

李析男,朱飞燕.基于CNN-LSTM的贵州省水资源需水预测与趋势分析[J].人民珠江,2026,47(1):11-22.

# 基于CNN-LSTM的贵州省水资源需水预测与趋势分析

李析男<sup>1</sup>,朱飞燕<sup>2\*</sup>

(1. 贵州省水利水电勘测设计研究院股份有限公司,贵州 贵阳 550002;2. 河海大学水文水资源学院,江苏 南京 210098)

**摘要:**水资源是影响经济发展、生态保护和社会稳定的关键因素,气候变化加剧了其不确定性,尤其在缺水或分布不均的地区。贵州省作为典型山区省份,地形复杂、气候多变,水资源管理面临挑战。基于2004—2023年贵州省水资源公报数据(降水量、水资源量、用水量)和CMIP6四个全球气候模式(BCC-CSM2-MR, CAMS-CSM1-0, CMCC-CM2-SR5, MIROC6)的未来气候数据,构建了CNN-LSTM模型进行水资源供需预测,并分析了不同情景下水资源变化趋势。结果表明,CNN-LSTM模型预测精度高,测试集的平均绝对百分比误差为0.123 83(水资源量)和0.182 05(用水量),决定系数分别为0.990 63和0.990 67,表明模型能够有效捕捉数据的复杂时空变化趋势。未来预测显示,贵州省水资源量在SSP245(中排放)和SSP585(高排放)情景下均呈增加趋势,SSP585情景下变化幅度显著大于SSP245情景,且远期(2080—2099年)变化幅度远大于近期(2030—2049年),凸显了长期气候变化的累积效应。水资源量空间差异显著,黔南州(受地形抬升效应)增幅最大(远期SSP585达40亿 $m^3$ ),贵阳市(因高城镇化率削弱入渗)增幅最小(8.6亿 $m^3$ )。需水量同样呈增长趋势,遵义市变化最明显(远期SSP585增加4.55亿 $m^3$ )。气候变化对水资源的影响存在空间异质性,水资源分布不均和用水结构多样性是主要原因。模型预测未来水资源总量虽增加,但空间分布不均和用水结构差异带来的挑战依然严峻。未来水资源管理应重视气候变化影响,推广节水技术,提高用水效率,建立预测模型,并针对不同区域特点(如黔南防洪、遵义需水管理)制定策略,确保水资源可持续利用。

**关键词:**水资源管理;气候变化;CNN-LSTM模型;CMIP6;需水量预测;贵州省

**中图分类号:**TV213.4 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-9235(2026)01-0011-12

水资源是影响经济发展、生态保护和社会稳定的关键资源<sup>[1]</sup>。加强水资源管理是应对全球水资源危机的重要举措,也是解决中国水资源供需矛盾的核心<sup>[2]</sup>。然而,气候变化加剧了水资源的不确定性,特别是在水资源匮乏或分布不均的地区。研究表明,气候变化导致降水模式改变、气温升高,显著影响水资源的时空分布<sup>[3-4]</sup>。例如,IPCC(Intergovernmental Panel on Climate Change)第六次评估报告指出,全球变暖将加剧洪涝和干旱事件,进一步增加

水资源管理的复杂性<sup>[5]</sup>。国内学者对黄河流域<sup>[6-7]</sup>、长江流域<sup>[8]</sup>等区域的研究表明,气候变化不仅改变了降水分布<sup>[9]</sup>,还对需水量预测提出了更高要求<sup>[10]</sup>。然而,山区省份由于地形复杂、气候多变,水资源管理面临更大的挑战,尤其在气候变化背景下,水资源的时空分布更加难以预测。针对贵州省这样的山区省份,气候变化情景下的水资源与需水量预测研究仍较为稀缺。

为了应对气候变化带来的不确定性,全球气候

**基金项目:**贵州省高层次人才计划(黔科合平台人才-GCC[2023]110);贵州省科技计划项目(黔科合支撑[2023]一般206、黔科合支撑[2024]一般130)

**收稿日期:**2025-06-03 **修回日期:**2025-07-09 **网络首发日期:**2025-07-23

**作者简介:**李析男(1985—),男,博士,高级工程师,研究方向为水资源规划与管理。E-mail:lixinan1985@126.com

**通信作者:**朱飞燕(2000—),女,硕士研究生,研究方向为水资源规划与管理、气候变化。E-mail:Zfyhhu@163.com

模式和深度学习技术为水资源预测提供了新的解决方案。CMIP6(the Pahase 6 of the Coupled Models Intercomparison Project)是国际气候变化研究计划(World Climate Research Programme, WCRP)主导的权威数据集,广泛用于预测未来气候变化趋势<sup>[11-13]</sup>。传统水资源预测方法依赖统计模型和经验公式,难以处理复杂的时空关系,尤其在气候变化背景下存在局限性。近年来,人工神经网络模型作为一种基于机器学习的预测模型,在解决非线性复杂问题上展现出显著优势。已有学者用深度学习模型进行需水预测,结果表明该模型在需水预测时有更高的精度和实用性<sup>[14-19]</sup>。Wen等<sup>[20]</sup>基于Mann-Kendall检验提出的平行CNN-LSTM模型,进一步验证了深度学习在水资源预测中的优势。尤其对于贵州省这类地形复杂、气候多变的典型山区省份,水资源的时空异质性更强,其非线性特征使得传统预测方法面临巨大挑战,相关研究也相对匮乏。

为应对此挑战,本文创新性地构建并应用深度融合的CNN-LSTM混合预测模型,结合贵州省降水量、历史水资源量和用水量数据,构建水资源与需水量预测模型。通过分析历史数据并整合CMIP6气候预测数据,预测未来不同气候情景下贵州省水资源的变化趋势。本研究不仅填补了贵州省在气候变化情景下水资源预测的研究空白,还为山区省份的水资源管理提供了新的技术手段。

## 1 研究区域与数据

### 1.1 贵州省研究区域概况

贵州省位于中国西南部(图1),属典型喀斯特山地省份,地形以山地和高原为主(占比超80%),岩溶地貌发育显著,多地下河与溶洞系统。气候属亚热带湿润型,年均降水量1000~1600mm,但季节与空间分布不均。尽管水资源总量丰富,受地貌制约,地表水蓄存难、开发利用率低(不足20%),工程性缺水问题突出。2004—2023年,水资源利用结构发生显著变化:农业用水占比下降但仍最高,工业用水因高耗水行业增长后回落,生活用水随城镇化率提高而增加,生态用水在政策推动下迅速上升;区域水资源分布不均;在工业化和气候变化影响

