基于自适应Kalman滤波与GWO-LSTM-Attention的温室温湿度预测方法

蔡玉琴, 刘大铭*, 徐 琴, 李波洋, 刘博杰

(宁夏大学 电子与电气工程学院, 宁夏银川 750000, 中国)

摘 要: **[目的/意义]** 针对温室温湿度预测中多传感器数据融合可靠性低、传统模型忽略温湿度动态耦合, 以及参数调优依赖人工经验等问题。**[方法]** 首先, 对传统卡尔曼(Kalman)滤波算法实施改进, 通过动态调整过程噪声协方差和观测噪声协方差, 结合新息方差动态分配多传感器权重。其次, 针对温湿度的强耦合性及其协同控制的需求, 构建多输出长短期记忆-注意力机制(Long Short-Term Memory -Attention, LSTM-Attention)模型, 以温湿度协同预测为目标, 引入注意力机制自适应加权关键环境因子, 并采用灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)自动对超参数进行寻优。**[结果和讨论]** 提出的自适应卡尔曼滤波算法在多点温湿度融合中的平均绝对偏差分别为1.59 ℃和8.64%, 比传统卡尔曼滤波算法分别降低1.24%、8.57%。以该算法融合结果作为模型训练集, 模型在温湿度预测中决定系数R^2分别达到98.2%和99.3%, 比传统Kalman提升4.7%和4.3%。GWO-LSTM-Attention模型的温湿度预测均方根误差分别为0.776 8 ℃和2.056 4%, 比LSTM、LSTM-Attention时间序列预测模型分别降低15.6%、6.6%, 湿度分别降低29.2%、5.7%。**[结论]** 提出的自适应卡尔曼融合算法能够有效抑制异常值影响, 可在非平稳环境变化下实现多传感器数据可靠融合。在温室多环境因子预测中, GWO-LSTM-Attention模型温湿度预测值在未来可作为控制温室环境的重要参考, 进而实现对温室环境的实时调控。

关键词: 日光温室; 卡尔曼滤波; 灰狼优化算法; 长短期记忆神经网络; 注意力机制

中图分类号: P237;P642.26 **文献标识码:** A **文章编号:** SA202506033

引用格式:蔡玉琴, 刘大铭, 徐琴, 李波洋, 刘博杰. 基于自适应Kalman滤波与GWO-LSTM-Attention的温室温湿度预测方法[J]. 智慧农业(中英文), 2026, 8(1): 148-155. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202506033

CAI Yuqin, LIU Daming, XU Qin, LI Boyang, LIU Bojie. Greenhouse Temperature and Humidity Prediction Method Based on Adaptive Kalman Filter and GWO-LSTM-Attention[J]. Smart Agriculture, 2026, 8(1): 148-155. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202506033 (in Chinese with English abstract)

0 引 言

温室是中国设施农业的重要生产类型, 温度和湿度对温室作物的生长发育有着直接影响, 温度过高或过低会导致作物生长缓慢、发育畸形甚至死亡, 湿度不适则可能引发病虫害, 严重影响作物的产量和品质[1,2]。温室环境是由多种环境因子共同作用的动态系统, 内部温湿度受到多种因素(光照、通风、灌溉、作物生理活动等)的综合影响, 具有强非线性、时变性与耦合性[3]。在温室生产过程中, 提前预测短时间内温湿度变化情况可以及时对通风、加热、灌溉等设备进行调整, 降低能耗提升生产效率, 并为作物营造更加理想的生长条件[4]。

近年来, 递归神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN)[5]及其变体长短期记忆神经网络(Long Short-Term Memory, LSTM)[6,7], 以及门控单元(Gate Recurrent Unit, GRU)在处理复杂时间序列的任务中被广泛应用[8]。针对建筑能耗问题和现有室内温度预测研究的不足, FANG等[9]提出了一种基于LSTM的seq2seq模型架构, 实现对建筑物不同区域的室内温度进行多步预测, 该模型在

收稿日期: 2025-06-25

基金项目: 宁夏自然科学基金项目(2024AAC03090)

作者简介: 蔡玉琴, 硕士研究生, 研究方向为新一代网络技术与机器人智能控制。E-mail: m297295@163.com

*通信作者: 刘大铭, 硕士, 教授, 研究方向为嵌入式系统与物联网技术。E-mail: nxldm@126.com

copyright©2026 by the authors (登录www.smartag.net.cn免费获取电子版全文)

48 h内的预测效果均优于对比模型。YANG等[10]结合LSTM捕捉非线性趋势和前馈注意力机制（Feed-Forward Attention Mechanism, FAM）提取关键信息的能力，提出了FAM-LSTM模型架构，在温室温度和湿度预测中可有效处理多变量时间序列数据，相比传统模型在预测精度上有了显著提升。

温室多维环境因子数据存在体量大、计算成本高等特点，传统LSTM模型在训练过程中依靠人工经验手动调节参数，处理高维数据时收敛速度较慢且容易陷入局部最优。针对该问题，祖林禄等[11]通过麻雀搜索算法（Sparrow Search Algorithm, SSA）对LSTM神经网络的超参数进行优化，实现对温室内6种环境因子的预测，其中温湿度的决定系数分别达到了98.2%和97.6%。毛晓娟等[12]使用灰狼优化算法（Grey Wolf Optimizer, GWO）对LSTM的超参数进行寻优，在预测步长分别为30和60 min时温度的决定系数比LSTM高了0.3%和1.02%。

