

DOI:10.13870/j.cnki.stbcb.2025.02.014 CSTR:32310.14.stbcb.2025.02.014

朱婉婷, 朱永华, 王启猛, 等. 淮北平原砂姜黑土区典型作物根区土壤水分的来源及其量化研究[J]. 水土保持学报, 2025, 39(2)

ZHU Wanting, ZHU Yonghua, WANG Qimeng, et al. Study on the sources and quantification of soil water in the root zone of typical crops in the shajiang black soil region of Huaibei plain[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2025, 39(2)

淮北平原砂姜黑土区典型作物根区 土壤水分的来源及其量化研究

朱婉婷^{1,3}, 朱永华^{1,2,3}, 王启猛^{1,5}, 吕海深^{1,3}, 刘名文^{1,3}, 王怡宁^{1,4},
陆玟^{1,3}, 彭宇杰^{1,3}, 许海婷^{1,3}, 方逸敏^{1,3}

(1. 河海大学水文水资源学院, 南京 210098; 2. 河海大学地理与遥感学院, 南京 211100; 3. 水灾害防御全国重点实验室, 河海大学, 南京 210098; 4. 南京水利科学研究院, 南京 210029; 5. 水利部淮河水利委员会, 安徽 蚌埠 233001)

摘要: [目的] 探讨1990—2022年淮北平原作物根区土壤水分的来源与量化特征, 为作物灌溉管理和水资源利用提供科学指导。[方法] 采用皮尔逊相关性分析与多元回归法计算降水、地下水对根区土壤水的贡献度, 并利用多元线性回归和长短期记忆网络(LSTM)模型进行土壤水量化模拟。[结果] 1) 夏玉米在0~10 cm土层中, 除出苗-拔节期降水贡献度为55%外, 其余阶段地下水贡献度均可达到61%~68%; 在10 cm以下土层中, 根区土壤水主要来自相邻上层土壤水, 占比可达74%以上。后期根系逐渐生长至100 cm, 尤其在40~80 cm土层, 地下水对土壤水的贡献度明显增大, 占9%~22%。2) 冬小麦在0~10 cm土层中, 除播种-出苗期和返青-拔节期地下水贡献度为50%以上外, 其余阶段降水贡献度均可达54%~73%; 在10 cm以下土层中, 根区土壤水主要来自于相邻上层土壤水, 占比可达63%以上。但在40~80 cm土层中, 地下水与降水贡献度均有提高。3) LSTM模型在量化模拟土壤水方面比多元线性回归更加稳定和准确, 模型评价指标 $R^2 > 0.6$, $MSE < 10$, 能够较好地反映土壤水分动态变化规律。淮北平原其他站点对上述模拟结果的应用也进一步验证模型的可行性。[结论] 夏玉米0~10 cm土层土壤水主要来源为地下水, 冬小麦0~10 cm土层土壤水主要来源为降水; 10 cm以下土层土壤水的主要来源为相邻上层土壤水(包含降水、灌溉水等)。结合不同生育阶段根区土壤水的来源进行量化模拟, 再通过作物根区土壤水分变化趋势对灌溉方案进行动态调节, 有助于优化灌溉管理, 提高水资源利用效率。

关键词: 淮北平原; 作物; 土壤水; 相关性; 多元回归; 深度学习

中图分类号: S274.1 文献标识码: A 文章编号: 1009-2242(2025)02-0001-14

Study on the Sources and Quantification of Soil Water in the Root Zone of Typical Crops in the Shajiang Black Soil Region of Huaibei Plain

ZHU Wanting^{1,3}, ZHU Yonghua^{1,2,3}, WANG Qimeng^{1,5}, LÜ Haishen^{1,3}, LIU Mingwen^{1,3}, WANG Yining^{1,4},
LU Wen^{1,3}, PENG Yujie^{1,3}, XU Haiting^{1,3}, FANG Yimin^{1,3}

(1. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. College of Geography and Remote Sensing, Hohai University, Nanjing 211100, China; 3. The National Key Laboratory of Water Disaster Prevention, Hohai University, Nanjing 210098, China; 4. Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, China; 5. The Huaihe River Commission of the Ministry of Water Resource, P.R.C, Bengbu, Anhui 233001, China)

Abstract: [Objective] The sources and quantitative characteristics of soil moisture in the root zone of crops in the Huaibei Plain from 1990 to 2022 were explored to provide scientific guidance for crop irrigation management and water resource utilization. [Methods] The contribution of precipitation and groundwater to soil water in the root zone was calculated by Pearson correlation analysis and multiple regression, and soil water quantitative simulation

收稿日期: 2024-09-24 修回日期: 2024-11-01 录用日期: 2024-11-08 网络首发日期(www.cnki.net): 2024-00-00

资助项目: 国家自然科学基金项目(42071033, 41830752)

第一作者: 朱婉婷(2000—), 女, 硕士研究生, 主要从事土壤水、水资源规划与管理研究。E-mail: 17844612018@163.com

通信作者: 朱永华(1970—), 女, 教授, 博士, 主要从事生态水文、水环境保护和水生态修复研究。E-mail: zhuyonghua@hhu.edu.cn

http://stbcb.alljournal.com.cn

was performed using multiple linear regression and long short-term memory network (LSTM) model. [Results] 1) For summer corn, in the 0~10 cm soil layer, except for the 55% contribution of precipitation during the seedling-jointing period, the contribution of groundwater in other stages could reach 61%~68%; in the soil layer below 10 cm, the soil water in the root zone mainly came from soil water in the adjacent upper layer, accounting for more than 74%. In the later stage, the root system gradually grew to 100 cm, especially in the 40~80 cm soil layer, the contribution of groundwater to soil water increased significantly, accounting for 9%~22%. 2) For winter wheat, in the 0~10 cm soil layer, except for the sowing-seedling period and the greening-jointing period, the contribution of groundwater in other stages could reach 54%~73%; in the soil layer below 10 cm, the soil water in the root zone mainly came from soil water in the adjacent upper layer, accounting for more than 63%. However, in the 40~80 cm soil layer, the contribution of groundwater and precipitation increased. 3) The LSTM model was more stable and accurate than multiple linear regression in quantitatively simulating soil water. The model evaluation index could reach $R^2 > 0.6$ and $MSE < 10$, which could better reflect the dynamic changes of soil moisture. The application of the above simulation results at other stations in the Huaibei Plain further verified the feasibility of the model. [Conclusion] The main source of soil water in the 0~10 cm layer for summer corn is groundwater, and the main source of soil water in the 0~10 cm layer for winter wheat is precipitation; the main source of soil water below 10 cm is soil water in the adjacent upper layer (including precipitation, irrigation water, etc.). Performing quantitative simulation based on the sources of soil water in the root zone at different growth stages, and dynamically adjusting the irrigation plan through the changing trend of soil moisture in the root zone of the crop is helpful to optimize irrigation management and improve water resource utilization efficiency.

Keywords: Huaibei Plain; crops; soil water; correlation; multiple regression; deep learning

Received: 2024-09-24

Revised: 2024-11-01

Accepted: 2024-11-08

Online(www.cnki.net): 2024-00-00

淮北平原是我国重要的农业生产基地,主要种植冬小麦和夏玉米等粮食作物^[1]。尽管该地区拥有优越的农业发展条件,但频繁的干旱灾害常导致严重的粮食减产,进而使当地区域经济发展滞缓^[2]。土壤水分作为农业生产的关键因素^[3],其动态变化对作物的长势、产量和质量产生深远影响^[4]。当土壤水分供应不足时,作物根区的许多生理和生化过程受到干扰,影响其与大气的水分交换^[5-7],从而导致作物减产。由于淮北平原地下水埋深较浅,土壤水和地下水交换频繁,水循环过程复杂,土壤水分管理面临更加严峻的挑战^[8]。因此,深入研究淮北平原冬小麦和夏玉米根区土壤水分来源及其量化,不仅为优化水资源管理和提高农业生产效率提供科学依据,而且对该地区的干旱灾害防治具有重要意义。

土壤水在农业水分平衡中起着关键作用,直接影响作物生长和农业生产效率。WU等^[9]对研究区降雨量进行分类,分析月尺度和年尺度的土壤水分入渗特征发现,降雨量在土壤水分储存中起着关键作用;鲁瑞等^[10]对土壤水分动态变化进行模拟发现,降雨是土壤水分的主要来源,且对水分入渗过程有较大影响;张恒杰等^[11]分析青藏高原不同深度多年土壤水分垂直分布规律及层间关联情况发现,相邻