下,面临需水量增加、生态修复需求、降水不稳定等矛盾,水安全风险加剧。

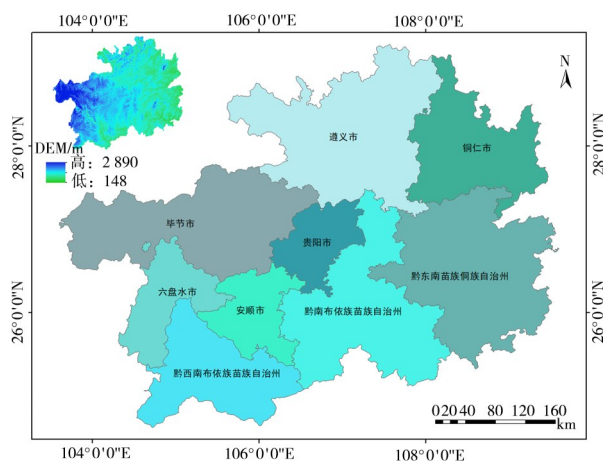


图1 贵州省地形地貌

Fig. 1 Topographic map of Guizhou Province

### 1.2 数据来源与处理

本文选取的2004—2023时段的年降水量、年水资源量、年用水量数据都是来自贵州省水资源公报。未来数据采用第6次全球耦合模式比较计划模式ScenarioMIP(未来情景模式对比计划)数据作为未来气候情景预测数据(<https://esgfnode.llnl.gov/search/cmip6/>),CMIP6是全球气候模式比较项目的第六阶段,旨在通过多种气候模型对未来气候变化进行预测和评估。该项目包括多个气候模型(如全球气候模型GCMs),这些模型基于不同的情景(如SSP1-2.6、SSP2-4.5、SSP3-7.0、SSP5-8.5等)进行模拟。本文选取CMIP6历史阶段(1950—2014年)和未来阶段(2030—2100年)4个气候模式数据集(表1)。

表1 选取的4个气候模式基本信息

Tab. 1 Basic information of selected four climate models

气候模式名称	研究国家与机构	原分辨率	降尺度后分辨率
BCC-CSM2-MR	中国,BCC	1.13°×1.13°	0.5°×0.5°
CAMS-CSM1-0	中国,CAMS	1.0°×1.0°	0.5°×0.5°
CMCC-CM2-SR5	意大利,CMCC	0.94°×1.25°	0.5°×0.5°
MIROC6	日本,MRI	1.4°×1.4°	0.5°×0.5°

## 2 研究方法

### 2.1 CNN-LSTM 模型构建与训练

#### 2.1.1 模型架构与原理

卷积神经网络(CNN)是一种深度学习模型,专用于处理网格状拓扑数据(图2),能够自动提取空间层次特征,无需手动特征工程。其结构包括卷积层、池化层、全连接层和激活函数<sup>[21]</sup>。卷积层通过滤波器提取局部特征,池化层降低特征维度并增强不变性。

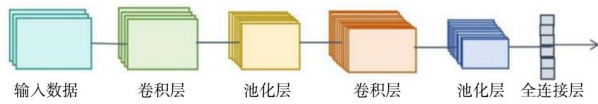


图2 CNN神经网络结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of CNN structure

长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)是循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的变体,解决了传统RNN的梯度消失问题。LSTM通过遗忘门、输入门和输出门控制信息流动,捕捉长期依赖关系,适用于自然语言处理、语音识别和时间序列预测等领域<sup>[22]</sup>。其核心公式包括细胞状态和门控机制的计算,能够有效管理时间序列数据中的信息传递。

本研究提出了一种结合CNN和LSTM的模型,用于需水量预测。CNN提取时间序列数据的空间特征,LSTM捕捉时间依赖性。模型首先将时间序列数据转换为二维形式,利用CNN提取特征,再通过LSTM学习长期依赖关系。第一层LSTM返回完整序列,第二层LSTM仅返回最终时间步 Dropout层防止过拟合。这种组合方法能够从复杂数据中提取关键信息,实现精准预测。

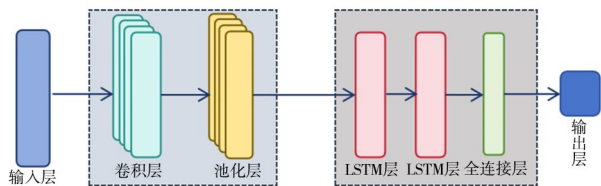


图3 CNN-LSTM模型结构

Fig. 3 CNN-LSTM model structure

#### 2.1.2 模型训练与评估

基于贵州省各个市(州)的年降水量数据,选取2004—2023年的年降水量、年水资源量、年用水量数据,构成一个完整且有效的数据序列作为分析基础。在本研究中,采用了数据分割的方法,将数据集(样本数为200个)划分为2个部分:80%的数据被选为训练集,用于模型的训练过程;剩余的20%则作为验证集,用于评估模型的性能。通过精细化的模型参数调整,实现模型预测值与实际观测值之间的高度一致性。且选用MAE、MBE、 $R^2$ 、RMSE、MAPE 5个指标评估预测模型性能。

a)MAPE是预测误差的绝对值占实际值的百分比的平均值,用来衡量预测值与实际值之间的平均误差百分比。

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (1)$$

式中: $y_i$ 为实际值; $\hat{y}_i$ 为预测值; $n$ 为观测值的数量。

b)RMSE是预测误差平方和的平均值的平方根,用来衡量预测值与实际值之间的偏差程度。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

c) $R^2$ 表示模型解释的变异性与总变异性的比例,用来衡量模型的拟合优度。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

式中: $\bar{y}$ 为实际值的平均值。

d)MAE是预测误差绝对值的平均值,用来衡量预测值与实际值之间的平均误差。

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (4)$$

e)MBE是预测误差的平均值,用来衡量预测值相对于实际值的系统偏差。

$$\text{MBE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \quad (5)$$

### 2.2 降尺度与偏差矫正方法

本文采用了分位数映射法对CMIP6数据集进行降尺度处理,以提高模型在区域尺度上的适用性

和精确度。分位数映射法通过将全球气候模式输出与高分辨率观测数据进行统计匹配,使得降尺度后的数据在保持原有气候特征的同时,更贴近于实际观测值。具体操作中,首先将CMIP6数据裁剪至研究区域。随后,通过比较历史观测数据与CMIP6模拟数据的统计特性,计算出两者之间的差异,并应用这些差异对CMIP6数据进行校正,以实现降尺度。

