

引用本文格式 程舜, 曹兵. 基于 PSO-LSTM 预测的农田智能灌溉系统设计[J]. 农业工程, 2025, 15(3): 126-133. DOI: [10.19998/j.cnki.2095-1795.202503322](https://doi.org/10.19998/j.cnki.2095-1795.202503322). CHENG Shun, CAO Bing. Design on intelligent irrigation system for farmland based on PSO-LSTM prediction[J]. Agricultural Engineering, 2025, 15(3): 126-133.

# 基于 PSO-LSTM 预测的农田智能灌溉系统设计

程舜<sup>1,2</sup>, 曹兵<sup>2,3</sup>

(1. 莱州市渤海水务有限公司, 莱州市财金投资有限公司, 山东 莱州 261400; 2. 华北水利水电大学, 河南 郑州 450018; 3. 东营市水利局, 山东 东营 257091)

**摘要:** 对基于长短期记忆网络 (LSTM) 预测的农田智能灌溉系统进行研究, 提出基于 PSO-LSTM 的农田智能灌溉系统。以华北平原农作物种植区作为研究区, 提取小麦灌溉日需水量相关样本数据构建数据集, 同时对农田智能灌溉系统软硬件进行设计, 并对提出的预测模型进行试验测试。结果表明, 在小麦播种后到拔节前, 基于 PSO-LSTM 的农田灌溉需水量预测模型的预测值曲线与实际需水量曲线几乎完全贴合, 最大误差值 0.01 mm/d、最小误差值 0 mm/d; 在抽穗到成熟阶段模型预测值曲线十分逼近实际需水量曲线, 最大误差值 0.21 mm/d、最小误差值 0 mm/d, MAE、MSE、RMSE 和 MAPE 评价指标值分别为 0.0511、0.0067、0.024 和 0.0103, 与基于 LSTM 的预测模型相比, 综合性能明显得到提高, 预测精度更高, 可以用于农田智能灌溉系统, 为推动农业智能化发展提供参考。

**关键词:** 长短期记忆网络; 粒子群优化算法; 农田智能灌溉; 预测模型

中图分类号: S274 文献标识码: A 文章编号: 2095-1795(2025)03-0126-08

DOI: [10.19998/j.cnki.2095-1795.202503322](https://doi.org/10.19998/j.cnki.2095-1795.202503322)

## Design on intelligent irrigation system for farmland based on PSO-LSTM prediction

CHENG Shun<sup>1,2</sup>, CAO Bing<sup>2,3</sup>

(1. Laizhou Bohai Water Co., Ltd., Laizhou Financial Investment Co., Ltd., Laizhou Shandong 261499, China; 2. North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou Henan 450018, China; 3. Dongying Municipal Water Conservancy Bureau, Dongying Shandong 257091, China)

**Abstract:** An intelligent irrigation system for farmland based on long short-term memory networks (LSTM) prediction was studied, and a PSO-LSTM based intelligent irrigation system for farmland was proposed. Taking crop planting area of the North China Plain as a research area, a data set was constructed by extracting relevant sample data on wheat irrigation daily water demand. Software and hardware of intelligent irrigation systems for farmland were designed. Proposed prediction model was tested experimentally. Results showed that during wheat growth period from sowing to jointing, predicted value curve based on PSO-LSTM farmland irrigation water demand prediction model almost perfectly matched actual water demand curve, with a maximum error value of 0.01 mm/d and a minimum error value of 0 mm/d. Predicted value curve of model during heading to maturity stage was very close to actual water demand curve, with a maximum error value of 0.21 mm/d, a minimum error value of 0 mm/d, and MAE, MSE, RMSE, and MAPE evaluation index values were 0.0511, 0.0067, 0.024, and 0.0103, respectively. Compared with LSTM based prediction model, comprehensive performance was significantly improved and prediction accuracy was higher. It could be used in farmland intelligent irrigation systems and provide a reference for promoting agricultural intelligence development.

**Keywords:** long short-term memory networks, particle swarm optimization algorithm, farmland intelligent field irrigation, prediction model

收稿日期: 2024-08-19 修回日期: 2024-10-31

作者简介: 程舜, 硕士, 高级工程师, 主要从事水利工程管理、水资源优化配置研究 E-mail: [c6jm7l@126.com](mailto:c6jm7l@126.com)  
曹兵, 通信作者, 博士, 正高级工程师, 主要从事灌区管理、数字孪生水利研究 E-mail: [wansxnd@163.com](mailto:wansxnd@163.com)

在线投稿  
[www.d1ae.com](http://www.d1ae.com)