层间土壤水分表现出较高的相关性;张晓萌等^[4]根据实测数据,采用相关分析法,对土壤水和地下水埋深进行相关性分析;张豪强等^[12]采用特征参数算法和相关分析法,定性分析淮北平原夏玉米生长期土壤水对降水和地下水的响应关系。然而,目前的研究多集中于单一因素对土壤水的影响,针对淮北平原这种多因素控制的土壤水研究相对较少,同时不同生育阶段水文要素对土壤水分变化趋势的综合影响仍未得到充分探讨。

迄今为止,土壤水分的估算方法大致可分为3类^[13]:1)基于统计的方法,如相关性分析、线性回归(LR)、累积分布函数^[14]等。其中,相关性分析的应用最为广泛。吴启侠等^[15]利用多年实测降水、土壤水、地下水资料的相关性分析得出,地下水浅埋区3种水分之间的定量关系;刘睿明等^[16]采用聚类分析法,将实测数据按土层深度分成3类进行分析,揭示土壤水与地下水埋深的时空分布特征,并通过建立回归方程进行粗略估算;张豪强等^[12]在研究淮北平原降水、土壤水和地下水埋深的关系时指出,这些要素之间的关系并不能用简单的线性关系来描述。2)数据驱动方法,如深度学习^[17]技术的应用等。RHEE等^[18]利用降水量、地表温度和归一化差异植被指数等遥感数据,应用深度

学习模型预测未来6个月的农业干旱趋势;LEE等^[19]通过深度神经网络模型估算土壤湿度表明,该模型在降低误差方面表现优异;张瑜^[20]也基于遥感数据和机器学习算法估算玉米整个生育期的浅层土壤体积分数,模型准确的估算结果证明该方法在复杂非线性关系中的优势。3)基于物理的方法,如各类基于流域水文过程的物理水文模型(SWAT、VIC等)、遥感数据同化成地表模型和指数滤波(ExpF)^[21]等。于坤霞等^[22]使用物理水文模型探讨气候变化和植被恢复对渭河流域土壤水储量变化的影响,明确土壤水储量变化的主导因素;DJIMADOUMNGAR^[23]结合遥感数据和地面观测数据,建立基于机器学习的土壤水量化模型,实现土壤水分的精确估测。已有研究方法和模型为土壤水的量化提供清晰而全面的分析。随着遥感技术、地面监测设备和数据分析技术的不断进步,土壤水分动态监测和预测的方法也得到快速发展,尤其是统计方法和深度学习等数据驱动模型在土壤水分预测中的应用取得显著进展;同时,这些研究大多局限于短期观测,缺乏对长期土壤水分量化模型的系统分析。因此,本研究利用1990—2022年淮北平原砂姜黑土区的长期观测数据,对夏玉米和冬小麦土壤水分别进行研究。首先,通过相关系数分析降水、地下水与土壤水分之间的关系,并使用多元线性回归模型确定各因素对土壤水分的贡献率,对不同生育阶段土壤水的主要来源进行阐述;其次,运用多元线性回归和长短期记忆网络(LSTM)模型分别模拟土壤水分的动态变化规律,得到区域上主要根区层土壤水的

量化模拟结果,并在淮北平原其他站点验证量化模拟结果的准确性。

文章旨在揭示土壤水的来源及其量化关系,为淮北平原科学制定灌溉策略和优化水资源配置提供重要参考,同时为干旱预报预警提供理论支撑。本研究的创新点包括:1)系统分析作物在不同生育阶段中降水和地下水埋深与土壤水的相关程度,并进行深入的归因分析;2)结合长时间序列的实测数据,将传统统计方法与深度学习LSTM模型相结合,全面比较2种方法在土壤水分量化模拟中的优缺点,并验证其可行性;3)通过对区域范围内主要根区层土壤水来源与量化方法的研究,为不同作物的水管理提供精细化的动态指导。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

淮北平原(114°55′~118°10′E, 32°25′~34°35′N)位于我国中东部地区,属暖温带半湿润季风性气候,其中54%的土壤类型为砂姜黑土,优越的自然条件使其成为我国重要的棉粮油生产基地,其中冬小麦和夏玉米是主要的粮食产物。

五道沟水文实验研究基地(五道沟实验站)位于安徽省蚌埠市固镇县新马桥原种场境内,占地面积1.4万m²,本文研究的样地面积(站内及周边大田面积)为3万m²。根据表1的要素分析可知,该处的气象与环境要素,尤其是土壤质地与主要粮食作物与淮北平原高度相似。因此,选择该区域作为研究区进行土壤水分变化的研究具有代表性和典型性。

表1 五道沟实验站与淮北平原典型气象与环境要素对比分析

Table 1 Comparative analysis of typical meteorological and environmental factors between the Wudaogou Experimental Station and the Huaibei Plain

研究区	年平均气温/°C	年降水量/mm	年蒸发量/mm	土壤质地	主要作物
淮北平原	13.5~15.5	700~1 000	900~1 300	54%砂姜黑土	冬小麦、夏玉米
五道沟实验站	14.9	893.2	1 027.67	砂姜黑土	冬小麦、夏玉米

1.2 数据来源

水文数据:运用1990—2022年作物根区土壤含水率、降水量、地下水埋深数据。土壤含水率采用烘干法测定,测量深度分别为0~10、10~20、20~40、40~60、60~80、80~100 cm;降水数据来自基地气象站;地下水埋深数据选自五道沟实验站I2井每月5日1次(每月逢1、6日)的数据,I2井采用自记水位计记录地下水埋深变化过程。

作物生长资料:根据淮北平原夏玉米、冬小麦的生长发育情况和五道沟实验站报告^[24],将夏玉米生育期划分为5个生育阶段,即播种-出苗期(0610-0620)、出苗-拔节期(0621-0705)、拔节-抽雄期(0706-0731)、抽

雄-灌浆期(0801-0815)、灌浆-成熟期(0816-0915),以每年6月10日至同年的9月15日为夏玉米生育期。其根系生长状态在播种-出苗期处于0~20 cm,出苗-抽雄期生长至40 cm,抽雄-成熟期根系生长至180 cm。根系主要分布在0~50 cm,主要测定0~100 cm的根区层土壤水。将冬小麦生育期划分为6个生育阶段,依次为播种-出苗期(1010-1220)、出苗-返青期(1221-翌年0210)、返青-拔节期(0211-0320)、拔节-抽穗期(0321-0420)、抽穗-灌浆期(0421-0515)、灌浆-成熟期(0516-0531),以每年10月10日至翌年5月31日为冬小麦生育期。其根系生长状态在播种-出苗期处于0~30 cm,出苗-返青期根系生长至90 cm,返青-拔节期根系生长

至 120 cm, 拔节期后根系逐渐发育完全, 至 150 cm。根系主要分布在 0~80 cm, 本研究主要测定 0~100 cm 的根区层土壤水。

1.3 研究方法

1.3.1 相关性分析 皮尔逊相关系数(r)是一种常用的统计指标, 用于描述 2 个变量之间的线性相关程度, 用以理解和模拟预测数据。取值为 $[-1, 1]$, 通常将其与 p 值相结合进行解释, p 表示观察到的相关系数是否具有统计显著性, 当 $p < 0.01$ (或 0.05) 时, 可以认为相关性是显著的, 即相关系数不是由随机误差引起的。

利用淮北平原 1990—2022 年 33 a 的夏玉米、冬小麦实测土壤水、降水、地下水数据, 分生育阶段计算降水、地下水对于根区土壤水的皮尔逊相关系数(r)与 p , 进行相关性分析及显著性检验, 最终确定夏玉米、冬小麦各生育阶段根区土壤水分来源。

1.3.2 多元回归分析 多元线性回归是一种基本的统计分析方法, 用于建立自变量和因变量之间的线性关系模型。首先, 建立以降水、地下水、相邻上层土壤水(包含降水、灌溉水等)为自变量、根区土壤水为因变量的多元线性回归模型, 计算出降水、地下水对根区土壤水的贡献度百分比。将其与相关性分析结果作对比, 进一步确认根区各层土壤水分来源。其次, 建立以降水、地下水和相邻上层土壤水为自变量、下层土壤水为因变量的多元线性回归模型, 得到根区各层土壤水的量化公式。具体步骤为: 除 0~10 cm 土层以降水、地下水埋深为自变量外, 其余土层都以降水、地下水埋深、相邻上层土壤水为自变量, 分层预测土壤含水率动态变化。

表 2 夏玉米各生育阶段作物根区土壤水与降水、地下水的相关系数

Table 2 Coefficients of the correlations between soil water in the root zone of summer corn at different growth stages and precipitation and groundwater