在CMIP6数据集的应用中,由于模型模拟与实际观测数据之间存在偏差,因此需要进行偏差校正以提高数据的准确性和可靠性<sup>[23]</sup>。本研究选择Delta方法来校正气候模式资料的偏差。Delta方法已被证明能有效地消除气候模型数据和观测数据之间的偏差<sup>[22]</sup>。对于降水量,校正使用气候模式的

降水量与观测降水量之间的比率,见式(6):

$$P_a = P_{obs} \cdot \frac{P_{ow}}{P_o} \quad (6)$$

式中: $P_{ow}$ 和 $P_a$ 为气候模式预测的未来降水量订正前后序列; $P_{obs}$ 为基准期实测多年平均降水量; $P_o$ 为基准期气候模式多年平均降水量。

### 3 结果分析与讨论

#### 3.1 降水量、水资源量和用水量年际变化分析

贵州省各市(自治州)(贵阳、遵义、安顺、毕节、六盘水、黔东南、黔南、黔西南、铜仁)2004—2023年的降水量、水资源量和用水量变化反映了气候环境与人类活动的双重影响。从年际变化、区域差异及三者关系三方面综合分析,见图4。

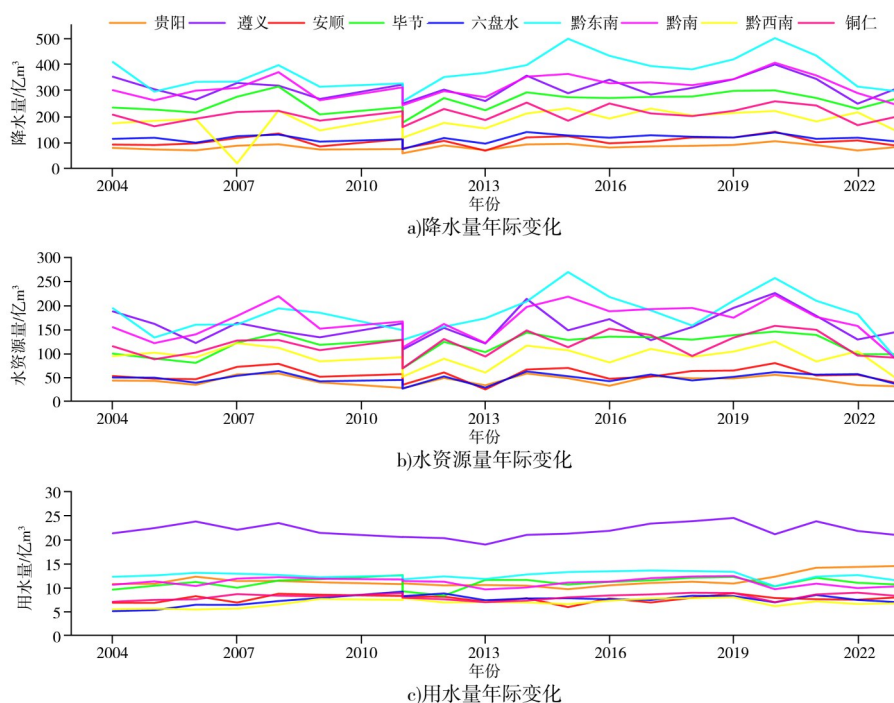


图4 降水量、水资源量、用水量年际变化

Fig. 4 Interannual variations in precipitation, water resources amount, and water consumption

整体上,降水量呈现显著季节性波动。2016年前后,各市降水量普遍达到峰值,可能与强降水或季风异常有关;2011年前后则普遍偏低,可能与干旱或厄尔尼诺事件相关。水资源量与降水量高度一致,2016年达到高峰,2011年显著下降。相比之

下,用水量变化较为平稳,其中遵义市用水量始终最高,并呈稳定增长趋势,反映了其经济发展和产业结构对水资源的需求。区域差异明显:黔东南和黔南降水量和水资源量较高,而遵义用水量最高。降水量和水资源量高度相关,但用水量更多受经济

和社会因素影响。随着经济发展和气候变化加剧,协调水资源供需关系将成为未来研究和管理重点。

### 3.2 贵州省各市(自治州)年度用水量按类型占比在对贵州省 2004—2023 年各市(自治州)用水

占比的统计分析中,将这一时期划分为 4 个 5 a 时间段(2004—2008 年、2009—2013 年、2014—2018 年、2019—2023 年),分别计算农业、工业、生活、生态用水的占比见图 5,以观察变化趋势。

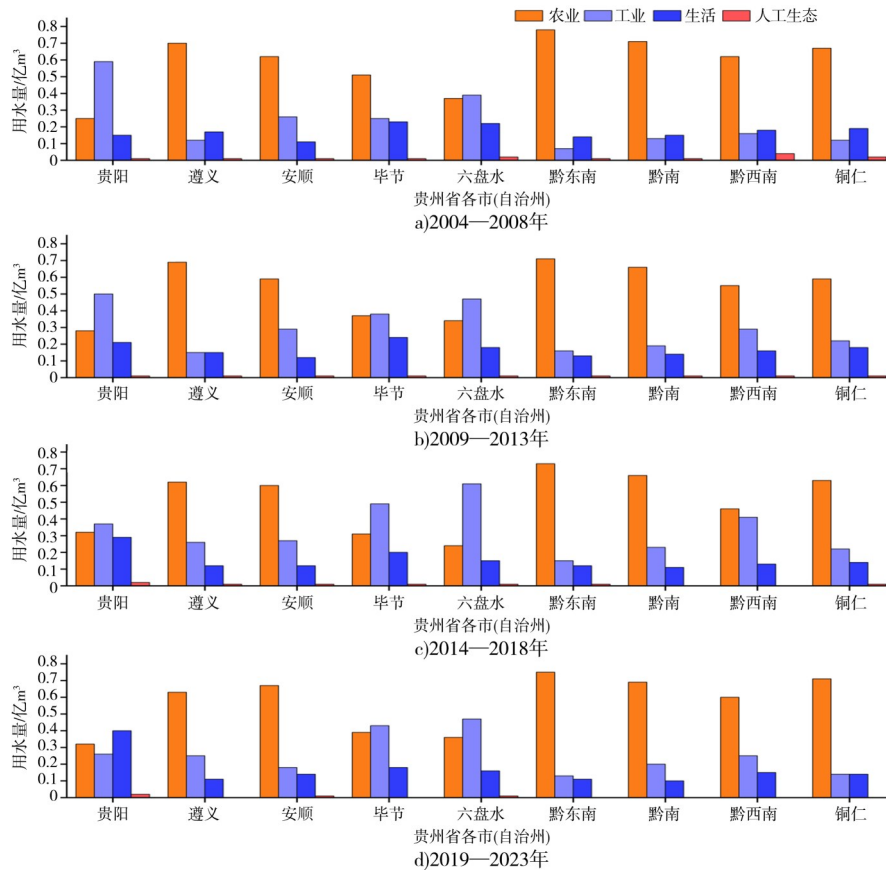


图 5 各市年度用水量按类型占比

Fig. 5 Annual water consumption by type and proportion in each city/autonomous prefecture

