

基于 LSTM 的温室番茄蒸腾量预测模型研究

李莉¹ 李文军¹ 马德新² 杨成飞³ 孟繁佳¹

(1. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083;

2. 青岛农业大学山东省智慧农业研究院, 青岛 266109;

3. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083)

摘要: 作物蒸腾量是指导作物灌溉关键参数之一, 实时获取作物蒸腾量, 实现按需灌溉是节约用水的有效途径。然而, 温室内小气候效应显著, 作物蒸腾与环境因子间关系较为复杂, 且各环境因子之间相互关联并呈非线性变化。本文以番茄作为研究对象, 使用称量法测量作物实时蒸腾量, 通过布设传感器实时获取温室小气候数据, 包括空气温度(Air temperature, AT)、相对湿度(Relative humidity, RH)、光照强度(Light intensity, LI)作为模型的小气候环境输入, 冠层相对叶面积指数(Relative leaf area index, RLAI)作为模型的作物生长输入, 在此基础上, 提出了基于长短期记忆网络(Long short term memory, LSTM)的番茄蒸腾量预测模型。利用该模型对番茄蒸腾量进行预测, 并与非线性自回归(Nonlinear autoregressive with exogeneous inputs, NARX)神经网络、Elman神经网络、循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)模型进行了对比。试验结果表明, LSTM 预测模型决定系数(Determination coefficient, R^2)与平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)分别为0.9925和4.53 g, 与NARX神经网络、Elman神经网络、RNN方法进行对比, 其决定系数分别提高了8.97%、1.18%和0.82%, 其平均绝对误差分别降低了8.16、6.23、0.52 g。本研究所提的预测模型具有较高的预测精度及泛化性能, 研究成果可为温室作物需水规律及需水量研究提供参考。

关键词: 番茄; 温室; 长短期记忆网络; 蒸腾量; 预测模型

中图分类号: S274

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2021)10-0369-08

OSID:



Prediction Model of Transpiration of Greenhouse Tomato Based on LSTM

LI Li¹ LI Wenjun¹ MA Dexin² YANG Chengfei³ MENG Fanjia¹

(1. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Shandong Intelligent Agriculture Research Institute, Qingdao Agricultural University, Qingdao 266109, China

3. Key Laboratory of Modern Precision System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Crop transpiration is one of the key parameters to guide crop irrigation. It is an effective way to save water to obtain crop transpiration in real time and realize irrigation on demand. However, the microclimate effect in greenhouse is significant, the relationship between crop transpiration and environmental factors is complex, and each environmental factor is interrelated and presents nonlinear change. Taking tomato as the research object, the weighing method was used to measure the real-time transpiration of crop. Greenhouse microclimate data could be obtained in real time through the installation of sensors, including air temperature (AT), relative humidity (RH) and light intensity (LI) as the microclimate environment input of the model, and canopy relative leaf area index (RLAI) as the crop growth input of the model. On this basis, a prediction model of tomato transpiration by long short term memory (LSTM) network was proposed. The model was used to predict the transpiration of tomato, and compared with the nonlinear autoregressive with exogeneous inputs (NARX) neural network, Elman neural network and recurrent neural network (RNN). The results showed that the determination

收稿日期: 2020-11-06 修回日期: 2021-01-06

基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFD1001903)和丽江市科技计划项目(LJGZZ-2018001)

作者简介: 李莉(1978—), 女, 副教授, 博士, 主要从事精细农业系统集成研究, E-mail: lily@cau.edu.cn

通信作者: 孟繁佳(1983—), 男, 高级工程师, 博士, 主要从事精细农业智能传感技术研究, E-mail: mengfanjia@126.com

coefficient (R^2) and mean absolute error (MAE) of the LSTM prediction model were 0.992 5 and 4.53 g, respectively. Compared with NARX, Elman neural network and RNN, their R^2 were increased by 8.97%, 1.18% and 0.82%, respectively, and their MAE were decreased by 8.16 g, 6.23 g and 0.52 g, respectively. The prediction model proposed had high prediction accuracy and generalization performance, and the research results could provide reference for the study on the regularity and water demand of greenhouse crops.

Key words: tomato; greenhouse; long short term memory; transpiration; prediction model

0 引言

作物蒸腾量是确定灌水计划的重要指标^[1-3]。植物的蒸腾作用受环境因子影响较大,根据设施环境因子的变化确定作物灌溉时间和灌溉量成为温室水分管理的重要方法,准确快速地测定作物蒸腾量将直接影响设施作物水分管理的精确控制^[4]。

目前,国内外学者针对作物蒸腾研究主要集中在 FAO56 Penman - Monteith (P - M) 公式的应用和改进^[5-7]。李银坤等^[8]综合考虑了气温、相对湿度、辐射等环境因素的影响,对 P - M 方程中与风速有关的空气动力学项进行修正得到 P - Mm,但在实际应用中,P - Mm 公式需要计算多个参数,且获取困难、计算耗时、耗力。因此,陈士旺等^[9]提出了基于基质含水率的遗传算法优化 BP 神经网络模型对温室番茄蒸腾量进行预测;孙国祥等^[10]提出了基于小波变换和动态神经网络模型对温室黄瓜蒸腾速率进行预测;王升等^[11-12]提出了基于随机森林算法和基因表达式编程算法的参考作物蒸发蒸腾量模型。上述预测模型属于浅层结构的机器学习方法,在处理大数据上缺少鲁棒性,导致模型普遍缺乏长效性和扩展能力。

