

# 基于相关性检验的 VMD - LSTM 耦合 模型月径流模拟研究

刘声洪<sup>1</sup>, SOOMRO Shan-E-Hyder<sup>1</sup>, 李颖<sup>1,2</sup>, 李英海<sup>1,2</sup>, 程雄<sup>1,2</sup>, 杨少康<sup>3</sup>

(1. 三峡大学 水利与环境学院, 湖北 宜昌 443002; 2. 三峡大学 水电工程施工与管理湖北省重点实验室, 湖北 宜昌 443002; 3. 仙桃市河道堤防管理局, 湖北 仙桃 433000)

**摘要:** 近年来,极端强降雨和干旱事件频发,流域水文过程的不确定性变化加剧,使得流域中长期径流预测的难度增加。为提升 LSTM(长短期记忆神经网络)模型对径流时序变化的捕捉及拟合能力,以博阳河流域为研究区域,选取月降雨、蒸发及流量数据,利用 VMD(变分模态分解)和相关性检验,排除无关频率分量对 LSTM 模型规律学习的干扰,以达到模型输入优选的目的;此外,还考虑了 VMD 与 LSTM 模型的不同耦合方式对模型精度和稳定性的影响,最终优选出二者兼具的 VMD - LSTM 月径流耦合模式。结果表明:VMD - LSTM 耦合模型可显著提升模拟精度,但在模型稳定性方面有所欠缺;而基于相关性检验的 VMD - LSTM 耦合模型不仅能够进一步提高模型精度,并且在模型的稳定性方面也有所改进。在基于相关性检验的 VMD - LSTM 耦合模型的不同耦合方式对比中,对输入、输出均进行 VMD 分解且对输入变量进行优选的 D<sub>1</sub> 耦合方案的模拟效果最好,其 60 次模拟计算的 NSE 均为 0.98 以上且稳定性极佳;另外,在分析方案 D<sub>1</sub> 的可解释性时发现历史径流对于 LSTM 模型的影响要比降雨和蒸发大。该研究结论可为流域水资源管理提供精准可信的中长期径流模拟成果。

**关键词:** 相关性检验; 变分模态分解; 长短期记忆神经网络; 径流模拟; 博阳河流域

中图分类号: P338

文献标识码: A

文章编号: 1672-643X(2024)02-0071-12

## Simulation of monthly runoff by VMD - LSTM coupled model based on correlation testing

LIU Shenghong<sup>1</sup>, SOOMRO Shan-E-Hyder<sup>1</sup>, LI Ying<sup>1,2</sup>, LI Yinghai<sup>1,2</sup>,  
CHENG Xiong<sup>1,2</sup>, YANG Shaokang<sup>3</sup>

(1. College of Hydraulic & Environmental Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. Hubei Key Laboratory of Hydropower Engineering Construction and Management, Yichang 443002, China;

3. Xiantao River Embankment Administration, Xiantao 433000, China)

**Abstract:** In recent years, the frequent occurrence of extreme heavy rainfall and drought events has intensified the uncertainty changes of hydrological processes in the basin, making it more difficult for the prediction of medium and long-term runoff in the basin. In order to improve the ability of LSTM (long short-term memory) model in capturing and fitting temporal changes in runoff, taking the Boyang River Basin as the study area, we collected the data of monthly rainfall, evaporation and flow for the simulation. Then, VMD (variational modal decomposition) and correlation testing are used to eliminate the interference of irrelevant frequency components on the regular learning of LSTM model for the purpose of model input optimization. In addition, the effects of different coupling methods between VMD and LSTM model on the accuracy and stability of the model are considered, by which the VMD - LSTM monthly runoff coupled model which takes the advantages of both is finally selected. The simulation results show that the VMD - LSTM coupled model can significantly improve the simulation accuracy but it is lacking in

收稿日期: 2023-05-16; 修回日期: 2023-11-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(52179018, 51909010); 国家重点研发计划课题(2022YFC3203902-3); 智慧长江与水  
电科学湖北省重点实验室(中国长江电力股份有限公司)开放基金项目(ZH2002000103); 长江科学院开放研  
究基金项目(CKWV2021889/KY)

作者简介: 刘声洪(1999—), 男, 江西赣州人, 硕士研究生, 主要研究方向为水文模型及水文气象耦合。

model stability, the VMD - LSTM coupled model based on correlation testing can not only further improve the model accuracy, but also improves the stability of the model. In the comparison of the different coupling methods of the VMD - LSTM coupled model based on the correlation testing, scheme  $D_1$  which decomposes both inputs and outputs with VMD and optimizes inputs has the best simulation accuracy and stability, with an  $NSE$  value of 0.98 and above for 60 simulations. In addition, when analyzing the interpretability of scheme  $D_1$ , it is found that historical runoff has a greater impact on the LSTM model than rainfall and evaporation. The results of this study can provide accurate and reliable medium and long-term runoff simulations for the water resources management in the basin.

**Key words:** correlation testing; variational modal decomposition (VMD); long short-term memory (LSTM) neural network; runoff simulation; the Boyang River Basin

## 1 研究背景

近年来,受全球气候变暖的影响以及强人类活动的干扰,极端强降雨和干旱事件频发,流域水文过程的不确定性、复杂性及非平稳性等特征的变化明显加剧,从而使流域中长期径流模拟预测的难度增加<sup>[1-2]</sup>。近几十年,全球有 22% 的河川径流总量呈现显著下降趋势<sup>[3-4]</sup>,9% 的河川径流总量呈现显著增加趋势<sup>[5-6]</sup>。因此,精准可靠的径流模拟与预测对于流域水资源合理配置与可持续利用具有重要的现实意义,同时也可作为流域水资源规划管理和河流生态系统保护提供理论依据<sup>[7]</sup>。

当前,以水文学概念为基础的过程驱动模型和以数理统计方法为核心的数据驱动模型是中长期径流模拟的主要水文模型<sup>[8-9]</sup>。具有物理机制的过程驱动模型以水量平衡原理为核心<sup>[10]</sup>,考虑气象要素分布与下垫面条件,具有较强的可解释性,但其对数据要求质高、量大,且对部分水文过程机制认识不完全<sup>[11]</sup>,因而它们在实际应用中仍面临重大挑战。基于机器学习方法的数据驱动模型则不需要关注流域水文产流机制,从数学角度挖掘输入与输出变量之间的数据规律从而建立最优关系模型,因其能满足高精度模型的需求而被广泛应用于径流模拟与预测<sup>[12-13]</sup>。近年来机器学习发展迅速,传统机器学习方法可准确地刻画出短序列和低维度时间序列的过程规律<sup>[14-15]</sup>,然而由于其结构限制,传统机器学习算法不能充分学习复杂径流的变化特征<sup>[11,16-17]</sup>。长短期记忆神经网络(long short-term memory, LSTM)因其独特的门控机制,可捕捉时间序列的长期相关性,有效地解决了长序列模拟过程中出现的梯度爆炸和梯度消失问题<sup>[18]</sup>。大量研究证明,LSTM 模型的模拟效果较传统机器学习模型和物理水文模型更优<sup>[19-21]</sup>,如 Kratzert 等<sup>[21]</sup>将 LSTM 模型应用于美国 241 个小流域的降雨-径流模拟中,证明其优于萨克拉门托模型(Sacramento

soil moisture accounting, SAC - SMA)以及 Snow - 17 模型;Khandelwal 等<sup>[22]</sup>将 LSTM 模型应用在 500 多个流域中,结果发现 LSTM 在更多样本数据的训练条件下,其预测结果优于物理模型。此外,Ma 等<sup>[23]</sup>针对缺资料地区利用 LSTM 模型进行研究分析,有效提升了缺资料地区的径流预测。

