深度学习在 2010 年的兴起,LSTM 又经过了若干代的发展,由此便形成了比较系统且完整的 LSTM 框架,并且在很多领域得到了广泛的应用。LSTM 并不同于传统的 RNN 节点输出仅由权值传统的 RNN 节点输出仅由权值,偏置以及激活函数决定的特点,而是引入了门机制(图),该机制用于控制特征的流通和损失,从而改善了 RNN 存在的梯度爆炸与梯度消失的问题。LSTM 的每个神经元在记忆当前时刻的输入信息时,通过输入门、遗忘门和输出门三种类型的门来决定是否保留或拒绝前一刻的记忆。闸门机构的计算公式如下:

输入门:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (1)$$

$$c'_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (2)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot c'_t \quad (3)$$

遗忘门:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (4)$$

输出门:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (4)$$

$$h_t = O_t \odot \tanh(c_t) \quad (4)$$

其中: i_t 、 f_t 、 O_t 分别为输入门、遗忘门和输出门; c_t 是记忆细胞; h_t 是神经元在 t 时刻的短期记忆输出; c'_t 是新输入的内存; H 是一个隐藏向量; σ 是激活函数; W 为权矩阵; b 是偏置项; $[M, N]$ 是两个向量的连接; $\odot$ 表示逐元素的乘法。LSTM 细胞结构如图所示:

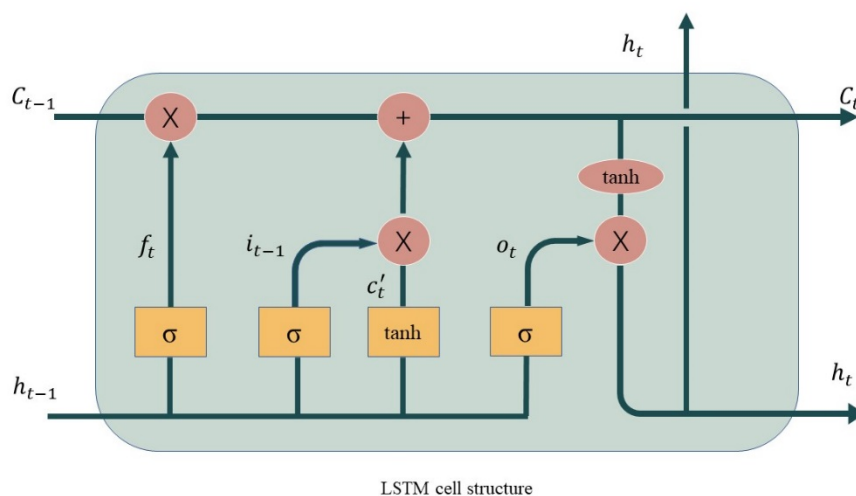


图 2 LSTM 细胞结构

2.2.2 LSTM 模型建立

在建立多输入参数的模型之前，有必要评估模型对每个新引入参数的敏感性。因此，分别建立带有四种新参数的不同径流预测模型，每个模型对应如下的新参数：前期土壤含水条件（AMC）^[33]，土地利用比例，坡度和土壤饱和导水性（SOL_K）。建立好的模型被分为两组。第一组是单输入(SI)模型，它只使用降雨作为输入来预测地表径流。第二组是多输入(MI)模型。多输入模型新引入的 7 个参数包括：土地利用类型 1 的比例、土地利用类型 2 的比例、土地利用类型 3 的比例、坡度、SOL_K 和 AMC。

获取输入值的方法如下：将 DEM 数据和河网数据整合到 GIS 系统中，确定研究区内的子流域，得到流域面积、坡度等基本参数。然后将土地利用数据输入研究区域，计算不同土地利用条件在不同研究区域的比例。土地利用类型 1、2、3 分别对应农田、森林、草地。SOL_K 由 SPAW (Soil-Plant-Air-Water) 模型确定。AMC 的确定通过计算每次事件前 5 天的累积降水量来处理数据，其中 0 代表 35mm 以下的值，1 代表超过 35mm 的值。然而，在 AMCIII(前 5 天降水超过 53 毫米)的情况下，我们的实验结果表明模型精度下降，这种差异可能与气候和土壤条件的差异有关。因此，AMCIII 场景被排除在我们的建模构造之外。三个研究区域的参数情况见表 1。