## 0 引言

随着社会经济和人口数量的快速发展,我国水资源正在面临供需无法平衡的情况。因此,如何高效利用现有水资源进行生产生活是目前社会研究的重点之一,其中,农作物灌溉与水产养殖都需要大量的水资源,在生产用水中占比较大<sup>[1]</sup>。而传统的农作物灌溉方式会造成严重的浪费,有效利用率只有 45% 左右<sup>[2]</sup>。因此,根据作物的不同生长阶段需求,以及土壤、光照、降水等影响因素进行定额灌溉,可以大大提高水资源的有效利用率<sup>[3]</sup>。王坤坤等<sup>[4]</sup>研究不同灌溉模式对冬小麦产量的影响,结果表明,冬小麦在播种后与分蘖期采用微喷灌方式可以有效提高水资源利用率,同时提高幼苗抗逆能力。梁斯佳等<sup>[5]</sup>开发适合水稻大田的智能灌溉控制系统,验证试验结果表明,该系统节水效果显著,控制精度高,整套系统可扩展性、适应性强,交互操作性好。李玉鹏<sup>[6]</sup>采用文献分析和田间试验法对高效节水灌溉技术进行研究,测试结果表明,喷灌技术可以促进作物健康生长,实现农业节水增产提质。安琳琳等<sup>[7]</sup>提出基于改进粒子群优化算法(PSO)的农田水利工程灌溉路径优化方法,以降低用水量和灌溉路径长度,有效提高农田水利工程效率,为改善农业灌溉用水浪费现状提供参考方法。周艳梅<sup>[8]</sup>基于物联网和可编程逻辑控制器(PLC)设计新型农田智能节水灌溉系统,从硬件和软件两部分进行优化研究,试验结果表明,基于物联网和 PLC 的农田智能节水施灌系统土壤含水量误差 $<2\%$ ,远程网格节水控制准确度高达 98%,达到高产、高效、优质用水的效果。综上所述,采用人工智能技术结合滴灌、喷灌技术实现农作物定额灌溉,可以有效提高农业用水利用率,同时提高农作物的产量和质量,由此对农田智能灌溉系统进行研究具有重要意义<sup>[9-10]</sup>。

本研究设计一种基于 PSO-LSTM 的农田灌溉需水量预测模型,搭建农田智能灌溉系统,对小麦不同生长期的日需水量进行预测,实现小麦精准定额灌溉,为推动农业生产智能化、农业节水增产提质等相关研究提供参考。

## 1 农田智能灌溉系统

结合传感技术、无线通信技术和物联网技术设计农田智能灌溉系统,整体框架如图 1 所示。

由图 1 可知,农田智能灌溉系统主要分为 5 个模块。传感器数据采集模块是在农田灌溉现场部署传感器,对灌溉现场的环境数据进行采集。灌溉执行模块是根据农田灌溉需水量预测模型给出的预测结果,通过灌溉执行设备进行灌溉任务。ZigBee 无线通信技术

模块是对农田灌溉现场的数据和指令进行传输。NB-IoT 终端模块是将汇聚到网关节点的数据上传到数据储存模块。数据储存模块是对当下采集数据和历史灌溉数据进行储存,便于用户调取查看。

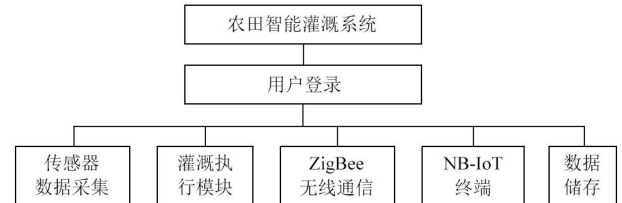


图 1 农田智能灌溉系统主要框架

Fig. 1 Main framework of intelligent irrigation system for farmland

### 1.1 硬件设计

灌溉系统硬件设计由采集、网关、控制和电源 4 个主要模块构成,具体如图 2 所示。

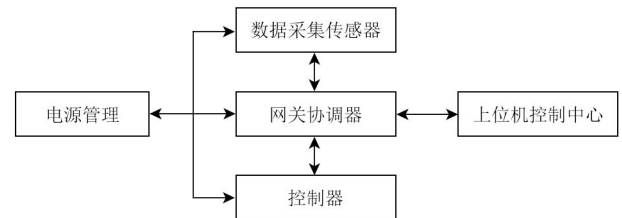


图 2 系统硬件设计

Fig. 2 System hardware design

采集模块选用多个传感器节点对农田墒情数据、作物长势数据及气象数据等进行采集,为系统后续工作提供原始数据。包括土壤湿度传感器、空气湿度传感器、光照强度传感器、风速传感器、CC2530 微处理器和 ZigBee 射频前端。

网关协调器模块包括 ZigBee 网络、GPRS 无线传输网络、STM32WBA54 微处理器,该处理支持 ZigBee 网络连接,具有多协议灵活性,高达+10 dBm 的输出功率。