分析表明,农业用水始终是贵州省的主要用水类型。贵阳市的工业用水在前 3 个时间段占主导地位,但逐渐下降,而生活用水稳步增加,2019—2023 年占比达 40%,可能与经济发展、人口增长和生活水平提高有关。六盘水和毕节两市在前 3 个时间段工业用水增加,农业用水减少,反映工业发展和农业节水措施的实施,但最近 5 年趋势逆转,可能与政策调整或产业结构变化有关。其他城市工业用水有所增加,但农业用水仍占主导,生活用水相对稳定且缓慢下降,可能与节水意识提高和用水效率提升有关。

未来,随着工业化和城市化的推进,工业和生

活用水占比预计将继续增加,农业用水占比可能进一步下降。同时,随着生态环境保护重视,生态用水占比可能保持增长。

#### 3.2.1 模型验证

本文选取贵州省各市(自治州)2004—2023 年年降水量数据作为输入,水资源量数据作为输出目标,构建 CNN-LSTM 模型进行训练和预测。通过调整参数使实际值与预测值高度一致,并保留参数组基于 CMIP6 数据集的预测。模型预测结果见图 6。同样选取 2004—2023 年的贵州省各个市(自治州)的年降水量作为模型的输入,年用水量作为输出目标。模型的训练和预测结果见图 7。

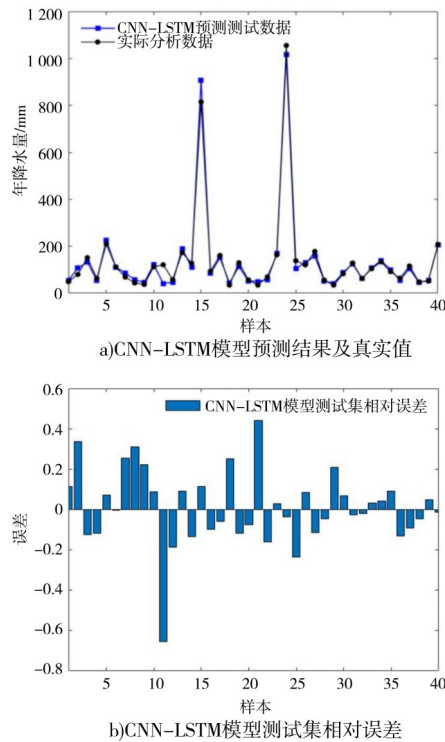


图 6 CNN-LSTM 预测结果-水资源量

Fig. 6 CNN-LSTM prediction results: water resources amount

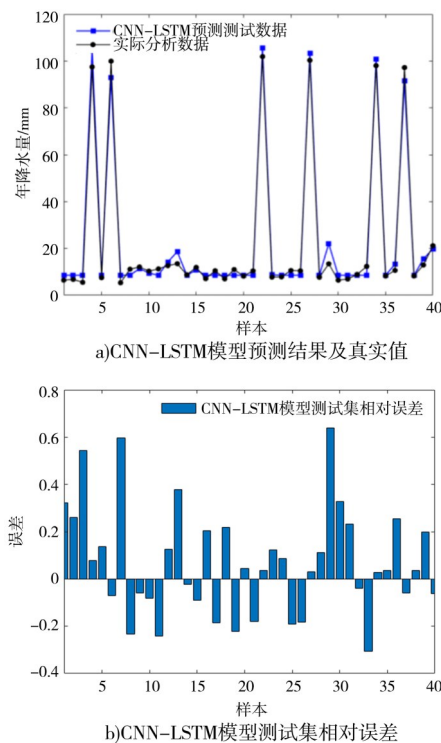


图 7 CNN-LSTM 预测结果-用水量

Fig. 7 CNN-LSTM prediction results: water consumption

通过综合考虑 MAPE、RMSE、 $R^2$ 、MAE 和 MBE 等多个评价指标(表 2),可以得出以下结论:模型在训练集和测试集上的表现较好,尤其是在测试集上展现了较强的预测能力和较低的误差。测试集上的  $R^2$  接近 1,说明模型能够准确捕捉数据的变化趋势;MAPE、MBE 结果越接近 0 越好,结果显示在 2 个测试集上误差在可接受范围,适用于实际的水资源、用水量预测;RMSE 和 MAE 误差绝对值较小,虽略有偏差但整体偏差较小,不影响模型的预测效果。因此,模型具备较好的泛化能力和可靠性,能够有效地应用于实际问题的预测中。

表 2 模型验证评价指标结果

Tab. 2 Model validation and evaluation metrics results

测试集	MAPE	RMSE	$R^2$	MAE	MBE
水资源量测试集	0.123 83	12.143 1	0.990 63	4.264 9	-0.195 18
用水量测试集	0.182 05	3.096 8	0.990 67	2.390 2	0.163 68

### 3.3 基于CMIP6的未来水资源与需水量预测

#### 3.3.1 CMIP6降水数据分析

对 CMIP6 四种气候模式 (BCC-CSM2-MR、CAMS-CSM1-0、CMCC-CM2-SR5、MIROC6)的分析见图 8。图中阴影部分表示 4 个模式模拟降水的最大值与最小值范围,实线表示平均值,直观反映了不同气候情景下降水变化趋势及模式间的不确定性。通过分析最大值、最小值和平均值,可揭示极端降水事件的可能性,并科学评估未来降水变化的总体趋势和区域差异。分析表明,贵州省各市(自治州)降水量在历史时期波动相对稳定,而未来不同气候情景下整体呈增加趋势。低排放情景 (SSP126) 下,降水变化平稳,不确定性较低;中高排放情景 (SSP370、SSP585) 下,降水量增长显著,波动范围扩大,极端降水事件可能性提高。不同城市间变化特征存在差异,如黔西南和毕节市在高排放情景下降水波动最大,极端事件频率较高,而贵阳市降水变化相对稳定。这些模式为未来气候变化研究提供了重要数据支持。