注意力机制的引入可以根据输入序列调整对不同输入的关注度，从而更好地表达输入的重要内容[13]。GUO等[14]将LSTM与时空注意力机制结合，在6、12、24 h水温预测中的均方根误差（Root Mean Squared Error, RMSE）均低于基准模型。张观山等[15]将LSTM与注意力机制结合，在12、24、48 h空气温度预测中决定系数最低为95%，均方根误差比LSTM降低了0.53。孟繁佳等[16]在SSA-LSTM的基础上引入注意力机制，温室内部温湿度的预测平均绝对百分比误差（Mean Absolute Percentage Error, MAPE）比祖林禄等[11]提出的SSA-LSTM分别低了0.3%和0.4%。

考虑温室内部单一传感器无法反映所有区域的温湿度，为了全面覆盖温室内部区域，采集数据时一般会使用多个传感器。在温室环境因子多传感器数据融合中以简单平均法和加权平均法为主，而在温室环境中，传感器性能通常不稳定，容易产生噪声和离群值[17, 18]。采用传统方法融合容易受到离群值的影响，降低融合结果的可靠性，从而对模型训练造成影响。针对该问题，本研究提出了一种自适应卡尔曼滤波算法，通过状态估计动态分配每个传感器的权重，实现对多个传感器数据的可靠融合。

在温室温湿度预测中，大部分研究单独对温湿度进行预测[15, 16, 19]，而温湿度调控需遵循动态协同关系，若采用单变量预测模型可能忽略变量间耦合性（如高温与高湿不并存），此时需人工干预协调控制决策；而多输出协同预测模型可同步生成物理一致的温湿度组合，直接支撑设备联动调控[17, 20]。因此，本研究构建了结合注意力机制的LSTM模型，以温湿度共同作为输出，并通过注意力机制调整输入环境因子权重，从而提升模型预测精度。

温室环境预测调参依赖人工经验，不能有效学习序列特征，本研究使用GWO优化模型参数，自动调参优化，避免人工调参误差。

1　数据与方法

1.1　实验区概况

实验地点在宁夏恒生育苗基地，实验温室为西北地区典型的双层膜日光温室。温室建筑尺寸为长69 m，宽8.8 m，后墙高3.5 m，屋脊高5 m。温室配备棉被、上下风口、冷热风机，以及喷湿设备进行温室环境调控。

1.2　数据采集

温室内环境控制设备（上下风口、棉被、喷湿、风机）历史操作状态，由团队人员通过自主研发的温室环境智能管控平台进行操作并记录，每个时间步对应的设备状态开启记为1，关闭记为0。为了真实反映育苗温室整体环境特征，布设了多点温湿度传感器，传感器参数见表1。

表1　温室数据采集传感器参数

Table 1　Parameters of greenhouse data acquisition sensors

数据类型	型号	量程	分辨率	数量
温度	WQX-TH	−40～80 ℃	0.01 ℃	4
湿度	WQX-TH	0～100% RH	0.01% RH	4
光照强度	WQX-L	0～157 286 lux	1 lux	1
辐射强度	WQX-R	0～2 000 W/M^2	1 W/M^2	1
气象站	FT-QCLF8	/	/	1

注：/表示不明确展示该项的参数。

在温室上空垂直地面2.6 m处安装4个温湿度传感器、光照和辐射强度传感器各1个。温室内外环境因子通过团队自主研发的温室环境监测系统记录，数据每分钟上报一次。温室内部通过无线传感器采集温度、湿度、光照强度、辐射强度，温室外安装小型气象站采集室外温湿度、风速、风向、风力和降雨量等数据。实验选取温室某一批种苗从播种到出苗的完整生育期（2024年4月1日至4月26日，共37 381组）的数据。

1.3 数据处理

1.3.1 缺失数据填充

处理所采集数据前，需要对各传感器数据进行缺失值插补，具体填充策略如下：

短缺失段（≤ 10 steps）采用前向、后向或线性插值。

长缺失段（> 10 steps）使用动态时间规整（Dynamic Time Warping，DTW）算法通过寻找相似段进行填充[21]。

1.3.2 自适应卡尔曼滤波算法融合

针对同一特征多传感器数据的融合，常用方法（简单平均法、加权平均法）容易受异常传感器影响且动态适应性不足。卡尔曼滤波是一种基于状态空间模型的递归估计算法，它通过将系统的动态模型与观测数据结合，高效实现对系统状态的最优估计。该算法的核心是“预测”和“更新”两个步骤的迭代，通过协方差矩阵描述估计不确定性，从而得到最小均方误差意义下的最优状态估计[22]。本研究通过动态调整卡尔曼滤波器的过程噪声协方差（Q）、观测噪声协方差（R），并基于新息方差对各传感器权重进行动态分配，以实现在温室环境下的多传感器数据可靠融合。公式推导如下：