生育阶段	指标	相关系数(r)					
		0~10 cm	10~20 cm	20~40 cm	40~60 cm	60~80 cm	80~100 cm
播种-出苗期	降水	0.314	0.093	-	-	-	-
	地下水	<u>-0.437**</u>	<u>-0.394**</u>	-	-	-	-
出苗-拔节期	降水	<u>0.557**</u>	<u>0.526**</u>	0.407**	-	-	-
	地下水	<u>-0.457**</u>	<u>-0.416**</u>	<u>-0.466**</u>	-	-	-
拔节-抽雄期	降水	0.362**	0.449**	0.406**	-	-	-
	地下水	<u>-0.561**</u>	<u>-0.555**</u>	<u>-0.493**</u>	-	-	-
抽雄-灌浆期	降水	0.450**	0.440**	0.384**	0.386**	0.329**	0.250*
	地下水	<u>-0.545**</u>	<u>-0.533**</u>	<u>-0.457**</u>	<u>-0.506**</u>	<u>-0.460**</u>	<u>-0.401**</u>
灌浆-成熟期	降水	0.337**	0.348**	0.357**	0.347**	0.291**	0.271**
	地下水	<u>-0.540**</u>	<u>-0.507**</u>	<u>-0.493**</u>	<u>-0.612**</u>	<u>-0.601**</u>	<u>-0.561**</u>

注: 加下划线表示与本层土壤水相关性更强的水分来源(降水或地下水埋深); **表示在 0.01 水平(双尾)上相关性显著; *表示在 0.05 水平(双尾)上相关性显著。下同。

利用多元回归分析确定各因素在土壤水中的贡献度, 为后续模型验证提供基础的量化公式。

1.3.3 深度学习 LSTM 长短期记忆网络(LSTM)作为一种深度学习方法, 在循环神经网络(RNN)的基础上增加输入门、输出门及遗忘门, 可以有效处理 RNN 在运行大量数据时可能带来的数据遗忘等问题, 特别适合处理具有时间序列的数据。

本文基于 Pytorch 深度学习框架构造 LSTM 模型, 通过训练、验证、测试 3 个模型阶段对作物根区土壤含水率进行模拟。具体为: 1) 模型输入输出项同多元线性回归保持一致, LSTM 模拟以降水、地下水、相邻上层土壤水 3 个指标为模型的输入层, 将其按照时间顺序分成 3 个子集, 即训练数据集(1990—2009 年)、验证数据集(2009—2016 年)和测试数据集(2016—2022 年), 比例分别为 60%, 20%, 20%。预测的(下层)土壤含水率为模型的输出层。2) LSTM 模型用到的参数, 如隐藏层的神经元个数、学习率等通过贝叶斯函数优化得出并进行设置。

1.3.4 精度评价 选取拟合优度 R^2 (coefficient of determination) 和均方误差(mean-square error, MSE) 来评价多元线性回归和 LSTM 模型的拟合精度。

2 结果与分析

2.1 根区土壤水来源分析

2.1.1 相关性分析结果

2.1.1.1 夏玉米相关性分析 夏玉米 5 个生育阶段内根区土壤水同降水、地下水埋深之间的相关性系数见表 2。由表 2 可知, 夏玉米各生育阶段根区土壤水均与降水呈正相关, 与地下水埋深呈负相关。

1)从生育阶段来看,夏玉米除在出苗-拔节期浅层土壤水与降水相关性较高外,其余各生育阶段根区土壤水均与地下水有较强的相关性。土壤水与降水的相关性在播种-出苗期较低,在出苗-拔节期达到峰值,拔节-成熟期保持较高水平;而土壤水与地下水的相关性则在播种-拔节期开始逐渐增强,拔节-成熟期进一步提升,其中灌浆-成熟期的相关性最强,表明该阶段作物的水分需求主要依赖地下水供给。

2)从土层深度来看,夏玉米各生育阶段土壤水与降水在浅层相关性较高,多数随土层深度的增大相关性逐渐降低;而土壤水与地下水的相关性在0~40 cm土层较为显著,且数值浮动小,但在40~60 cm土层达到峰值,随后在60~100 cm土层再度降低,尤其在抽雄-灌浆期和灌浆-成熟期,随土层深度增大,相关性呈先减小后增大再减小的趋势。

表3 冬小麦各生育阶段作物根区土壤水与降水、地下水的相关系数

Table 3 Coefficients of the correlations between soil water in the root zone of winter wheat at different growth stages and precipitation and groundwater

生育阶段	指标	相关系数(r)					
		0~10 cm	10~20 cm	20~40 cm	40~60 cm	60~80 cm	80~100 cm
播种-出苗期	降水	0.347**	0.312**	0.179**	-	-	-
	地下水	-0.446**	-0.453**	-0.406**	-	-	-
出苗-返青期	降水	0.311**	0.261**	0.131	0.031	0.002	0.147
	地下水	-0.352**	-0.271**	-0.146*	-0.226**	-0.253**	-0.462**
返青-拔节期	降水	0.224*	0.217*	0.205*	0.235**	0.161	0.120
	地下水	-0.462**	-0.388**	-0.234**	-0.341**	-0.471**	-0.500**
拔节-抽穗期	降水	0.400**	0.292**	0.191*	0.200*	0.097	0.074
	地下水	-0.307**	-0.234**	-0.217**	-0.393**	-0.497**	-0.498**
抽穗-灌浆期	降水	0.472**	0.480**	0.301**	0.186	0.148	0.123
	地下水	-0.351**	-0.300**	-0.289**	-0.395**	-0.447**	-0.438**
灌浆-成熟期	降水	0.366**	0.369**	0.236	0.090	0.023	-0.009
	地下水	-0.140	-0.117	-0.130	-0.237**	-0.351**	-0.381**

综合来看,由于冬小麦生长期未处在雨季,其与降水、地下水的相关性和夏玉米相比都更低,显著性也更差。因此,冬小麦对降水的响应更为敏感,如拔节-成熟期0~40 cm土层土壤水均与降水相关性更强。

2.1.2 多元回归水分贡献分析 在利用多元线性回归方法确定土壤水分来源时,引入“相邻上层土壤水”这一水文要素,并确定降水、地下水和相邻上层土壤水对夏玉米和冬小麦根区土壤水的贡献度。从表4和表5可以看出,夏玉米在0~10 cm土层中,出苗-拔节期的降水贡献度较高,其余阶段地下水贡献度较高(61%~68%);在10 cm以下土层中,根区土壤水主要来自相邻上层土壤水,占比达74%以上,但在

2.1.1.2 冬小麦相关性分析 冬小麦6个生育阶段内根区土壤水同降水、地下水埋深之间的相关性系数见表3。由表3可知,冬小麦各生育阶段根区土壤水基本与降水呈正相关,与地下水埋深呈负相关。

1)从生育阶段来看,冬小麦除拔节-成熟期浅层土壤水与降水相关性较强,其余各生育阶段根区土壤水均与地下水有更强的相关性。土壤水与降水的相关性在播种-出苗期、返青-灌浆期较为显著,在出苗-返青期、灌浆-成熟期20 cm以下土层均表现为不显著;而土壤水与地下水的相关性在大部分生育阶段都较为显著,其中返青-拔节期相关性达到最高。

2)从土层深度来看,冬小麦各生育阶段土壤水与降水在浅层相关性更高,并随土层深度的增大逐渐降低;而土壤水与地下水的相关性在0~40 cm土层逐渐降低,在60~100 cm土层逐渐增大,基本形成土层越深相关性越强且越显著的趋势。

40~80 cm土层中,地下水对土壤水的贡献度明显增大,占9%~22%,与上文相关性分析结果相符。冬小麦在0~10 cm土层中,播种-出苗期和返青-拔节期地下水贡献度较高,其余阶段降水贡献度较高(54%~73%);在10 cm以下土层中,根区土壤水主要来自相邻上层土壤水,占比达63%以上,但在40~80 cm土层中,地下水贡献度最高可达30%,降水贡献度最高可达12%,均有所增加,与冬小麦相关性分析结果相符。表明尽管相邻上层土壤水并非直接的土壤水分来源,但其在后续土壤水的量化模拟中起着重要作用^[14]。

表 4 夏玉米各生育阶段作物根区土壤中降水、地下水、上层土壤水的贡献度

Table 4 Contribution of precipitation, groundwater, and upper soil water to soil water in the root zone of summer corn at each growth stage

