

# 基于主要驱动因子筛选法和深度学习算法的 浙江省动态需水量预测

许月萍<sup>1</sup>, 曾田力<sup>1</sup>, 周欣磊<sup>1</sup>, 章鲁琪<sup>2</sup>, 王 贝<sup>3</sup>, 王 冬<sup>2</sup>

(1. 浙江大学建筑工程学院, 浙江 杭州 310058; 2. 浙江水文新技术开发经营公司, 浙江 杭州 310009; 3. 浙江省水文管理中心, 浙江 杭州 310009)

**摘要:**收集了浙江省2000—2020年各用水行业需水量数据,采用基于Spearman秩相关分析的主要驱动因子筛选法筛选了影响各行业需水量的主要驱动因子,进而构造了改进的长短时记忆(LSTM)神经网络需水量预测模型,对各行业需水量进行动态滚动预测,并将改进LSTM模型的预测结果与传统单变量LSTM预测模型、卷积神经网络模型、支持向量回归模型的预测结果进行了对比。结果表明,基于主要驱动因子筛选法改进的LSTM模型能实时动态滚动预测各行业每年需水量,且预测结果精度高于其他3种模型。

**关键词:**需水量预测;主要驱动因子筛选法;LSTM神经网络;卷积神经网络;支持向量回归;浙江省  
**中图分类号:**TV213.4 **文献标志码:**A **文章编号:**1006-7647(2024)02-0047-07

**Forecast of dynamic water demand in Zhejiang Province based on main driving factor screening method and deep learning algorithm//XU Yueping<sup>1</sup>, ZENG Tianli<sup>1</sup>, ZHOU Xinlei<sup>1</sup>, ZHANG Luqi<sup>2</sup>, WANG Bei<sup>3</sup>, WANG Dong<sup>2</sup>**  
(1. College of Civil Engineering and Architecture, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China; 2. Zhejiang New Hydrological Technology Development and Operation Company, Hangzhou 310009, China; 3. Zhejiang Hydrological Management Center, Hangzhou 310009, China)

**Abstract:** The water demand data of various water use industries in Zhejiang Province from 2000 to 2020 were collected, and the main driving factors affecting the water demand of each industry were screened using the main driving factor screening method based on Spearman rank correlation analysis. An improved long short-term memory (LSTM) neural network water demand prediction model was constructed to make dynamic rolling forecasts of the water demand of each industry, and the prediction results of the improved LSTM model were compared with those of the traditional univariate LSTM prediction model, convolutional neural network (CNN) model, and support vector regression (SVR) model. The results show that the LSTM model improved by the principal driving factor screening method can predict the annual water demand of each industry in real time and dynamically, and the prediction accuracy of the improved model is higher than that of the other three models.

**Key words:** water demand prediction; main driving factor screening method; LSTM neural network; CNN; SVR; Zhejiang Province

水资源是关系国家经济社会可持续发展和长治久安的重大战略资源。随着人口快速增长、区域经济持续发展、工业化和城市化进程加快,水资源供需矛盾日益加剧,人类面临的水危机日益严重。粗放型发展模式导致水资源严重污染,旱涝灾害频发加剧了缺水问题。水资源短缺与水环境恶化已成为制约中国经济发展、人民生活改善和环境改善的主要因素<sup>[1-3]</sup>。水资源的短缺和用水量的高速增长使得水资源规划和优化配置变得尤为重要,而需水量预

测是区域水资源科学规划和高效管理的关键<sup>[4]</sup>。浙江省是经济强省、科技强省,也是我国高产的综合性农业区,相关研究<sup>[5]</sup>表明,浙江省已属于水资源承载力濒临超载地区。因此,为寻求经济社会的可持续发展,必须对有限的水资源进行科学规划和高效管理。