然而,LSTM 模型即便具备较强的学习能力,但面对径流的时序变化时,可能仍无法有效地捕捉水文过程的主要特征<sup>[13]</sup>。为克服这一难题,利用信号分解技术将原始水文序列分解为多个子模态,以便更好地观测其数据特征,使 LSTM 能更好地捕捉数据规律、提升模型拟合能力<sup>[13, 24-25]</sup>。变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)可有效地分离子模态并缓解模态混叠问题,且性能稳健<sup>[26-27]</sup>。目前,已有许多学者将 VMD 与 LSTM 模型进行耦合研究并对耦合模型进行优化<sup>[13-14, 27-29]</sup>。然而,大多数研究主要集中在 VMD - LSTM 模型参数的设置,利用不同的优化算法对模型进行参数寻优以提升模型精度<sup>[28-29]</sup>。已有研究表明,许多研究以气象数据作为 LSTM 模型的输入,但不少研究的输入数据并未进行优选,输入数据与模型输出的相关性也未经评估<sup>[10]</sup>。同理,在 VMD 与 LSTM 模型进行耦合时,原信号经 VMD 分解后可得到多个不同频率的子模态分量,而每个分量与模拟对象之间是否均存在相关性值得进一步研究论证。

基于此,本文就输入与输出变量子模态间是否存在相关性这一问题,尝试对 VMD - LSTM 耦合模型的输入与输出变量各模态分量进行相关性检验,系统地评估和筛选出 VMD 可能分离的无关频率分量,明确输入分量与相应输出的相关关系;并对输入、输出变量与 VMD 的不同组合方式对模型精度和稳定性的影响,期望获得 VMD - LSTM 模型最佳耦合方案。本研究可为解决中长期径流模拟难题提供新的解决思路。

## 2 数据来源与研究方法

### 2.1 研究区概况

博阳河流域位于江西省北部,东临鄱阳湖,西、南毗修水,北部与长河相依,流域面积为 1 220 km<sup>2</sup>,主河长 93.5 km<sup>[30]</sup>。流域年均降水量为 1 436 mm,多年平均流量为 13.3 m<sup>3</sup>/s,多年平均年蒸发量为 655 mm,该流域处于环鄱阳湖暴雨区内,是鄱阳湖未控区间(图 1 右下角)内仅有的两个完整封闭流域之一<sup>[31]</sup>。因该流域具有暴雨多、流域面积小和汇流时间快等特点,故对其开展径流模拟研究显得十分必要。梓坊水文站为博阳河的控制站点,是国家基本水文站。该站点以上集水面积为 626 km<sup>2</sup>。本文以梓坊水文站以上集水面积为研究对象,选用王家铺、幸福、钟村、竹林下、李树桥、枣树李、山脚下陈及梓坊共 8 个雨量站点的月降雨数据进行研究分析,站点分布情况见图 1。

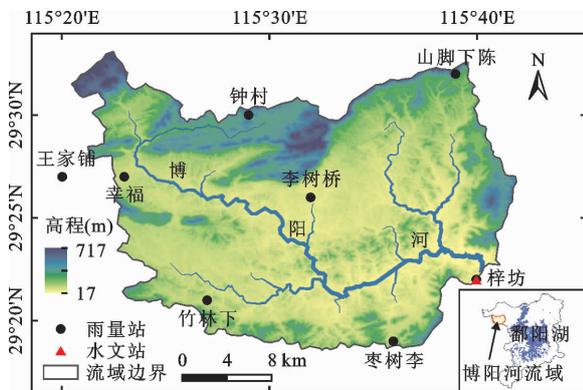


图 1 博阳河流域及站点分布图

### 2.2 数据来源

为保证资料的连贯性及可靠性,选取 1982—2016 年的面月降雨量、月平均流量及月蒸发数据作为研究数据。通过以上 8 个雨量站点的降水资料并利用泰森多边形法计算得到建模所需的流域月降雨资料,月平均流量资料采用梓坊水文站实测数据求得,月蒸发资料选用离该流域最近的虬津蒸发站的实测数据。以上所有站点实测数据均来源于水文年鉴。将上个月的月平均流量定义为月历史平均流量,并以面月降雨量、月历史平均流量及月蒸发数据为模型输入,将月平均流量作为模型输出。

### 2.3 研究方法

2.3.1 模态分解方法 VMD 可依据实际情景确定信号的分解数量,并自适应地匹配各模态的最佳中心频率及有限带宽,从而实现固有模态分量的有效

分离、频域划分,最终将原信号分解为多个不同频率尺度且相对平稳的子模态分量<sup>[26-27,32]</sup>。与传统的经验模态分解相比,VMD 克服了端点效应及模态分量混叠两大难题,是一种行之有效的模态分解方法,详见文献[26]、[32]。

2.3.2 长短期记忆神经网络 长短期记忆神经网络是基于循环神经网络(recurrent neural network, RNN)所提出的一种特殊的具有记忆性的循环神经网络,有效地解决了 RNN 中存在的梯度消失和梯度爆炸问题<sup>[18,32-33]</sup>。LSTM 在原始的 RNN 基础上引入了门控机制,使其能够捕获缓慢/快速的演变过程和具备信息的存储、丢失及传递功能,图 2 为 LSTM 的内部结构(详见参考文献[7])。LSTM 因其网络结构的特殊性,不仅能学习当前信息的数据规律,而且还能捕捉时间序列中存在的长期依赖关系<sup>[27]</sup>,从而使得 LSTM 广泛应用于长时间序列的处理。LSTM 模型的结构详情及其在水文方面的应用可参考文献[18]、[21]。

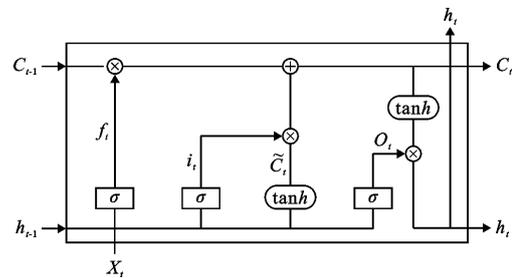


图 2 LSTM 模型内部结构

2.3.3 相关性检验 相关性分析是研究两者或两者以上变量之间相关关系的统计分析方法。本文通过应用 Pearson 相关系数、Spearman 等级相关系数和 Kendall 秩相关系数等 3 种常见的相关性指标,来筛选 VMD - LSTM 耦合模型中与输出变量具有显著相关性的输入变量。对于 LSTM 模型而言,模型输入过多,会导致输入中的无关变量对序列的数据特征提取产生干扰;模型输入过少,则会使模型无法获取足够多的有效信息。因此,精准的模型输入是获取高精度 LSTM 模型的关键。为此,本文利用 3 种相关性指标检验输入与输出之间的相关性,并以 3 种指标均未达到  $\alpha = 0.05$  的显著性水平来确定无关变量。通过 3 种指标检验结果的一致性既能确保剔除无关变量的干扰,又可保证模型有足够的信息进行特征提取。

2.3.4 基于相关性检验的 VMD - LSTM 耦合模型 基于相关性检验的 VMD - LSTM 耦合模型是在

VMD-LSTM 耦合模型的基础之上,利用以上3种相关系数对VMD分离的多个输入变量的子模态与对应的模拟对象进行相关性检验,剔除无关分量对模型的干扰从而达到输入变量优选的目的,进而提高模型精度。以下为该模型的具体流程:

(1)VMD 模态分解。将 LSTM 模型的输入信号(面月降雨量、月历史平均流量及月蒸发量)和输出信号(月平均流量)利用 VMD 进行模态分解,从而得到一系列的输入和输出子模态分量;