生育阶段	指标	贡献度/%					
		0~10 cm	10~20 cm	20~40 cm	40~60 cm	60~80 cm	80~100 cm
播种-出苗期	降水	32.43	4.16	-	-	-	-
	地下水	67.57	7.49	-	-	-	-
	上层土壤水	-	88.35	-	-	-	-
出苗-拔节期	降水	54.56	1.50	4.81	-	-	-
	地下水	45.44	2.27	13.91	-	-	-
	上层土壤水	-	96.23	81.29	-	-	-
拔节-抽雄期	降水	31.68	10.47	9.09	-	-	-
	地下水	68.32	3.30	11.01	-	-	-
	上层土壤水	-	86.23	79.91	-	-	-
抽雄-灌浆期	降水	35.84	0.62	2.26	4.16	0.27	9.53
	地下水	64.16	1.05	2.69	15.70	9.47	7.39
	上层土壤水	-	98.33	95.05	80.14	90.26	83.08
灌浆-成熟期	降水	38.96	2.80	7.69	2.91	3.38	2.38
	地下水	61.04	0.70	8.45	22.58	12.64	4.85
	上层土壤水	-	96.50	83.86	74.51	83.98	92.77

表 5 冬小麦各生育阶段作物根区土壤中降水、地下水、上层土壤水的贡献度

Table 5 Contribution of precipitation, groundwater, and upper soil water to soil water in the root zone of winter wheat at each growth stage

生育阶段	指标	贡献度/%					
		0~10 cm	10~20 cm	20~40 cm	40~60 cm	60~80 cm	80~100 cm
播种-出苗期	降水	47.79	0.41	5.61	-	-	-
	地下水	52.21	2.80	2.40	-	-	-
	上层土壤水	-	96.79	91.99	-	-	-
出苗-返青期	降水	54.47	2.44	8.49	4.95	1.23	9.60
	地下水	45.53	6.55	7.40	30.78	1.53	27.37
	上层土壤水	-	91.01	84.11	64.27	97.25	63.03
返青-拔节期	降水	36.86	0.48	4.47	7.72	4.33	5.65
	地下水	63.14	4.13	7.50	16.70	19.99	3.01
	上层土壤水	-	95.39	88.03	75.58	75.68	91.34
拔节-抽穗期	降水	61.10	8.52	5.73	3.65	9.10	2.91
	地下水	38.90	5.52	4.10	25.58	19.33	0.55
	上层土壤水	-	85.96	90.17	70.77	71.57	96.53
抽穗-灌浆期	降水	64.07	10.59	15.08	6.77	3.83	3.09
	地下水	35.93	1.85	8.57	21.16	12.25	1.15
	上层土壤水	-	87.56	76.35	72.06	83.92	95.76
灌浆-成熟期	降水	72.98	2.62	10.55	11.55	5.19	2.68
	地下水	27.02	1.23	0.57	8.47	13.65	4.88
	上层土壤水	-	96.15	88.89	79.97	81.16	92.44

2.2 土壤水量化模拟

2.2.1 多元回归量化模拟分析 基于多元线性回归的方法,对夏玉米、冬小麦全生育期内作物根区土壤水进行量化模拟,得到回归公式及其模拟结果的评价指标见表6和表7。在回归过程中,自变量之间的

方差膨胀指数(VIF)均为1(<10),说明自变量之间不存在多重共线性问题,可以进行多元线性回归拟合。

模拟结果显示,夏玉米量化所得的训练期、验证期、测试期模拟结果良好(拟合优度 $R^2 > 0.6$,

MSE<10)(表 6),模型结果的优劣程度排序为 80~100 cm>10~20 cm>60~80 cm>40~60 cm>20~40 cm>0~10 cm。其中 0~10 cm 土壤水仅通过降水、地下水进行模拟,缺少因子(相邻上层土壤水)导致模拟结果较差,但由于表层土壤水数据易于获取,因此这一误差不对整体研究结果造成显著

影响。

冬小麦量化所得的训练期、验证期、测试期模拟结果较为稳定,除表层土壤水外,拟合优度大致为 $R^2>0.6$,MSE<10,模型结果的优劣程度排序为 80~100 cm>60~80 cm>10~20 cm=20~40 cm=40~60 cm>0~10 cm(表 7)。

表 6 夏玉米全生育期内作物根区土壤水分的多元线性回归公式及其评价指标

Table 6 Multiple linear regression formula and evaluation indices of soil moisture in the root zone of summer corn during the whole growth period

土层深度/cm	评价指标	训练期	验证期	测试期	多元线性回归公式
0~10	R^2	0.38	0.30	0.29	$y=28.999+0.045P-2.052G$
	MSE	18.60	4.99	7.52	
10~20	R^2	0.93	0.89	0.85	$y=4.203+0.002P-0.076G+0.896S$
	MSE	1.81	0.76	1.38	
20~40	R^2	0.72	0.74	0.61	$y=14.264+0.006P-0.445G+0.705S$
	MSE	6.33	1.77	3.65	
40~60	R^2	0.87	0.79	0.76	$y=8.245+0.005P-0.724G+0.817S$
	MSE	3.15	1.46	2.03	
60~80	R^2	0.89	0.24	0.82	$y=2.897-0.003P-0.55G+0.944S$
	MSE	2.98	5.61	1.77	
80~100	R^2	0.97	0.88	0.98	$y=-1.368-0.004P-0.025G+1.054S$
	MSE	0.98	1.22	0.19	

注:y为本层土壤含水率(模拟值);P为降水;G为地下水埋深;S为上层土壤含水率。下同。

表 7 冬小麦全生育期内作物根区土壤水分的多元线性回归公式及其评价指标

Table 7 Multiple linear regression formula and evaluation indices of soil moisture in the root zone of winter wheat during the whole growth period

土层深度/cm	评价指标	训练期	验证期	测试期	多元线性回归公式
0~10	R^2	0.28	0.17	0.13	$y=29.158+0.104P-1.715G$
	MSE	41.02	8.55	17.84	
10~20	R^2	0.84	0.74	0.60	$y=3.013-0.11P+0.78G+0.944S$
	MSE	7.64	2.77	8.52	
20~40	R^2	0.75	0.58	0.64	$y=12.298-0.042P+0.001G+0.802S$
	MSE	10.01	4.81	6.92	
40~60	R^2	0.79	0.72	0.63	$y=10.616-0.011P-0.636G+0.764S$
	MSE	6.87	2.57	5.05	
60~80	R^2	0.87	0.71	0.80	$y=5.912-0.006P-0.676G+0.861S$
	MSE	4.49	2.47	2.39	
80~100	R^2	0.95	0.96	0.98	$y=1.924-0.002P-0.222G+0.961S$
	MSE	1.62	0.37	0.20	

2.2.2 深度学习 LSTM 量化模拟结果 通过多元线性回归的方法量化模拟全生育期根区土壤水,效果较好且得到量化公式,但该方法对因子数量及质量较为敏感,难以捕捉区域内数据的非线性关系,因此,引入非线性模型拟合土壤水。为此,进一步采用深度学习中的长短期记忆网络(LSTM)模型,

对土壤水分进行量化模拟。LSTM 模型基于上文各层根区土壤水来源进行权重设置,旨在得到更加精确的模拟结果。

由 LSTM 模型模拟得到的夏玉米、冬小麦模型评价指标见表 8 和表 9。模拟结果显示,夏玉米、冬小麦量化所得的训练期、验证期、测试期模拟结果

均较好,基本上拟合优度 $R^2 > 0.6$, $MSE < 10$;其中 0~10 cm 土层土壤水由于缺少因子(相邻上层土壤水)模拟效果较差,但整体上 LSTM 模型的模拟效果平稳。

2.2.3 模拟结果的对比分析 对多元线性回归及长

表 8 夏玉米全生育期内利用 LSTM 和多元线性回归模拟根区土壤水的评价指标对照

Table 8 Comparison of evaluation indicators for simulating root zone soil water using LSTM and multivariate linear regression during the whole growth period of summer corn

土层深度/cm	量化方法	R^2			MSE		
		训练期	验证期	测试期	训练期	验证期	测试期
0~10	LSTM	0.64	0.32	0.43	15.81	21.41	26.90
	多元线性回归	0.38	0.30	0.29	18.60	4.99	7.52
10~20	LSTM	0.94	0.88	0.78	2.49	3.61	8.78
	多元线性回归	0.93	0.89	0.85	1.81	0.76	1.38
20~40	LSTM	0.81	0.73	0.63	6.34	8.15	15.18
	多元线性回归	0.72	0.74	0.61	6.33	1.77	3.65
40~60	LSTM	0.93	0.80	0.75	2.53	6.20	9.33
	多元线性回归	0.87	0.79	0.76	3.15	1.46	2.03
60~80	LSTM	0.95	0.15	0.80	2.26	27.44	8.82
	多元线性回归	0.89	0.24	0.82	2.98	5.61	1.77
80~100	LSTM	0.98	0.88	0.97	1.00	5.61	1.44
	多元线性回归	0.97	0.88	0.98	0.98	1.22	0.19