近年来,水资源与经济社会之间的矛盾日益突出,水资源需求的预测方法也呈现多元化的发展趋势<sup>[5]</sup>。传统需水量预测方法有时间序列法和相关

分析法。时间序列法主要包括趋势外推法、指数平滑法等<sup>[6]</sup>,相关分析法主要包括回归分析法、灰色预测法、用水定额法等<sup>[7]</sup>。这些传统方法计算简便,但是忽视了需水量诸多影响因素间的关系,存在预测精度偏低等问题。我国需水量数据时间序列短,用水需求的影响因素众多,采用常规的预测方法难以保证需水量预测精度<sup>[8]</sup>。近年来,众多学者采用随机森林模型<sup>[9]</sup>、BP神经网络模型<sup>[10]</sup>、支持向量回归(support vector regression, SVR)模型<sup>[11]</sup>等来预测区域需水量。Xenochristou等<sup>[12]</sup>采用随机森林模型预测了英国居民的日需水量,并利用机器学习模型的高精度和统计方法的可解释性,采用可解释的机器学习技术,定量预测了各种因素对用水量的影响。Brentan等<sup>[13]</sup>提出了改进的支持向量回归方法并预测了短期水资源需求,消除了固定回归结构在响应新的输出时间序列时所固有的偏差。Mu等<sup>[14]</sup>运用长短时记忆(long short-term memory, LSTM)模型预测了合肥市需水量,结果表明LSTM模型处理具有突变点与较高不确定性的数据时表现优异。Hu等<sup>[15]</sup>提出了一种基于异常值校正与信号分解技术的预处理混合GRU模型,有效提高了需水量预测的精确度。这些模型能以较高精度逼近任何非线性连续函数,通过训练样本数据获得较为精确的预测结果,但仍有较大的缺陷,如随机森林模型无法处理小数据或低维数据,BP神经网络模型对初始权重非常敏感且极易收敛于局部极小,SVR模型难以处理大规模样本等。总体上,相较于传统需水量预测方法,深度学习模型的精度更高。在构建基于深度学习算法的需水量预测模型时需要筛选驱动因子,若选择的因子过少,必然影响预测结果的准确性,若选择的因子过多,又会使网络训练复杂化,难以得到全局最优解<sup>[10]</sup>。因此,如何科学筛选模型的输入因子是提高基于深度学习算法的需水量预测模型的准确性和高效性的关键环节。基于Spearman秩相关分析的主要驱动因子筛选法可在众多相关因子中筛选出与模型目标关联最紧密的因子,这些强相关因子进一步明确了需水量预测模型的机理。同时,该方法高效简化了神经网络模型,避免模型由于维度过高陷入局部最优。

本文以浙江省为研究对象,基于2000—2020年各行业用水资料、区域社会经济资料、区域水文数据资料,建立了基于主要驱动因子筛选法和深度学习算法的动态需水量预测模型(以下简称“改进LSTM模型”),模拟各用水行业需水量,以期为实现浙江省水资源科学规划和可持续利用提供依据和支撑。

## 1 研究区概况和数据来源

浙江省位于亚热带季风气候区,冬夏季风交替显著,降水充沛,全省多年降水量在1 100~2 200 mm之间,全省多年平均降水量为1 604 mm。经50多年长系列实测资料计算分析,浙江省多年平均水资源量为955亿m<sup>3</sup>。全省单位面积产水量为92万m<sup>3</sup>/km<sup>2</sup>,排名全国第四,但人均占有量仅为2 100 m<sup>3</sup>,低于全国人均水平2 200 m<sup>3</sup>,仅为世界人均水平的1/4。

选取浙江省水利厅提供的浙江省2000—2020年各用水行业年用水量数据、区域社会经济资料、区域水文数据资料,采用Spearman秩相关分析选取影响需水量的主要驱动因子,将行业需水量与其对应的主要驱动因子作为输入进行需水量动态滚动预测。

## 2 研究方法

### 2.1 基于Spearman秩相关分析的主要驱动因子筛选法

本文以浙江省2000—2020年各用水行业数据与对应主要驱动因子为样本,样本数较少且解释变量与被解释变量之间的联合分布不满足正态分布。为了筛选研究区影响农业、工业、居民生活、城镇公共、生态环境需水量的主要驱动因子,需要进行相关性分析。Spearman秩相关分析是研究两个变量间相关关系的常用方法,该方法对原始数据的选取、相关形式及分布类型均无要求,具有对异常值敏感度低、数据无须满足正态性假设等优点,其通用性及稳健性优于Pearson积矩相关分析<sup>[16-18]</sup>。故本文采用Spearman秩相关分析研究驱动因子与需水量之间的相关关系,以此筛选主要驱动因子。

### 2.2 SVR模型

SVR模型是在统计学习理论上发展的、基于Mercer定理的一种机器学习方法,具有训练时间短、泛化性能好、适应性强、全局优化等优点。其基本思想为通过非线性变换将输入空间变换到一个高维的特征空间,在特征空间中通过核函数展开原理解决输入空间中的高度非线性回归问题<sup>[19]</sup>。

### 2.3 卷积神经网络模型

卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)模型是Lecun等<sup>[20]</sup>在1989年提出的一种多层前馈神经网络模型,具有局部特征提取能力强、权重共享、易扩展等特点,其结构主要包括卷积层、池化层、全连接层和输出层等,是深度学习的代表算法之一,擅长计算机视觉处理、自然语言处理等相关机

器学习问题,是目前应用最广泛的模型之一<sup>[21]</sup>。

## 2.4 LSTM 神经网络模型

LSTM 神经网络模型是循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 的变种模型。该模型通过由遗忘门、输入门和输出门组成的门控结构控制信息的取舍、输入、更新、输出,因此具备长时间的记忆功能,可以有效地解决 RNN 训练时存在的梯度消失和梯度爆炸等问题,显著提高了 RNN 模型的准确性。

