

基于时序序列的猪舍环境综合评价方法研究

谢秋菊^{1,2} 李佳龙¹ 曹世蕾¹ 郭玉环¹ 刘洪贵^{3,4} 郑萍^{1,2} 刘文洋¹ 于海明¹

(1. 东北农业大学电气与信息学院, 哈尔滨 150030; 2. 农业农村部生猪养殖设施工程重点实验室, 哈尔滨 150030;
3. 东北农业大学动物科技学院, 哈尔滨 150030; 4. 教育部北方寒区猪智能化繁育与养殖工程研究中心, 哈尔滨 150030)

摘要: 在集约化养猪生产中,猪舍环境是影响猪健康水平的重要因素。然而,多环境因子联合精准调控是制约猪舍环境控制的共性难题。因此,本文利用自适应高斯滤波(Adaptive Gaussian filtering, AGF)算法结合长短时记忆神经网络(Long short term memory networks, LSTM)进行舍内环境因子预测,为优化舍内环境调控策略提供支撑;结合组合赋权方式,确定猪舍内环境评价指标权重,构建基于未知测量度法评价方法,为猪舍环境调控提供参考。以实测猪舍数据对本文所提出方法进行验证,结果表明:相比 LSTM 预测模型,应用 AGF 优化算法后的 LSTM 预测模型(LSTM-AGF),其氨气质量浓度、温度、相对湿度、二氧化碳质量浓度的预测性能 R^2 分别提升 0.33、0.03、0.05、0.12;提出的基于未知测量度法的预测评价方法敏感度 SENS 为 0.215,比传统模糊综合评价方法高 20.80%。因此,本文提出的环境质量评价方法可以为猪舍环境精准调控提供参考。

关键词: 猪舍环境; 评价方法; 时序序列; 未知测量度; 深度学习

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)12-0430-11

OSID:



Comprehensive Evaluation Method of Pig House Environment Based on Time Series Sequences

XIE Qiuju^{1,2} LI Jialong¹ CAO Shilei¹ GUO Yuhuan¹ LIU Honggui^{3,4} ZHENG Ping^{1,2}
LIU Wenyang¹ YU Haiming¹

(1. College of Electrical and Information, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China

2. Key Laboratory of Pig Breeding Facilities, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Harbin 150030, China

3. College of Animal Science and Technology, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China

4. Engineering Research Center of Pig Intelligent Breeding and Farming in Northern Cold Region,
Ministry of Education, Harbin 150030, China)

Abstract: In intensive pig farming, the pig house environment is an important factor affecting the health of pigs. However, the joint precise control of multiple environmental factors has always been a common problem in pig house environment control. Therefore, the adaptive Gaussian filtering (AGF) algorithm combined with long short term memory networks (LSTM) was used to predict the environmental factors inside the pig house, providing support for optimizing the control strategy of the pig house environment. By combining the weighted method, the weights of the environmental evaluation indicators inside the pig house were determined, and an evaluation method based on the unknown measurement method was constructed to provide reference for pig house environment control. The proposed method was validated by using measured data from pig houses, and the results showed that compared with the LSTM prediction model, the LSTM prediction model with the AGF optimization algorithm (LSTM-AGF) improved the prediction performance (R^2) of ammonia, temperature, relative humidity, and carbon dioxide concentration by 0.33, 0.03, 0.05 and 0.12, respectively. The proposed prediction evaluation method based on the unknown measurement method had a sensitivity (SENS) of 0.215, which was 20.8%

收稿日期: 2024-01-25 修回日期: 2024-02-27

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(32072787,32372934)、黑龙江省自然科学基金联合引导项目(JJ2023LH1292)、黑龙江省教育厅新一轮黑龙江省“双一流”学科协同创新成果项目(LJGXCG2023-062、LJGXCG2024-F14)、黑龙江省博士后资助项目(LBH-Q21070)和农业农村部智慧养殖技术重点实验室开放项目(KLSFTAA-KF002、KLSFTAA-KF001)

作者简介: 谢秋菊(1976—),女,教授,博士生导师,主要从事猪舍环境控制及智慧养殖关键技术研究,E-mail: xqj197610@163.com

通信作者: 于海明(1973—),男,教授,主要从事智慧养殖技术与装备研究,E-mail: yhm1973@163.com

higher than that of the traditional fuzzy comprehensive evaluation method. Therefore, the environmental quality evaluation method proposed can provide feasible reference for precise control of the pig house environment.