(2)输入与输出的相关性检验。对输入子模态分量和输出子模态分量进行两两组合,分别计算 Pearson 相关系数、Spearman 等级相关系数和 Kendall 秩相关系数,然后按照上述原则对输入子模态分量进行筛选,最终确定输出变量各子模态分量对应的模型输入;

(3)VMD-LSTM 耦合模型的构建。将通过相关性检验的输入子模态分量作为输入与相应的输出子模态进行 LSTM 建模,根据输出子模态的数量  $k$  决定总的建模次数;

(4)模型径流模拟。将各输出子模态的模拟结果进行累加从而得到基于相关性检验的 VMD-LSTM 耦合模型的月径流模拟结果。

2.3.5 模型评价指标 为评估模型模拟的有效性和可靠性,选取以下3种评价指标来度量模型的模拟效果。纳什效率系数(Nash-Sutcliffe efficiency coefficient,  $NSE$ )是水文领域中常用的评价指标,侧重于评价模拟结果的总体拟合程度,其取值范围一般为  $0 \sim 1$ ;均方根误差(root mean squared error,  $RMSE$ )则侧重于评价模拟结果的离散程度,其值越小则模拟结果越优;平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error,  $MAPE$ )主要用于评价该模型的优劣程度,若其值范围在  $0 \sim 100\%$  之间则表示该模型是优质模型。

### 3 结果与分析

#### 3.1 VMD 与 LSTM 的不同耦合方案对比

3.1.1 方案预设 对于传统的模型输入而言,其原始信号的时序变化规律未必明显;而利用 VMD 模态分解技术则可使模型输入的数据特征更加鲜明。故利用 VMD 模态分解方法将 LSTM 模型输入、输出分解为多个不同频率成分的子模态,其结果见表1。将月面雨量  $P$ 、月历史平均流量  $q$ 、月蒸发  $E$  及月径流  $Q$  分别分解为 6、5、5、6 个子信号。

以 VMD 模态分解结果为基础,设置 VMD 与

LSTM 模型的不同耦合方案并进行比较,方案预设结果见表2。方案 A 为耦合模型设置的对照组,即为单一的 LSTM 模型;方案 B、C、D 为 VMD 与 LSTM 模型的不同耦合方案。其中,方案 B 为 VMD 仅与 LSTM 模型输入耦合的方案,方案 C 为 VMD 仅与 LSTM 模型输出耦合的方案,方案 D 为 VMD 与 LSTM 模型输入及输出耦合的方案。为进一步提升 VMD-LSTM 耦合模型的模拟效果,在输入与输出之间加入相关性检验,以评定输入变量与模拟对象的相关性从而达到输入优选的目的。表2中的方案  $C_1$ 、 $D_1$  是在方案 C、D 的基础上经输入优选后得到的两组新方案,而在对方案 A、B 进行相关性检验时发现其检验前后模型输入并无差异。故将方案 A、B、C、D 设定为 VMD-LSTM 耦合模型的分析方案,在研究基于相关性检验的 VMD-LSTM 耦合模型时,主要针对方案  $C_1$ 、 $D_1$  进行分析。

表1 各变量 VMD 模态分解结果

序列类型	原信号	子模态
输入变量	$P$	$P_{IMF1}$ 、 $P_{IMF2}$ 、 $P_{IMF3}$ 、 $P_{IMF4}$ 、 $P_{IMF5}$ 、 $P_{IMF6}$
输入变量	$q$	$q_{IMF1}$ 、 $q_{IMF2}$ 、 $q_{IMF3}$ 、 $q_{IMF4}$ 、 $q_{IMF5}$
输入变量	$E$	$E_{IMF1}$ 、 $E_{IMF2}$ 、 $E_{IMF3}$ 、 $E_{IMF4}$ 、 $E_{IMF5}$
输出变量	$Q$	$Q_{IMF1}$ 、 $Q_{IMF2}$ 、 $Q_{IMF3}$ 、 $Q_{IMF4}$ 、 $Q_{IMF5}$ 、 $Q_{IMF6}$

3.1.2 VMD-LSTM 耦合模型效果对比分析 本文将时间序列划分为训练期(1982—2012年)与验证期(2013—2016年)。因神经网络是通过训练期资料来学习数据规律从而进行预测的,故着重对模型验证期开展研究分析。由于 LSTM 模型在结果模拟时具有随机性,具体表现为 LSTM 在同一套参数设置下的多次实验结果并不完全一致,因此模型的稳定性是该模型是否可靠的重要衡量标准。为此,本文参考林康聆等<sup>[34]</sup>在实验中的设置,并将每种方案执行 60 次分析计算,以减少模型的随机性,令实验结果更具可靠性。为客观地评价该模型的稳定性,以 60 次的模拟结果绘制不同评价指标的箱线图(图3),并计算各个指标的标准差(结果见表3)。

以图3中指标变化的幅度和表3中的标准差来评判其稳定性。在 VMD-LSTM 耦合模型的各组方案中方案 D 的稳定性最差且评价精度最低,其  $NSE$  的标准差高达 0.036,且  $NSE$  的最大值仅有 0.813;方案 B 的稳定性仅优于方案 D,但其各个评价指标均为 4 个方案中最佳,  $NSE$  的均值达到 0.922,均方根误差  $RMSE$  均值为  $137.53 \text{ m}^3/\text{s}$ ,平均绝对百分比误差  $MAPE$  均值仅为 37.82%;对照方案 A 的稳定性仅低

表 2 VMD 与 LSTM 模型不同耦合方案的设置

耦合方案	耦合方式		方案特征
	模型输入	模型输出	
A	$P、q、E$	$Q$	对照组
B	$P_{IMF1}、P_{IMF2}、P_{IMF3}、P_{IMF4}、P_{IMF5}、P_{IMFr}$	$Q$	输入分解
	$Q_{IMF1}、Q_{IMF2}、Q_{IMF3}、Q_{IMF4}、Q_{IMFr}$ $E_{IMF1}、E_{IMF2}、E_{IMF3}、E_{IMF4}、E_{IMFr}$		
C	$P、q、E$	$Q_{IMF1}$	输出分解
	$P、q、E$	$Q_{IMF2}$	
	$P、q、E$	$Q_{IMF3}$	
	$P、q、E$	$Q_{IMF4}$	
	$P、q、E$	$Q_{IMF5}$	
	$P、q、E$	$Q_{IMFr}$	
D	$P_{IMF1}、P_{IMF2}、P_{IMF3}、P_{IMF4}、P_{IMF5}、P_{IMFr}$	$Q_{IMF1}$	输入、输出均分解
	$Q_{IMF1}、Q_{IMF2}、Q_{IMF3}、Q_{IMF4}、Q_{IMFr}$		
	$E_{IMF1}、E_{IMF2}、E_{IMF3}、E_{IMF4}、E_{IMFr}$		
	$P_{IMF1}、P_{IMF2}、P_{IMF3}、P_{IMF4}、P_{IMF5}、P_{IMFr}$		
	$Q_{IMF1}、Q_{IMF2}、Q_{IMF3}、Q_{IMF4}、Q_{IMFr}$		
	$E_{IMF1}、E_{IMF2}、E_{IMF3}、E_{IMF4}、E_{IMFr}$		
	$P_{IMF1}、P_{IMF2}、P_{IMF3}、P_{IMF4}、P_{IMF5}、P_{IMFr}$		
	$Q_{IMF1}、Q_{IMF2}、Q_{IMF3}、Q_{IMF4}、Q_{IMFr}$		
	$E_{IMF1}、E_{IMF2}、E_{IMF3}、E_{IMF4}、E_{IMFr}$		
	$P_{IMF1}、P_{IMF2}、P_{IMF3}、P_{IMF4}、P_{IMF5}、P_{IMFr}$		
	$Q_{IMF1}、Q_{IMF2}、Q_{IMF3}、Q_{IMF4}、Q_{IMFr}$		
	$E_{IMF1}、E_{IMF2}、E_{IMF3}、E_{IMF4}、E_{IMFr}$		
C <sub>1</sub>	$P、q$	$Q_{IMF1}$	输出分解 并优选输入变量
	$P、q、E$	$Q_{IMF2}$	
	$P、q、E$	$Q_{IMF3}$	
	$P$	$Q_{IMF4}$	
	$P、q、E$	$Q_{IMF5}$	
	$P、q$	$Q_{IMFr}$	
D <sub>1</sub>	$P_{IMF1}、q_{IMF1}、E_{IMF1}$	$Q_{IMF1}$	输入、输出均分解 并优选输入变量
	$P_{IMF2}、q_{IMF1}、q_{IMF2}、E_{IMF2}$	$Q_{IMF2}$	
	$P_{IMF3}、q_{IMF2}、q_{IMF3}、E_{IMF3}$	$Q_{IMF3}$	
	$q_{IMF3}、q_{IMF4}$	$Q_{IMF4}$	
	$P_{IMF5}、q_{IMF4}、q_{IMFr}、E_{IMF4}$	$Q_{IMF5}$	
	$P_{IMFr}、q_{IMFr}、E_{IMFr}$	$Q_{IMFr}$	