长短期记忆网络 (Long short term memory, LSTM) 作为循环神经网络 (Recurrent neural network, RNN) 的变种模型,可以有效解决 RNN 训练时存在梯度消失和梯度爆炸等问题,大大提高了 RNN 网络的准确性。MOON 等^[13]利用环境和栽培信息,通过 LSTM 预测闭环无土栽培条件下根区营养液的电导率;JIMENEZ 等^[14]利用实时获取的土壤基质势数据的 LSTM 模型有效减少灌溉投入;周瑞等^[15]验证了 LSTM 递归神经网络模型对番茄目标产量预测具有较高准确性;谢家兴等^[16]基于气象数据集,应用 LSTM 方法对大面积柑橘果园蒸散量建立预测模型,结果表明,LSTM 模型在不同输入特征数量下具有较高的精度;谢秋菊等^[17]结合实际传感器监测的历史数据和猪舍外影响数据,建立了 LSTM 网络预测模型,实现了精确的猪舍内温湿度变化预测;陈英义等^[18]利用改进的 LSTM 模型预测 2 h 后水产养殖溶解氧含量,提高了预测精度;韩永

贵等^[19]提出了一种改进的 Elman 神经网络耗水模型对新疆杨耗水量进行模拟。然而利用 LSTM 神经网络对温室番茄蒸腾量预测的相关研究较少。

本文在与非线性自回归 (Nonlinear autoregressive with exogenous inputs, NARX) 神经网络、Elman 神经网络、RNN 等模型进行对比的基础上,构建基于 LSTM 神经网络的预测方法,以提高温室番茄蒸腾量预测精确度。

1 信息获取与预处理方法

1.1 试验地点

试验分别于 2019 年 9—10 月和 2020 年 9—10 月在中国农业大学信息与电气工程学院小型日光温室 (40°0'N, 116°21'E) 进行,该温室南北向布局,尺寸为 4.5 m × 3.2 m,属半干旱半湿润季风气候区。

1.2 试验设计与信息获取

试验所种作物为番茄,品种粉冠,苗龄为 6 ~ 7 片叶,选取营养生长期 (即幼苗期至开花坐果期) 试验数据研究温室番茄蒸腾量模型。采用柱状盆栽,盆口径 23 cm,底径 18 cm,高 21 cm。试验每个处理 4 个重复。种植番茄所用栽培基质为草炭、蛭石和珍珠岩,按照体积比 3 : 1 : 1 进行均匀混合^[20-21]。在此混合模式下,其容重和孔隙度适宜,同时采用滴灌方式,保证水分在基质水平和竖直方向上的平缓运移^[22]。

使用 ZigBee 集成传感器 (北京昆仑海岸传感技术有限公司, JZH - 0xx 型) 采集温室内空气温度 (Air temperature, AT)、相对湿度 (Relative humidity, RH) 和光照强度 (Light intensity, LI), 并通过 ZigBee 网关传输到云平台。2019 年数据采集时间为每日 06:00—18:00, 间隔 10 min 上传 1 组数据。选取 14 d 数据, 共计 1 022 组数据用于温室番茄蒸腾量模型的模拟, 如图 1a 所示; 2020 年数据采集时间为每日 06:30—17:30, 间隔 5 min 上传 1 组数据。选取 10 d 数据, 共计 1 330 组数据对所建模型进行验证, 如图 1b 所示。

相对叶面积指数 (Relative leaf area index, RLAI) 为作物垂直的投影面积所占背景总面积的百分比, 能够客观反映作物的长势变化, 同时在预测和实际应用