控制模块硬件包括电磁阀节点、主控器、ZigBee 网络。

### 1.2 软件设计

#### 1.2.1 传感器采集节点软件

传感器采集节点软件设计流程如图 3 所示。传感器采集节点主要工作是根据采集指令对农田灌溉现场的相应数据进行采集,在没有接收指令时进入休眠状态。

#### 1.2.2 网关节点软件

网关节点软件设计流程如图 4 所示。网关节点主要任务是保证数据在网络中可以顺利转换和传输。

#### 1.2.3 协调器节点软件

协调器节点软件设计流程如图 5 所示。协调器节点软件主要负责组织其他节点加入网络并为其分配相

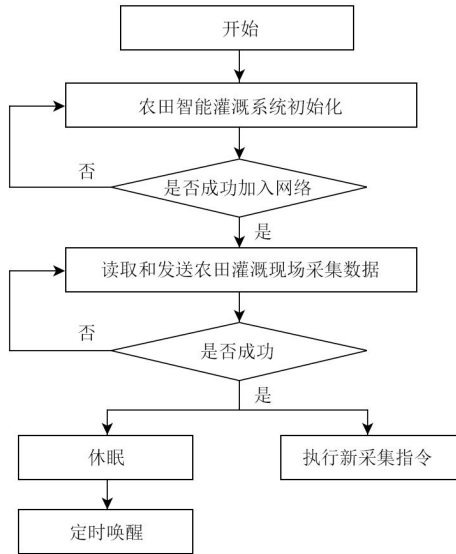


图3 传感器采集节点软件设计

Fig. 3 Software design for sensor acquisition nodes

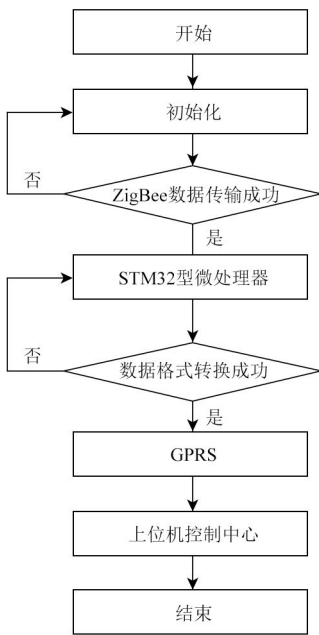


图4 网关节点软件设计

Fig. 4 Software design for gateway node

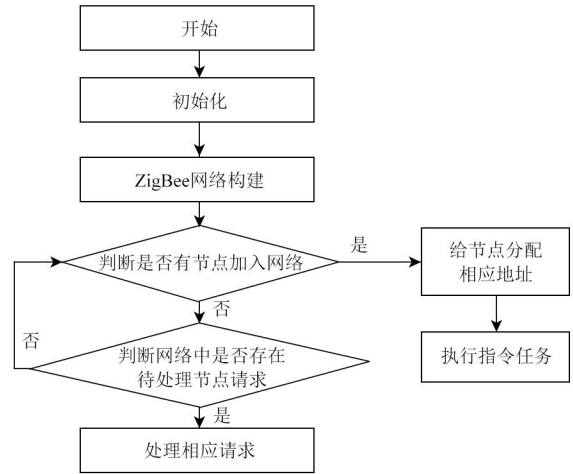


图5 协调器节点软件设计

Fig. 5 Software design for coordinator node

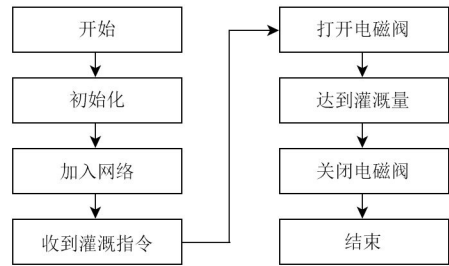


图6 电磁阀控制节点软件设计

Fig. 6 Software design for electromagnetic valve control node

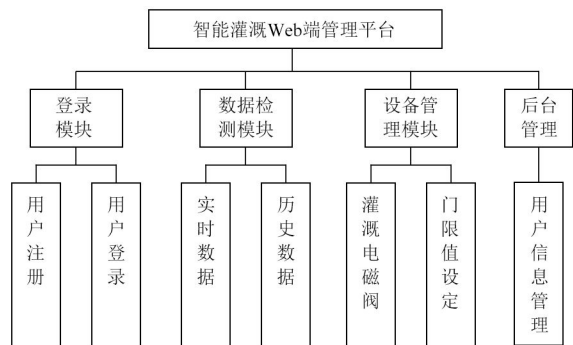


图7 Web 端平台功能设计

Fig. 7 Web platform function design

应地址，同时处理节点响应请求。

### 1.2.4 电磁阀控制节点软件

电磁阀控制节点软件设计流程如图6所示。电磁阀控制节点主要功能是根据农田灌溉需水量预测模型给出的结果控制电磁阀的打开与关闭，执行灌溉任务。

### 1.3 Web 端设计

为了实现管理人员可以从Web端管理平台实时了解农田灌溉情况，在系统软硬件设计完成后，还需要将BC26设备端接入OneNET云平台，将农田灌溉现场所采集到的环境数据上传至Web端管理平台，并对Web端平台功能进行设计。具体设计如图7所示。

## 2 农田灌溉需水量预测模型构建

### 2.1 预测模型构建

农田作物需水量预测是一种时间序列预测问题，因此农田智能灌溉系统一般采用长短期记忆网络(LSTM)作为需水量预测模型<sup>[11-12]</sup>。LSTM模型通过遗忘门、输入门及输出门来调节和控制细胞内的信息传递，在保留循环神经网络容易学习时序特征优势的同时，解决其存在的长期依赖问题，在农田智能灌溉系统研究领域取得良好的应用效果<sup>[13]</sup>。但根据已有的相关研究成果可知，基于LSTM的作物需水量预测模型拟合能力不够理想，预测值与真实值之间存在较大

误差，预测精准度还存在较大提升空间<sup>[14]</sup>。因此，本研究采用 PSO 对 LSTM 农田智能灌溉需水量预测模型进行优化，旨在提高模型的预测精度，为农田智能灌溉系统提供技术支持。