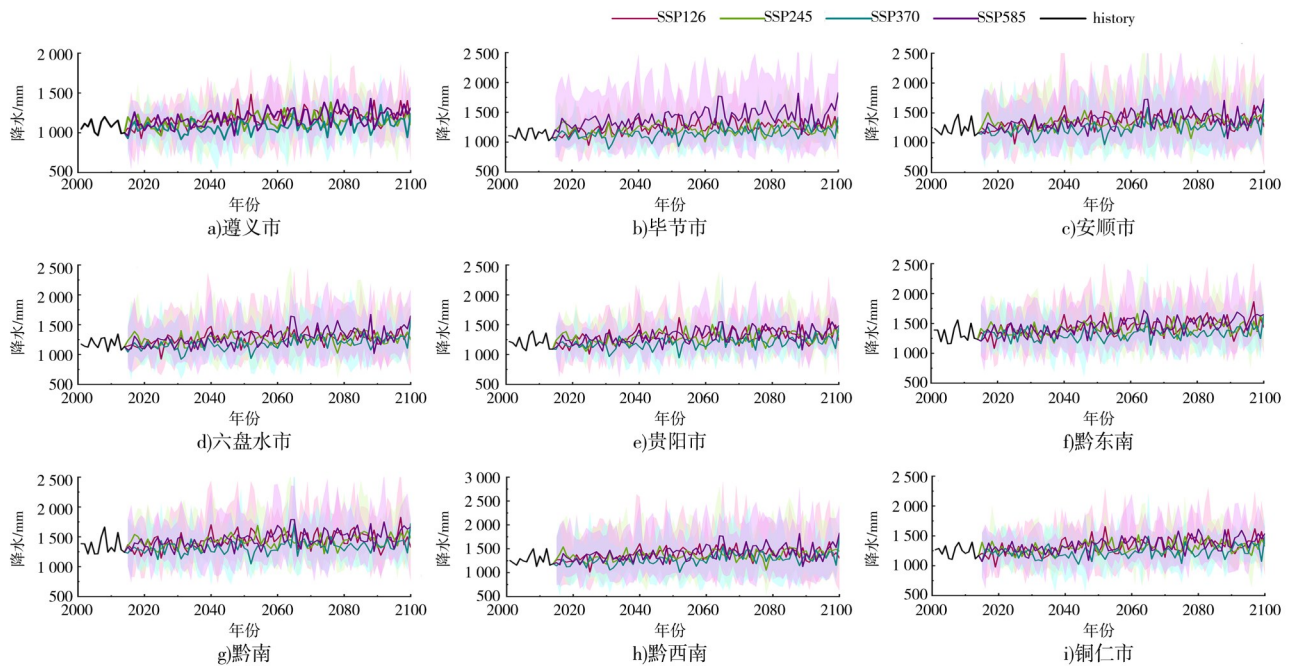


图 8 未来不同情景下降水量变化

Fig. 8 Future precipitation changes under different scenarios

### 3.3.2 未来气候变化下水资源和需水量变化趋势

由于不同模式的气象数据之间存在一定偏差,研究结果在区域和模式之间通常表现出较大差异。为降低不同情景下气候预测的不确定性,本研究对 4 个模式进行了集合平均处理,从而有效减小了气候预测在不同模式间的差异性。基于处理后的 CMIP6 数据,将其输入已构建的模型,预测并输出各市的水资源量和需水量。

在气候研究中,多位学者<sup>[25-26]</sup>已采用 SSP245 和 SSP585 两种情景,分别用于模拟中等排放和高排放条件下的未来气候变化。大量研究已证实,SSP245 和 SSP585 的气候模拟结果在区域和全球尺度上均具有较高的应用价值,能够有效捕捉不同排放情景下的气候变化趋势<sup>[27]</sup>。本研究选取了 CMIP6 数据集中的 SSP245(中等排放情景)和 SSP585(高排放情景)2 种未来情景。模型输出的各市水资源量见图 9,需水量见图 10。未来的变化趋势分析选择了两个时期段:近期(2030—2049 年)和远期(2080—2099 年),并分别采用相对变化和绝对变化 2 种方式进行评估。

模型输出的结果显示:各市(自治州)的水资源量均呈现增长趋势。在 SSP245 情景下,黔南布依族苗族自治州和遵义市的水资源量增长最为显著,主要归因于其处于特殊的地理位置,地形抬升效应放大了暖湿化气候背景下的降水增强响应。尽管如此,所有城市的水资源量相对变化均控制在 10% 以内,这表明在中等排放情景下,水资源量的增长较为温和。而在高排放情景 SSP585 下,黔南布依族苗族自治州的水资源量变化尤为突出,远期预测显示其水资源量可能增加至 40 亿  $m^3$ ,超过本地水库调节能力 30%,可能触发洪涝风险。相比之下,贵阳市的水资源量变化最小,远期预测为 8.6 亿  $m^3$ ,这可能源于其高城镇化率(89.7%)导致地表不透水面积扩大,削弱降水入渗能力,同时喀斯特地貌区地下储水空间有限。在该情景下,各市(自治州)的水资源量相对变化均控制在 40% 以内。通过对比 SSP245 和 SSP585 两种情景,可以发现,在 SSP585 情景下,各市的水资源变化量普遍高于 SSP245 情景,反映辐射强迫增强对水文循环的正反馈效应,这表明高排放情景可能导致更为显著的水资源变化。此外,无