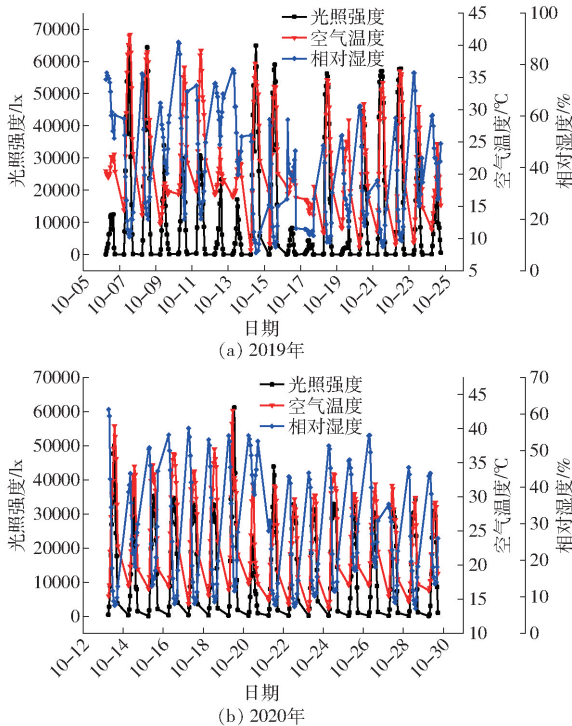


图 1 部分试验数据曲线

Fig. 1 Graphs of partial experimental data

中,具有同一性,差异性较小^[23]。获取番茄 RLAI 具体步骤如图 2 所示,RLAI 曲线如图 3 所示。

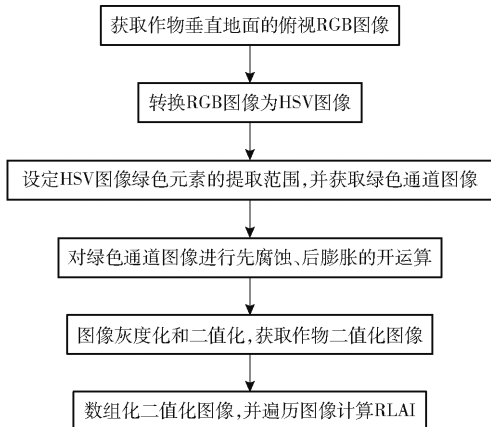


图 2 番茄叶片相对叶面积指数获取步骤

Fig. 2 Steps to obtain relative leaf area index of tomato leaves

采用称量法测量单株番茄实时蒸腾量(g)。在处理前 1 d,对植株进行充分灌水使基质水分尽量达到饱和,如图 4 所示,用精密电子计重秤(ACS-Z 系列,上海友声衡器有限公司,30 kg ± 1 g)每隔 10 min 称花盆和烧杯(500 mL)的质量(W_1, W_2, \dots, W_N),考虑到基质水分渗透,将烧杯放置在栽培盆支架下方准确测量作物蒸腾损失水量,即单株番茄的实际蒸腾量^[24]。番茄茎干周边基质上覆盖塑料薄膜以防止基质水分蒸发对测量造成影响,进一步提高番茄实际蒸腾量的获取精度。蒸腾量 ET 计算式为

$$ET_N = W_N - W_{N-1} \quad (1)$$

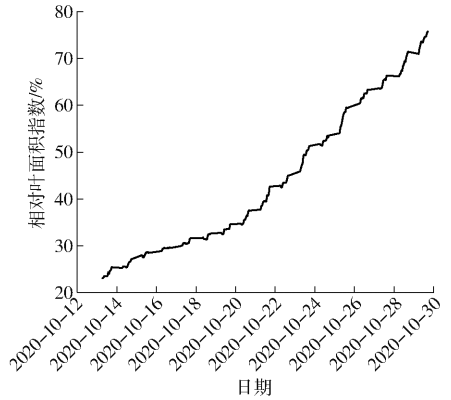


图 3 RLAI 曲线
Fig. 3 RLAI curve



图 4 单株番茄称量系统

Fig. 4 Single plant tomato weighing system

1.3 数据预处理

针对前后时间间隔较大的缺失数据,可采用天气类型相同或对相近相邻几天中同一时刻的数据来填补;对出现的异常数据采用均值平滑法进行处理,即

$$x_b = \frac{x_{b-1} + x_{b+1}}{2} \quad (2)$$

式中 x_b ——异常数据

x_{b-1}, x_{b+1} —— x_b 相邻的有效数据

为了加快训练速度,对数据进行归一化处理,即

$$x_k^* = \frac{x_k - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (3)$$

式中 x_k ——原始数据

x_k^* ——归一化后数据

x_{\min}, x_{\max} ——原始数据中的最小值和最大值

2 番茄蒸腾量预测模型构建

2.1 长短期记忆神经网络(LSTM)

LSTM 是一种时间循环神经网络,由 HOCHREITER 和 SCHMIDHUBER^[25] 首见提出,并在 2012 年被 GRAVES^[26] 进行了改良和推广,该模型能够对依赖信息进行长期学习,同时解决循环神经网络(RNN)存在的梯度消失问题。相较于传统的 RNN,LSTM 在 RNN 的隐藏层的神经元中,增加了一种被称为记忆单元的结构,用来存储过去的序列信息,同时增加输入门、输出门、遗忘门。输入门