### 2.1.1 PSO 优化算法

PSO 优化算法是一种模仿鸟类觅食行为的算法，具有涉及参数少、收敛速度快、操作简单等优点。将鸟群中所有个体看作可移动的粒子，在解空间随机生成初始化种群，构建适应度函数和不断更新粒子的位置信息来实现全局寻优<sup>[15]</sup>。粒子位置信息更新公式为

$$V_i^{k+1} = \omega V_i^k + c_1 r_1 (P_{\text{best}} - X_i^k) + c_2 r_2 (G_{\text{best}} - X_i^k) \quad (1)$$

式中  $X$ ——初始种群中粒子初始位置

$V$ ——初始速度

$k$ ——迭代次数

$\omega$ ——惯性权重

$r_1$ 、 $r_2$ ——随机数，取值范围 (0, 1)

$c_1$ 、 $c_2$ ——加速因子

$X_i$ ——初始种群中第  $i$  个粒子的位置信息，其数学公式为

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (2)$$

$P_{\text{best}}$ ——种群中个体最优粒子位置信息，即局部最优解，其数学公式为

$$P_{\text{best}}^{k+1} = \begin{cases} P_{\text{best}}^k & f(X_i^{k+1}) \leq f(P_{\text{best}}^k) \\ X_i^{k+1} & f(X_i^{k+1}) > f(P_{\text{best}}^k) \end{cases} \quad (3)$$

$f$ ——粒子自适应函数

$G_{\text{best}}$ ——解空间内全局最优粒子位置，即全局最优解，其数学公式为

$$G_{\text{best}}^{k+1} = \begin{cases} G_{\text{best}}^k & f(X_i^{k+1}) < f(G_{\text{best}}^k) \\ X_i^{k+1} & f(X_i^{k+1}) \geq f(G_{\text{best}}^k) \end{cases} \quad (4)$$

### 2.1.2 农田灌溉需水量预测模型训练

采用 PSO 优化算法对 LSTM 模型进行优化，可以提高其拟合能力、减少模型预测值与真实值之间的误差及提高预测精准度<sup>[16-17]</sup>。因此本研究采用 PSO-LSTM 构建农田灌溉需水量预测模型，基于 PSO-LSTM 的农田灌溉需水量预测模型实现与训练有以下 6 个步骤。

(1) 将采集和无量纲化处理后的样本数据进行归一化处理，并按照 8 : 2 的比例随机划分为训练集和测试集。

(2) 初始化设置参数，包括 PSO 优化算法的寻优超参数 (LSTM 模型初始学习率、LSTM 模型神经元数量)、种群规模大小、初始位置与速度、PSO 优化算法学习权重及模型训练最大迭代次数。

(3) 采用划分的训练集对 LSTM 模型进行训练，选用测试集中预测值与实际输出值之间的均方根误差

作为 PSO 优化算法的自适应度函数，对每一个粒子的适应度值进行计算。

(4) 对粒子速度和位置进行更新，并判断是否满足终止条件，若不满则返回步骤 (3)，若满足则输出经过 PSO 优化算法优化后的 LSTM 模型最优参数值。

(5) 采用步骤 (4) 输出的最优参数值构建基于 PSO-LSTM 的农田灌溉需水量预测模型，并对其进行训练。

(6) 对训练完成后的基于 PSO-LSTM 的农田灌溉需水量预测模型进行测试，输出需水量预测值，并与真实值进行对比分析，验证其预测精准度。

## 3 试验测试

### 3.1 试验环境和参数设置

(1) 试验环境。Matlab 仿真平台，PyCham 编程环境，Win10 操作系统，PLC 编程软件，编程语言 Python (3.8)，优化器 Adam，内核处理器 i7-9700KF，训练框架 Tensorflow，神经网络库 Keras。

(2) 参数设置。LSTM 模型神经元节点数量 20，模型训练最大迭代次数设置 300，初始学习率 0.001。PSO 优化算法初始粒子群规模 120，算法最大迭代次数 300，学习因子  $c_1=c_2=1$ 。

### 3.2 数据来源和预处理

研究区域为华北平原农作物种植区。其地理位置位于北纬  $32^\circ \sim 40^\circ$ ，东经  $114^\circ \sim 121^\circ$ ，总面积 30 万  $\text{km}^2$ 。地形平坦、河湖众多，拥有若干灌溉试验站。对研究区内小麦种植试验站的地面气候日值数据及中国气象数据网中逐日气象和土壤情况的样本数据进行采集，共获取 3 410 条数据样本，用于构建预测模型训练和测试的数据集。

上述方法构建的数据集包含 8 个输入特征参数，若将其直接作为农田作物需水量预测模型的输入特征，会增加网络结构复杂程度和模型学习时间，同时降低预测模型最终预测精度。因此，采用灰色关联度分析方法对采集的数据进行预处理，筛选对农田作物需水量 (预测模型输出需水量) 影响较大的输入特征参数，为预测模型的构建与训练提供数据支持。灰色关联度算法数据分析有以下 4 个步骤。