1）单传感器卡尔曼滤波。基于卡尔曼滤波的预测-更新框架，对每个传感器进行独立滤波，输出每个传感器估计值$\hat{x}_k$和新息v_k。传感器新息反映了观测值与预测值之间的不一致性，定义为观测值z_k与预测值$\hat{x}_k^-$的差，如公式（1）所示。

$$v_k = z_k - \hat{x}_k^- \tag{1}$$

式中：k只用于区分不同时间步。

2）自适应参数调整。观测噪声协方差R的自适应使用滑动窗口统计残差方差调整，如公式（2）所示。

$$R_k = \alpha \times var\left(v_{k-w+1}, \cdots, v_k\right) \tag{2}$$

式中：α为调节系数；w为窗口大小；$R_k \in \left[R_{\min},\ 1.0\right]$；$var$用来计算窗口内新息序列的方差。

过程噪声Q的自适应基于状态变化的方差调整如公式（3）所示。

$$\begin{cases} Q_k = \beta \times var\left(\Delta x_{k-w+1}, \cdots, \Delta x_k\right) \\ \Delta x_k = x_k - x_{k-1} \end{cases} \tag{3}$$

式中：β为调节系数；Q表示过程噪声，$Q_k \in [Q_{\min},\ 2.0]$；x_k和x_{k-1}为传感器当前和上一时间步的值。

3）多传感器融合。动态权重分配：权重ω_i的更新基于新息的方差，方差越小则权重越高，如公式（4）所示。

$$\omega_i = \frac{1}{v_i^2 + \epsilon} \Big/ \sum_{j=1}^{N} \frac{1}{v_j^2 + \epsilon} \tag{4}$$

式中：ϵ为防止除零的小量；v_i和v_j指不同传感器的新息；ω_i为传感器i的权重；N为传感器数量。

加权融合各传感器的局部估计x_{fused}，如公式（5）所示。

$$x_{\text{fused}} = \sum_{i=1}^{N} \omega_i \hat{x}_i^- \tag{5}$$

1.3.3 归一化

各类数据之间存在单位和量纲的差异，需要对数据进行归一化处理，采用Min-Max Normalization将数据集的每个特征映射到[0，1]区间内。

1.4 GWO-LSTM-Attention模型

1.4.1 长短期记忆网络

LSTM通过引入门控机制，使模型能够对历史信息进行有选择地保留与遗忘，从而有效地捕捉序列数据中的长期依赖关系，在一定程度上解决了RNN中普遍存在的梯度消失和梯度爆炸的问题[23]。LSTM的门控机制通过遗忘门、输入门和输出门控制信息的流动方式。遗忘门f_t决定哪些信息从记忆单元中丢弃（公式（6）），输入门i_t控制新信息的存储（公式（7）），$\widetilde{C}_t$为候选单元状态（公式（8）），C_t更新单元状态（公式（9）），输出门o_t决定哪些信息从记忆单元输出（公式（10）和公式（11））。

$$f_t = \sigma\left(\boldsymbol{W}_f \cdot \left[h_{t-1}, x_t\right] + b_f\right) \tag{6}$$

$$i_t = \sigma\left(\boldsymbol{W}_i \cdot \left[h_{t-1}, x_t\right] + b_i\right) \tag{7}$$

$$\widetilde{C}_t = \tanh\left(\boldsymbol{W}_C \cdot \left[h_{t-1}, x_t\right] + b_C\right) \tag{8}$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \widetilde{C}_t \tag{9}$$

$$o_t = \sigma\left(\boldsymbol{W}_o \cdot \left[h_{t-1}, x_t\right] + b_o\right) \tag{10}$$

$$h_t = o_t \odot \tanh\left(C_t\right) \tag{11}$$

式中：x_t表示当前时间步的输入；h_t表示当前时间步的隐藏状态；$\boldsymbol{W}_f$、$\boldsymbol{W}_i$、$\boldsymbol{W}_C$、$\boldsymbol{W}_o$分别表示遗忘门、输入门、候选细胞状态和输出门的权重矩阵；b_f、b_i、b_C、b_O分别对应各个门的偏置项。