注:表中的下标  $IMF1、IMF2、IMF3、IMF4、IMF5$  为原信号分解出来的子模态,  $IMFr$  为子模态之和与原信号之间的残差项。

于方案 C,其各项指标的标准差均稍劣于方案 C,但其精度效果则略优于方案 C;方案 C 的稳定性最好,但其精度仅优于方案 D。从异常值的角度来说,只有方案 D 在各指标的评价情况下未出现异常值,方案 A、B 在各评价指标中均出现异常值,而方案 C 仅在 *RMSE* 的评价情况下未出现异常值。由此说明,

方案 D 的模拟效果较差是该方案正常的表现,而在其余方案中模拟效果劣于其他场次的则为该方案不正常的表现。从图 3(a)、3(c)可知,各方案的纳什效率系数 *NSE* 的最小值均大于 0.64,且其均值都在 0.70 以上;各方案的 *MAPE* 值均在 100% 以内为优质模型,因而各方案的模拟结果均较好。

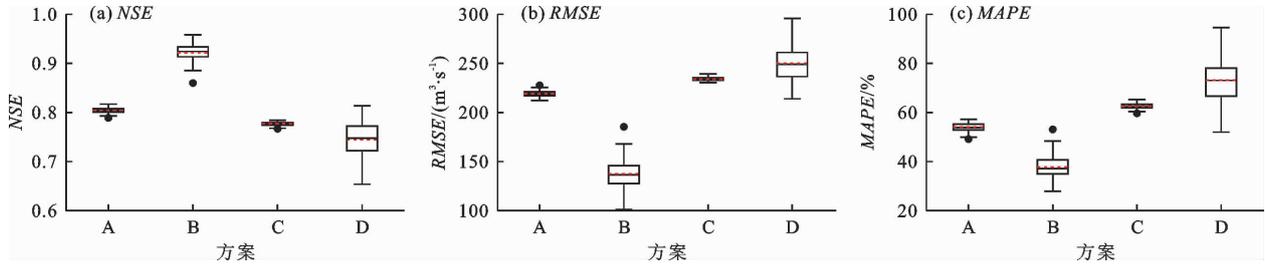


图3 VMD与LSTM模型不同耦合方案验证期的评价指标箱线图

表3 VMD与LSTM模型不同耦合方案的评价指标的标准差

耦合方案	标准差		
	<i>NSE</i>	<i>RMSE</i> /( $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ )	<i>MAPE</i> /%
方案 A	0.006	3.477	1.735
方案 B	0.017	14.979	4.838
方案 C	0.004	2.011	1.195
方案 D	0.036	17.438	9.156
方案 C <sub>1</sub>	0.005	2.642	1.273
方案 D <sub>1</sub>	0.002	3.452	2.454

综上所述,VMD-LSTM耦合模型中各组方案的模拟结果均较好,但与对照方案 A 相比并非所有方案都是可接受的。方案 B 的模拟效果是在 VMD 与 LSTM 模型的不同耦合方案中最佳的,但其稳定性相比于单一的 LSTM 模型有所下降;方案 C 整体表现为勉强可接受的状态,而方案 D 则是不可接受的。

3.1.3 VMD-LSTM耦合模型模拟过程对比 在考虑 LSTM 模型的稳定性的同时,也同样需要关注模型能达到何种效果。基于此,为进一步探究 VMD 与 LSTM 模型各耦合方案在月径流模拟过程中的具体差异,从 60 次模拟结果中选取最优的模拟结果进行研究分析。但由于所选的 3 种指标间的差异,造成每种指标显示的最优模拟结果也不尽相同。纳什效率系数常用于水文模型的整体质量评价,是广受水文学者认可的评价指标。因此,选用 60 次模拟中纳什效率系数最优的模拟结果进行展示,其结果见图 4(图中  $R^2$  表示模型模拟的线性拟合程度)。

4 种方案 A、B、C、D 的最优 *NSE* 值依次为

0.817、0.958、0.784 及 0.813,  $R^2$  分别为 0.831 3、0.961 5、0.789 5 及 0.823 6。显而易见,方案 B 的径流过程拟合度最好,无论是对峰值还是非峰值过程的模拟效果均较优,是一种高精度的耦合方案。从各项指标来看,方案 A 与方案 D 的评价指标数值相当接近,但通过对比,方案 D 对前两年的模拟效果优于方案 A,而对后两年的模拟效果则比方案 A 更差。对于方案 C 来说,其 *NSE* 值最优的径流过程模拟效果整体上是 4 种方案中最差的。

综合来看,方案 B(仅输入分解)的评价指标及径流模拟过程均为 4 种方案中最优的,说明这种耦合方案有助于提高 LSTM 的拟合能力,略有不足的是模型的稳定性有所降低且出现异常值。因此,就模型精度而言,方案 B 很好地证实了 VMD-LSTM 耦合模型可显著提升模型精度这一观点<sup>[21-23]</sup>;但从模型稳定性来看,在 VMD 与 LSTM 模型各耦合方案模拟结果中,实际上并未出现模拟精度高且模型稳定性好的耦合方案。

### 3.2 基于相关性检验的 VMD-LSTM 耦合模型

3.2.1 相关性检验 基于上述研究分析结果,VMD-LSTM 耦合模型虽能有效提高模型精度,但其模型稳定性不佳。为解决这一问题,本文提出了一种新的耦合思路,即在 VMD 与 LSTM 模型的耦合基础上加入相关性检验,以检验经 VMD 分解后的模型输入与相应输出变量之间的相关性。在确保模型有足够的输入信息的前提下,排除与模拟对象无关的频率成分对模型的干扰。如图 5 所示,图 5 中标记表示该组变量的显著性达到  $\alpha = 0.05$  的显著性水平,在 133(7×19)组相关性检验中,有 54 组变量

至少有一种相关系数表明其变量间具有相关性,这其中又有 44 组变量的 3 种相关系数均达到  $\alpha = 0.05$  的显著性水平,且占具有相关性变量组数的 80%,表明 3 种相关系数的检验结果具有一致性,其检验结果可信。

基于上述检验结果,将与模拟对象无关的输入变量剔除,其结果更加明显,如表 2 中的方案 C<sub>1</sub>、D<sub>1</sub> 所示。从表 2 的设置结果来看,方案 A、B 经相关性检验后其输入变量未发生变化,即原输入变量与模拟对象均具备相关性,则对于方案 A、B 其本身就是