(1) 设农田小麦需水量的参考序列为  $X_0$ ，影响小麦需求量的输入特征参数为特征子序列  $X'_i$ ，参与分析的样本数据数量为  $m$ ，则构建  $X'_i$  的矩阵为

$$(X'_1, X'_2, \dots, X'_n) = \begin{pmatrix} x'_1(1) & x'_2(1) & \dots & x'_n(1) \\ x'_1(2) & x'_2(2) & \dots & x'_n(2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x'_1(m) & x'_2(m) & \dots & x'_n(m) \end{pmatrix} \quad (5)$$

式中  $n$ ——特征子序列数量

本研究数据集包含 8 个输入特征参数, 则  $n=8$ , 参考序列数学公式为

$$X'_j = [x'_0(1), x'_0(2), \dots, x'_0(m)] \quad (6)$$

(2) 不同特征子序列之间的量纲与数据范围不同, 若直接进行灰色关联度分析会对其分析结果造成影响, 因此采用均值化方法对原始数据集进行无量纲化处理, 计算公式为

$$x_j(K) = \frac{x'_j(K)}{\frac{1}{m} \sum_{K=1}^m x'_j(K)} \quad (7)$$

式中  $j$ ——各特征子序列, 取值  $0, 1, \dots, n$

$K$ ——常量, 取值  $1, 2, \dots, m$

经过均值化的无量纲化处理后, 位置更新公式为

$$(X_0, X_1, \dots, X_n) = \begin{pmatrix} x_0(1) & x_1(1) & \dots & x_n(1) \\ x_0(2) & x_1(2) & \dots & x_n(2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_0(m) & x_1(m) & \dots & x_n(m) \end{pmatrix} \quad (8)$$

(3) 对参考序列小麦需水量和经过无量纲化处理后各特征子序列之间的灰色关联数值进行求解。对数据集中每一个特征子序列与参考作物序列的对应元素之间的绝对差值  $M$  进行计算。计算公式为

$$M = |x_0(k) - x_i(k)| \quad (9)$$

对最小绝对差值  $L$  与最大绝对差值  $H$  进行计算。计算公式为

$$L = \min_{j=1}^n \min_{k=1}^m |x_0(K) - x_j(K)| \quad (10)$$

$$H = \max_{i=1}^n \max_{k=1}^m |x_0(k) - x_i(k)| \quad (11)$$

对两者之间的关联系数进行计算, 计算公式为

$$\varepsilon_j(K) = \frac{L + \rho H}{M + \rho H} \quad (12)$$

式中  $\varepsilon_j(K)$ ——关联系数

$\rho$ ——分辨系数, 通常取 0.5

(4) 获取每一个特征子序列与小麦需水量的关联度系数后采用由高到低顺序进行排序, 关联度系数与排序结果: 平均相对湿度 (关联系数 0.889) > 土壤湿度 (关联系数 0.875) > 平均气温 (关联系数 0.782) > 近地面风速 (关联系数 0.701) > 光照强度 (关联系数 0.659) > 最低气温 (关联系数 0.513) > 最高气温 (关联系数 0.508) > 大气压强 (关联系数 0.497)。

根据排序结果, 选用前 5 个特征子序列作为预测模型的输入特征参数, 用于小麦需水量预测模型的训练与研究, 即平均相对湿度、土壤湿度、平均气温、近地面风速和光照强度 5 中模型输入特征参数。

### 3.3 评价指标选择

基于神经网络的预测模型通常采用平均绝对误差、

均方误差、均方根误差和平均绝对百分比误差作为评价指标, 来验证预测模型的性能优劣及预测精度效果。设:  $\hat{y}_j$  和  $y_j$  分别为模型输出预测值与真实值, 测试集中样本数据数量为  $n$ , 则平均绝对误差计算公式为

$$E_{MA} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |\hat{y}_j - y_j| \quad (13)$$

式中  $E_{MA}$ ——平均绝对误差

均方误差代表模型实际预测误差情况, 其值越小, 代表模型预测越精准。均方误差代表模型输出预测值与实际真实值之间的偏差大小, 其值越小表明预测模型的学习精度越高, 性能越好。均方误差计算公式为

$$E_{MS} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\hat{y}_j - y_j)^2 \quad (14)$$

式中  $E_{MS}$ ——均方误差

均方根误差是对均方误差进行开根号操作, 可以更好地感知与描述数据。均方根误差计算公式为

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\hat{y}_j - y_j)^2} \quad (15)$$

式中  $E_{RMS}$ ——均方根误差

平均绝对百分比误差拥有更好的鲁棒性, 可以衡量基于时间序列的预测准确性。平均绝对百分比误差计算公式为

$$E_{MAP} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left| \frac{\hat{y}_j - y_j}{y_j} \right| \quad (16)$$

式中  $E_{MAP}$ ——平均绝对百分比误差

### 3.4 算法改进有效性测试

为了验证本研究对 LSTM 模型的改进具有有效性, 试验以传统 LSTM 构建农田灌溉需水量预测模型作为试验对照组, 对两个模型分别进行训练与测试, 对比两个模型的收敛曲线和预测精度。测试结果如图 8 所示。