论是在 SSP245 还是 SSP585 情景下,远期的水资源变化量均大于近期,这表明长期气候变化对水资源具

有潜在的更大影响。

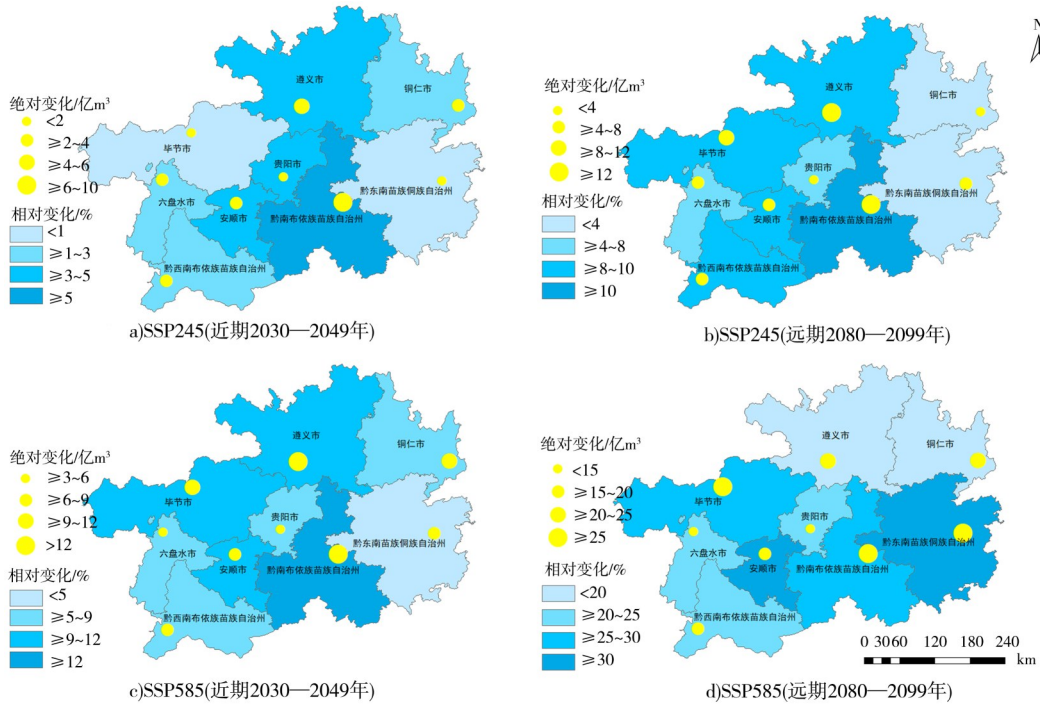


图 9 贵州省各市(自治州)水资源量变化

Fig. 9 Changes in water resources amount across cities (autonomous prefectures) in Guizhou Province

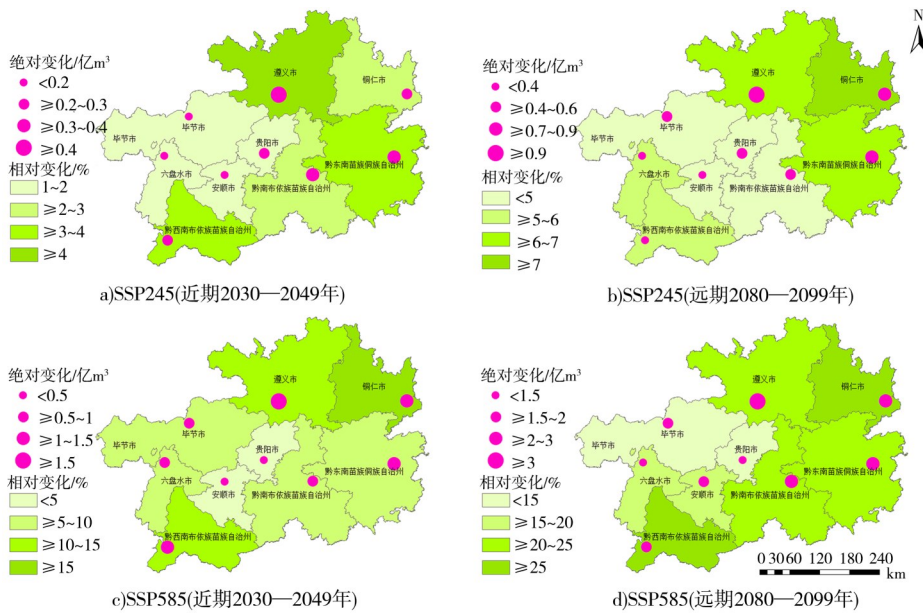


图 10 贵州省各市(自治州)需水量变化

Fig. 10 Changes in water demand across cities (autonomous prefectures) in Guizhou Province

模型输出的各市(自治州)需水量见图 10,结果显示,贵州省各市(自治州)在未来的需水量均呈现

增长趋势。在所有市(自治州)中,贵阳市、毕节市和安顺市的需水量变化相对较小,可能与节水技术

覆盖率、产业结构转型等相关。而遵义市的需水量变化最为显著。在SSP585高排放情景下,遵义市近期的需水量相对于历史阶段增加了3.39亿 $\text{m}^3$ ,远期则增加了4.55亿 $\text{m}^3$ ,可能与工业用水量增加有关比如白酒制造业扩张或者耕地灌溉面积扩大。在该情景下,各市(自治州)的需水量增加幅度普遍大于SSP245低排放情景。无论是在SSP245还是SSP585情景下,远期的需水量变化均大于近期,这可能由 $\text{CO}_2$ 浓度持续升高导致蒸散发非线性增强,或者水利工程建成后需水刚性上升。基于这些分析结果,建议贵州省在制定水资源管理策略时,应充分考虑不同排放情景下的需水量变化趋势。

### 3.4 讨论

在高排放情景SSP585下,贵州省各市(自治州)水资源量预计将普遍增加(均值 $28.6\% \pm 11.2\%$ ),其中大部分变量可归因于降水量上升。黔南州受地形抬升效应驱动增幅最大(远期达40亿 $\text{m}^3$ ),而贵阳市因高城镇化率(89.7%)削弱入渗增幅最小(8.6亿 $\text{m}^3$ )。作为水资源的主要补给来源,降水的变化直接影响了水资源的可用性。气候变暖可能导致降水模式发生变化,包括降水量增加以及极端降水事件的频发,这些因素共同推动了水资源量的上升。各市(自治州)水资源量变化的差异性则与水资源分布的不均衡性有关,这种不均衡性受到地形、气候、土地利用类型等多种因素的共同影响。

在对贵州省各市(自治州)需水量的模型输出结果进行分析后,发现各市需水量存在显著差异,这主要归因于各地用水结构的多样性以及对水资源需求的不同依赖程度。需水量变化呈现空间异质性,农业主导区(遵义、铜仁等)可能受灌溉扩张影响增量突出(4.55亿 $\text{m}^3$ )。在高排放情景SSP585下,降水量的变化预计将对农业灌溉需水量产生显著影响。降水量的增加可能减少农业灌溉需水量,因为更多降水会提升地表径流与地下水的补给水平,从而增加灌溉可用水资源量。需水量的增加是多种因素共同作用的结果,包括人口增长、工业发展、农业用水、气候变化、消费模式变化、水资源管理以及政策法规等。深入理解和分析这些因素对