表 9 冬小麦全生育期利用 LSTM 和多元线性回归模拟根区土壤水的评价指标对照

Table 9 Comparison of evaluation indicators for simulating root zone soil water using LSTM and multiple linear regression during the whole growth period of winter wheat

土层深度/cm	量化方法	R^2			MSE		
		训练期	验证期	测试期	训练期	验证期	测试期
0~10	LSTM	0.50	0.04	0.31	16.74	19.79	28.08
	多元线性回归	0.28	0.17	0.13	41.02	8.55	17.84
10~20	LSTM	0.92	0.83	0.78	2.38	3.54	8.47
	多元线性回归	0.84	0.74	0.60	7.64	2.77	8.52
20~40	LSTM	0.78	0.59	0.62	5.84	9.49	12.95
	多元线性回归	0.75	0.58	0.64	10.01	4.81	6.92
40~60	LSTM	0.81	0.68	0.64	4.32	5.83	9.81
	多元线性回归	0.79	0.72	0.63	6.87	2.57	5.05
60~80	LSTM	0.88	0.70	0.82	2.67	5.19	4.38
	多元线性回归	0.87	0.71	0.80	4.49	2.47	2.39
80~100	LSTM	0.97	0.96	0.96	0.81	0.78	0.86
	多元线性回归	0.95	0.96	0.98	1.62	0.37	0.20

在夏玉米全生育期根区土壤水的量化模拟过程中(表 8),多元线性回归与 LSTM 模型在评价指标上整体区别不大,但多元线性回归模拟结果的均方误差(MSE)表现较好,LSTM 模型的拟合优度(R^2)表现更佳;在冬小麦全生育期根区土壤水的量化模拟过程中(表 9),LSTM 模型的评价指标整体优于多元线性回归模型,但多元线性回归模拟结果的均方误

短期记忆网络(LSTM)模型在全生育期根区土壤水中的模拟结果进行阐述,将 2 个模型的评价指标汇总至表 8 和表 9,并将 2 个模型的模拟结果结合实测土壤水绘制图 1 和图 2,展示模型训练、验证、测试期的模拟结果及实测土壤水的时间序列变化。

差(MSE)在少数情况下仍有较好的表现。总体来说,LSTM 模型对冬小麦根区土壤水的模拟具有一定优越性。

由图 1 和图 2 可知,LSTM 模型在对峰值或特殊值的模拟上表现更佳,而多元线性回归仅能有效捕捉趋势,对峰值变化的模拟效果较差,所以二者均有一定的可取之处。

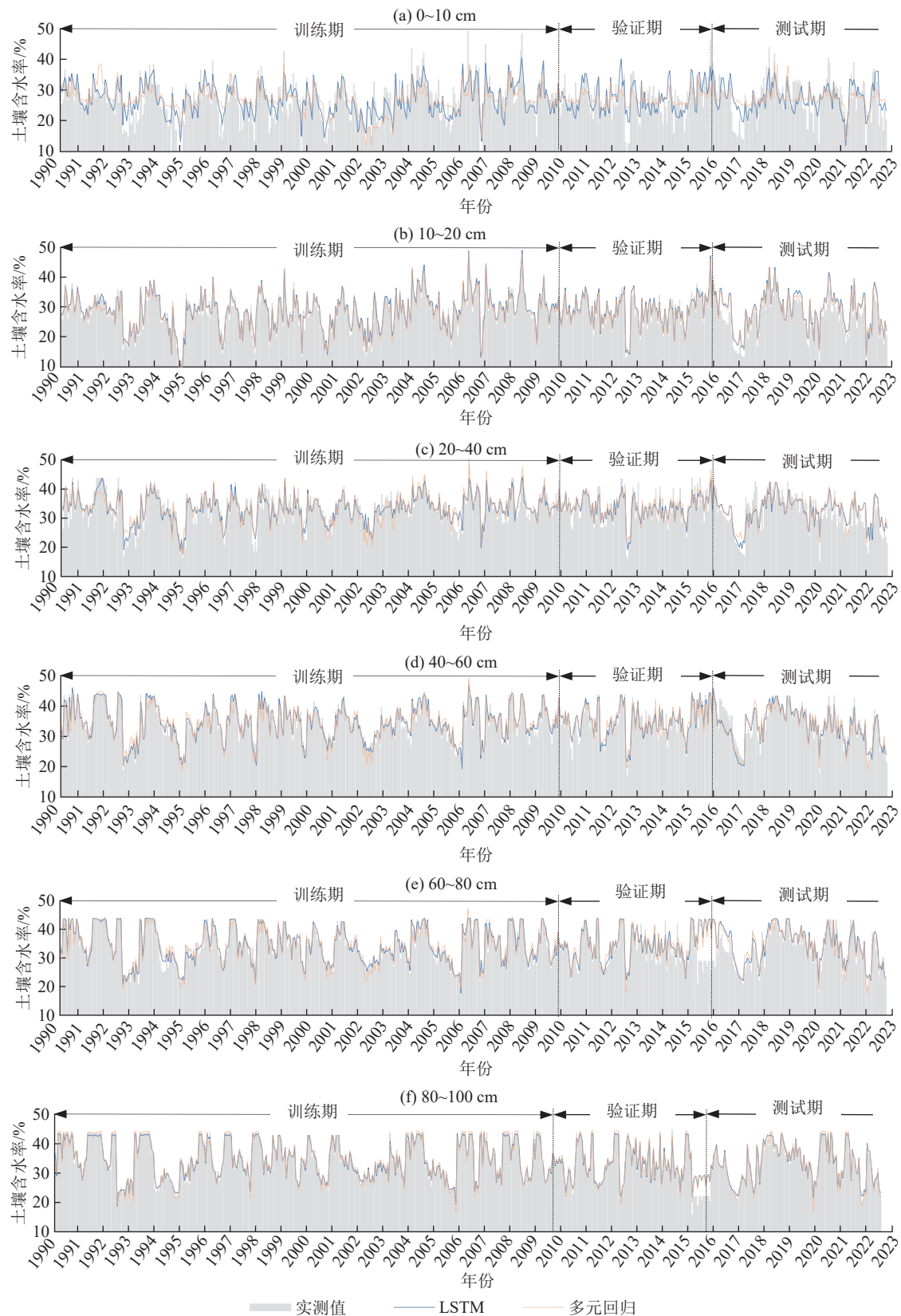


图 1 夏玉米全生育期内作物根区土壤水 LSTM 与多元回归模拟结果

Fig. 1 LSTM and multiple regression simulation results of soil water in the root zone of summer corn during the whole growth period

2.2.4 模型量化模拟结果的验证 对多元线性回归模型和 LSTM 模型在作物根区土壤水的量化模拟结果进行对比分析显示,LSTM 模型在峰值模拟方面优于多元线性回归模型。为进一步验证这 2 种模型的量化结果是否可行,在淮北平原其他站点(固镇闸、朔里、杜楼)应用这 2 种模型进行土壤水量化模拟,并选择最优模型进行运用。从图 3 可以看出,这些站点的 0~20 cm(全部)、20~60 cm(黑色虚线框内)为实测数

<http://stbcb.alljournal.com.cn>

据。在量化模型过程中,通过降水、地下水、0~10 cm 上层土壤水模拟 10~20 cm 土壤水,得到 10~20 cm 模拟值与实测值之间的拟合优度 $R^2 > 0.6$, $MSE < 20$, 效