表 1 各研究区的参数情况

Table 1 Environmental conditions of study areas

研究区编号 Study Area Number	农业 用地占比 Agric ulture (%)	森林 占比 Fores t (%)	草地 占比 Grass (%)	平均 坡度 Slope	平均 土壤饱和 导水率 SOL_ K
1	26	41	30	10.23	8.34
2	78	5	16	14.64	8.99
3	19	20	60	14.6	8.62

LSTM 模型的参数配置参考相关研究^[34, 35]与实际考虑, 得出以下一组优化的超参数。所提模型隐含层数为 1 层, 隐含单元数为 10 个, Batchsize 为 20, 最大 epoch 数为 500, 所提学习率为 0.007, 学习衰退因子为 0.5, 学习衰退周期为 400。采用这种方法是为了减轻积雪融化的任何潜在影响。本研究共纳入 580 个样本, 将前 300 个样本作为训练集, 其余样本作为测试集。

2.3 评价系数

如表 2 所示, 研究采用 4 个指标评价模型的性能, 他们是它们是纳什-萨特克利夫效率(NSE)、决定系数(R²)、百分比偏差(PBAIS)、均方根误差(RMSE)。^[36], 这些指标的公式见表格。通常认为可接受的范围是纳什效率 NSE 需要大于 0.65, 均方根误差 R 大于 0.8、百分比偏差 PBIAS ≤ ±25% 的日常性能, 均方根误差 RMSE 要小于 10%^[37]。

表 2 模型评价指标

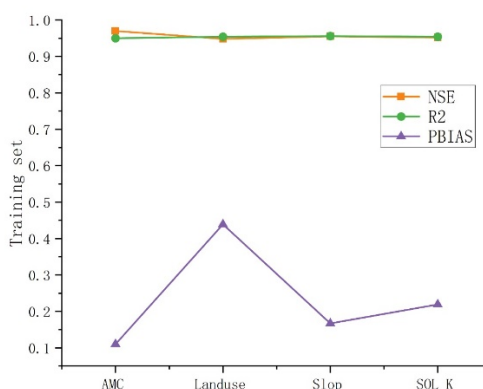
Table 2 Statistical standard measures for model evaluation.

表达式 Expression	区间 Standard rang e	最优值 Best value
$R^2 = \frac{\sum[(Q_t^o - \overline{Q_{obs}})(Q_t^s - \overline{Q_{sim}})]^2}{\sum(Q_t^o - \overline{Q_{obs}})^2 \sum(Q_t^s - \overline{Q_t})^2}$	0 to 1	R ² ≈1
$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (Q_t^o - Q_t^s)^2}{\sum_{t=1}^T (Q_t^o - \overline{Q_t})^2}$	-∞ to 1	NSE≈1
$PBAIS = \sum_{t=1}^T \frac{(Q_t^s - Q_t^o)}{Q_t^o}$	-∞ to ∞	PBAIS≈0

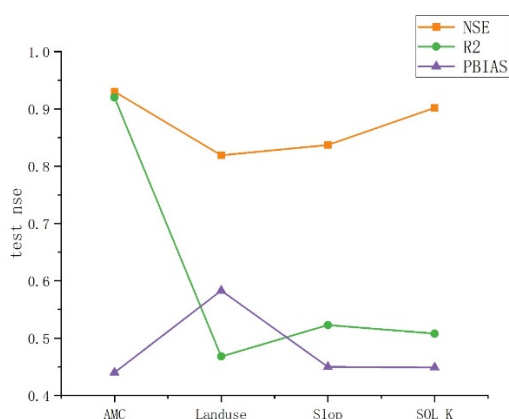
3 结果与分析

3.1 引入参数对模型精度的影响

从图 3 的可以看出, 当新的输入参数为土地利用时模型的性能较差; 当新输入为 AMC 时模型的准确率最高; SOL_K 和坡度作为输入模型精度差异不大。上述趋势在测试集中尤为突出特别是对于评价系数 R²。这表明将 AMC 作为模型构建的附加输入参数是至关重要的。SOL_K 和斜率结果的相似性可以解释为这两个参数在本研究的每个研究区域都是固定的, 而三个研究区域的这两个参数值之间的差异很小, 而 LSTM 难以区分这种细微差别, 因此模拟准确性。