LSTM 模型在预测需水量方面的表现明显优于普通人工神经网络模型。一方面,深度学习模型具有“深层”结构,能够对数据进行复杂的变换和映射,具有很强的非线性数据处理能力,能够发现数据之间的隐含关系;另一方面,网络中有特殊的存储模块,可以确保梯度在经过多个时间步后不会消失或爆炸。同时,它们还可以建立不同时期的需水量数据之间的相互依赖关系,这种关系对于预测需水量非常重要<sup>[22-23]</sup>。

## 2.5 改进 LSTM 模型

设需水量时间序列为  $x = \{x_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ , 其中  $x_i$  为  $i$  时刻的需水量。给定神经网络的窗口长度  $L$ , 即使用时间长度为  $L$  的历史需水量  $x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+L-1}$  序列来预测下一时刻的需水量  $x_{i+L}$ 。根据  $L$  确定 LSTM 神经网络的拓扑结构, 设置窗口长度  $L$  为 3。

利用改进 LSTM 神经网络结构, 对样本数据进行训练和预测。改进 LSTM 模型构建过程如下:

a. 采用 Spearman 秩相关分析识别主要驱动因子, 确定模型输入因子。

b. 将筛选后的主要驱动因子进行归一化处理, 得到标准化的数据集  $\{x'_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ , 依据深度学习算法样本划分规则把样本分为训练集与测试集。

c. 根据数据特点, 设置改进 LSTM 模型的参数, 如神经网络层数、每层神经元节点数及训练次数。

d. 输出拟合值, 利用 Adam 下降优化算法经反复迭代更新网络权重系数矩阵, 计算损失函数, 调节神经元权重并重复至训练次数达到预期值。

e. 判断模型是否收敛, 若未收敛则重新选择深度学习模型参数直至模型收敛。

f. 将已收敛的深度学习预测模型应用于测试集, 改进 LSTM 模型输出预测值, 计算均方根误差 (RMSE) 和决定系数 ( $R^2$ ), 进行有效性检验。

g. 年需水量数据更新后, 将新需水量数据加入训练集实现模型动态更新。

图 1 为改进 LSTM 模型的求解步骤。

使用上述训练好的 LSTM 网络参数进行动态滚动预测, 过程如下:

a. 使用训练子集的最后一组数据  $\{x'_{n-2}, x'_{n-1}, x'_n\}$  得到预测值  $p_{n+1}$ , 将该值与  $\{x'_{n-2}, x'_{n-1}, x'_n\}$  的后 2 个值合并成新的子集  $\{x'_{n-1}, x'_n, p_{n+1}\}$ , 收集子集输入到网络中得到预测值  $p_{n+2}$ , 依此类推, 最终得到预测结果  $\{p_{n+1}, p_{n+2}, \dots, p_{n+m}\}$ ,  $m$  为预测期长度。

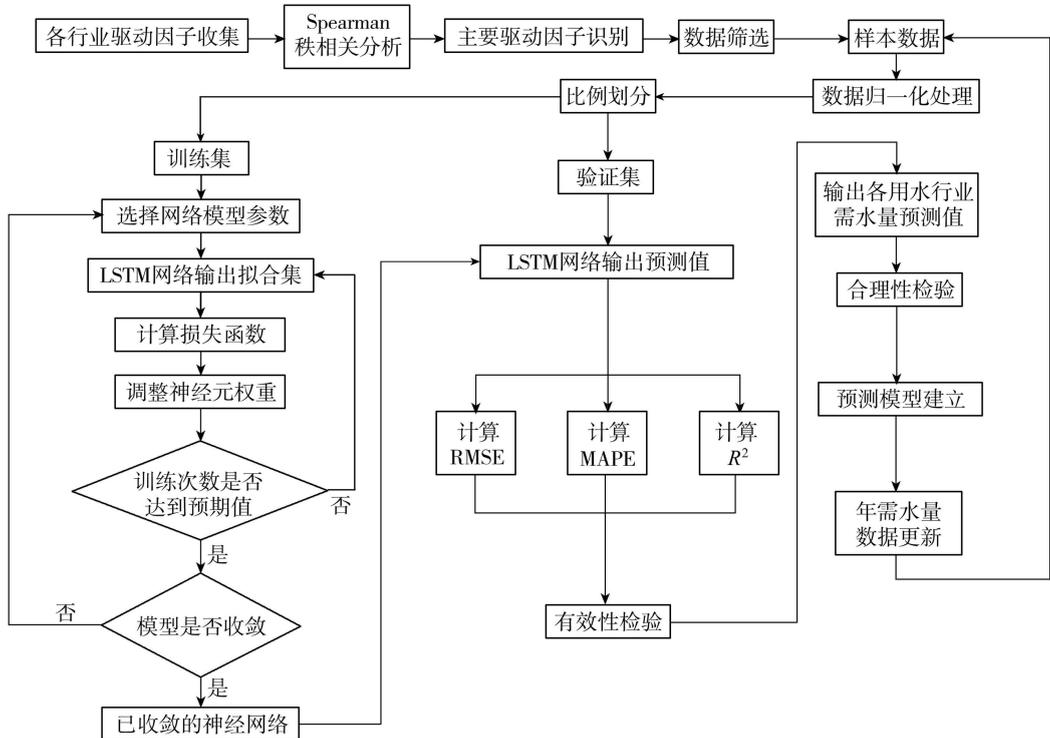


图 1 改进 LSTM 模型求解步骤

b. 将  $\{p_{n+1}, p_{n+2}, \dots, p_{n+m}\}$  进行反归一化, 以获得最终预测结果  $\{y_{n+1}, y_{n+2}, \dots, y_{n+m}\}$ 。