用来控制信息输入,遗忘门用来控制细胞历史状态信息的保留,输出门用来控制信息输出。

设输入序列为 (x_1, x_2, \dots, x_t) , 隐藏层状态为 (h_1, h_2, \dots, h_t) , 则在 t 时刻有

$$i_t = \sigma(w_{hi}h_{t-1} + w_{xi}x_t + b_i) \quad (4)$$

$$f_t = \sigma(w_{hf}h_{t-1} + w_{xf}x_t + b_f) \quad (5)$$

$$c_t = f_t c_{t-1} + i_t \tanh(w_{hc}h_{t-1} + w_{xc}x_t + b_c) \quad (6)$$

$$o_t = \sigma(w_{ho}h_{t-1} + w_{xo}x_t + w_{co}c_t + b_o) \quad (7)$$

$$h_t = o_t \tanh(c_t) \quad (8)$$

式中 i_t, f_t, o_t ——输入门、遗忘门、输出门

c_t ——cell 单元

c_{t-1} ——前一时刻 cell 单元

h_{t-1} ——前一时刻隐藏层单元的输出信息

h_t ——当前输出信息

w_{hi}, w_{xi} ——输入门中与 h_{t-1} 和 x_t 递归连接的权重矩阵

w_{hf}, w_{xf} ——遗忘门中与 h_{t-1} 和 x_t 递归连接的权重矩阵

w_{ho}, w_{xo} ——输出门中与 h_{t-1} 和 x_t 递归连接的权重矩阵

w_{hc}, w_{xc} ——当前输入的单元状态中与 h_{t-1} 和 x_t 递归连接的权重矩阵

w_{co} —— c_t 递归连接的权重矩阵

b_i, b_f, b_c, b_o ——各个函数的偏移值

σ ——sigmoid 函数,使得遗忘门的输出值在 $[0, 1]$ 之间,当遗忘门的输出值为 0 时,表示将上一时刻的信息全部舍弃,输出值为 1 时,则表示全部保留

2.2 基于 LSTM 的番茄蒸腾量预测模型

基于上述算法,为了提高预测模型的精度,本文预测番茄蒸腾量预测流程如图 5 所示,其主要步骤包括数据获取及数据预处理、网络训练、番茄蒸腾量预测。

(1)通过布设传感器与摄像头采集与温室番茄蒸腾量变化相关的信息,包括 AT、RH、LI 及 RLAI 组成原始数据集,并对采集到的数据进行修复和归一化预处理,得到最终的辅助变量数据样本,并划分为训练样本集及测试样本集。

(2)采用试验方法对 LSTM 模型进行初始化设置,将训练样本数据集输入模型,不断调整模型参数,直到获取最优网络参数设置,包含学习率、隐藏层节点数、迭代次数、批尺寸和时间步长。

(3)将最优网络参数设置组合代入 LSTM 预测模型,得到最终的番茄蒸腾量预测模型,将测试样本输入优化后的番茄蒸腾量预测模型,计算番茄蒸腾量预测结果。

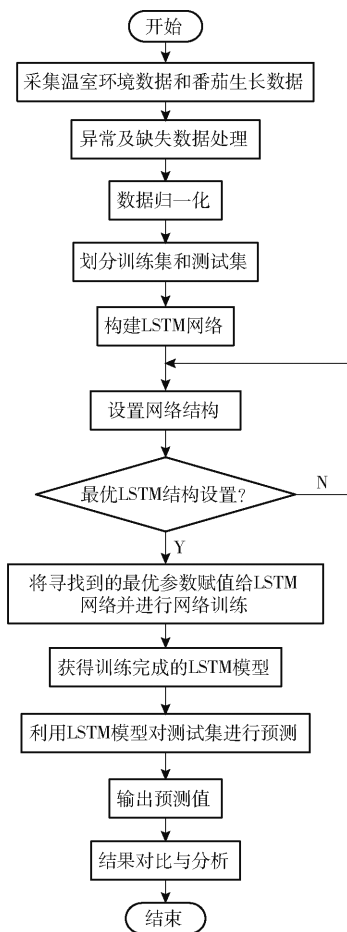


图 5 基于 LSTM 的番茄蒸腾量预测模型流程图

Fig. 5 Flow chart of tomato transpiration prediction model based on LSTM

2.3 模型评价指标

使用预处理后的数据作为模型的输入,对基于 LSTM 的预测模型进行训练和测试。采用平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和决定系数(R^2)作为预测模型性能评价指标。

3 试验结果与分析

3.1 仿真

采用 2019 年 9—10 月和 2020 年 9—10 月在中国农业大学信息与电气工程学院日光温室实测的番茄营养生长期数据进行仿真,其中选取 2019 年数据总计 1 022 个,将预处理后的关键影响因子以及蒸腾量数据序列按照时间顺序进行排序,并作为预测模型的训练数据。选取 2020 年数据总计 1 330 组,将预处理后的关键影响因子以及蒸腾量数据序列按照时间顺序进行排序,并对所建模型进行验证。

在模型中采用 Adam 算法进行优化,使用 MAE 损失函数计算误差,通过跟踪训练过程中的训练损失和测试损失,在运行结束时训练损失和测试损失如图 6 所示。

由图 6 可看出,随着训练次数的增加,训练损失

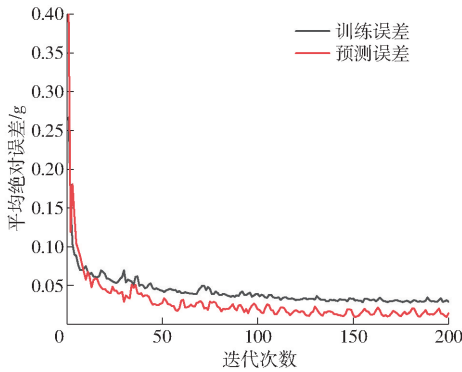


图 6 LSTM 模型的训练和测试损失

Fig. 6 LSTM model training and test loss

和测试损失都在逐渐减少,表明模型训练结果越来越好,训练损失是训练集损失值,因为模型在时刻变化,前期的训练损失会比后期的训练损失高。测试损失是测试集损失值,即训练集预测结果与测试集的平均绝对误差。