(a) 训练集评价系数



(b) 测试集评价系数

图 3. 新增参数对模型的影响

因此，在构建多参数输入模型时 AMC 应作为必要的输入参数。此外，由于 SOL_K 和坡度对模型结果的影响相近，当输入多个参数时只选择二者之一。输入参数分为四组，如表 3 所示。

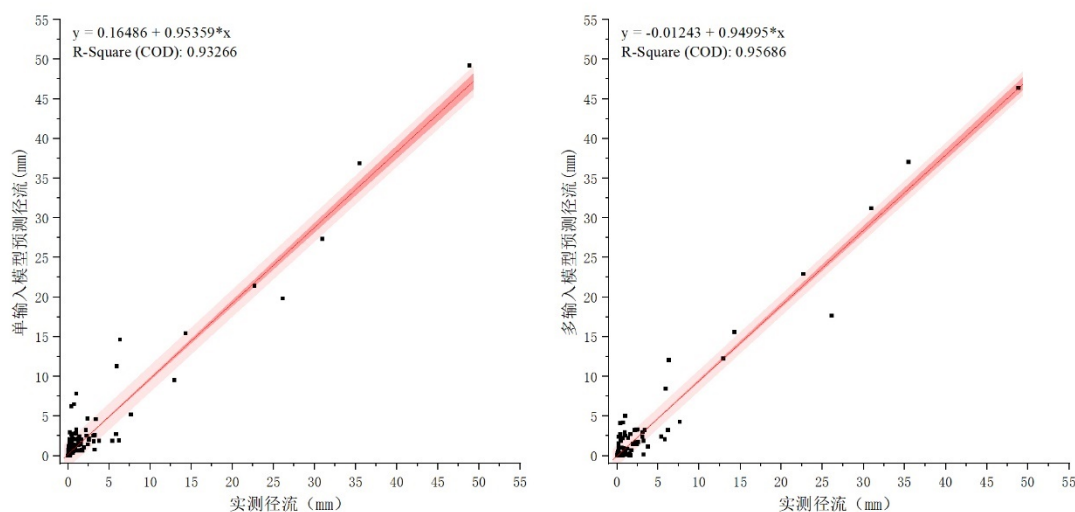
表 3 多输入模型输入参数

Table 3 Input conditions of four MI models.

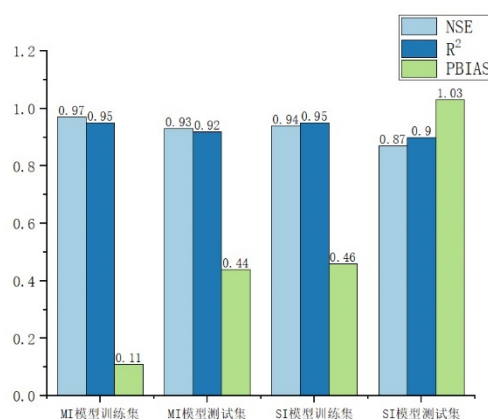
模型编号 Model Number	AMC	Land use	Slope	SOL_K
1	√	×	×	×
2	√	×	√	×
3	√	√	×	×
4	√	√	√	√

3.2 多输入模型与单输入模型的比较

值得注意的是，在无降雨或极小降水时，地表径流的价值应该为“0”，这与河流径流研究中观测到的基流相似。然而，由于系统理论模型没有考虑实际的物理意义而只是评估输入与输出之间的关系，因此该模型可能会产生较小的“基流”甚至负值。在本小节中，将“基流”的值替换为零，而该这一步骤对评价指标影响不大：例如，在结果中应该为 0 的径流值在单输入模型中为 0.31，而在多输入模型中为-0.03。在计算相关系数 R 时若将基流视为 0，单输入模型从 0.967986 略微下降到 0.965743。而对于多输入模型，R 值变化为从 0.978162 到 0.968719，说明该操作对模型评价影响很小。如前一小节所述，多输入模型的基本输入应该是降雨量和 AMC 的组合。因此，与单输入模型相比，具有 AMC 和降雨量的模型可以作为代表性模型与单输入模型相比较。图 7 表现了两种模型下的拟合效果。