## 2.6 模型效果评价指标

采用平均绝对百分比误差 (MAPE)、均方根误差 (RMSE) 和决定系数 ( $R^2$ ) 3 个指标来评判需水量预测模型的精度。

## 3 结果与讨论

### 3.1 需水量主要驱动因子筛选

选取浙江省 2000—2020 年农业、工业、居民生活、城镇公共、生态环境需水量时间序列资料、区域社会经济资料与区域水文数据作为基础数据。将各行业需水量作为该研究的解释变量, 根据已有文献相关指标因子的选取经验和专家评议结果, 考虑相关数据的可获得性, 从水文、经济、社会三个方面选取影响各用水行业需水量的相关指标。由于各驱动因子存在不同程度的相关度, 为避免相关因子过多引起模型冗余度和不确定性增加, 针对每个用水行业需水量, 选取 4 个相关度最高的主要驱动因子作为改进 LSTM 模型的输入样本, 驱动因子 Spearman 秩相关系数见表 1。

### 3.2 需水量预测模型构建

#### 3.2.1 改进 LSTM 模型构建

构建改进 LSTM 神经网络需水量预测模型首先需要确定输入层、隐藏层和输出层的节点数。输入层节点数为各行业需水量的主要驱动因子数与历史需水量。根据主要驱动因子筛选法, 每个行业的需水量的主要驱动因子有 4 个, 因此输入层有 5 个节点。预测对象为年需水量, 因此输出层有 1 个节点。使用网格搜索法对模型超参数进行智能寻优后, 隐藏层选用 1 层, 有 20 个节点。学习率确定为 0.001, 批量大小确定为 12, 迭代次数确定为 300。激活函数选用 ReLU 函数, 优化器选用 Adam 下降优化算法, 损失误差选用均方误差 (MSE)。

#### 3.2.2 对比模型构建

对比模型包括单变量 LSTM、CNN 和 SVR 模型。本文单变量 LSTM 模型的输入为历史需水量, 因此设置输入层节点数为 1, 输出层节点数为 1, 采用网格搜索优化算法对模型超参数进行智能寻优, 确定隐藏层节点数为 20, 迭代轮次确定为 300, 批次大小确定为 12。CNN 模型的输入为主要驱动因子与历史需水量, 因此输入层节点设置为 5, 输出层节点为 1。SVR 模型的惩罚系数  $C$  设置为 0.01, 偏差阈值  $\varepsilon$  设置为 0.01, 核函数设置为 RBF 径向基函数。