果较好;而后依次对 20~40、40~60 cm 土壤水进行插值发现,插值后的土壤水与 0~10、10~20 cm 土壤水趋势接近,可见,量化模拟结果可靠。

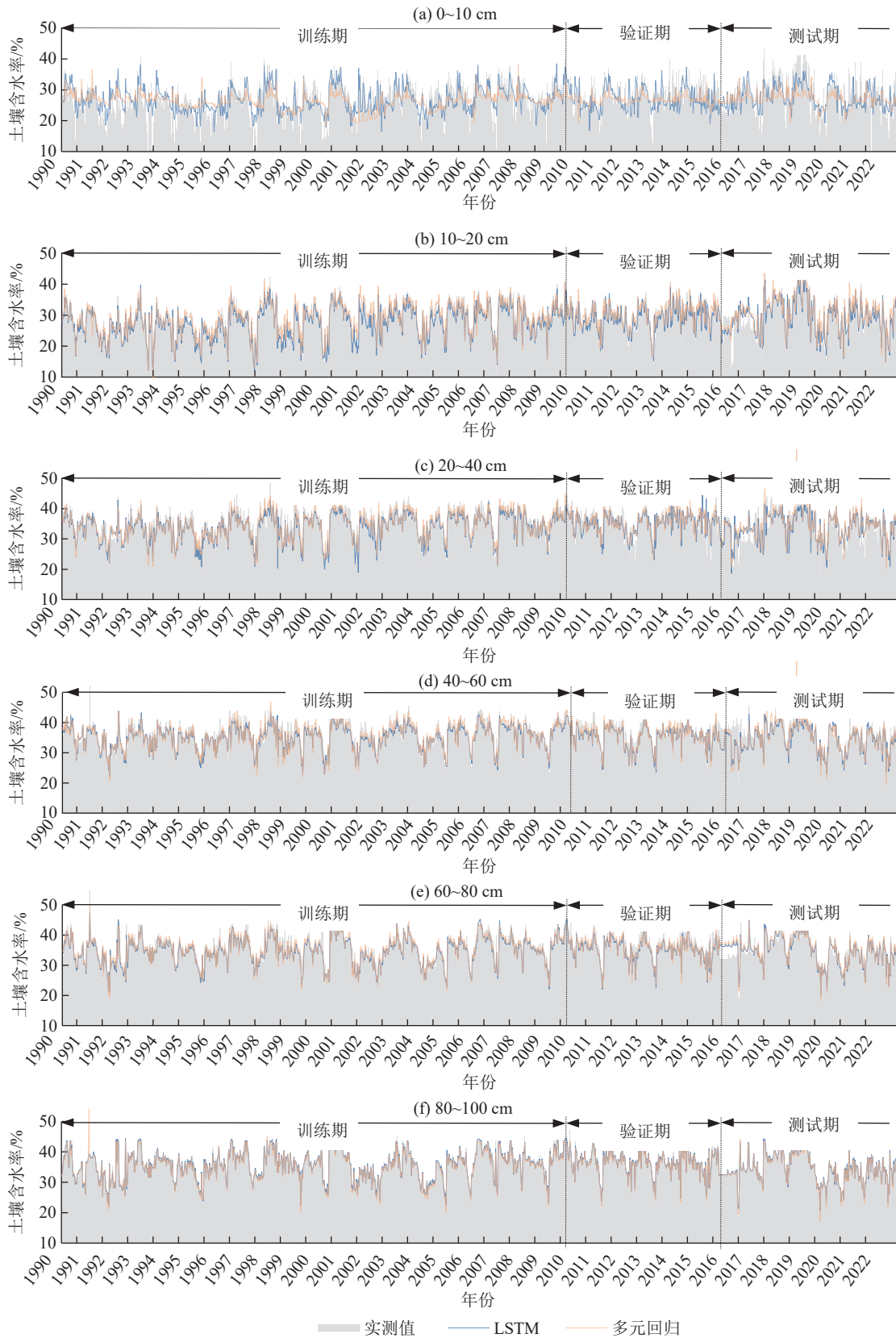


图 2 冬小麦全生育期内作物根区土壤水 LSTM 与多元回归模拟结果

Fig. 2 LSTM and multiple regression simulation results of soil water in the root zone of winter wheat during the whole growth period
<http://stbcb.alljournal.com.cn>

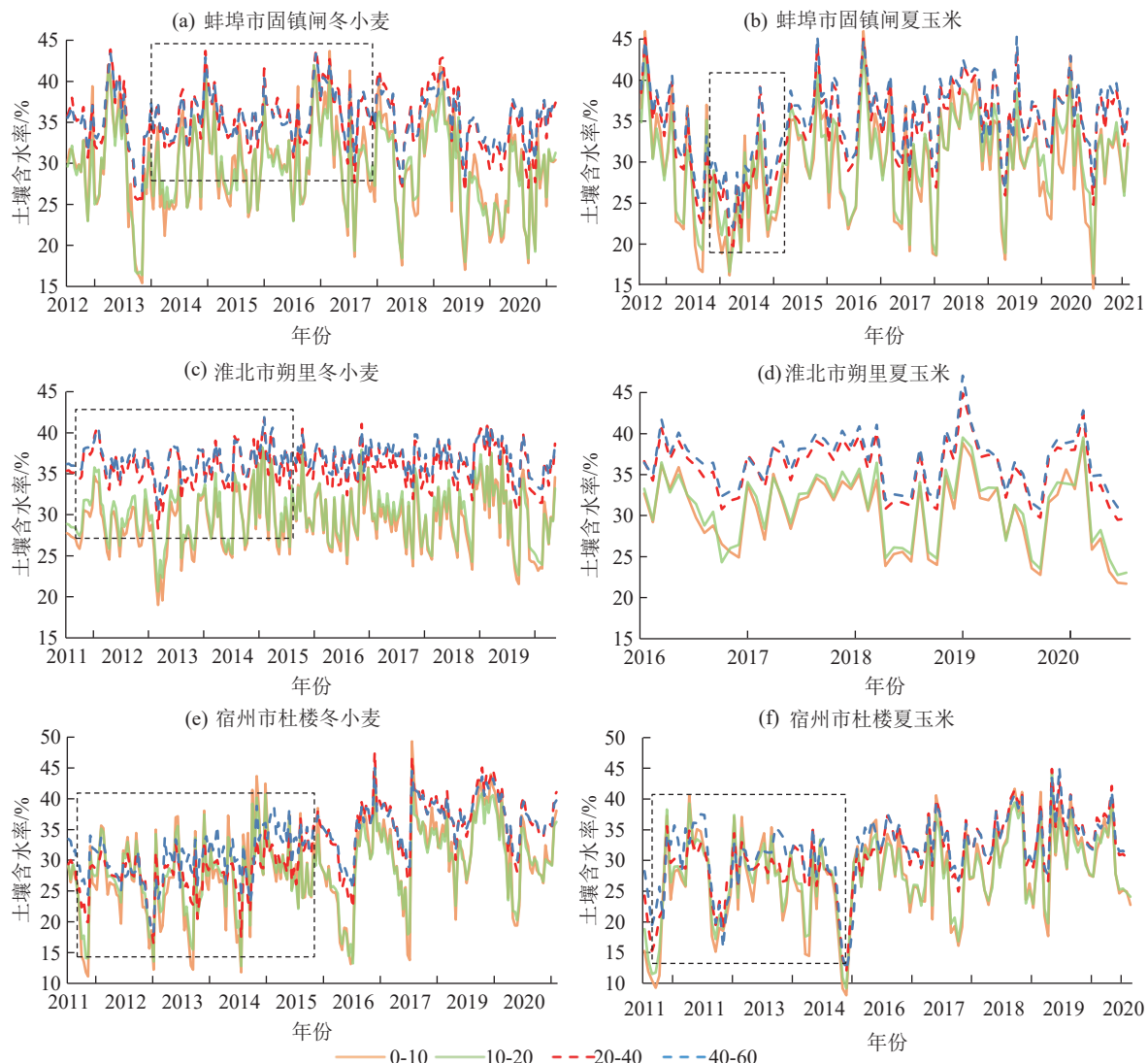


图 3 淮北平原各市区水文站点对 20~40 cm 土壤水分数据插值结果

Fig. 3 Interpolation results of 20~40 cm soil moisture data from hydrological stations across various districts in Huaibei Plain

3 讨论

3.1 作物根区土壤水来源论述

在夏玉米的生育阶段中,根区土壤水分与降水和地下水的相关性具有显著的阶段性和层次性变化,与作物的根系生长动态密切相关。整体来看,由于淮北平原雨季地下水埋深极浅,故该地区雨季土壤水分来源多为地下水,与HUO等^[25]的研究结果一致。从生育期看:1)播种-出苗期,夏玉米的根系主要分布在0~20 cm,此阶段根系尚未发育完全,且降水较少,浅层土壤水的补给主要来源于地下水的毛管上升作用,因此,对降水的响应较弱,相关性较低。2)在出苗-拔节期,夏季降水逐渐增多,浅层(0~20 cm)土壤水得到降水的快速补充^[12],此时根系逐渐生长至40 cm,吸水范围扩大,土壤水分的来源逐渐表现出地下水与降水的共同影响。3)拔节-抽雄期与出苗-拔节期情况类似,夏玉米进入快速生长阶段,需水量增加,主要依靠