为了减少过拟合对预测模型的影响,添加 dropout 正则化,丢弃率取为 0.2。通过多次训练效果验证,得到训练及微调时的最佳网络参数:学习率为 0.001,迭代次数为 200,批尺寸为 73。为了探索网络结构参数(时间步长及隐含层节点数)对模型学习性能的影响,将时间步长设置为 1、3、5、7,隐含层节点数设为 50、100、150、200,对其进行两两组合,选取 RMSE 最小的 LSTM 网络结构设置。表 1、2 为 16 次试验所对应的不同网络结构下的 LSTM 模型 RMSE 和 MAE。从表 1、2 可看出,当时间步长为 5,隐含层节点数为 100 时,LSTM 网络在测试集上的 RMSE 达到最小,为 11.02 g,MAE 为 4.53 g。因此,得到 LSTM 最佳的网络参数如表 3 所示。

表 1 LSTM 不同网络参数下的 RMSE

Tab. 1 RMSE under different network parameters of LSTM g

时间 步长	隐含层节点数				均值
	50	100	150	200	
1	11.40	11.68	11.62	11.37	11.54
3	11.76	11.42	11.91	11.84	
5	11.49	11.02	11.29	11.50	
7	11.99	11.38	11.30	11.65	

将 2019 年训练样本集输入已构建的 LSTM 网络进行训练,采用 2020 年测试样本在已训练的网络进行模型性能测试,测试集的预测值和称量法得到的蒸腾量进行相关性分析,结果如图 7a 所示。整体预测精度较为理想,其 R^2 达到了 0.992 5,可以很好地拟合环境因子以及作物因子与番茄蒸腾量之间复杂的非线性关系。

表 2 LSTM 不同网络参数下的 MAE

Tab. 2 AME under different network parameters of LSTM g

时间 步长	隐含层节点数				均值
	50	100	150	200	
1	5.09	6.14	5.85	4.95	5.33
3	5.48	5.06	5.73	5.86	
5	5.63	4.53	4.71	5.46	
7	5.79	5.07	4.85	5.09	

表 3 模型参数调节结果

Tab. 3 Model parameters adjustment result

参数	数值
输入层节点数	4
输出层节点数	1
隐含层节点数	100
时间步长	5
丢弃率	0.2
批尺寸	73
初始化学学习率	0.001
初始化迭代次数	200

3.2 蒸腾量预测模型对比分析

为了验证在相同输入参数条件下模型的性能,更好地说明 LSTM 模型在番茄蒸腾量预测中的优越性,同时利用 NARX、Elman 及 RNN 模型对番茄蒸腾量进行预测并对比分析。NARX、Elman 及 RNN 模型测试集的预测值与称量法测得值的相关性分别如图 7b~7d 所示。

4 个算法在相同的运算环境的输入参数条件下,番茄蒸腾量随测试样本序号的变化曲线如图 8 所示。由图 8 可知,LSTM 和 RNN 的预测值更加接近真实值,且变化趋势几乎一致,其中 3 d 蒸腾量较低,但预测效果良好,普适性较强,而 Elamn 和 NARX 预测值在上午时刻与真实值差距较大,无法准确预测番茄蒸腾量的变化。

LSTM、NARX、Elman 及 RNN 模型的绝对误差曲线如图 9 所示。由图 9 可知,LSTM 误差曲线随着样本序号增大变化幅度较小,RNN 其次,而其他 2 种算法曲线变化波动较大。因此,LSTM 算法性能明显优于其他算法性能,并且算法受样本变化影响较小,再次证明了 LSTM 具有较高的泛化能力和良好的稳定性。

表 4 给出了 LSTM、NARX、Elman 及 RNN 方法在测试样本的评价指标。从表 4 可得, NARX、Elman 及 RNN 对温室番茄蒸腾量预测的 R^2 分别为 0.910 8、0.980 9 和 0.984 4, LSTM 模型的 R^2 为 0.992 5,其 R^2 分别提高了 0.081 7、0.011 6 和 0.008 1。LSTM 模型运行时间 18 s,仅次于 RNN 模