经过相关性检验的最佳输入;方案 C、D 经相关性检验后与原方案相比有所差异,故以方案 C<sub>1</sub>、D<sub>1</sub> 来表示。方案 C<sub>1</sub> 与原方案 C 的不同具体表现在:部分输出子变量对应的输入变量不同,如  $Q_{IMF1}$ 、 $Q_{IMF4}$  及  $Q_{IMF7}$  所对应的输入变量数量由 3 分别降为 2、1、2,总削减率为  $(18 - 14)/18 = 22.22\%$ 。方案 D<sub>1</sub> 与原方案 D 的输入优选效果明显,各输出子变量对应的输入变量经优选后数量由 16 降为 2~4 个变量,总削减率为  $(96 - 20)/96 = 79.17\%$ 。可见,对 VMD - LSTM 耦合模型进行输入优选,可显著降低数据冗

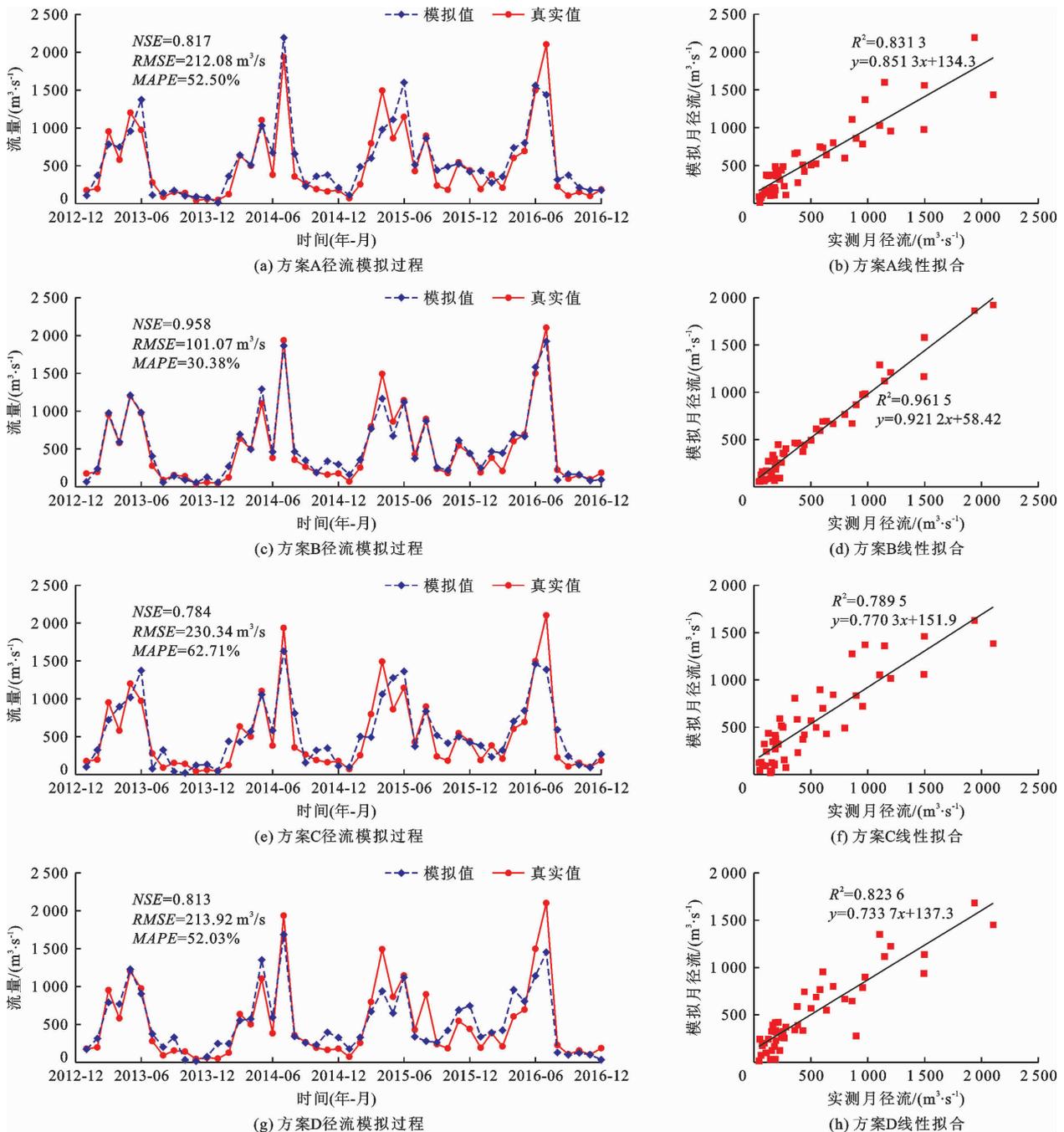


图 4 VMD 与 LSTM 模型不同耦合方案最优 NSE 总的径流过程模拟结果

余,这一点与多数学者在筛选模型输入时的操作效果类似;但多数研究主要针对数据的原始信号进行输入优选<sup>[21,29]</sup>,而本文则是对原信号中包含的多种频率成分进行优选,其结果更精确、结构更微观。

### 3.2.2 基于相关性检验的 VMD-LSTM 耦合模型

效果对比分析 图6为方案C<sub>1</sub>、D<sub>1</sub>进行60次分析计算后所得的评价结果,方案C<sub>1</sub>的NSE、RMSE及MAPE的均值分别为0.809、216.72 m<sup>3</sup>/s、58.25%;方案D<sub>1</sub>的NSE、RMSE及MAPE的均值分别为0.981、68.47 m<sup>3</sup>/s、27.72%。