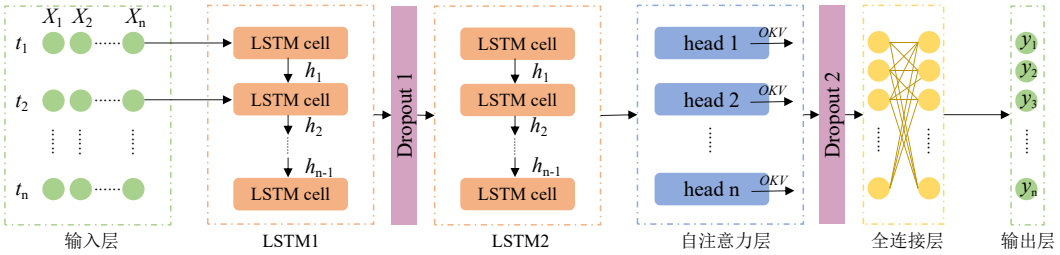
1.4.2 注意力机制

在序列处理任务中，注意力机制可以通过计算输入序列中各元素的“重要性权重”，让模型动态

地关注与当前输出相关性较高的信息，增强模型对长序列的建模能力，缓解传统循环神经网络（RNN/LSTM）的长距离依赖问题。

1.4.3　GWO-LSTM-Attention模型构建

1）模型基本层结构。本研究构建的模型包含5层，分别是输入层、LSTM层、Attention层、全连接层和输出层。模型结构如图1所示。



注：OKV（Output Key Value）为注意力机制中的输出键值；head 1～head n 为多头自注意力的并行计算分支。

图1　LSTM-attention模型结构图

Fig. 1　The structure of the LSTM-attention

输入层：输入多维特征序列，输入层将输入数据转换为适合LSTM模型的三维格式。

LSTM层：包含LSTM1、Dropout、LSTM2（LSTM1和LSTM2隐藏单元数相同），Dropout层通过在训练过程中随机忽略部分神经元，可以有效提升模型的泛化能力，降低对特定训练样本的过度依赖，从而防止过拟合现象。

Self-attention层：捕捉全局依赖关系，通过计算输入序列中各元素的“重要性权重”，让模型动态地关注与当前输出相关性较高的信息，提升模型对长序列的建模能力。

全连接层：将LSTM层提取的特征进行整合、变换和降维。

输出层：接受来自全连接层的特征表示，并将其映射到预测序列上。

2）灰狼优化算法。由MIRJALILI等[24]于2014年提出。算法模拟了灰狼群体中严格的社会等级制度和高效的协作捕猎机制，该算法中，Alpha（最优）、Beta（次优）和Delta（第3优）狼引导Omega狼（候选解）进行搜索更新，在收敛速度、参数设置复杂度及实现的简便性方面都表现出一定优势[25]。本研究使用GWO对模型的学习率、批次大小、丢弃率和隐藏单元数进行参数优化，其寻优流程如图2所示。该流程首先初始化灰狼种群参数，包括种群大小、初始位置，以及全局最优位置。其次，通过排序适应度评估值选出Alpha、Beta和Delta狼。基于Alpha狼的位置信息，更新狼群中其他个体（即待优化的参数组合）的位置。若满足预设的终止条件（如达到最大迭代次数或精度要求），则输出当前最优参数组合；否则，继续迭代更新狼群位置。最后，利用获得的最优参数组合训练最终模型。

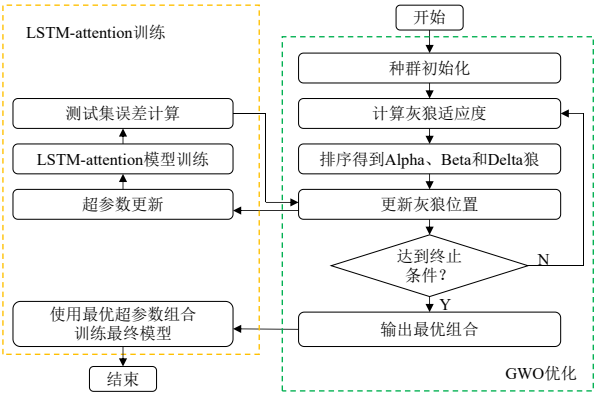


图2　GWO优化流程示意图

Fig. 2　The flowchart of GWO optimization

2　结果与分析

2.1　自适应卡尔曼滤波多源数据融合

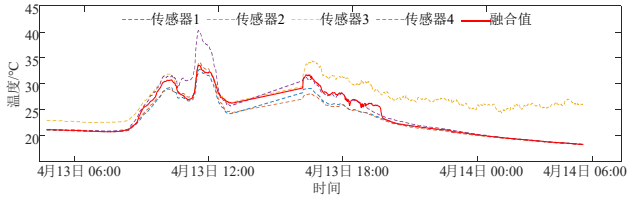
通过数据填充算法对缺失值进行填充后，采用提出的自适应卡尔曼滤波算法对4个温湿度传感器的数据进行融合。对于调节系数α、β，窗口大小w的取值使用网格搜索法确定。通过实验得出当$\alpha\in[0.5, 1.0]$、$\beta\in[0.5, 1.0]$、$w\in[1, 60]$时，α=0.4，β=0.7，w=10滤波算法能在平滑噪声和保持信号响应速度之间取得最佳平衡。统计融合值与原始测量值的平均绝对偏差（Mean Absolute Deviation, MAD），并以不同融合算法的结果作为模型训练集训练模型计算预测变量相关系数r，对融合效果进行评估（表2），并绘制部分时序图（图3）。

从表2的一致性统计结果可以看出，本研究提出的改进算法在融合精度上具有显著优势。在温度

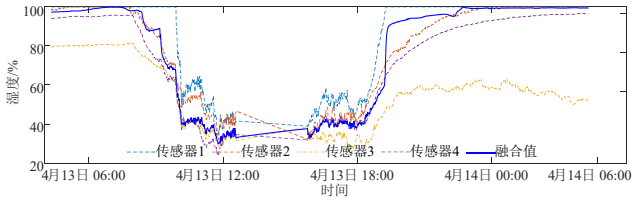
表2 多传感器温湿度数据融合方法性能对比

Table 2 Performance comparison of data fusion methods for temperature and humidity of multiple sensors