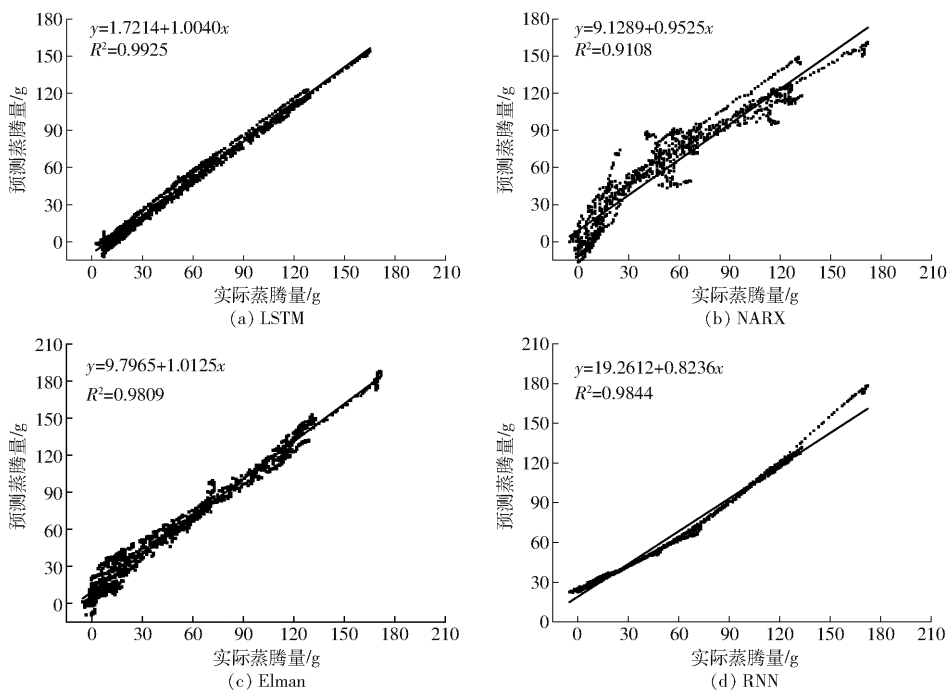


图7 不同模型预测值与实测值的相关曲线

Fig. 7 Correlation curves between predicted and measured values of different models

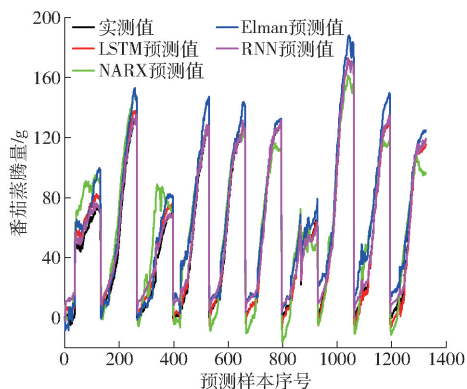


图8 测试集蒸腾量预测值

Fig. 8 Predicted values of transpiration content in test set

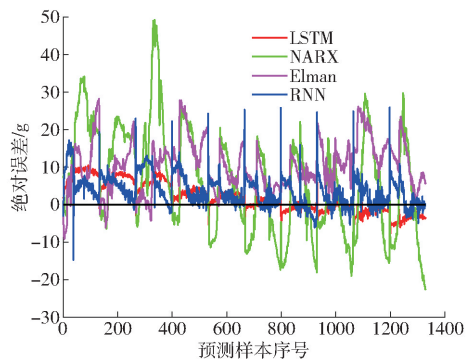


图9 绝对误差对比

Fig. 9 Absolute error comparison

型,但由图9所知,RNN误差范围波动更大,表明基于LSTM模型的番茄蒸腾量预测的相关性更好。同时,基于LSTM模型的RMSE和MAE均比NARX模型、Elman模型、RNN模型的小,表明LSTM模型能够有效地提高番茄蒸腾量预测精度。

表4 不同模型对温室番茄蒸腾量预测性能对比

Tab. 4 Comparison of predicting performance of greenhouse tomato transpiration by different models

网络模型	RMSE/g	MAE/g	R^2	t/s
LSTM	11.02	4.53	0.9925	18
NARX	15.46	12.69	0.9108	79
Elman	12.40	10.76	0.9809	37
RNN	11.38	5.05	0.9844	10

试验结果表明,所提模型预测精度明显优于其他3种方法的精度。基于LSTM的番茄蒸腾量预测模型可以提取数据的高层次特征,获得了较传统方法更好的非线性函数逼近效果,在一定程度上提高了算法的精度和泛化能力。试验结果表明,基于LSTM模型在农业大数据挖掘中能够表现出良好的特征学习能力。在构建预测模型时,不同的网络结构会导致不同的预测结果,因此在模型性能优化过程中,根据不同的应用领域、不同的数据构建不同的LSTM模型,再寻找最优网络参数设置,确定LSTM预测模型的最优网络设置。

4 结束语

研究了LSTM、NARX、Elman和RNN4种模型对番茄蒸腾量的预测效果。结果表明,在番茄营养生长期中,LSTM模型能够准确地预测番茄蒸腾量,预测精度和稳定性较高,模型RMSE、MAE和 R^2 分别为11.02g、4.53g和0.9925,均优于其他预测算法。良好的预测效果充分证明了基于LSTM的番茄蒸腾量预测模型的有效性和实用性,及解决复杂、非线性问题的作物蒸腾预测能力。