(a) 径流情况比较



(b) 模型评价系数比较

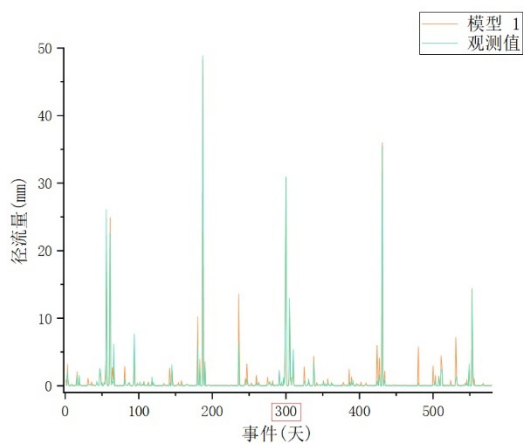
Fig. 4 单输入与多输入模型比较情况

可以看出,两种模型都能满足降雨和径流模拟的需要,但准确地说,多输入模型的拟合效果优于单输入模型,因为小雨量事件中单输入模型的预测值普遍高与实际。这可以从以下两个角度详细描述:(1)如前文所述,模型的“基流”不为0,但多输入模型更接近于此值。这也意味着“基流”的取值使得单参数模式的结果对小雨更加敏感。(2)第300个数据点作为训练集和测试集的分界线。从大雨量事件中可以看出两个模型在训练集中都表现出令人满意的结果,而单输入模型在测试集中表现出拟合性能下降。这一现象表明单输入模型具有有限的泛化能力。

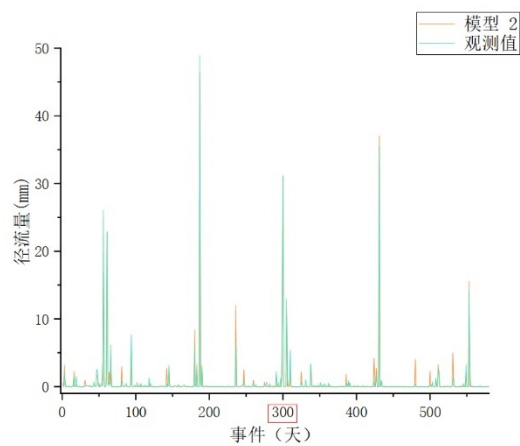
经过计算,评价系数也显示了单输入模型在稳定性和准确性方面的缺点(图7b)。评价系数也显示了多输入模型在稳定性和准确性方面的优势(图7b)。在训练集中两种模型效果相差不大(NSE与 R^2 均大于0.9, PBIAS均小于0.4),但多输入模型在测试集中的表现几乎不变,单输入模型的测试集的准确性则出现了明显下降, NSE下降到了0.87, R^2 下降到了0.9,而PBIAS则升高到了1.03,说明模型不可信。