由图 8 可知, 经过本研究改进后的预测模型收敛速度更快, 预测精度更高, 表明改进具有有效性。

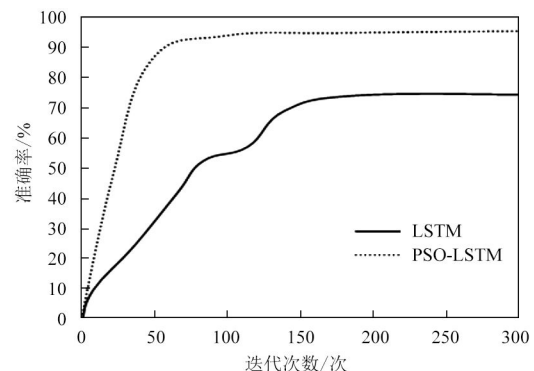


图 8 收敛曲线与精确度

Fig. 8 Convergence curve and accuracy

### 3.5 模型测试结果与分析

小麦从播种到成熟包含了 3 个生长期，在不同的生长期每日需水量都不同，采用上述数据采集与预处理方法，分别构建小麦播种后到拔节前与抽穗到成熟期两个生长阶段的数据集，均按照 8:2 的比例随机分为训练集和测试集。同时为了验证设计预测模型有效性和可行性，以基于 LSTM 的农田灌溉需水量预测模型作为试验对照组，采用测试集对两种预测模型进行测试，分别对小麦播种后到拔节前与抽穗到成熟期两个生长期内 10 d 的每日灌溉需水量进行预测，并对比预测值与实际需水量。实际需水量  $E$  的计算公式为

$$E = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma[900/(T + 273)]u_2(0.1e_s - 0.1e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \times K_C \quad (17)$$

式中  $K_C$ ——作物系数

$R_n$ ——净太阳辐射,  $W/m^2$

$G$ ——土壤热通量,  $J/(s \cdot m^2)$

$T$ ——研究农作物所在区域日平均气温,  $^{\circ}C$

$\gamma$ ——温度常数

$\Delta$ ——关于空气温度函数

$u_2$ ——近地面 2 m 处的平均风速,  $m/s$

$e_s$ ——饱和水汽压,  $kPa$

$e_a$ ——实际水汽压,  $kPa$

结合式 (17) 与站点气象数据, 便可获得实际需水量。

小麦播种后到拔节前阶段测试结果如图 9 与图 10 所示。

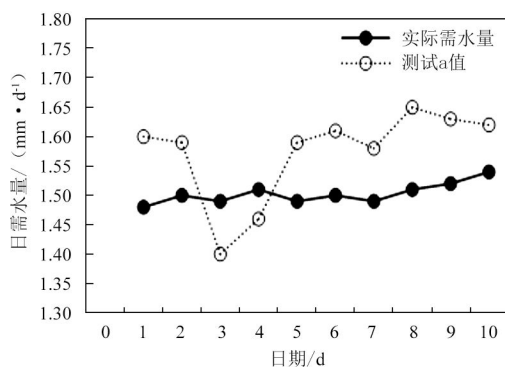


图 9 播种后到拔节前阶段基于 LSTM 的农田灌溉需水量预测模型测试结果

Fig. 9 Test results of LSTM based irrigation water demand prediction model for farmland from sowing to jointing stage

实际需求量由式 (1)、式 (2) 及站点气象数据计算获得, 是在播种后到拔节前小麦实际的日需水量, 平均 1.5 mm/d。由图 9 与图 10 可知, 两种预测模型都可以对小麦的日需水量进行预测。其中, 基于 LSTM 预测模型的预测值波动较大, 最大值 1.65 mm/d、最小

值 1.40 mm/d。基于 PSO-LSTM 预测模型的预测值曲线与实际需水量曲线几乎完全贴合, 最小值 1.5 mm/d、最大值 1.53 mm/d。

小麦抽穗到成熟期阶段测试结果如图 11 与图 12 所示。

由图 11 与图 12 可知, 小麦的抽穗到成熟期的实际日需水量平均 3.9 mm/d。两种预测模型都可以对小麦在抽穗到成熟期的日需水量进行预测。基于 LSTM

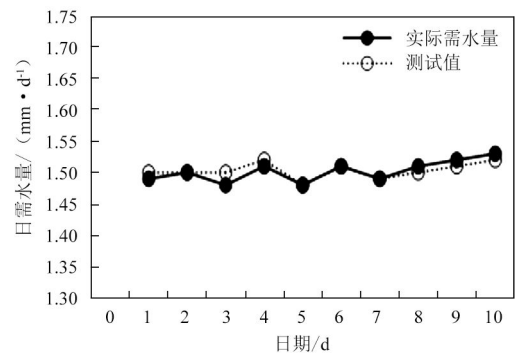


图 10 播种后到拔节前阶段基于 PSO-LSTM 的农田灌溉需水量预测模型测试结果

Fig. 10 Test results of PSO-LSTM based irrigation water demand prediction model for farmland from sowing to jointing stage

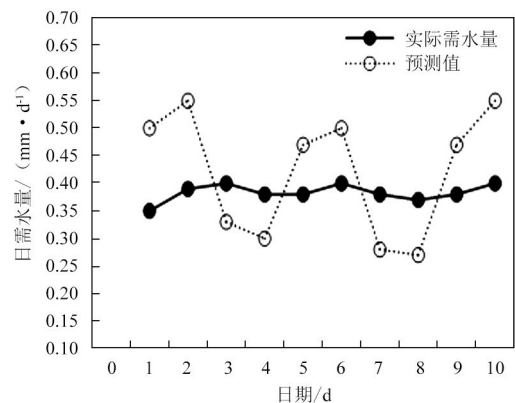


图 11 抽穗到成熟期阶段基于 LSTM 的农田灌溉需水量预测模型测试结果

Fig. 11 Test results of LSTM based irrigation water demand prediction model for farmland from heading to maturity stage