参 考 文 献

- [1] GONG X W, LIU H, SUN J S, et al. Comparison of Shuttleworth – Wallace model and dual crop coefficient method for estimating evapotranspiration of tomato cultivated in a solar greenhouse[J]. *Agriculture Water Management*, 2019, 217: 141 – 153.
- [2] CHEN Z L, ZHAO C J, WU H R, et al. A water-saving irrigation decision-making model for greenhouse tomatoes based on genetic optimization T – S fuzzy neural network[J]. *Transactions on Internet and Information Systems*, 2019, 13(6): 2925 – 2948.
- [3] YAN H F, ZHANG C, GERRITS M C, et al. Parametrization of aerodynamic and canopy resistances for modeling evapotranspiration of greenhouse cucumber[J]. *Agriculture and Forest Meteorology*, 2018, 262: 370 – 378.
- [4] 姚勇哲, 李建明, 张荣, 等. 温室番茄蒸腾量与其影响因子的相关分析及模型模拟[J]. *应用生态学报*, 2012, 23(7): 1869 – 1874.
YAO Yongzhe, LI Jianming, ZHANG Rong, et al. Greenhouse tomato transpiration and its affecting factors: correlation analysis and model simulation[J]. *Journal of Applied Ecology*, 2012, 23(7): 1869 – 1874. (in Chinese)
- [5] LOPEZ-URREA R, SANCHEZ J M, DE LA CRUZ F, et al. Evapotranspiration and crop coefficients from lysimeter measurements for sprinkler-irrigated canola[J]. *Agriculture Water Management*, 2020, 239: 106260.
- [6] TELUGUNTLA P, RYU D, GEORGE B, et al. Impact of flooded rice paddy on remotely sensed evapotranspiration in the Krishna River basin, India[J]. *Hydrological Processes*, 2020, 34: 2190 – 2199.
- [7] XU Q, YAN X F, GRANTZ D A, et al. Improving estimation of evapotranspiration during soil freeze-thaw cycles by incorporating a freezing stress index and a coupled heat and water transfer model into the FAO Penman – Monteith model[J]. *Agriculture and Forest Meteorology*, 2020, 281: 107847.
- [8] 李银坤, 郭文忠, 韩雪, 等. 基于称重式蒸渗仪实测值的温室茄子日蒸散量估算方法评价[J]. *中国农业气象*, 2020, 41(3): 129 – 137.
LI Yinkun, GUO Wenzhong, HAN Xue, et al. Evaluation of methods for estimating greenhouse eggplant daily evapotranspiration based on the values of weighing lysimeter measurements[J]. *Chinese Journal of Agrometeorology*, 2020, 41(3): 129 – 137. (in Chinese)
- [9] 陈士旺, 李莉, 杨成飞, 等. 基于基质含水率的作物蒸腾量估算与预测模型研究[J/OL]. *农业机械学报*, 2019, 50(增刊): 187 – 194.
CHEN Shiwang, LI Li, YANG Chengfei, et al. Estimation and prediction model of crop transpiration based on matrix moisture content[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(Supp.): 187 – 194. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2019s029&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.029. (in Chinese)
- [10] 孙国祥, 闫婷婷, 汪小岳, 等. 基于小波变换和动态神经网络的温室黄瓜蒸腾速率预测[J]. *南京农业大学学报*, 2014, 37(5): 143 – 152.
SUN Guoxiang, YAN Tingting, WANG Xiaochan, et al. A method of cucumber transpiration rate forecast based on wavelet transform and dynamic neural network[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2014, 37(5): 143 – 152. (in Chinese)
- [11] 王升, 付智勇, 陈洪松, 等. 基于随机森林算法的参考作物蒸发蒸腾量模拟计算[J/OL]. *农业机械学报*, 2017, 48(3): 302 – 309.
WANG Sheng, FU Zhiyong, CHEN Hongsong, et al. Simulation of reference evapotranspiration based on random forest method[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(3): 302 – 309. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170338&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.038. (in Chinese)
- [12] 王升, 陈洪松, 聂云鹏, 等. 基于基因表达式编程算法的参考作物蒸发蒸腾量模拟计算[J/OL]. *农业机械学报*, 2015, 46(4): 106 – 112.
WANG Sheng, CHEN Hongsong, NIE Yunpeng, et al. Simulation of reference evapotranspiration based on gene-expression programming method[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agriculture Machinery*, 2015, 46(4): 106 – 112. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150416&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.04.016. (in Chinese)
- [13] MOON T, AHN T L, JUNG E, et al. Forecasting root-zone electrical conductivity of nutrient solutions in closed-loop soilless cultures via a recurrent neural network using environmental and cultivation information[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2018, 9: 859.
- [14] JIMENEZ A F, ORTIZ B V, BONDESAN L, et al. Long short-term memory neural network for irrigation management: a case study from Southern Alabama, USA[J]. *Precision Agriculture*, 2021, 22: 475 – 492.
- [15] 周瑞, 魏正英, 张育斌, 等. 基于 LSTM 递归神经网络的番茄目标产量时间序列预测[J]. *节水灌溉*, 2018(8): 66 – 70.
ZHOU Rui, WEI Zhengying, ZHANG Yubin, et al. Time series prediction of tomato yield based on LSTM recurrent neural network[J]. *Water Saving Irrigation*, 2018(8): 66 – 70. (in Chinese)
- [16] 谢家兴, 高鹏, 孙道宗, 等. 基于长短期记忆的柑橘园蒸散量预测模型[J/OL]. *农业机械学报*, 2020, 51(增刊2): 351 – 356.
XIE Jiaying, GAO Peng, SUN Daozong, et al. Modeling on prediction of evapotranspiration of citrus orchard based on LSTM[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(Supp. 2): 351 – 356. <http://www.j-csam.org/jcsam/>