浅层和上层土壤水供给,0~40 cm土壤水与地下水有着更强的相关性。4)进入抽雄-灌浆期和灌浆-成熟期后,降水减少,根系加深至100 cm,甚至更深。土壤水与降水的相关性随土层深度的增加而减小,地下水成为重要的水分来源。结合淮北平原砂姜黑土区的土壤结构和水分传导特性,土壤水与地下水的相关性在不同土层深度表现为:在0~10 cm土层,地下水埋深较浅(大多<1 m),同时受到部分灌溉水的快速渗透补给,使得浅层土壤水与地下水形成较强的相关性^[26];同时淮北平原砂姜黑土区土质较为疏松,水分易渗透和流失,因此,在0~40 cm上土壤水与地下水之间的相关性逐渐降低;在40~60 cm土层,根系密度达到最大,土壤质地较紧实,毛管作用和水分保持力增强,水分在此处富集并与地下水存在较强相关性^[27];60~100 cm根系密度降低,吸水能力减弱,水分渗透逐渐减少,土壤水分与地下水的相关性也随之降低,形成土壤水与地下

水相关性由浅至深先减后增再减的趋势。

冬小麦的生育期较长,经历秋冬春 3 个季节,根区土壤水分来源呈阶段性变化。从生育期来看:1)生育初期,降水量通常较小,且频率较低,对土壤水分的直接补给有限,此时仅浅层土壤水与降水有较为显著的相关性。但由于根系尚未发育完全,吸水能力有限,需水量较小,主要依赖土壤中已有的水分和地下水的补给。2)随着冬小麦根系在出苗-拔节期逐渐生长至 100 cm 以下,地下水成为生育初期的稳定水分来源。3)生育后期,拔节-抽穗期植株生长速度加快,生理需水与生态需水均达到最高峰^[28]。到灌浆期前后,小麦籽粒形成和增长到达关键时期^[29],此时小麦需要充足的水分来进行光合作用,以制造足够的有机物质,保证正常的生长发育。因而,生育后期冬小麦叶片面积增大,蒸发量增加,浅层土壤水分迅速流失,降水就成为浅层土壤水的主要来源。深层土壤水分相对稳定,地下水补给作用显著增强。从不同土层深度来看,冬小麦土壤水与降水相关性随土层深度逐渐减小,与地下水相关性随土层深度变化先减小后增大,主要是因为浅层土壤直接暴露在环境中,易受降水的快速补给。在非雨季,地下水埋深较大,大多 >2 m,难以补给表层,而降水则更易停留于 0~10 cm 土层。因此,该土层的土壤水主要受降水控制。10~40 cm 土层由于土壤较为疏松,水分易于渗透和流失^[30],使得土壤水分与地下水的相关性逐渐降低。而在 40 cm 土层以下,根系对深层水分的依赖增加,特别是 80~100 cm,根系的吸水需求达到最大,降水难以迅速到达,从而增强与地下水的相关性。

上述内容解释了夏玉米和冬小麦在不同生育期和土层中的主要水分来源。以上分析主要基于降水和地下水埋深 2 个独立因素的作用。将相邻上层土壤水纳入分析后,综合降水、灌溉水等多种水分来源,对模拟层土壤水的影响将大于单一的降水或地下水因素,从而显著提高模拟结果的可靠性。夏玉米与冬小麦根区土壤水分的来源受到生育阶段、土层深度、根系分布及生长特性等多方面因素的综合影响,不仅加深对作物水分利用机制的理解,也为农田水资源管理提供科学依据。

3.2 多元回归与 LSTM 模型的根区土壤水模拟效果对比及验证

根据上文对多元线性回归和 LSTM 2 个模型的模拟结果分析可知,LSTM 模型在夏玉米和冬小麦土壤水分模拟中优于多元回归模型,主要归因于 LSTM 模型能够捕捉时间序列数据中的复杂关系及其长短期依赖性^[31],而多元回归模型只能处理线性关系,无

法充分利用时间序列信息。多元线性回归模型模拟值与实测值之间的均方误差(MSE)较低,表现较好;而 LSTM 模型的拟合优度(R^2)则更高,反映其对实际数据的更优拟合能力^[32],可能是由于 2 种模型在处理数据特性和评估指标上的差异所致:多元线性回归在整体趋势的捕捉上更为准确,导致其 MSE 较低,但在峰值的变化上存在较大偏差;而 LSTM 模型能够更有效地模拟时间序列中的复杂特性和峰值变化,从而提高 R^2 值,体现出更强的拟合能力。

利用模型量化模拟结果,对淮北平原其他站点(固镇闸、朔里、杜楼)的土壤水分进行模拟/插值。结果显示,评价指标表现优异,插值后的土壤水分趋势与夏玉米、冬小麦的实测数据一致,表明插值合理可靠,所用的 2 种模拟方法均具备合理性和可行性。

本文不仅揭示夏玉米和冬小麦在不同生育阶段根区土壤水分的主要来源,还建立对不同土层土壤水的量化模拟,将为农业灌溉管理提供科学合理的依据:结合各生育阶段不同土层的水分来源及动态变化值,管理者能够更准确地预测不同土层的水分状态,及时调整灌溉策略,防止灌溉过量或不足。模拟结果还可以为水资源的分配提供依据,支持在干旱或水资源紧张的年份优化水分管理,确保作物在整个生长周期内得到稳定的水分供应。这种基于科学数据的灌溉管理,将有效提升水资源利用效率,促进可持续农业发展。

本研究在取得一定成果的同时,也存在局限性:仅以降水、地下水埋深来研究土壤水的来源存在一定的局限;在土壤水的量化模拟过程中,0~10 cm 土壤水模拟效果较差。本文通过遥感数据、站点实测表层土壤水数据进行补救,为土壤水量化模拟模型的改进提供方向。

1)增加气象数据:考虑更多气象因素,如气温、风速、蒸发量等,对土壤水的来源有更加清晰的认知,进而显著提高模型的准确性。

2)扩展研究区域和改进模型方法:研究区的代表性和数据的时空分布可能影响结果的广泛适用性。因此,可以探索更多先进的建模方法,如集成学习、深度强化学习^[33]等,以提高模型的预测精度和适用性。

4 结论

1)对于夏玉米,在 0~10 cm 土层中土壤水分主要依赖地下水,其贡献度均可达 61%~68%;在 10 cm 以下土层中,根区土壤水主要来自相邻上层土壤水的渗漏影响,其占比可达 74% 以上。后期根系逐渐生长至 100 cm,尤其在 40~80 cm 土层中,地下水对土壤水的贡献度明显增大,占 9%~22%。对于冬小

麦,0~10 cm 土层土壤水主要依赖降水,贡献度均可达54%~73%,仅在播种-出苗期和返青-拔节期地下水占比超过50%;在10 cm 以下土层中,根区土壤水也主要来自于相邻上层土壤水,占比可达63%以上。但在40~80 cm 土层中,地下水贡献度最高可达30%,降水贡献度最高可达12%,均有所增加。

2) LSTM 模型的模拟效果相比于多元线性回归来说更加稳定且准确,模型评价指标可以达到 $R^2 > 0.6$, $MSE < 10$,能够较好地反映区域土壤水分动态变化规律,同时也反向证明降水和地下水是根区土壤水分的重要来源。

3) 多元线性回归和 LSTM 模型的量化模拟结果可以结合使用,为淮北平原其他地区的缺失土壤水进行模拟/插值,由此对淮北平原水分管理提供科学依据。

参考文献:

- [1] 江激宇,赵勇,刘嘉铭,等. 淮河生态经济带安徽段粮食生产时空演化及其驱动力分析[J]. 安徽农业大学学报(社会科学版), 2024, 33(1): 110-122.
JIANG J Y, ZHAO Y, LIU J M, et al. Spatiotemporal evolution of grain production in the Anhui section of the Huaihe River ecological economic belt and its driving forces [J]. Journal of Anhui Agricultural University (Social Sciences Edition), 2024, 33(01): 110-122.
- [2] 武凤侠,陈硕平. 淮北平原冬小麦生产应对自然灾害技术探究[J]. 安徽农学通报, 2024, 30(15): 18-21.
WU F X, CHEN S P. Exploration of natural disaster response techniques for winter wheat production in the Huaibei Plain [J]. Anhui Agricultural Science Bulletin, 2024, 30(15): 18-21.
- [3] 胡乐心,刘目兴,赵露,等. 长江三峡山地集水区土壤水分空间变异特征[J]. 水土保持学报, 2023, 37(5): 86-93.
HU L X, LIU M X, ZHAO L, et al. Spatial variation characteristics of soil moisture in the Three Gorges Mountain Catchment area of the Yangtze River [J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2023, 37(5): 86-93.
- [4] 张晓萌. 安徽淮北平原土壤水分变化特征及其与地下水转化关系研究[D]. 河北邯郸: 河北工程大学, 2019.
ZHANG X M. Study on the characteristics of soil moisture change and its relationship with groundwater transformation in Huaibei Plain, Anhui Province [D]. Handan, Hebei: Hebei University of Engineering, 2019.
- [5] 姚妮尔,彭祚登,李春兰,等. 土壤水分对核桃幼苗生长和生理特性的影响[J]. 灌溉排水学报, 2020, 39(增刊1): 1-6.
YAO N E, PENG Z D, LI C L, et al. Effects of soil moisture on growth and physiological characteristics of *Juglans mandshurica* seedlings [J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2020, 39(S1): 1-6.
- [6] BRUST C, KIMBALL J S, MANETA M P, et al. Using SMAP Level-4 soil moisture to constrain MOD16 evapotranspiration over the contiguous USA [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 255: e112277.
- [7] WANG Y S, ZHANG Y E, YU X X, et al. Grassland soil moisture fluctuation and its relationship with evapotranspiration [J]. Ecological Indicators, 2021, 131: e108196.
- [8] 苟琪琪,朱永华,吕海深,等. 不同耕作方式对夏玉米土壤含水量的影响研究[J]. 中国农村水利水电, 2018(6): 12-17.
GOU Q Q, ZHU Y H, LÜ H S, et al. Effects of different tillage methods on soil moisture in summer maize [J]. China Rural Water and Hydropower, 2018(6): 12-17.
- [9] WU X Z, WANG X, TENG Y, et al. Response of soil moisture to rainfall following deep soil drying in China's hilly loess lands [J]. Science of the Total Environment, 2024, 950: e175145.
- [10] 鲁睿,张明军,张宇,等. 不同降雨量及雨强条件下兰州南山人工侧柏林土壤水分入渗规律[J]. 水土保持学报, 2024, 38(2): 364-376.
LU R, ZHANG M J, ZHANG Y, et al. Soil water infiltration of artificial *platycladus orientalis* of Nanshan Mountain in Lanzhou under different rainfall and rainfall intensity [J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2024, 38(2): 364-376.
- [11] 张恒杰,汤燕杰. 土壤水分纵向分布规律与层间相关性研究:以青藏高原地区为例[J]. 测绘与空间地理信息, 2023, 46(7): 60-63.
ZHANG H J, TANG Y J. Study on the vertical distribution characteristics of soil moisture and the correlation between stratification: Take the Tibetan Plateau as an example [J]. Geomatics and Spatial Information Technology, 2023, 46(7): 60-63.
- [12] 张豪强,朱永华,吕海深,等. 淮北平原夏玉米生长期土壤水对降水和地下水的响应[J]. 湖北农业科学, 2021, 60(9): 16-20.
ZHANG H Q, ZHU Y H, LYU H S, et al. Response of soil moisture to precipitation and groundwater in summer maize growing season of Huaibei plain [J]. Hubei Agricultural Sciences, 2021, 60(9): 16-20.
- [13] LIU E, ZHU Y H, LÜ H S, et al. Estimation and assessment of the root zone soil moisture from near-surface measurements over Huai River Basin [J]. Atmosphere, 2023, 14(1): e124.
- [14] ZHANG N, QUIRING S, OCHSNER T, et al. Comparison of three methods for vertical extrapolation of soil moisture in Oklahoma [J]. Vadose Zone Journal, 2017, 16(10): 1-19.

- [15] 吴启侠, 朱建强, 刘凯文. 地下水浅埋区 3 种水分的定量关系分析[J]. 湖北农业科学, 2009, 48(3): 604-606.
WU Q X, ZHU J Q, LIU K W. Analysis on quantitative relationship among three kinds of water in shallow groundwater farmland [J]. Hubei Agricultural Sciences, 2009, 48(3): 604-606.
- [16] 刘睿明, 孔东升, 王立, 等. 黑河湿地自然保护区沼泽湿地地下水埋深和土壤水分时空分布规律[J]. 草业科学, 2019, 36(9): 2223-2232.
LIU R M, KONG D S, WANG L, et al. Spatial and temporal distribution of groundwater depth and soil moisture in marsh wetland across the Heihe Wetland Nature Reserve [J]. Pratacultural Science, 2019, 36(9): 2223-2232.
- [17] CARRANZA C, NOLET C, PEZIJ M, et al. Root zone soil moisture estimation with Random Forest [J]. Journal of Hydrology, 2021, 593: e125840.
- [18] RHEE J, IM J, PARK S. Drought forecasting based on machine learning of remote sensing and long-range forecast data[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, 8: 157-158.
- [19] LEE C S, SOHN E, PARK J D, et al. Estimation of soil moisture using deep learning based on satellite data: A case study of South Korea [J]. GIScience and Remote Sensing, 2018, 56: 43-67.
- [20] 张瑜. 基于无人机多源遥感的农田玉米蒸散发及土壤含水量估算方法研究[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院教育部水土保持与生态环境研究中心), 2023.
ZHANG Y. Study on evapotranspiration of farmland corn and estimation method of soil moisture based on UAV multi-source remote sensing [D]. Beijing: Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, 2023.
- [21] BABAEIAN E, SADEGHI M, JONES S B, et al. Ground, proximal, and satellite remote sensing of soil moisture [J]. Reviews of Geophysics, 2019, 57(2): 530-616.
- [22] 于坤霞, 闫泽云, 李梦楠, 等. 变化环境下渭河流域土壤水储量模拟及影响因素[J]. 水土保持学报, 2024, 38(3): 150-158.
YU K X, YAN Z Y, LI M N, et al. Simulation and influencing factors of soil water storage in the Weihe River Basin under changing environment [J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2024, 38(3): 150-158.
- [23] DJIMADOUMNGAR K N. Parallel investigations of remote sensing and ground-truth Lake Chad's level data using statistical and machine learning methods [J]. Applied Computing and Geosciences, 2023, 20: e100135.
- [24] ZHU Y H, REN L L, HORTON R, et al. Estimating the contribution of groundwater to the root zone of winter wheat using root density distribution functions [J]. Vadose Zone Journal, 2018, 17(1): 1-15.
- [25] HUO Z, FENG S, DAI X, et al. Simulation of hydrology following various volumes of irrigation to soil with different depths to the water table [J]. Soil Use and Management, 2012, 28(2): 229-239.
- [26] LAVERS D A, HANNAH D M, BRADLEY C. Connecting large-scale atmospheric circulation, river flow and groundwater levels in a chalk catchment in southern England [J]. Journal of Hydrology, 2015, 523: 179-189.
- [27] 孙仕军, 张岐, 陈伟, 等. 地下水埋深对辽宁中部地区膜下滴灌玉米生长及产量的影响[J]. 水土保持学报, 2018, 32(5): 170-175.
SUN S J, ZHANG Q, CHEN W, et al. Effects of groundwater depth on growth and yield of maize under mulched drip irrigation in the middle area of Liaoning Province [J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2018, 32(5): 170-175.
- [28] 付锦州. 小麦根系发育和生理功能的时空分布及其与土壤养分的关系研究[D]. 郑州: 河南农业大学, 2022.
FU J Z. Temporal and spatial distribution of root development and physiological functions of wheat and their relationship with soil nutrients [D]. Zhengzhou: Henan Agricultural University, 2022.
- [29] 丁大伟, 雍蓓蓓, 任文, 等. 2008—2022 年黄河故道冲积平原区冬小麦和夏玉米物候期观测数据集 [J/OL]. 农业大数据学报, 2024.
DING D W, YONG B B, REN W, et al. The dataset for crop phenology of winter wheat and summer maize in the alluvium plain of the old Yellow River from 2008 to 2022 [J/OL]. Journal of Agricultural Big Data, 2024.
- [30] 詹其厚. 砂姜黑土耕地土壤性状特点与农业综合利用技术研究 [D]. 南京: 南京农业大学, 2011.
ZHAN Q H. Study on soil properties and agricultural comprehensive utilization technology of Shajiang black soil cultivated land [D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2011.
- [31] TRIPATHY K P, MISHRA A K. Deep learning in hydrology and water resources disciplines: Concepts, methods, applications, and research directions [J]. Journal of Hydrology, 2024, 628: e130458.
- [32] 李伟, 匡昌武, 陈彦希. 基于气象因子的海南岛土壤水分预测模型研究 [J]. 热带农业科学, 2023, 43(5): 84-89.
LI W, KUANG C W, CHEN Y X. Prediction model of soil moisture in Hainan Island based on meteorological factors [J]. Chinese Journal of Tropical Agriculture, 2023, 43(5): 84-89.
- [33] WU Z J, CUI N B, ZHANG W J, et al. Estimating soil moisture content in citrus orchards using multi-temporal sentinel-1A data-based LSTM and PSO-LSTM models [J]. Journal of Hydrology, 2024, 637: e131336.