于制定有效的水资源管理策略具有重要的指导意义。

本研究对地下水模块缺失及政策干预量化不足;未来需发展水文-经济-政策耦合模型,并重点设计喀斯特区洪水分级调控方案。对于气候模式可以采用更先进的深度学习方法(如cyclegan)进行偏差校正降低预测误差。未来在农业区推广智能灌溉,城市群强化再生水利用,以提升气候韧性。

## 4 结论

a)本研究基于2004—2023年各市数据,构建了CNN-LSTM预测模型。通过训练与验证,模型在预测任务中表现出色,预测结果与实际数据高度吻合,展现出较强的可靠性。该模型能够精准捕捉不同城市及时间段数据的关键特征与变化规律,验证了其有效性。

b)本文采用CNN-LSTM模型,基于CMIP6的未来数据,对贵州省各市(自治州)的水资源量和需水量变化进行了分析。结果表明,各市未来水资源量和需水量均呈现增长趋势,且在SSP585情景下的变化幅度显著高于SSP245情景,远期变化幅度也明显大于近期。这凸显了长期气候变化对水资源的重要影响。然而,由于水资源空间分布不均以及用水结构的差异,各市的水资源量和需水量存在显著差异。

尽管模型预测未来水资源量将增加,但由于空间分布不均和用水结构的不确定性,各市(自治州)仍需采取针对性措施以确保水资源的可持续利用。建议加强用水需求管理,推广节水技术,提高用水效率,建立需水量预测模型,并定期评估和调整用水计划,以实现供需平衡。CMIP6数据为研究提供了丰富的资源,有助于更准确地预测未来水资源的变化。

### 参考文献:

- [1] 傅懿兵. 浅谈水资源科学管理对促进经济可持续发展的重要性[J]. 给水排水, 2022, 58(8): 212-213.  
FU Y B. A Brief Discussion on the Importance of Scientific Water Resource Management in Promoting Sustainable Economic

- Development [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2022, 58(8): 212–213. (in Chinese)
- [2] LI J L, TIAN P, SHI X, et al. Research progress on water resource management[J]. *Journal of Zhejiang University (Science Edition)*, 2019, 46: 248–260.
- [3] CIAMPITIELLO M, MARCHETTO A, BOGGERO A. Water Resources Management under Climate Change: A Review [J]. *Sustainability*, 2024, 16:35–39.
- [4] KALFAS D, KALOGIANNIDIS S, PAPAEVANGELOU O, et al. Assessing the Connection between Land Use Planning, Water Resources, and Global Climate Change [J]. *Water*, 2024, 16(2): 333–343.
- [5] IPCC第六次评估报告第一工作组报告发布[N]. *中国气象报*, 2021–08–10(1).  
IPCC Sixth Assessment Report Working Group I Report Released [N]. *China Meteorological News*, 2021–08–10 (1). (in Chinese)
- [6] 龙晓彤, 曹艳青. 黄河流域水资源利用时空演变特征及驱动要素, 2024: 355–362.  
LONG X T, CAO Y Q. Spatiotemporal Evolution Characteristics and Driving Factors of Water Resources Utilization in the Yellow River Basin, 2024 (12th) China Water Ecology Conference Proceedings, 2024: 355–362. (in Chinese)
- [7] 虞畅, 金君良, 王国庆, 等. 黄河源区典型流域水文要素演变及其对气候变化的响应[J]. *南水北调与水利科技(中英文)*, 2024, 22(5): 845–855.  
YU C, JIN J L, WANG G Q, et al. Evolution of Hydrological Elements in Typical Basins of the Yellow River Source Region and Their Response to Climate Change [J]. *South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology (Chinese and English)*, 2024, 22(5): 845–855. (in Chinese)
- [8] 王国庆, 虞畅, 金君良, 等. 气候变化对南水北调西线工程的影响及建议[J]. *人民黄河*, 2024, 46(9): 60–66.  
WANG G Q, YU C, JIN J L, et al. Impacts of Climate Change on the Western Route of the South-to-North Water Diversion Project and Recommendations [J]. *Yellow River*, 2024, 46(9): 60–66. (in Chinese)
- [9] 李析男, 何淋虹, 薛联青. 气候变化下贵州省极端气候事件与植被覆盖的时空分异及预测[J]. *人民珠江*, 2024, 45(10): 65–75.  
LI X N, HE L H, XUE L Q. Spatiotemporal Differentiation and Prediction of Extreme Climate Events and Vegetation Coverage in Guizhou Province under Climate Change [J]. *Pearl River*, 2024, 45(10): 65–75. (in Chinese)
- [10] 龚骁, 戴长雷, 李树岭, 等. 基于CMIP6气候情景的松花江流域典型支流水文模拟及预测: 以蚂蚁河流域为例[J]. *人民珠江*, 2025, 46(11): 65–74.  
GONG X, DAI C L, LI S L, et al. Hydrological Simulation and Prediction of Typical Tributaries in the Songhua River Basin Based on CMIP6 Climate Scenarios—A Case Study of the Mayi River Basin [J]. *Pearl River*, 2025, 46(11): 65–74. (in Chinese)
- [11] PANDA K C, SINGH R M, THAKURAL L N, et al. Representative grid location–multivariate adaptive regression spline (RGL–MARS) algorithm for down scaling dry and wet season rainfall [J]. *Journal of hydrology*, 2022, 605. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2021.127381.
- [12] ALMAZROUI M, SAEED F, SAEED S, et al. Projected change in temperature and precipitation over Africa from CMIP6 [J]. *Earth Systems and Environment*, 2020, 4:455–475.
- [13] SOBIE S R, ZWIERS F W, CURRY C L. Climate model projections for Canada: a comparison of CMIP5 and CMIP6 [J]. *Atmosphere–Ocean*, 2021, 59(4/5): 269–284.
- [14] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2002, 86(11): 2278–2324.
- [15] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Identity mappings in deep residual networks [C]//Computer Vision–ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands. Springer International Publishing, 2016: 630–645.
- [16] SHI X J, CHEN Z R, WANG H, et al. Convolutional LSTM network: A machine learning approach for precipitation nowcasting [J]. *Advances in neural information processing systems*, 2015, 28(5): 112–132.
- [17] PU Z H, YAN J R, CHEN L, et al. A hybrid Wavelet–CNN–LSTM deep learning model for short-term urban water demand forecasting [J]. *Frontiers of Environmental Science & Engineering*, 2023, 17(2): 22–49.
- [18] 李轩, 吴永强, 王佳伟, 等. 基于SVM–SARIMA–LSTM模型的城市用水量实时预测[J]. *水电能源科学*, 2025, 43(3): 36–39.  
LI X, WU Y Q, WANG J W, et al. Real-time urban water consumption prediction based on SVM–SARIMA–LSTM model [J]. *Water Resources and Power*, 2025, 43(3): 36–39. (in Chinese)
- [19] 陈星, 沈紫菡, 许钦, 等. 基于CNN–LSTM–Attention的月生活需水预测研究[J]. *三峡大学学报(自然科学版)*, 2024, 46(5): 1–6.  
CHEN X, SHEN Z H, XU Q, et al. Research on Monthly