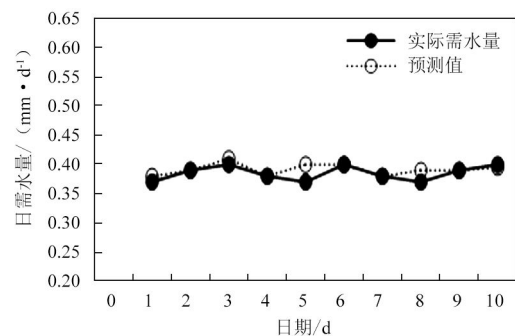


图 12 抽穗到成熟期阶段基于 PSO-LSTM 的农田灌溉需水量预测模型测试结果

Fig. 12 Test results of PSO-LSTM based irrigation water demand prediction model for farmland from heading to maturity stage

预测模型同样存在预测值波动较大的问题, 最大值 5.5 mm/d、最小值 2.8 mm/d。基于 PSO-LSTM 预测模型的预测值曲线与实际需水量曲线几乎完全贴合, 最小值 3.85 mm/d、最大值 4.15 mm/d。

综上所述, 采用 LSTM 模型作为预测模型可以对小麦不同生长期的每次需水量进行预测, 并且预测值与实际需水量相差较大, 预测精准度一般。在小麦的播种后到拔节前, 最大误差 1.65 mm/d、最小误差 1.40 mm/d; 在小麦的抽穗到成熟期, 最大误差 5.50 mm/d、最小误差 2.80 mm/d, 但波动较大, 最大值与最小值相差较大。采用本设计的 PSO-LSTM 预测模型对小麦的播种后到拔节前及抽穗到成熟期的日需水量进行预测, 预测值曲线与实际需水量曲线都较为贴合, 十分逼近实际需水量曲线, 其预测精准度优秀, 预测性能稳定。

经过试验测试, 分别记录两种预测模型的评价指标进行计算, 结果如表 1 所示。

表 1 评价指标  
Tab. 1 Evaluation indicators

模型	平均绝对误差	均方误差	均方根误差	平均绝对百分比误差
LSTM	0.121 4	0.121 7	0.095	0.024 6
PSO-LSTM	0.051 1	0.006 7	0.024	0.010 3

由表 1 可知, 经过 PSO 优化算法的预测模型 4 种评价指标值都得到显著的下降, 综合性能明显得到提高, 预测精度更高。表明基于 PSO-LSTM 的农田灌溉需水量预测模型更适用于农田智能灌溉系统。

### 3.6 系统测试

根据上述的软硬件及农田灌溉需水量预测模型构建, 搭建农田智能灌溉系统并测试。2023 年 3 月 1 日测试结果如图 13 所示。

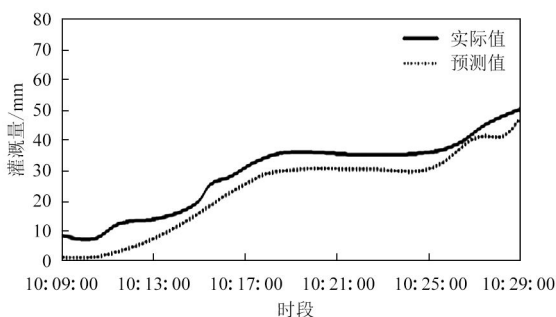


图 13 农田智能灌溉系统整体性能测试结果

Fig. 13 Overall performance test results of intelligent irrigation system for farmland

由图 13 可知, 基于 PSO-LSTM 的农田灌溉需水量预测模型可以稳定运行, 预测值与实际值误差极小, 能够满足实际农田智能灌溉的功能需求。

## 4 结束语

本研究对基于 LSTM 模型的农田智能灌溉系统进行研究, 提出基于 PSO-LSTM 的农田灌溉需水量预测模型与以此为基础的农田智能灌溉系统, 并对预测模型进行试验测试。测试结果表明, 基于 PSO-LSTM 的农田灌溉需水量预测模型的 MAE、MSE、RMSE 和 MAPE 评价指标值分别为 0.051 1、0.006 7、0.024 和 0.010 3, 预测精度更高, 稳定性好, 适用于农田智能灌溉系统。但受试验时间与条件限制, 没有对农田智能灌溉系统进行实地测试, 后续工作需要在实际的小麦种植灌溉试验站对系统进行测试, 验证其有效性和可行性, 同时根据其不足继续改进与研究, 为推动农业智能化发展提供参考。