- org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 2020s241&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.S2.041. (in Chinese)
- [17] 谢秋菊,郑萍,包军,等. 基于深度学习的密闭式猪舍内温湿度预测模型[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(10):353-361.
XIE Qiuju, ZHENG Ping, BAO Jun, et al. Thermal environment prediction and validation based on deep learning algorithm in closed pig house[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(10):353-361. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20201040&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.10.040. (in Chinese)
- [18] 陈英义,方晓敏,梅思远,等. 基于WT-CNN-LSTM的溶解氧含量预测模型[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(10):284-291.
CHEN Yingyi, FANG Xiaomin, MEI Siyuan, et al. Dissolved oxygen prediction model based on WT-CNN-LSTM[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(10):284-291. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20201032&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.10.032. (in Chinese)
- [19] 韩永贵,高阳,韩磊,等. 基于模糊规则的人工神经网络模拟新疆杨蒸腾耗水[J]. 应用生态学报,2020,31(5):1525-1534.
HAN Yonggui, GAO Yang, HAN Lei, et al. Modeling water consumption of *Populus bolleana* by artificial neural network based on fuzzy rules[J]. Journal of Applied Ecology, 2020,31(5):1525-1534. (in Chinese)
- [20] PAPAPOPOULOS A P, BARTAL A, SILBER A, et al. Inorganic and synthetic organic components of soilless culture and potting mixes[J]. Soilless Culture, 2008(12):505-543.
- [21] MARGENOT A J, GRIFFIN D E, ALVES BARBARS S Q, et al. Substitution of peat moss with softwood biochar for soil-free marigold growth[J]. Industrial Crops and Products, 2018, 112:160-169.
- [22] 徐丽萍,张朝晖. 基于Hydrus-1D的滴灌土壤水分运移数值模拟[J]. 节水灌溉,2019(2):64-67.
XU Liping, ZHANG Zhaohui. Numerical simulation of soil water transport under drip irrigation based on Hydrus-1D[J]. Water Saving Irrigation, 2019(2):64-67. (in Chinese)
- [23] LI L, CHEN S W, YANG C F, et al. Prediction of plant transpiration from environmental parameters and relative leaf area index using the random forest regression algorithm[J]. Journal of Cleaner Production,2020,261:121136.
- [24] 李建明,任瑞丹,范兵华,等. 灌溉量对温室全有机营养液栽培甜瓜根际环境和茎流的影响[J]. 农业工程学报,2020,36(7):217-224.
LI Jianming, REN Ruidan, FAN Binghua, et al. Effects of irrigation amount on the rhizospheric environment and stem flow of melon cultivated with full organic nutrition in greenhouse[J]. Transactions of the CSAE, 2020,36(7):217-224. (in Chinese)
- [25] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8):1735-1780.
- [26] GRAVES A. Supervised sequence labelling with recurrent neural networks[M]. Berlin: Springer-Verlag,2012.

~~~~~

(上接第281页)

- [25] JE S M, HUN J H. Estimation of future power consumption level in smart grid: application of fuzzy logic and genetic algorithm on big data platform[J]. International Journal of Communication Systems, 2021, 34(2):e4056.
- [26] 马宁. 基于遗传算法多目标优化的工程项目调度[J]. 科学技术与工程,2020,20(33):13730-13734.  
MA Ning. Project scheduling based on multi-objective optimization of genetic algorithms[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(33):13730-13734. (in Chinese)
- [27] GAO X, XIE W X, WANG Z, et al. Predicting human body composition using a modified adaptive genetic algorithm with a novel selection operator[J]. PloS ONE, 2020, 15(7):e0235735.
- [28] 孙文娟,陈海波,黄颖青. 基于自适应遗传算法的爆炸冲击响应谱时域重构优化方法[J]. 高压物理学报,2019,33(5):67-76.  
SUN Wenjuan, CHEN Haibo, HUANG Yingqing. Time domain reconstruction optimization method of blast shock response spectrum based on adaptive genetic algorithm[J]. Chinese Journal of High Pressure Physics, 2019, 33(5): 67-76. (in Chinese)
- [29] 朱艳,吴华兵,田永超,等. 基于冠层反射光谱的棉花叶片氮含量估测[J]. 应用生态学报,2007,4(10):2263-2268.  
ZHU Yan, WU Huabing, TIAN Yongchao, et al. Estimation of nitrogen concentration in cotton leaf based on canopy reflectance spectra[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2007, 4(10): 2263-2268. (in Chinese)