3.2. 多输入模型之间的比较

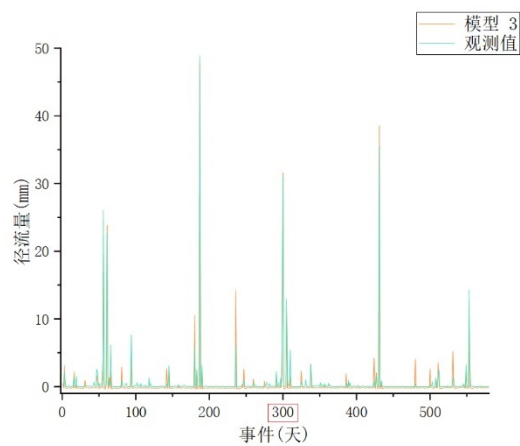
四个的径流模拟情况如图 8 所示。



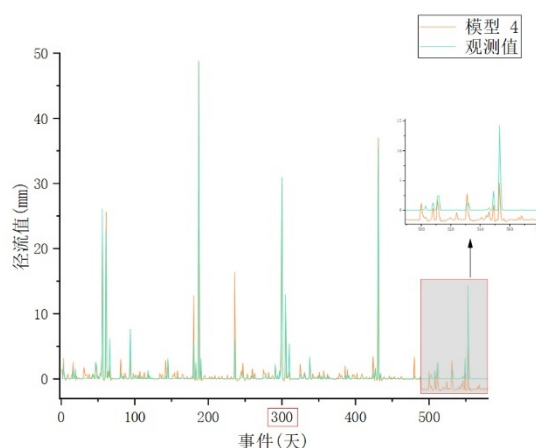
(a) 模型 1: AMC + 降雨



(b) Model 2: AMC + 降雨 + 坡度



(c) 模型 3: AMC + 降雨 + 土地利用



(d) 模型 4: AMC + 降雨 + 土地利用 + 坡度 + SOL_K

图 5 多输入模型径流情况比较图

Fig. 5 Runoff comparison between the multiple-input models

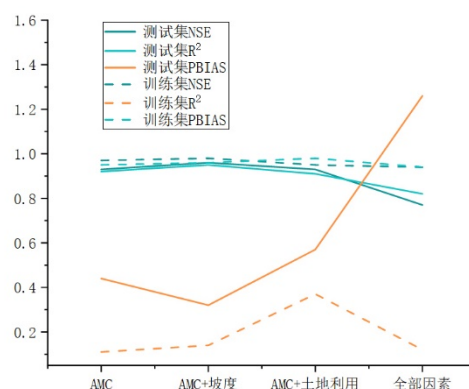


图 6 多输入模型评价系数的变化图

Fig. 6 The evaluated coefficients of multiplied-input models

从图可以看出,四种模型在径流值超过 20 mm 的重大降雨事件时都表现出了比较准确的结果。然而当雨量较小时,它们的精度却出现不同程度的下降,因为此时降雨对的地表径流的影响并不像大雨量事件那样占主导地位,而是有多种干扰结果的影响因素。红框标记的第 300 个事件是训练集和测试集的界限,可以看出对于训练集的模拟,模型 2 的拟合效果最好。模型 3 预测的“基流”与实际情况相差较大,由此导致了小雨事件预测偏差最大。模型 4 在训练集和测试集的前期表现良好,但关键在最后引入新研究区的阶段准确率显著下降,表明模型 4 的推广能力很差。

模型 2 的整体性能优于其他三种模型,然而它输入复杂度并不是最低或最高。计算评价参数可以显示出这样的规律:图 6 的横坐标根据模型的复杂程度从左到右递增。在训练集的数据中可以看出,除了模型 3 的 PBIAS 不理想外,所有的评价系数都能达到合格,而在测试集的评估过程中,观察到明显的波动,模型精度最初增加,随后下降。这一现象表明,适当增加输入数量可以提高准确率,但过多的输入会显著降低模型的准确性。

4 讨论

降雨径流与自然环境和受人类活动影响的环境等诸多因素有关,不同因素的相关程度因地而异。当降水量较大时降雨-径流关系简单,易于研究。3.1 小节表明,在径流预测中仅将降雨值作为输入量是可以一

定程度上满足特定研究区域的研究要求。但这种建模方法难以适应研究区域的变化,适当地增加参数以描述详细体现研究区域特征可以弥补这一缺陷。本研究区均为非城市地区,对径流效果起主要影响效果的参数是 AMC,当研究区的区别更大时会这一现象或许将会变化,例如:如果研究区是不透水地面与透水地面,那么其对径流的影响将也不可忽略。因此不同区域的除降雨以外的“主导”参数是不同且不可忽视的。

从另一方面而言,过多的参数输入不利于模型拟合,太多的输入参数很容易出现过拟合的情况。这意味着模型输入了大量的考虑因素,但学习样本的数量不允许模型准确地响应每一个因素,在训练过程中,模型过分强调了各个因素与输出结果之间的相关性,而没有考虑到这种相关性可能只适用于训练集中的特定数据,这一点在 Model 4 的最后部分尤为明显。其次,本研究模型基于再分析数据并结合流域的地理信息,因此本研究的径流数据代表区域平均地表径流,而并非某精确位置径流,这就使得模型对于土地利用等精确输入的表现程度有限。因此当给定研究中的学习区域较小或研究区域的条件相似时,新输入参数应当与研究区的尺度相匹配。这一观察结果还表明,径流模拟结果对于输入的相关性的需求强于输入值的数量。

5 结论

本研究建立了降雨径流的 LSTM 模型,并对不同模型进行了对比分析。结果表明:

(1) 提出了坡度、AMC、土壤饱和导水率和土地利用等新参数,并探讨了它们对模型精度的影响。增加输入参数的数量可以提高模型的精度。在本研究中,由于本研究选择的量表,AMC 是影响最大的参数。

(2) 将结合降雨和 AMC 的多输入模型作为代表与单参数模型进行比较。结果表明,单输入模型能满足基本研究需求,但可能不适用于复杂降雨条件或差异较大的多个研究区域。