融合方法	温度MAD/℃	湿度MAD/%	温度r/%	湿度r/%
自适应卡尔曼	1.59	8.64	98.2	99.3
卡尔曼	1.61	9.45	93.5	95.0
简单平均	1.93	9.30	86.7	92.6
加权平均	1.92	9.21	86.6	92.9



a. 温度融合效果



b. 湿度融合效果

图3 不同融合方法温湿度融合效果可视化

Fig. 3 Visualization of the integration effect of temperature and humidity using different fusion methods

融合中，自适应卡尔曼算法取得1.59 ℃的MAD，比传统卡尔曼算法降低1.24%；湿度融合中取得8.64%的平均绝对偏差，降低8.57%。在模型训练中，以融合值为训练集，温湿度相关系数分别为98.2%和99.3%，比传统卡尔曼提升4.7和4.3个百分点。表明融合数据最大程度保留真实物理规律，为模型提供高置信度训练样本。

从融合值与实际值时序对比图来看，传感器3在图示时段与其他3个传感器的温湿度产生严重偏离。然而，融合值没有跟随异常传感器3的波动，而是与正常工作的传感器1、2、4保持一致，因此，融合值与异常传感器3的偏差较大，这说明算法成功抑制了传感器3的异常值影响。此外，融合曲线比单一传感器曲线更平滑，在平稳阶段始终保持在4个传感器的中间位置，说明算法能够有效降低随机噪声。

2.2 GWO-LSTM-Attention温湿度预测

2.2.1 特征变量分析

本研究数据集记录特征有室内温度、湿度、光照强度、辐射强度；室外温度、湿度、光照强度、辐射强度、风速；温室上风口、下风口、棉被状态。通过计算相关系数r（表3）评估变量之间的相关性。

表3 温室环境特征相关系数

Table 3 Correlation coefficients related to greenhouse environmental characteristics

环境因子	室内光照	室内辐射	室外温度	室外湿度	室外光照	室外辐射	风速	上风口	下风口	棉被
室内温度	0.734 6	0.740 8	0.859 3	−0.667 8	0.793 9	0.805 8	0.363 6	0.706 9	0.687 6	−0.133 2
室内湿度	−0.693 0	−0.708 0	−0.767 2	0.678 2	−0.698 6	−0.714 8	−0.458 9	−0.621 2	−0.585 8	0.117 1

从相关性分析来看，预选变量与室内温湿度基本都呈现极强相关性($0.6 \leqslant |r| \leqslant 0.8$)，棉被与室内温湿度之间呈现弱相关($0 \leqslant |r| \leqslant 0.2$)。

2.2.2 模型训练及优化

本研究使用MATLAB R2024a编写代码进行模型训练。按照8∶1∶1的分配比例将数据集划分成训练集、验证集和测试集，优化器选择Adam。

通过对比迭代次数10、20、30的优化效果，发现20次迭代内已稳定收敛。因此，将灰狼种群大小设置为10，寻优过程的最大迭代次数为20，以温湿度的RMSE之和为适应度，分别对学习率、批次大小、隐藏单元数和丢弃率进行寻优。最终在第17次迭代达到最优适应度，此时的超参数分别为0.000 411 79、237、244、0.427 71。

2.2.3 预测效果分析

根据GWO的优化结果设置LSTM-attention模型参数训练温湿度模型，以历史温室内外环境因子及设备状态为输入对未来1 h温湿度变化情况进行预测。同时对GRU、LSTM、LSTM-attention的温湿度预测模型，通过手动调节超参数并训练模型进行对比。在相同输入输出参数下，以全局RMSE、平均绝对误差（Mean Absolute Error, MAE）和R^2为评估指标，并绘制测试集的残差曲线（图4），不同模型在测试集上的各评估指标对比如表4所示。

由表4可知，预测温度的RMSE（0.776 8 ℃）、MAE（0.549 8 ℃）和R^2（0.987 5）均为最优，其中，RMSE比对比模型LSTM和LSTM-attention分别降低了15.6%和6.6%；预测湿度的RMSE（2.056 4%）、MAE（1.811 0%）和R^2（0.994 7）同

表4　各模型性能对比

Table 4　Performance comparison of various models

对比模型	温度			湿度		
	RMSE	MAE	R^2	RMSE	MAE	R^2
LSTM	0.920 9	0.646 0	0.982 4	2.906 5	1.892 3	0.993 2
GRU	1.345 7	1.190 9	0.949 0	4.653 5	4.188 1	0.965 9
LSTM-attention	0.832 0	0.767 9	0.977 4	2.182 0	1.942 5	0.993 4
GWO-LSTM-Attention	0.776 8	0.549 8	0.987 5	2.056 4	1.811 0	0.994 7