- Domestic Water Demand Prediction Based on CNN-LSTM-Attention [J]. *Journal of China Three Gorges University (Natural Science Edition)*, 2024, 46 (5): 1-6. (in Chinese)
- [20] WEN H, MA H C, DU Y, et al. Prediction of irrigation water requirement based on parallel CNN-LSTM model and Mann-Kendall test [C]//2024 IEEE 7th International Conference on Industrial Cyber-Physical Systems (ICPS). IEEE, 2024: 1-6.
- [21] 陈金红,崔东文. 基于深度学习神经网络超参数优化的入库径流预测方法研究:以云南省暮底河水库为例[J]. *三峡大学学报(自然科学版)*, 2023,45(4):25-32.
- CHEN J H, CUI D W. Research on Inflow Runoff Prediction Method Based on Deep Learning Neural Network Hyperparameter Optimization—A Case Study of Mudi River Reservoir in Yunnan Province [J]. *Journal of China Three Gorges University (Natural Science Edition)*, 2023, 45(4): 25-32. (in Chinese)
- [22] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1773-1780.
- [23] LI H B, SHEFFIELD J, WOOD E F. Bias correction of monthly precipitation and temperature fields from Intergovernmental Panel on Climate Change AR4 models using equidistant quantile matching [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2010, 15(10): 23-32.
- [24] SU F, ZHANG L, OU T, et al. Hydrological response to future climate changes for the major upstream river basins in the Tibetan Plateau [J]. *Global and Planetary Change*, 2016, 136: 82-95.
- [25] 周嘉月,卢麾,阳坤,等. 基于 CMIP6 的中高温升情景对中国未来径流的预估 [J]. *中国科学:地球科学*, 2023, 53(3): 505-524.
- ZHOU J Y, LU H, YANG K, et al. Projection of future runoff in China under medium-to-high warming scenarios based on CMIP6 [J]. *Science China Earth Sciences*, 2023, 53(3): 505-524. (in Chinese)
- [26] 张佳怡,伦玉蕊,刘浏,等. CMIP6 多模式在青藏高原的适应性评估及未来气候变化预估 [J]. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2022, 58(1): 77-89.
- ZHANG J Y, LUN Y R, LIU L, et al. CMIP6 Multi-Model Evaluation and Future Climate Change Projections over the Tibetan Plateau [J]. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science Edition)*, 2022, 58(1): 77-89. (in Chinese)
- [27] O'NEILL B C, TEBALDI C, VAN VUUREN D P, et al. The scenario model intercomparison project (ScenarioMIP) for CMIP6 [J]. *Geoscientific Model Development*, 2016, 9 (9): 3461-3482.

## Forecast and Trend Analysis of Water Demand in Guizhou Province Based on CNN-LSTM

LI Xi'nan<sup>1</sup>, ZHU Feiyan<sup>2\*</sup>

(1. Guizhou Water & Power Survey-Design Institute Co., Ltd., Guiyang 550002, China; 2. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China)

**Abstract:** Water resources are a key factor affecting economic development, ecological protection, and social stability. Climate change has exacerbated its uncertainty, especially in areas with water shortages or uneven distribution. As a typical mountainous province, Guizhou Province has complex terrain and a changeable climate, and water resources management is facing challenges. This article analyzed the data of *Guizhou Water Resources Bulletin* from 2004 to 2023 (precipitation, water resources amount, and water consumption) and future climate data of the four global climate models of CMIP6 (BCC-CSM2-MR, CAMS-CSM1-0, CMCC-CM2-SR5, and MIROC 6), constructed the CNN-LSTM model to predict the supply and demand of water resources, and analyzed the changing trends of water resources under different scenarios. The results show that the CNN-LSTM model has high prediction accuracy. The average absolute percentage error (MAPE) of the test set is 0.123 83 (water resources) and 0.182 05 (water consumption), and the decision coefficient ( $R^2$ ) is 0.990 63 and 0.990 67 respectively, indicating that the model can effectively capture the trend of complex space-time changes of data. Future forecasts show that the amount of water resources in Guizhou Province is increasing under both SSP245 (medium emissions) and SSP585 (high emissions) scenarios, and the change under the SSP585 scenario is significantly greater than that of the SSP245 scenario; the change in the far future (2080 - 2099) is much greater than that in the near future (2030 - 2049), highlighting the cumulative effect of long-term climate change. The spatial difference in the amount of water resources is significant. Qiannan Prefecture (due to the topographic elevation effect) has the largest increase (long-term SSP585 reaches 4 billion m<sup>3</sup>), and

Guiyang City (weak penetration due to the high urbanization rate) has the smallest increase (860 million  $m^3$ ). Water demand is also on the rise, and the change in Zunyi City is the most obvious (long-term SSP585 has increased by 455 million  $m^3$ ). The impact of climate change on water resources is spatially heterogeneous. The uneven distribution of water resources and the diversity of water structures are the main reasons. The model predicts that although the total amount of water resources will increase in the future, the challenges posed by uneven spatial distribution and differences in water structure are still serious. In the future, water resources management should pay attention to the impact of climate change, promote water conservation technologies, improve water efficiency, establish predictive models, and formulate strategies for different regional characteristics (such as flood control in southern Guizhou and water demand management in Zunyi) to ensure the sustainable use of water resources.

**Keywords:** water resources management; climate change; CNN-LSTM model; CMIP6; water demand forecast; Guizhou Province

(责任编辑:高天扬)