表 1 各用水行业驱动因子 Spearman 秩相关系数

用水行业	驱动因子	Spearman 秩相关系数	
农业	水田实灌面积 <sup>*</sup>	0.819 <sup>**</sup>	
	旱地实灌面积	-0.086	
	菜田实灌面积	0.604 <sup>**</sup>	
	农田总实灌溉面积 <sup>*</sup>	0.683 <sup>**</sup>	
	大牲畜数量 <sup>*</sup>	0.685 <sup>**</sup>	
	小牲畜数量	0.569 <sup>**</sup>	
	第一产业总产值 <sup>*</sup>	-0.967 <sup>**</sup>	
	林果灌溉面积	-0.368	
	当年径流量	-0.510 <sup>*</sup>	
	农田亩均年用水量	0.679 <sup>**</sup>	
	水田亩均年用水量	0.681 <sup>**</sup>	
	当年降水量	-0.589 <sup>**</sup>	
	总耕地面积	-0.676 <sup>**</sup>	
	人工鱼塘面积	0.239	
有效灌溉面积	0.576 <sup>**</sup>		
粮食产量	0.597 <sup>**</sup>		
工业	总人口 <sup>*</sup>	0.927 <sup>**</sup>	
	城镇人口	0.875 <sup>**</sup>	
	万元 GDP 用水量 <sup>*</sup>	-0.922 <sup>**</sup>	
	农村人口	-0.695 <sup>**</sup>	
	工业增加值	0.865 <sup>**</sup>	
	人均 GDP <sup>*</sup>	0.921 <sup>**</sup>	
	地下水供水量	-0.747 <sup>**</sup>	
	万元工业增加值用水量	-0.761 <sup>**</sup>	
	第二产业总产值 <sup>*</sup>	0.903 <sup>**</sup>	
	地表水供水量	0.417	
	总供水量	0.465 <sup>*</sup>	
	水资源利用率	-0.086	
	当年降水量	0.421	
	当年径流量	0.365	
居民生活	总人口 <sup>*</sup>	0.990 <sup>**</sup>	
	城镇人口 <sup>*</sup>	0.948 <sup>**</sup>	
	农村人口	-0.814 <sup>**</sup>	
	地区生产总值 <sup>*</sup>	0.987 <sup>**</sup>	
	当年降水量	0.525 <sup>*</sup>	
	当年径流量	0.445 <sup>*</sup>	
	农村人均生活用水量	0.777 <sup>**</sup>	
	人均 GDP <sup>*</sup>	0.984 <sup>**</sup>	
	城镇人均生活用水量	-0.770 <sup>**</sup>	
	城镇公共	总人口 <sup>*</sup>	0.961 <sup>**</sup>
		城镇人口	0.914 <sup>**</sup>
		农村人口	-0.803 <sup>**</sup>
		地区生产总值 <sup>*</sup>	0.956 <sup>**</sup>
		当年降水量	0.506 <sup>*</sup>
万元 GDP 用水量 <sup>*</sup>		-0.949 <sup>**</sup>	
当年径流量		0.449 <sup>*</sup>	
人均城镇综合生活用水量		-0.390	
人均 GDP <sup>*</sup>		0.956 <sup>**</sup>	
地下水供水量		-0.723 <sup>**</sup>	
地表水供水量		0.418	
生态环境		总人口	-0.474 <sup>*</sup>
		城镇人口 <sup>*</sup>	-0.518 <sup>*</sup>
		农村人口 <sup>*</sup>	0.647 <sup>**</sup>
	地区生产总值	-0.466 <sup>*</sup>	
	当年降水量	-0.155	
	万元 GDP 用水量	0.453 <sup>*</sup>	
	当年径流量	-0.120	
	水资源利用率	0.228	
	人均 GD <sup>*</sup>	-0.481 <sup>*</sup>	
	地下水供水量 <sup>*</sup>	0.487 <sup>*</sup>	

注: \* 表示  $p < 0.05$ , \*\* 表示  $p < 0.01$ ; <sup>\*</sup> 表示主要驱动因子。

### 3.2.3 模型求解

因样本量较少,训练集和验证集按照 8 : 2 的比例划分,选取 2000—2016 年样本作为训练集进行网络训练,同时采用 2017—2020 年样本作为测试集对网络进行验证,结果如图 2 所示。由图 2 可见,基于主要驱动因子筛选法改进的 LSTM 需水量预测模型得出的预测值与真实值较为接近,预测精度较高。

本文选择传统单变量 LSTM 模型、CNN 模型和 SVR 模型作为对比模型,以评价改进 LSTM 模型的需水量预测性能。由于需水时间序列过短且数据变化趋势难以确定,本研究未选择回归分析模型、灰色预测模型及用水定额法模型作为对比模型。

表 2 为各需水量预测模型精度评价指标对比结果。改进 LSTM 模型的 MAPE、RMSE 指标均小于对比模型,  $R^2$  均大于对比模型。除生态环境需水量预测效果较差外,改进 LSTM 模型各用水行业年需水量预测结果的 MAPE 最低为 1.62%,  $R^2$  最高为 0.99, RMSE 最低为 0.51 亿  $m^3$ 。

采用训练完成的改进 LSTM 模型对 2021—2035 年浙江省需水量进行动态滚动预测,结果如图 3 所示。由图 3 可知,2021—2035 年浙江省除农

业需水量和生态环境需水量外,各行业需水量均呈缓慢增加趋势。工业需水量增量最大,为 9.6 亿  $m^3$ ,其次为城镇公共需水量和居民生活需水量。农业需水量小幅上升至 2025 年的 84.43 亿  $m^3$ ,而后缓慢下降至 2035 年的 80.49 亿  $m^3$ 。生态环境需水量先增加至 2029 年的 8.59 亿  $m^3$ ,而后减小至 2035 年的 7.65 亿  $m^3$ 。总需水量先上升至 2030 年的 188.5 亿  $m^3$  后缓慢下降,总体上从 2020 年的 163.95 亿  $m^3$  上涨至 2035 年的 185.46 亿  $m^3$ 。

相较于传统单变量 LSTM 模型选择单变量作为输入,改进 LSTM 模型根据不同用水行业、不同研究区的情况可选用多个适宜主要驱动因子作为模型输入,预测精度高,且能充分考虑不同区域的社会经济因素影响,具有随时间和地点变化进行自适应和自更新的能力。相较于 CNN 模型与 SVR 模型,改进 LSTM 模型拥有长时间记忆能力,可以更好地处理时间序列上的长期依赖关系。