(3) 多参数的输入会增强模型的性能,然而过多的参数会导致精度下降和过拟合问题。这表明新增输入参数时同时考虑其对结果相关性。本文确定的最优参数输入方案由降水、AMC 和坡度三个输入组成。本研究表明研究区的尺度应与输入尺度相匹配,并且随着研究区的规模和复杂性的增加,对多输入模型中将需求更多的输入参数以精确表达不同研究区域的区别。

本研究探讨了 LSTM 模型在水文学中的应用。然而改进的 Bi-LSTM 和 VMD-LSTM 等模型在径流预测领域也显示出其优势^[38, 39]。因此本研究结论对于改进模型的适用程度还有待进一步探讨。

[1] ARAGAW H M, MISHRA S K. Clarification of issues and long-duration hydrologic simulation SCS-CN-based proxy modelling [J]. *Acta Geophysica*, 2022, 70(2): 729-56.

[2] VERMA S, MISHRA S K, SINGH A, et al. An enhanced SMA based SCS-CN inspired model for watershed runoff prediction [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2017, 76(21).

[3] MARZEN M, ISERLOH T, DE LIMA J L M P, et al. The effect of rain, wind-driven rain and wind on particle transport under controlled laboratory conditions [J]. *Catena*, 2016, 145: 47-55.

[4] MA L, HE C, BIAN H, et al. MIKE SHE modeling of ecohydrological processes: Merits, applications, and challenges [J]. *Ecological Engineering*, 2016, 96: 137-49.

[5] YANG S, TAN M L, SONG Q, et al. Coupling SWAT and Bi-LSTM for improving daily-scale hydro-climatic simulation and climate change impact assessment in a tropical river basin [J]. *J Environ Manage*, 2023, 330: 117244.

[6] ZHU J. Application of SWMM model and image recognition in virtual simulation of urban architectural landscape [J]. *Optik*, 2023, 273.

[7] CALERO MOSQUERA D, HOYOS VILLADA F, TORRES PRIETO E A. Runoff Curve Number (CN model) Evaluation Under Tropical Conditions [J]. *Earth Sciences Research Journal*, 2022, 25(4): 397-404.

[8] BASU A S, GILL L W, PILLA F, et al. Assessment of Variations in Runoff Due to Landcover Changes Using the SWAT Model in an Urban River in Dublin, Ireland [J]. *Sustainability*, 2022, 14(1).