样最优，RMSE较对比模型分别降低了29.2%和5.7%，证明灰狼优化算法有效提升了模型精度与泛化能力。在基础模型中，LSTM在温度预测上表现较好（RMSE 0.920 9 ℃，MAE 0.646 0 ℃），GRU表现最差（如湿度MAE达4.188 1%），说明LSTM结构更适应该任务；通过对比LSTM与LSTM-Attention的指标，可以发现温湿度的MAE都有了轻微上升。但从整体来看，注意力机制带来了更积极的效果：温度RMSE降低9.7%，湿度RMSE降低25%，同时决定系数R^2保持稳定。MAE和RMSE对误差的敏感性不同，RMSE的显著降低表明注意力机制的加入有效减少了模型对温湿度极端值的预测偏差。

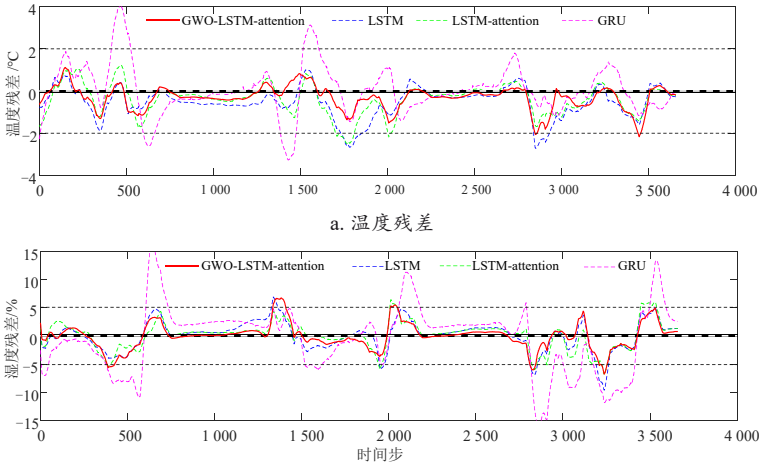
由图4残差曲线来看，LSTM与GRU残差波动很大，容易受异常数据影响，而LSTM-attention的残差范围相比LSTM更小，说明注意力机制有效降低了异常波动对LSTM预测的影响。经GWO对模型参数进行优化后，GWO-LSTM-Attention的温湿度残差分布范围更密集，温度波动保持在［−2，2］，湿度保持在［−5，5］。相比其他模型，波动幅度更小，说明预测稳定性与精度优于其他模型，经过GWO参数调优模型拟合精度更高、平稳性更好。

3　结　论

本研究提出自适应卡尔曼滤波算法，通过动态调整Q、R，并基于新息方差动态分配传感器权重，旨在克服传统温室多传感器融合算法易受噪声干扰、可靠性不足的缺陷。实验表明，融合后温湿度数据的MAD分别为1.59 ℃和8.64%，较传统卡尔曼滤波的温湿度误差分别降低1.24%和8.57%。以融合数据作为训练集构建模型，模型对温湿度的R^2分别达98.2%和99.3%，较传统卡尔曼算法提升4.7和4.3个百分点，说明该算法能有效抑制融合过程中的异常数据干扰，为模型训练提供高可靠性数据基础。

针对温室环境因子存在的强耦合性、时滞性、非线性，以及温湿度调控需协调的需求，本研究构建了基于注意力机制的多输出LSTM模型。该模型以温湿度协同预测为目标，通过注意力机制自适应加权关键环境因子，精准捕捉变量间动态交互关系；为了解决人工调参的不确定性问题，进一步引入GWO自动寻优超参数。优化后的GWO-LSTM-Attention模型表现出优异的稳定性与预测精度：温湿度RMSE分别达到0.776 8 ℃和2.056 4%，比基础LSTM-attention模型分别降低6.6%和5.7%，证明GWO在提升模型泛化能力与收敛效率中的关键作用。

本研究通过结合自适应卡尔曼滤波算法与GWO-LSTM-Attention，解决了温室环境监测与预测中的关键问题。其中，自适应卡尔曼滤波算法通过动态噪声协方差调整和新息驱动权重分配机制显



a. 温度残差

b. 湿度残差

图4　各模型测试集预测残差对比

Fig. 4　Comparison of prediction residuals of each model's test set

著提升了数据融合质量，为多源异构传感器网络提供了可靠的融合框架。基于GWO-LSTM-Attention模型的多目标协同预测结构，实现变量间动态交互的精准建模，可在后续研究中为温室环境调控提供高精度预测工具。在后续的研究中将继续收集跨季节、覆盖全年的温室环境数据，对算法的鲁棒性与模型的泛化能力进行更全面和深入的验证。同时，将进一步推进预测模型在实际温室协同控制系统中的应用部署，验证其在实际生产环境中的有效性与经济性，明确其应用价值，为构建节能高效的智能温室调控系统提供理论支持与实践方向。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] 张茹. 温室大棚黄瓜病虫害防治的综合管理模式研究[J]. 新农民, 2025(14): 82-84.

[2] 艾永刚. 基于温室蔬菜栽培管理及病虫害防治技术探讨[J]. 农业开发与装备, 2024(12): 180-182.
AI Y G. Discussion on vegetable cultivation management and pest control technology based on greenhouse[J]. Agricultural Development & Equipments, 2024(12): 180-182.