## 4 结论

a. 改进 LSTM 模型的预测精度优于 LSTM 模型、CNN 模型与 SVR 模型,对需水量的预测更准确,

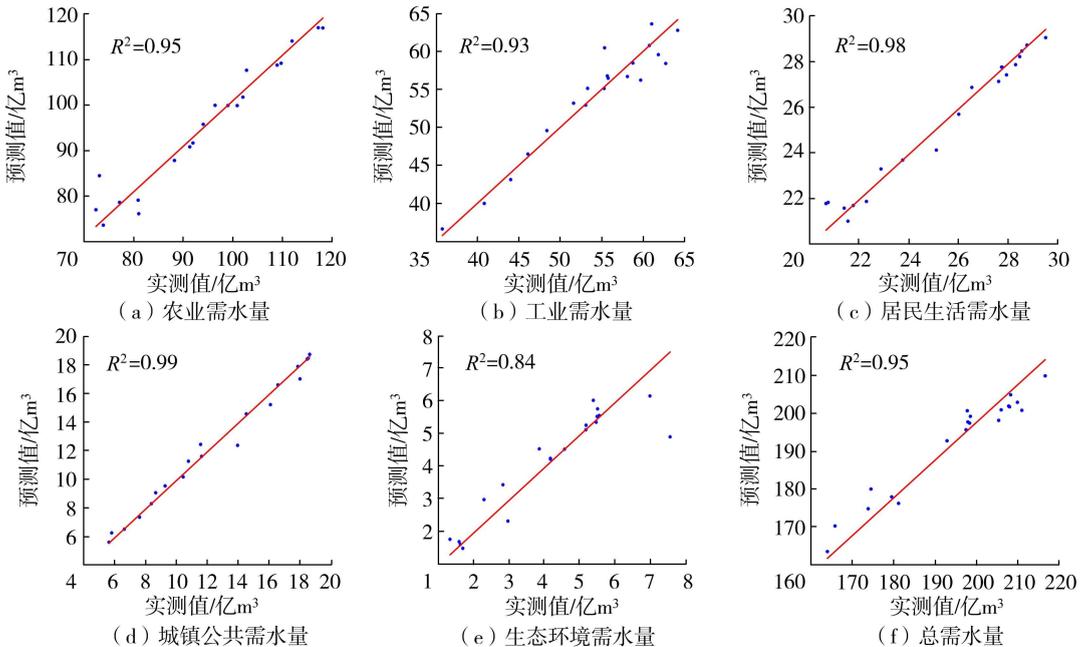


图 2 各用水行业需水量预测结果

表 2 各需水量预测模型精度评价指标对比

行业	MAPE/%				RMSE/亿 $m^3$				$R^2$			
	SVR	CNN	LSTM	改进 LSTM	SVR	CNN	LSTM	改进 LSTM	SVR	CNN	LSTM	改进 LSTM
农业	4.91	8.24	3.65	2.49	5.76	9.15	4.40	3.39	0.94	0.89	0.92	0.95
工业	9.11	8.69	8.87	2.76	5.79	5.55	5.39	2.05	0.81	0.78	0.83	0.93
居民生活	2.78	5.35	2.39	1.62	0.89	1.44	1.06	0.51	0.96	0.92	0.90	0.98
城镇公共	6.26	17.90	11.67	3.03	1.10	2.20	1.50	0.54	0.98	0.94	0.98	0.99
生态环境	32.62	26.57	28.91	10.73	1.48	1.31	1.31	0.71	0.68	0.50	0.49	0.84
总需水	4.22	4.66	2.24	1.90	10.50	11.46	5.66	4.71	0.84	0.79	0.88	0.95

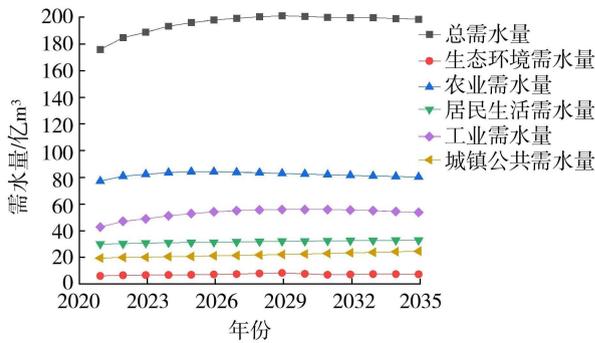


图3 浙江省2021—2035年各行业需水量预测

较少出现位移偏差,各用水行业年需水量预测结果的MAPE最低为1.62%, $R^2$ 最高为0.99, RMSE最低为0.51亿 $m^3$ 。

b. 相较于直接预测总需水量,将总需水量分为5个用水行业的需水量,并依据社会经济与自然条件筛选主要驱动因子,运用深度学习需水量预测模型分别进行预测,预测精度更高,并可为各用水行业的水资源规划和优化配置提供直观参考。

c. 改进LSTM模型具有灵活性,在其他研究区应用具有普适性。将该模型应用于其他研究区的需水量预测时,应根据研究区的区域社会经济资料与自然水文条件因地制宜重新选取各行业的主要驱动因子作为模型多变量输入,并根据计算效率与结果精度的需求选择合适的模型学习率、隐藏层单元数、最大迭代次数,以保证模型精度与计算效率达到最优。