- [9] WANG Z, HE Y, LI W, et al. A generalized reservoir module for SWAT applications in watersheds regulated by reservoirs [J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 616.
- [10] ZARE M, AZAM S, SAUCHYN D. A Modified SWAT Model to Simulate Soil Water Content and Soil Temperature in Cold Regions: A Case Study of the South Saskatchewan River Basin in Canada [J]. *Sustainability*, 2022, 14(17).
- [11] ZHAO H, LI H, XUAN Y, et al. Improvement of the SWAT Model for Snowmelt Runoff Simulation in Seasonal Snowmelt Area Using Remote Sensing Data [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(22).
- [12]
- [13] KHALEGHI E, SADODDIN A, NAJAFINEJAD A, et al. Flood hydrograph simulation using the SWMM model: A semiarid zone watershed case study, Shiraz Khoshk River, Iran [J]. *Natural Resource Modeling*, 2020, 33(2).
- [14] TSAI L-Y, CHEN C-F, FAN C-H, et al. Using the HSPF and SWMM Models in a High Pervious Watershed and Estimating Their Parameter Sensitivity [J]. *Water*, 2017, 9(10).
- [15] 顾哲衍, 陈杭, 伊鑫. 基于 BP 神经网络与 SVM 模型的黄尾河径流预测比较分析 [J]. *西北林学院学报*, 2020, 35(05): 201-6.
- [16] ADNAN R M, PETROSELLI A, HEDDAM S, et al. Short term rainfall-runoff modelling using several machine learning methods and a conceptual event-based model [J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2020, 35(3): 597-616.
- [17] LIU Z, LI Q, ZHOU J, et al. Runoff Prediction Using a Novel Hybrid ANFIS Model Based on Variable Screening [J]. *Water Resources Management*, 2021, 35(9): 2921-40.
- [18] 桂晗亮, 张春萍, 武治国, et al. 人工神经网络和 SWMM 在降雨径流模拟中的应用对比 [J]. *中国给水排水*, 2021, 37(13): 108-12.
- [19] LI X, SONG G, DU Z. Hybrid model of generative adversarial network and Takagi - Sugeno for multidimensional incomplete hydrological big data prediction [J]. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2020, 33(15).
- [20] SADEGHI TABAS S, SAMADI S. Variational Bayesian dropout with a Gaussian prior for recurrent neural networks application in rainfall-runoff modeling [J]. *Environmental Research Letters*, 2022, 17(6).
- [21] KRATZERT F, KLOTZ D, BRENNER C, et al. Rainfall-runoff modelling using Long Short-Term Memory (LSTM) networks [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2018, 22(11): 6005-22.
- [22] HAN D, LIU P, XIE K, et al. An attention-based LSTM model for long-term runoff forecasting and factor recognition [J]. *Environmental Research Letters*, 2023, 18(2).
- [23] PENG A, ZHANG X, XU W, et al. Effects of Training Data on the Learning Performance of LSTM Network for Runoff Simulation [J]. *Water Resources Management*, 2022, 36(7): 2381-94.
- [24] ZHAO J, ZHANG J, HU Y, et al. Effects of land uses and rainfall regimes on surface runoff and sediment yield in a nested watershed of the Loess Plateau, China [J]. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 2022, 44.
- [25] 张译心, 徐国策, 李占斌, et al. 不同时间尺度下流域径流侵蚀功率输沙模型模拟精度 [J]. *水土保持研究*, 2020, 27(03): 1-7+22.
- [26] 罗琪, 张廷龙, 刘少军, et al. CRA 再分析资料在海南岛的适用性 [J]. *海南大学学报(自然科学版)*: 1-8.
- [27] BAI B, ZHANG Q, TAN D, et al. Responses of the Optical Properties and Distribution of Aerosols to the Summer Monsoon in the Main Climate Zones of China [J]. *Atmosphere*, 2021, 12(4): 482.
- [28] CHEN Y, SHARMA S, ZHOU X, et al. Spatial performance of multiple reanalysis precipitation datasets on the southern slope of central Himalaya [J]. *Atmospheric Research*, 2021, 250.
- [29] GUAN X, ZHANG J, ELMAHDI A, et al. The Capacity of the Hydrological Modeling for Water Resource Assessment under the Changing Environment in Semi-Arid River Basins in China [J]. *Water*, 2019, 11(7).
- [30] HERSBACH H, BELL B, BERRISFORD P, et al. The ERA5 global reanalysis [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2020, 146(730): 1999-2049.
- [31] JIANG Q, LI W, FAN Z, et al. Evaluation of the ERA5 reanalysis precipitation dataset over Chinese Mainland [J]. *Journal of Hydrology*, 2021, 595.
- [32] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long Short-Term Memory [J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735-80.

- [33] KUMAR A, KANGA S, TALOOR A K, et al. Surface runoff estimation of Sind river basin using integrated SCS-CN and GIS techniques [J]. *HydroResearch*, 2021, 4: 61-74.
- [34] 崔忠捷, 卿晓霞, 杨森雄. 基于 DM-LSTM 的城市降雨径流预测研究 [J]. *中国给水排水*, 2022, 38(19): 132-138. DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2022.19.021.
- [35] ZHANG Z, LIU S, MA K, et al. Runoff simulation of the upper Jinsha River Basin based on LSTM driven by elevation dependent climatic forcing [J]. *Progress in Geography*, 2023, 42(6): 1139-52.
- [36] SONG Y H, CHUNG E S, SHAHID S. Differences in extremes and uncertainties in future runoff simulations using SWAT and LSTM for SSP scenarios [J]. *Sci Total Environ*, 2022, 838(Pt 3): 156162.
- [37] MEHMOOD K, ZHANG B, JALAL F E, et al. Transient flow analysis for pumping system comprising pressure vessel using unsteady friction model [J]. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2023, 244.
- [38] QI J, SU X, ZHANG G, et al. Research on monthly runoff prediction of VMD-LSTM model in different forecast periods [J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2022, 40(6): 258-67.
- [39] YIN H, ZHANG X, WANG F, et al. Rainfall-runoff modeling using LSTM-based multi-state-vector sequence-to-sequence model [J]. *Journal of Hydrology*, 2021, 598.