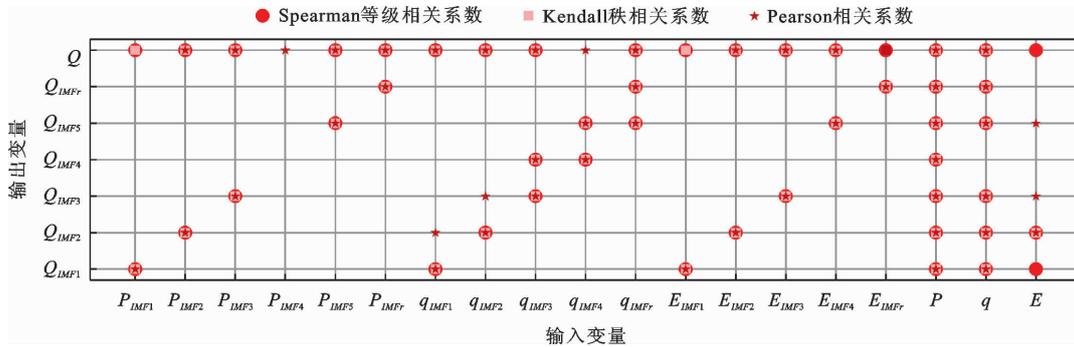


图5 不同相关系数的相关性检验结果

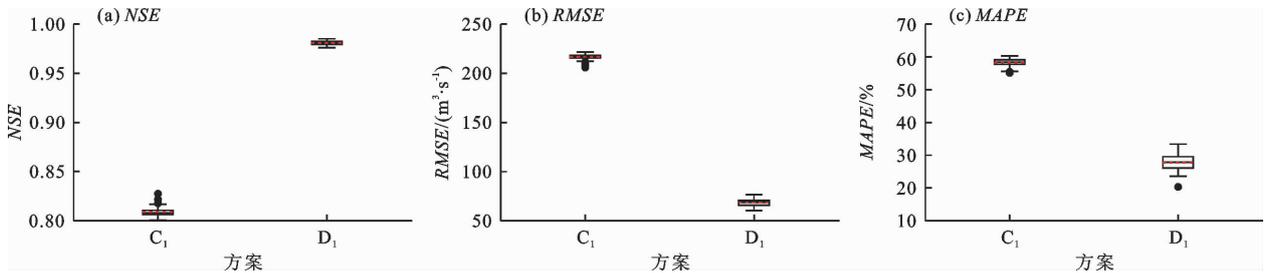


图6 基于相关性检验的 VMD 与 LSTM 模型不同耦合方案验证期的评价指标箱线图

结合图3、6和表3的分析结果来看,经相关性检验后发现,方案C<sub>1</sub>与方案C相比其模拟效果显著提升,而方案D<sub>1</sub>的模型精度及稳定性与方案D相比均显著提升。对比NSE值,经相关性检验优选输入变量后方案C的NSE值的均值由0.777提高至0.809,提高了4.12%;对于方案D与D<sub>1</sub>而言,检验前后的NSE值的均值由0.745提高至0.981,提高了31.68%,且NSE值的标准差由0.036降至0.002,稳定性显著提升,且若以NSE为评判标准,则方案D<sub>1</sub>的稳定性为所有方案中最佳。再对比方案A、B,方案C<sub>1</sub>、D<sub>1</sub>的模拟效果均优于对照方案A。至此,基于相关性检验的VMD-LSTM 3种耦合方案均优于对照方案A(即单一LSTM模型);方案D<sub>1</sub>比方案B的NSE值的均值还要高6.40%,且稳定性及异常值的情况也有显著改善。

总之,基于相关性检验的VMD-LSTM耦合模型的所有耦合方案对月径流的模拟精度均优于单一的LSTM模型。其中方案B、D<sub>1</sub>的模拟精度显著优于对照方案A,方案D<sub>1</sub>的表现尤为优异,其各项评价指标不仅好于其他方案,且模型稳定性及异常值

的表现情况亦为所有方案中最佳。

3.2.3 基于相关性检验的 VMD-LSTM 耦合模型模拟过程对比 为探索经相关性检验后模型对径流过程的拟合能力,亦从60次模拟结果中选取NSE值最优的模拟结果(图7)开展分析讨论。由图7可知,方案C<sub>1</sub>最优模拟场次的NSE与RMSE略好于方案A,但其MAPE与R<sup>2</sup>稍劣于方案A;方案D<sub>1</sub>最优模拟场次的过程拟合效果为所有方案中最佳,其评价指标分别为NSE = 0.985、RMSE = 60.46 m<sup>3</sup>/s、MAPE = 25.20%、R<sup>2</sup> = 0.986 2。

综上所述,基于相关性检验的VMD-LSTM耦合模型的3种耦合方法(方案B本身即可认作基于相关性检验的VMD-LSTM耦合模型)均比单一的LSTM模型模拟精度要高,是一种有效提高VMD-LSTM耦合模型精度的方法。其中方案B、D<sub>1</sub>均为高精度模拟方案,两者的纳什效率系数NSE均值都达到0.90以上,且方案D<sub>1</sub>的评价指标NSE均值达到0.98以上,此外,方案D<sub>1</sub>的模型稳定性比方案B同样要好得多。因此,方案D<sub>1</sub>是本次月径流模拟研究的高精度VMD-LSTM耦合模型各研究方案中的

最佳耦合方案。

3.2.4 基于相关性检验的VMD-LSTM耦合模型最佳耦合方案的可解释性 为进一步研究基于相关性检验的VMD-LSTM耦合模型最佳耦合方案是如何达成的,将方案D与方案D<sub>1</sub>的NSE值最优的输出子分量模拟过程进行对比,其结果见图8。从各项评价指标来看,6个模拟对象经输入优选后其模拟效果具有不同程度的优化,其中第1、4分量表现极其突出,第3、5分量表现明显,第2、6分量表现略微平稳。以各分量的线性拟合图来看,每个分量的拟合效果经输入优选后都有向趋势线聚拢的现象,这一现象在第1分量线性拟合图中尤为明显。

结合表2中方案D<sub>1</sub>的优选结果来分析其成因,

该方案的各个输入分量的数量由16分别降为3、4、4、2、4、3,从数量上来看该方案的模拟效果有显著提升;从模型输入成分来看,在6组输出分量对应的输入成分中,每组都至少有1种历史平均流量成分,且有4组输入成分中包含2种历史平均流量成分,尤其是 $Q_{IMF4}$ 对应的输入成分中,仅有2种历史平均流量成分而无降雨与蒸发的存在,说明历史平均流量对模型预测产生的影响比降雨和蒸发更大。由此可见,利用相关性检验对各输出子变量对应的输入频率成分进行优选,可使LSTM模型在排除无关变量的干扰下,更精确地捕捉数据变化规律,从而提升各分量的模拟精度,进而大幅度提升月径流的整体模拟精度。

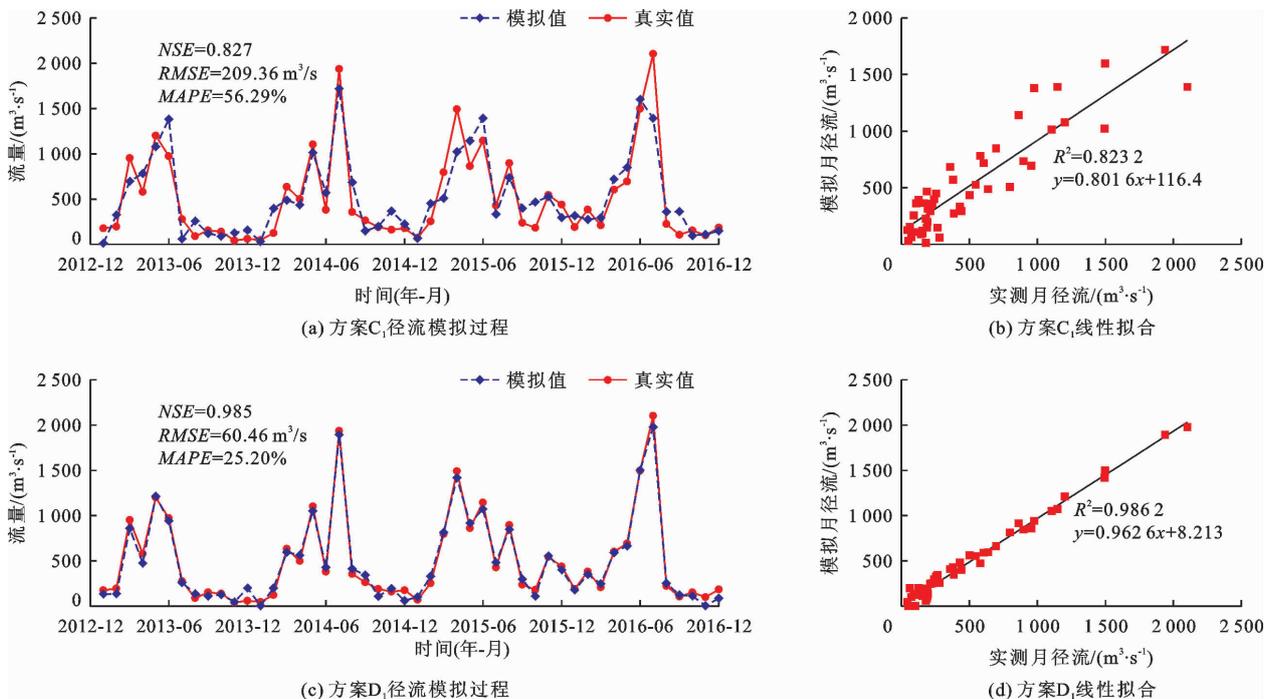


图7 基于相关性检验的VMD-LSTM耦合方案最优NSE径流过程模拟结果

## 4 讨论

本文将相关性检验方法与VMD信号分解技术相结合,不但验证了VMD可显著提升LSTM模型的模拟精度这一事实,即与张晓焯等<sup>[14]</sup>、祁继霞等<sup>[27]</sup>和孙国梁等<sup>[29]</sup>对月径流的研究中发现VMD-LSTM耦合模型具备预测误差小、精度高的结论一致,还基于VMD-LSTM耦合模型提出了一种新的耦合思路,即利用相关性检验方法从信号构成角度对模型输入、输出进行更精准的对应,该思路又与朱春苗等<sup>[35]</sup>以相关系数作为初筛再以主成分分析法和互信息计算对大气环流因子进行精筛的操作有着共通之处。另外,