[3] 熊晓菲, 吴文茜, 霍洪彦, 等. 基于传感器的农业温室数据直报系统与智能调控研究[J]. 中国农业科技导报, 2024, 26(7): 93-102.
XIONG X F, WU W Q, HUO H Y, et al. Research on sensor-based agricultural greenhouse data direct reporting system and intelligent control[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2024, 26(7): 93-102.

[4] 孙亚, 王秀琴, 陈亮, 等. 温室果蔬环境感知与系统分析应用研究[J]. 中国农业综合开发, 2025(5): 45-52.
SUN Y, WANG X Q, CHEN L, et al. Study on application of environmental perception and system analysis of fruits and vegetables in greenhouse[J]. Agricultural Comprehensive Development in China, 2025(5): 45-52.

[5] 袁宏俊, 黄胜龙, 胡凌云. 基于VMD-RNN-NM的农产品期货价格分解集成预测研究[J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2025, 49(5): 1-10.
YUAN H J, HUANG S L, HU L Y. Decomposition integration forecasting study of agricultural futures price based on VMD-RNN-NM[J]. Journal of Anhui University, 2025, 49(5): 1-10.

[6] 杨青, 江宇航, 吴婵媛, 等. 基于CNN-LSTM-Attention的中国省域交通运输业碳达峰预测研究[J]. 安全与环境学报, 2025, 25(10): 4064-4075.
YANG Q, JIANG Y H, WU C Y, et al. Research on peak carbon dioxide emissions Forecast of China Provincial Transportation Industry Based on CNN-LSTM-Attention[J]. Journal of Safety and Environment, 2025, 25(10): 4064-4075.

[7] SONG X L, WANG Z J, WANG H. Short-term load prediction with LSTM and FCNN models based on attention mechanisms [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2024, 2741(1): 012026.

[8] 张雄, 渠伟澄, 王文强, 等. 基于改进CNN-GRU模型的滚动轴承多故障诊断模型[J]. 机电工程, 2025, 42(10): 1931-1939.
ZHANG X, QU W Y, WANG W Q, et al. Multi-fault diagnosis model of rolling bearing based on improved CNN-GRU model [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2025, 42(10): 1931-1939.

[9] FANG Z, CRIMIER N, SCANU L, et al. Multi-zone indoor temperature prediction with LSTM-based sequence to sequence model[J]. Energy and Buildings, 2021, 245: 111053.

[10] YANG Y X, GAO P, SUN Z T, et al. Multistep ahead prediction of temperature and humidity in solar greenhouse based on FAM-LSTM model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108261.

[11] 祖林禄, 柳平增, 赵妍平, 等. 基于SSA-LSTM的日光温室环境预测模型研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 351-358.
ZU L L, LIU P Z, ZHAO Y P, et al. Solar greenhouse environment prediction model based on SSA-LSTM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 351-358.

[12] 毛晓娟, 鲍彤, 荀广连, 等. 基于GWO-LSTM的设施蔬菜温室温度预测[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(1): 116-123.
MAO X J, BAO T, XUN G L, et al. Prediction of temperature in the greenhouse of vegetable growing based on GWO-LSTM[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(1): 116-123.

[13] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[EB/OL]. arXiv: 1706.03762, 2017.

[14] GUO Y, ZHANG S H, YANG J Q, et al. Dual memory scale network for multi-step time series forecasting in thermal environment of aquaculture facility: A case study of recirculating aquaculture water temperature[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 208: 118218.

[15] 张观山, 丁小明, 何芬, 等. 基于LSTM-AT的温室空气温度预测模型构建[J]. 农业工程学报, 2024, 40(18): 194-201.
ZHANG G S, DING X M, HE F, et al. Construction of greenhouse air temperature prediction model based on LSTM-AT[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(18): 194-201.

[16] 孟繁佳, 许瑞峰, 赵维娟, 等. 基于SSA-LSTM-Attention的日光温室环境预测模型[J]. 农业工程学报, 2025, 41(11): 256-263.
MENG F J, XU R F, ZHAO W J, et al. Environmental prediction model of solar greenhouse based on SSA-LSTM-Attention[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2025, 41(11): 256-263.

[17] FLETCHER R S, FISHER D K. Testing an open-source multi brand sensor node to monitor variability of environmental conditions inside a greenhouse[J]. Agricultural Sciences, 2021, 12(3): 159-180.

[18] FERENTINOS K P, KATSOULAS N, TZOUNIS A, et al. Wireless sensor networks for greenhouse climate and plant condition assessment[J]. Biosystems Engineering, 2017, 153: 70-81.

[19] 胡瑾, 雷文晔, 卢有琦, 等. 基于1D CNN-GRU的日光温室温度预测模型研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 339-346.
HU J, LEI W Y, LU Y Q, et al. Solar greenhouse temperature prediction model based on 1D CNN-GRU[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 339-346.

[20] 李相白, 杨泽林, 李建春, 等. 基于类别的温室温·湿度变化率相关性研究[J]. 安徽农业科学, 2009, 37(15): 7306-7309.
LI X B, YANG Z L, LI J C, et al. Research on the change rate of temperature and humidity in greenhouse based on category[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2009, 37(15): 7306-7309.