### 参考文献:

[1] 王熹,王湛,杨文涛,等.中国水资源现状及其未来发展方向展望[J].环境工程,2014,32(7):1-5. (WANG Xi, WANG Zhan, YANG Wentao, et al. Shortage of water resources in China and countermeasures[J]. Environmental Engineering, 2014, 32(7): 1-5. (in Chinese))

[2] 丁文喜.中国水资源可持续发展的对策与建议[J].中国农学通报,2011,27(14):221-226. (DING Wenxi. Strategy and recommendations on sustainable development of water resources in China[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2011, 27(14): 221-226. (in Chinese))

[3] 何凡,路培艺,尹婧,等.中国水资源空间均衡评价与空间关联性分析[J].水资源保护,2023,39(3):148-155. (HE Fan, LU Peiyi, YIN Jing, et al. Spatial equilibrium evaluation and spatial correlation analysis of water resources in China[J]. Water Resources Protection, 2023, 39(3): 148-155. (in Chinese))

[4] 王浩,游进军.水资源合理配置研究历程与进展[J].水利学报,2008,39(10):1168-1175. (WANG Hao, YOU Jinjun. Advancements and development course of research on water resources deployment[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2008, 39(10): 1168-1175. (in Chinese))

[5] 唐海力.浙江省水资源的利用状况研究[D].杭州:浙江农林大学,2012.

[6] CEMBROWSKI G S, WESTGARD J O, EGGERT A A, et al. Trend detection in control data: optimization and interpretation of Trigg's technique for trend analysis[J]. Clinical Chemistry, 1975, 21(10): 1396-1405.

[7] 郭晓茜,闫强,王高尚.水资源需求预测研究方法概述[J].中国矿业,2019,28(9):160-165. (GUO Xiaoqian, YAN Qiang, WANG Gaoshang. Review of prediction methods on water resources demand[J]. China Mining Magazine, 2019, 28(9): 160-165. (in Chinese))

[8] 贺丽媛,夏军,张利平.水资源需求预测的研究现状及发展趋势[J].长江科学院院报,2007,24(1):61-64 (HE Liyuan, XIA Jun, ZHANG Liping. Present research and development trend on water resources demand forecast[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2007, 24(1): 61-64. (in Chinese))

[9] 王盼,陆宝宏,张瀚文,等.基于随机森林模型的需水预测模型及其应用[J].水资源保护,2014,30(1):34-37. (WANG Pan, LU Baohong, ZHANG Hanwen, et al. Water demand prediction model based on random forests model and its application[J]. Water Resources Protection, 2014, 30(1): 34-37. (in Chinese))

[10] 龙训建,钱鞠,梁川.基于主成分分析的BP神经网络及其在需水预测中的应用[J].成都理工大学学报(自然科学版),2010,37(2):206-210. (LONG Xunjian, QIAN Ju, LIANG Chuan. Water demand forecast model of BP neural networks based on principle component analysis[J]. Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition), 2010, 37(2): 206-210. (in Chinese))

[11] 王艳菊,王珏,吴泽宁,等.基于灰色关联分析的支持向量机需水预测研究[J].节水灌溉,2010(10):49-52. (WANG Yanju, WANG Jue, WU Zening, et al. Study on water demand prediction by using support vector machine based on gray relational analysis[J]. Water Saving Irrigation, 2010(10): 49-52. (in Chinese))

[12] XENOCHRISTOU M, HUTTON C, HOFMAN J, et al. Short-term forecasting of household water demand in the UK using an interpretable machine learning approach[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2021, 147(4): 04021004.

[13] BRENTAN B M, LUVIZOTTO JR E, HERRERA M, et al. Hybrid regression model for near real-time urban water demand forecasting[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2017, 309: 532-541.

[14] MU Li, ZHENG Feifei, TAO Ruoling, et al. Hourly and daily urban water demand predictions using a long short-term memory based model[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2020, 146(9): 05020017.