在对方案D<sub>1</sub>进行成因分析时发现,历史径流比降雨和蒸发对径流预测的影响更大,其在径流预测中具有不可或缺的地位,这与田焯等<sup>[36]</sup>在研究LSTM变体模型的可解释性时所得的结论相同。

本文以VMD为基础利用相关性检验方法对信号构成之间的相关性进行分析,使得LSTM模型可精准地捕捉不相关信号间存在的相关性、排除相关性信号成分间不相关的信号成分。方案D<sub>1</sub>的提出可在VMD-LSTM耦合模型的基础上进一步提高模型精度及模型稳定性,使模型输入、输出间的数据规律更为明显,可有效减少数据冗余,并为流域中长期径流模拟提供了一种新的思路。

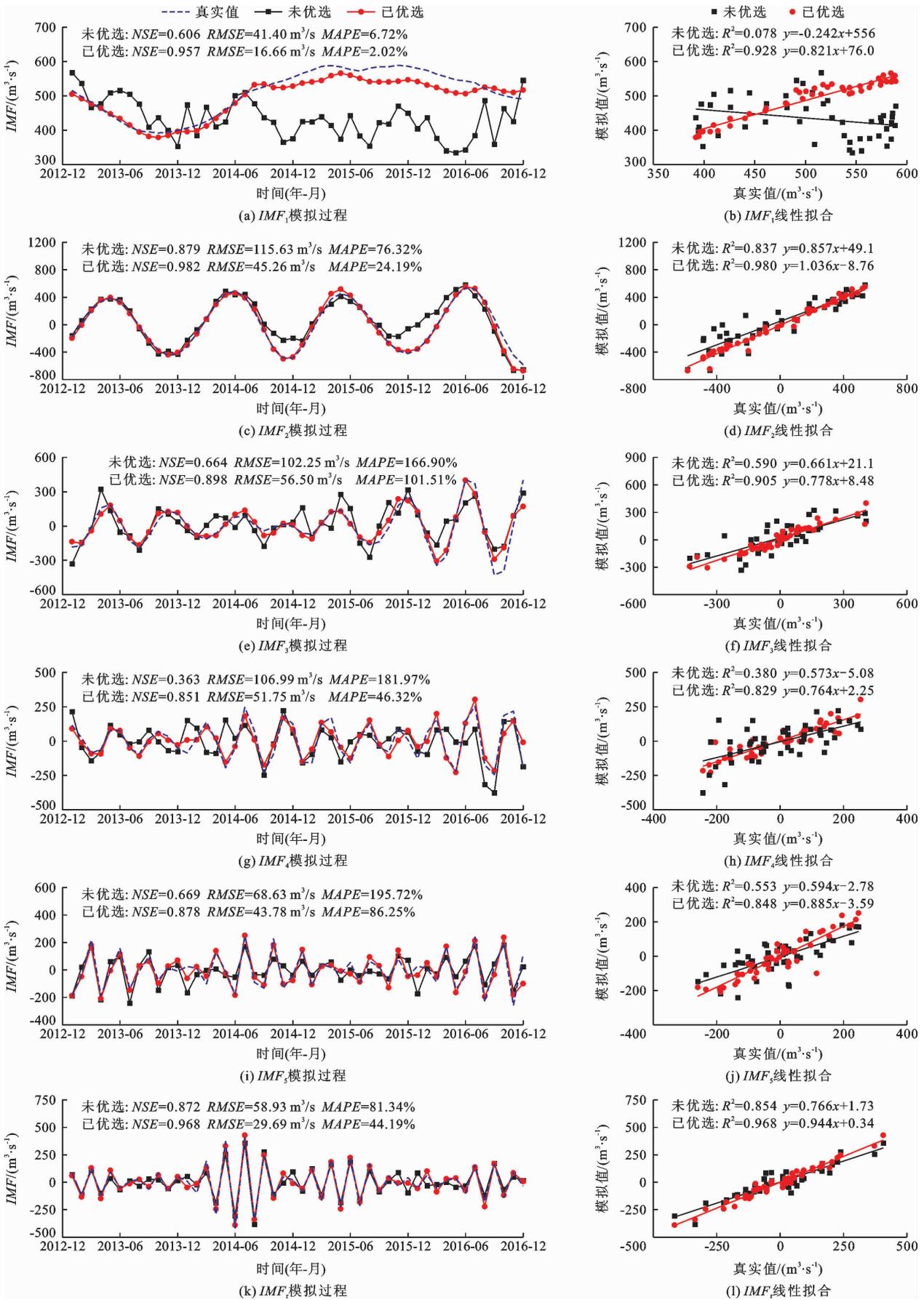


图8 方案D与D<sub>1</sub>最优NSE的输出子变量模拟过程对比

尽管本文建立了精度与稳定性俱佳的 VMD - LSTM 耦合模型,但这一方案的有效性还有待进一步检验,如分析不同预见期下模型的鲁棒性及模型效率,或在本研究的基础上增加更多模型输入等;同时,该方法不可避免地存在数据驱动模型所具有的一系列弊端,例如,相比于物理模型,该模型在表达水文过程的物理机制及水文条件的空间异质性方面还有待改进,模型模拟结果的好坏依赖于数据间的数学规律。后续可从考虑输入数据的空间异质性以及下垫面参数等对模型的影响入手,针对模型的应用情况进一步考察该耦合模型的实用性。

## 5 结 论

本文旨在考虑水文序列原始信号中包含的多种频率成分间的相关性,主要剔除 VMD 分离出的与模拟对象无关的输入频率成分,并证实基于相关性检验的 VMD 与 LSTM 耦合模型具备高精度与高稳定性这一特点。

(1) VMD - LSTM 耦合模型相比单一的 LSTM 模型可显著提升模拟精度,但其稳定性不佳。

(2) 利用 VMD 对 LSTM 模型的输入、输出进行模态分解,并结合相关性检验在确保模型学习资料充足的前提下,排除与模拟对象无关的输入分量,可显著提高 LSTM 模型对径流时序变化的捕捉及刻画能力。