[21] 李正欣, 张凤鸣, 李克武, 等. 一种支持DTW距离的多元时间序列索引结构[J]. 软件学报, 2014, 25(3): 560-575.
LI Z X, ZHANG F M, LI K W, et al. Index structure for multivariate time series under DTW distance metric[J]. Journal of Software, 2014, 25(3): 560-575.

[22] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82(1): 35-45.

[23] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.

[24] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.

[25] GUPTA S, DEEP K. A novel random walk grey wolf optimizer [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 44: 101-112.

Greenhouse Temperature and Humidity Prediction Method Based on Adaptive Kalman Filter and GWO-LSTM-Attention

CAI Yuqin, LIU Daming*, XU Qin, LI Boyang, LIU Bojie

(*School of Electronic and Electrical Engineering*, *Ningxia University*, *Ningxia* 750000, *China*)

Abstract: [Objective] Acquiring valid data is a critical part for establishing accurate greenhouse prediction models. However, simple averaging and weighted averaging are commonly used to process multi-sensor data in current research, but these methods are often ineffective against sensor noise interference. Additionally, greenhouse temperature and humidity exhibit strong coupling characteristics that necessitate coordinated control strategies. Prevailing studies predominantly train separate models for temperature and humidity prediction, which risks generating physically inconsistent results (e.g., simultaneous high temperature and high humidity), using it as the basis for control may lack reliability. Furthermore, the multi-dimensional environmental factor data in greenhouses has the characteristics of large volume and high computational cost. In the training process of the traditional LSTM model, parameters are manually adjusted based on human experience. When dealing with high-dimensional data, the model's convergence is slow and it is prone to getting stuck in local optima. **[Methods]** To address multi-point data fusion challenges, the traditional Kalman filtering algorithm was improved by dynamically adjusting the process noise covariance (Q) and observation noise covariance (R), while adaptively assigning weights to multiple sensors based on the innovation. This adaptation was achieved by monitoring the innovation sequence—the difference between observed and predicted measurements. Furthermore, the algorithm utilized the innovation covariance to assign adaptive weights to multiple sensors. Sensors with consistently smaller innovations which indicated higher reliability, were assigned greater weights. This mechanism enabled the system to swiftly identify and mitigate the impact of abnormal sensor readings, thereby ensuring robust and accurate fusion of multi-sensor data and providing a reliable foundation for subsequent model training. To address the strong coupling between temperature and humidity and their collaborative control requirements, a multi-output LSTM-attention model was developed for joint temperature-humidity prediction within a unified architecture. This model employed an attention mechanism to adaptively weight critical environmental factors, thereby resolving physical constraint violations inherent in univariate forecasting approaches. The multi-dimensional nature of greenhouse environmental data often leads to high computational costs during model training. In traditional practices, the hyperparameters of LSTM models were often manually tuned based on experience, a process that was not only inefficient but also prone to suboptimal convergence and local optima traps, especially with high-dimensional data. To overcome this limitation, the grey wolf optimizer (GWO) was integrated to automatically perform hyperparameter optimization search and efficiently search for the optimal combination of key hyperparameters, such as the number of hidden units, learning rate, and dropout rate. **[Results and Discussions]** The adaptive Kalman filtering algorithm proposed achieved mean absolute deviations (MAD) of 1.59 ℃ and 8.64% for multi-point temperature and humidity fusion, respectively. Compared to the traditional Kalman filter algorithm, these represented reductions of 1.24% and 8.57%. The algorithm enabled swift identification of abnormal sensors and effectively mitigated their impact. When utilizing the fusion results of this algorithm as the model training dataset, the R^2 values for temperature and humidity predictions reached 98.2% and 99.3%, respectively. This constituted an increase of 4.7 and 4.3 percentage points compared to results obtained using the Kalman filter, demonstrating that the algorithm provided a highly reliable data foundation for model training. Furthermore, the GWO-LSTM-Attention model trained on this data yielded root mean square errors (RMSE) of 0.776 8 and 2.056 4 for temperature and humidity prediction, respectively. Compared to the LSTM and LSTM-Attention time-series prediction models, the temperature RMSE was reduced by 15.6% and 6.6%, while the humidity RMSE saw reductions of 29.2% and 5.7%. This reflects the role of the GWO algorithm in enhancing model generalization capability and convergence efficiency. **[Conclusions]** The proposed adaptive Kalman fusion algorithm effectively integrates multi-sensor data, demonstrating robustness in handling sensor noise, outliers, and non-stationary environmental fluctuations. For predicting multiple greenhouse environmental factors, the developed GWO-LSTM-Attention model provides reliable forecasts across diverse time horizons. This study can provide a highly accurate prediction tool for greenhouse environment control. The combined prediction results could directly support the coordinated control of ventilation and irrigation equipment in the future, thereby reducing energy consumption.

Key words: solar greenhouse; Kalman filter; grey wolf optimization algorithm; long short-term memory neural network; attention mechanism

Foundation items: Natural Science Foundation of Ningxia Hui Autonomous Region (2024AAC03090)

First author: CAI Yuqin, E-mail: m297295@163.com

***Corresponding author:** LIU Daming, E-mail: nxldm@126.com