[15] HU Shiyuan, GAO Jinliang, ZHONG Dan, et al. An

- innovative hourly water demand forecasting preprocessing framework with local outlier correction and adaptive decomposition techniques[J]. *Water*,2021,13(5):582.
- [16] ALSAQR A M. Remarks on the use of Pearson's and Spearman's correlation coefficients in assessing relationships in ophthalmic data[J]. *African Vision and Eye Health*,2021,80(1):a612.
- [17] EDEN S K, LI Chun, SHEPHERD B E. Nonparametric estimation of Spearman's rank correlation with bivariate survival data[J]. *Biometrics*,2022,78(2):421-434.
- [18] 余鹏明,管孝艳,陈俊英,等. 基于 Spearman 秩相关的再生水利用量影响因素研究[J]. *节水灌溉*,2019(10):78-82. (YU Pengming, GUAN Xiaoyan, CHEN Junying, et al. Study on factors affecting reclaimed water utilization based on spearman rank correlation[J]. *Water Saving Irrigation*,2019(10):78-82. (in Chinese))
- [19] SHEVADE S K, KEERTHI D S. Improvements to the SMO algorithm for SVM regression[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*,2000,11(5):1188-1193.
- [20] LECUN Y, BOSER B, DENKER J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition [J]. *Neural Computation*,1989,1(4):541-551.
- [21] 陈珺,黄燕华,洪朋,等. 基于机器学习模型的河道水位预测[J]. *水利水电科技进展*,2023,43(3):9-14. (CHEN Jun, HUANG Yanhua, HONG Peng, et al. Prediction of river water level based on machine learning model[J]. *Advances in Science and Technology of Water Resources*,2023,43(3):9-14. (in Chinese))
- [22] 郭冠呈,刘书明,李俊禹,等. 基于双向长短时神经网络的水量预测方法研究[J]. *给水排水*,2018,44(3):123-126. (GUO Guancheng, LIU Shuming, LI Junyu, et al. Study on water quantity prediction method based on bidirectional long and short time neural network[J]. *Water & Wastewater Engineering*,2018,54(3):123-126. (in Chinese))
- [23] 王亦斌,孙涛,梁雪春,等. 基于 EMD-LSTM 模型的河流水量水位预测[J]. *水利水电科技进展*,2020,40(6):40-47. (WANG Yibin, SUN Tao, LIANG Xuechun, et al. Prediction of river water flow and water level based on EMD-LSTM model [J]. *Advances in Science and Technology of Water Resources*,2020,40(6):40-47. (in Chinese))

(收稿日期:2023-03-01 编辑:俞云利)

(上接第 41 页)

- [4] PAN T, ZHOU L, OU C, et al. Smoothed particle hydrodynamics with unsteady friction model for water hammer pipe flow[J]. *Hydraul Eng*, 2022,148:04021057.
- [5] BERGANT A, SIMPSON A R, TIJSSELING A S. Water hammer with column separation; a historical review[J]. *Fluids Struct*,2006,22:135-171.
- [6] MOUSAVIFARD M, NOROOZ R. Numerical analysis of transient cavitating pipe flow by Quasi 2D and 1D models [J]. *Hydraul Res*,2022,60:295-310.
- [7] AUTRIQUE R, RODAL E, SÁNCHEZ A, et al. Physical model studies of water column separation [C]// 26th IAHR Symposium on Hydraulic Machinery and Systems. Beijing: IOP,2012:1-8.
- [8] ADAMKOWSKI A, LEWANDOWSKI M. A new method for numerical prediction of liquid column separation accompanying hydraulic transients in pipelines [J]. *Hydraul Eng*, 2009, 131:071302.
- [9] SIMPSON A R, BERGANT A. Numerical comparison of pipe-column-separation models[J]. *Hydraul Eng*,1994,120:361-377.
- [10] SOARES A K, MARTINS N, COVAS D I C. Investigation of transient vaporous cavitation: experimental and numerical analyses [C]// Proceedings of Computing and Control for the Water Industry (CCWI2015): Sharing the Best Practice in Water Management. Leicester, England; [s. n.],2015:235-242.
- [11] BRUNONE B, GOLIA U M, GRECO M. Some remarks on the momentum equation for fast transients [C]// Proc Int Conf on Hydraulic Transients with Water Column Separation. Valencia, Spain; [s. n.],1991:140-148.
- [12] VARDY A, BROWN J. Transient turbulent friction in smooth pipe flows [J]. *Journal of Sound and Vibration*,2003,259(5):1011-1036.
- [13] SIMPSON A R. Large water hammer pressures due to column separation in sloping pipes (transient cavitation) [D]. Michigan: University of Michigan,1986.
- [14] ZHAO L, YANG Y, WANG T, et al. An experimental study on the water hammer with cavity collapse under multiple interruptions[J]. *Water*,2020,12:2566.
- [15] 韩凯,丁法龙,茅泽育. 长距离有压输水工程泵站水锤的数值分析[J]. *水利水电科技进展*,2020,40(2):69-75. (HAN Kai, DING Falong, MAO Zeyu. Numerical analysis of water hammer in a long-distance pressurized water transfer project [J]. *Advances in Science and Technology of Water Resources*, Madrid, 2020,40(2):69-75. (in Chinese))
- [16] AHME D F, EAMES I, AZARBADEGAN A, et al. Acoustics and vibrations in a complex piping network with pump startup-shutdown transients [J]. *Int J Mech Sci*,2022,227:107357.
- [17] MIAO Y, QIU Z, ZHANG X, et al. Effects of a water hammer and cavitation on vibration transients in a reservoir-pipe-valve system[J]. *Theor Appl Mech*,2021,59:611-622.

(收稿日期:2023-01-08 编辑:骆超)