(3) 通过 VMD 与 LSTM 模型不同耦合方案的对比分析,得到方案  $D_1$  (输入、输出均分解并优选输入变量) 为精度最高且稳定性最好的耦合方案。

(4) 与降雨和蒸发相比,历史径流对于 LSTM 模型的影响更为重要,在径流模拟中具有不可或缺的地位。

### 参考文献:

- [1] KIKSTRA J S, NICHOLLS Z R J, SMITH C J, et al. The IPCC Sixth Assessment Report WGIII climate assessment of mitigation pathways: from emissions to global temperatures [J]. *Geoscientific Model Development*, 2022, 15(24): 9075-9109.
- [2] 梁浩,黄生志,孟二浩,等. 基于多种混合模型的径流预测研究[J]. *水利学报*, 2020, 51(1): 112-125.
- [3] WALLING D E, FANG D. Recent trends in the suspended sediment loads of the world's rivers[J]. *Global and Planetary Change*, 2003, 39(1-2): 111-126.
- [4] DAI Aiguo, QIAN Taotao, TRENBERTH K E, et al. Changes in continental freshwater discharge from 1948 to 2004 [J]. *Journal of Climate*, 2009, 22(10): 2773-2792.
- [5] HUANG Yi, CAI Jialiang, YIN He, et al. Correlation of precipitation to temperature variation in the Huanghe River (Yellow River) Basin during 1957 - 2006 [J]. *Journal of Hydrology*, 2009, 372(1-4): 1-8.
- [6] DONG Quan, CHEN Xing, CHEN Tiexi. Characteristics and changes of extreme precipitation in the Yellow - Huaihe and Yangtze - Huaihe Rivers Basins, China [J]. *Journal of Climate*, 2011, 24(14): 3781-3795.
- [7] KREIBICH H, VAN LOON A F, SCHROTER K, et al. The challenge of unprecedented floods and droughts in risk management [J]. *Nature*, 2022, 608(7921): 80-86.
- [8] NEARING G S, KRATZERT F, SAMPSON A K, et al. What role does hydrological science play in the age of machine learning? [J]. *Water Resources Research*, 2021, 57(3): e2020WR028091.
- [9] 王文, 马骏. 若干水文预报方法综述 [J]. *水利水电科技进展*, 2005(1): 56-60.
- [10] 徐嘉远, 邹磊, 夏军, 等. 基于时变增益模型与 LSTM 耦合的白河流域径流模拟 [J/OL]. *水资源保护*: 1-12 [2023-03-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1356.TV.20230316.1547.008.html>.
- [11] 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.
- [12] 沈嘉聚, 杨汉波, 刘志武, 等. 长江上游径流对气象要素变化的敏感性分析 [J]. *水资源保护*, 2023, 39(1): 119-126.
- [13] 熊怡, 周建中, 孙娜, 等. 基于自适应变分模态分解和长短期记忆网络的月径流预报 [J]. *水利学报*, 2023, 54(2): 172-183 + 198.
- [14] 张晓焯, 宋松柏, 张炳林. 基于变分模态分解的分频径流预测模型 [J]. *水资源与水工程学报*, 2023, 34(1): 84-90.
- [15] CHEN Shu, REN Miaomiao, SUN Wei. Combining two-stage decomposition based machine learning methods for annual runoff forecasting [J]. *Journal of Hydrology*, 2021, 603: 126945.
- [16] 周庆梓, 何自立, 吴磊, 等. 多源数据融合的深度学习径流预测模型 [J]. *水力发电学报*, 2023, 42(5): 43-52.
- [17] BENGIO Y, SIMARD P, FRASCONI P. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1994, 5(2): 157-166.
- [18] GRAVES A. Long short-term memory [J]. *Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks*, 2012, 385: 37-45.
- [19] 姜淞川, 陆建忠, 陈晓玲, 等. 基于 LSTM 网络鄱阳湖抚河流域径流模拟研究 [J]. *华中师范大学学报(自然科学版)*

- 学版),2020,54(1):128-139.
- [20] ZHANG Di, LIN Junqiang, PENG Qidong, et al. Modeling and simulating of reservoir operation using the artificial neural network, support vector regression, deep learning algorithm[J]. Journal of Hydrology, 2018, 565: 720-736.
- [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): 6005-6022.
- [22] KHANDELWAL A, XU Shaoming, LI Xiang, et al. Physics guided machine learning methods for hydrology [J]. arXiv:2012.02854 [physics.ao-ph], 2020, https://doi.org/10.48550/arXiv.2012.02854.
- [23] MA Kai, FENG Dapeng, LAWSON K, et al. Transferring hydrologic data across continents-leveraging data-rich regions to improve hydrologic prediction in data-sparse regions [J]. Water Resources Research, 2021, 57(5): e2020WR028600.
- [24] HUANG Yongxiang, SCHMITT F G, LU Zhiming, et al. Analysis of daily river flow fluctuations using empirical mode decomposition and arbitrary order Hilbert spectral analysis [J]. Journal of Hydrology, 2009, 373(1-2): 103-111.
- [25] FENG Zhongkai, NIU Wenjing, TANG Zhengyang, et al. Monthly runoff time series prediction by variational mode decomposition and support vector machine based on quantum-behaved particle swarm optimization [J]. Journal of Hydrology, 2020, 583: 124627.
- [26] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [27] 祁继霞, 栗晓玲, 张更喜, 等. VMD - LSTM 模型对不同预见期月径流的预测研究 [J]. 干旱地区农业研究, 2022, 40(6): 258-267
- [28] 王秀杰, 王玲, 滕振敏, 等. 基于 VMD - PSO - LSTM 模型的日径流多步预测研究 [J]. 水利水运工程学报, 2023(4): 81-90.
- [29] 孙国梁, 李保健, 徐冬梅, 等. 基于 VMD - SSA - LSTM 的月径流预测模型及应用 [J]. 水电能源科学, 2022, 40(5): 18-21.
- [30] 郭生练, 郭家力, 郭海晋, 等. 鄱阳湖区流域水文模型比较研究 [J]. 水资源研究, 2014, 3(6): 486-493.
- [31] 江西省水利厅. 江西河湖大典 [M]. 武汉: 长江出版社, 2010.
- [32] 李文武, 石强, 王凯, 等. 基于变分模态分解和深度门控网络的径流预测 [J]. 水力发电学报, 2020, 39(3): 34-44.
- [33] 王万良, 胡明志, 张仁贡, 等. 改进 TCN 和 LSTM 的泸水河流域月径流量预测模型 [J]. 计算机集成制造系统: 2022, 28(11): 3558-3575.
- [34] 林康聆, 陈华, 陈清勇, 等. 耦合 Encoder - Decoder 的 LSTM 径流预报模型研究 [J]. 武汉大学学报(工学版), 2022, 55(8): 755-761.
- [35] 朱春苗, 吴海江, 宋小燕, 等. 基于多因子组合的 SVR 模型在松花江流域径流预报中的应用 [J]. 水电能源科学, 2021, 39(6): 12-15 + 41.
- [36] 田焱, 谭伟丽, 王国庆, 等. LSTM 变体模型在径流预测中的性能及其可解释性 [J]. 水资源保护, 2023, 39(3): 188-194.

(上接第 70 页)

- [33] 刘茜茜, 李梦婷, 杨梦杰, 等. 上海市居住小区自来水直饮的公众意愿及影响因素 [J]. 净水技术, 2022, 41(3): 54-62.
- [34] 范育鹏, 陈卫平. 北京市再生水利用生态环境效益评估 [J]. 环境科学, 2014, 35(10): 4003-4008.
- [35] 车文博, 杨侃, 刘建林, 等. 再生水处理系统联合建设的费用: 效益评价模型及其应用 [J]. 水电能源科学, 2017, 35(12): 148-152.
- [36] 胡胜利, 杨侃, 蒋立伟, 等. 再生水利用系统经济评价的费用: 效益模型及应用 [J]. 水电能源科学, 2017, 35(4): 58-62.
- [37] HUSSAIN M, MUSCOLO A, FAROOQ M, et al. Sustainable use and management of non-conventional water resources for rehabilitation of marginal lands in arid and semiarid environments [J]. Agricultural Water Management, 2019, 221: 462-476.
- [38] 王雷, 江小平. 中国城市再生水利用及价格政策研究 [J]. 给水排水, 2021, 47(7): 48-53 + 59.