### 参考文献

- [1] 郭恒茂. 从《中州百县水碑文献》看明清时期河南农田灌溉水渠的修建过程[J]. 焦作师范高等专科学校学报, 2024, 40(2): 44-47.  
GUO Hengmao. Looking at the process of creating and repairing Henan water canal during the Ming and Qing Dynasties from the Literature of Water Steles in the Hundred Counties of Zhongzhou[J]. Journal of Jiaozuo Teachers College, 2024, 40(2): 44-47.
- [2] 周江宜. 黄麓站灌区农田灌溉水量平衡与节水改造效益分析[J]. 数字农业与智能农机, 2024(4): 51-53.
- [3] 史雄超. 水资源利用效率提升对农田灌溉的影响研究[J]. 河北农业, 2024(4): 40-41.
- [4] 王坤坤, 李中蔚, 李昕悦, 等. 不同灌溉模式对小麦冬前幼苗生长及生理特性和产量的影响[J]. 西北农业学报, 2024, 33(7): 1215-1224.  
WANG Kunkun, LI Zhongwei, LI Xinyue, et al. Effects of different irrigation patterns on growth, physiological characteristics and yield of wheat seedlings before over-wintering[J]. Acta Agriculturae Boreali-occidentalis Sinica, 2024, 33(7): 1215-1224.
- [5] 梁斯佳, 虞佳佳, 顾月, 等. 水稻大田智能灌溉控制系统设计[J]. 农业工程, 2024, 14(1): 41-45.  
LIANG Sijia, YU Jiajia, GU Yue, et al. Design of intelligent irrigation control system for rice field[J]. Agricultural Engineering, 2024, 14(1): 41-45.
- [6] 李玉鹏. 高效节水灌溉技术在农田水利灌溉中的应用与对策[J]. 南方农机, 2024, 55(13): 47-50.
- [7] 安琳琳, 王启凡, 刘菲菲, 等. 基于改进粒子群的农田水利工程灌溉路径优化[J]. 水利技术监督, 2024(5): 193-196.
- [8] 周艳梅. 基于物联网和 PLC 的农田智能节水灌溉系统设计[J]. 农业工程, 2023, 13(1): 42-46.  
ZHOU Yanmei. Design on farmland intelligent water-saving irrigation system based on internet of things and PLC[J]. Agricultural Engineering, 2023, 13(1): 42-46.
- [9] 杨晓庆. 高标准农田建设中节水灌溉技术的应用[J]. 当代农机, 2024(4): 34-36.

- [10] 刘炯, 吴子鑫, 邢伟华, 等. 基于模糊控制的示范农田智能灌溉系统研究与设计[J]. *内蒙古科技与经济*, 2024(6): 126-128, 145.
- [11] 刘琳. 辽宁省农田灌溉水有效利用系数变化与影响因素分析[J]. *水利科学与寒区工程*, 2024, 7(3): 73-76.
- [12] 张圣微, 韩永婷, 刘璐, 等. 基于 MWatNet 模型的河套灌区解放闸灌域灌溉水体提取[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(6): 178-185, 201.  
ZHANG Shengwei, HAN Yongting, LIU Lu, et al. Extraction of irrigation water body in Jiefangzha irrigation area of Hetao Irrigation District based on MWatNet model[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(6): 178-185, 201.
- [13] 梁靖, 张红, 叶晨, 等. 基于 Bi-LSTM 的浅层地下双孔洞探测技术[J]. *合肥工业大学学报(自然科学版)*, 2024, 47(6): 778-783.  
LIANG Jing, ZHANG Hong, YE Chen, et al. Shallow underground double-hole detection technology based on Bi-LSTM[J]. *Journal of Heifei University of Technology(Natural Science)*, 2024, 47(6): 778-783.
- [14] 龚靖, 廖明军, 李伊陶, 等. 基于 AHP-LSTM 的校园网络沉迷判定方法研究[J]. *四川轻化工大学学报(自然科学版)*, 2024, 37(3): 67-76.  
GONG Jing, LIAO Mingjun, LI Yitao, et al. AHP-LSTM based evaluation methods on addiction behaviors in campus networks [J]. *Journal of Sichuan University of Science & Engineering(Natural Science Edition)*, 2024, 37(3): 67-76.
- [15] 王宁, 成利敏, 甄景涛, 等. 基于 PSO-LSTM 的短时交通流量预测网站设计[J]. *廊坊师范学院学报(自然科学版)*, 2024, 24(1): 29-32.  
WANG Ning, CHENG Limin, ZHEN Jingtao, et al. Design of a short term traffic flow prediction website based on PSO-LSTM [J]. *Journal of Langfang Normal University(Natural Science Edition)*, 2024, 24(1): 29-32.
- [16] 李庆伟, 郑钰昊, 王伟, 等. 改进粒子群优化 LSTM 神经网络的基坑地表沉降预测[J]. *绍兴文理学院学报*, 2024, 44(2): 11-20.  
LI Qingwei, ZHENG Yuhao, WANG Wei, et al. Analysis of ground settlement of foundation pit using optimized LSTM based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. *Journal of Shaoxing University*, 2024, 44(2): 11-20.
- [17] 李昂, 徐梓敬, 徐凯宏, 等. 基于 PSO-LSTM-Attention 算法的液压管路压力预测[J]. *中国电子科学研究院学报*, 2023, 18(12): 1094-1099.  
LI Ang, XU Zijing, XU Kaihong, et al. Pressure prediction at hydraulic pipeline based on PSO-LSTM-Attention algorithm[J]. *Journal of China Academy of Electronics and Information Technology*, 2023, 18(12): 1094-1099.