Key words: pig house environment; evaluation method; time series sequences; uncertain measurement; deep learning

0 引言

猪舍环境直接影响猪只生长、发育和繁殖,其中舍内温度、相对湿度、NH₃质量浓度和 CO₂质量浓度是对猪只产生影响的重要环境因素^[1-2]。及时准确地预测猪舍环境质量变化状况,是改善环境调控措施、实现猪舍环境精准调控的重要前提,是最大限度提升养殖效益的重要途径^[3]。猪舍环境质量受到多种因素影响,是一个多变量相互耦合且复杂的非线性系统,但在猪舍环境场景下,很难用精确的评价方法描述猪舍环境质量和各个因素之间的关系^[4]。模糊评价^[5-6]、主成分分析^[7-9]、灰色关联度^[10-11]、回归预测^[12-13]、TOPSIS^[14-16]等方法作为农业和畜牧业场景下常用的评价方法,存在评价指标主观性或客观性太强、权重分配不合理等问题。

针对以上问题,部分学者提出使用神经网络拟合复杂环境参数与环境质量的非线性关系^[17],基于最小支持向量机回归方法,将评价预测问题抽象为回归问题^[18],通过分配各个证据源融合权重来解决证据冲突问题,进而对猪舍环境状态进行识别^[19],但其关联识别的本质还是依赖于环境质量这一模糊概念的数学模型。

然而针对模糊概念这一难以量化、非确定性的问题,王光远^[20]提出一种不同于模糊概念的未确知评判法,将模糊概念的定性评价转变为定量评价。目前,利用未确知测度评判法进行评价的研究较多^[21-22],且尚未见针对猪舍环境质量评价研究。本文采用未确知评判法解决猪舍环境质量评价中分级模糊问题,但该方法只能依托于已产生的环境数据进行评价,无法对下一时刻猪舍内环境质量的变化状况进行评价。针对此问题,采用长短期记忆网络(Long short term memory networks, LSTM)结合未确知测度评判法构建猪舍环境综合评价方法。使用自适应高斯滤波(Adaptive Gaussian filtering, AGF)算法对原始数据进行特征处理,提高 LSTM 网络预测精度,采用主客观融合的组合赋权法,以期提高未确知测度评判法评价准确性,进而实现未来一段时间内猪舍环境质量可靠评价,为后续环境质量精准调控提供决策支持。

1 材料与方法

1.1 实验猪舍

冬夏两季的测量数据均采集于黑龙江省尚志市惊哲养殖基地。该养殖基地位于北纬 46.1°,属温带季风气候,四季分明,夏季酷热短暂、多雨,冬季寒冷漫长。多年平均气温 3.7℃,1 月平均气温 -18.3℃,7 月平均气温 23.1℃。实验猪舍均为坡屋顶结构,四周置有保温板,地面由水泥地板和漏粪地板组成。

夏季实验猪舍长×宽×高为 19.5 m×10.5 m×2.4 m,舍内横向排布 5 列限位栏,共 65 个。一侧墙上装有 2 个尺寸为 0.8 m×0.8 m 和 1 个尺寸为 1 m×1 m 的风机,额定功率分别为 0.37 kW 和 0.55 kW,该猪舍平面结构如图 1a 所示。实验期间,舍内饲养 37 头妊娠母猪,猪只平均体质量约为 165 kg。

冬季实验猪舍长×宽×高为 49.5 m×14.5 m×2.4 m,舍内纵向排布 3 行限位栏,共 116 个。一侧墙上装有 2 个尺寸为 1.4 m×1.4 m 的风机,额定功率为 1.1 kW,猪舍平面结构如图 1b 所示。实验期间,舍内饲养 72 头妊娠母猪,猪只平均体质量约为 150 kg。

1.2 数据采集

采集的数据包含夏季(2022 年 7 月 15 日—8 月 15 日)和冬季(2022 年 12 月 27 日—2023 年 1 月 8 日)2 个季节,如表 1 所示。采集的环境数据包括舍内温度、舍内相对湿度、主要气体质量浓度、舍外温度、舍外相对湿度,以 15 min 为间隔将数据进行均值处理,并用于模型训练和测试。舍内空气温湿度、CO₂质量浓度和 NH₃质量浓度数据分别采用 VMS-3002-WS-N01、VMS-3002-CO₂-N01、VMS-3002-NH₃-N01-50P-2 等 3 种类型的传感器进行采集。

2 个季节环境数据曲线如图 2 所示,期间内夏季和冬季舍内温度平均值为 24.6℃和 12.9℃,最小值为 18.0℃和 7.7℃,最大值为 31.7℃和 21.3℃,夏季和冬季舍内相对湿度平均值为 83.8%和 93.9%,最小值为 57.1%和 85.9%,最大值为 97.8%和 99.9%,舍外温度和相对湿度与温度波动

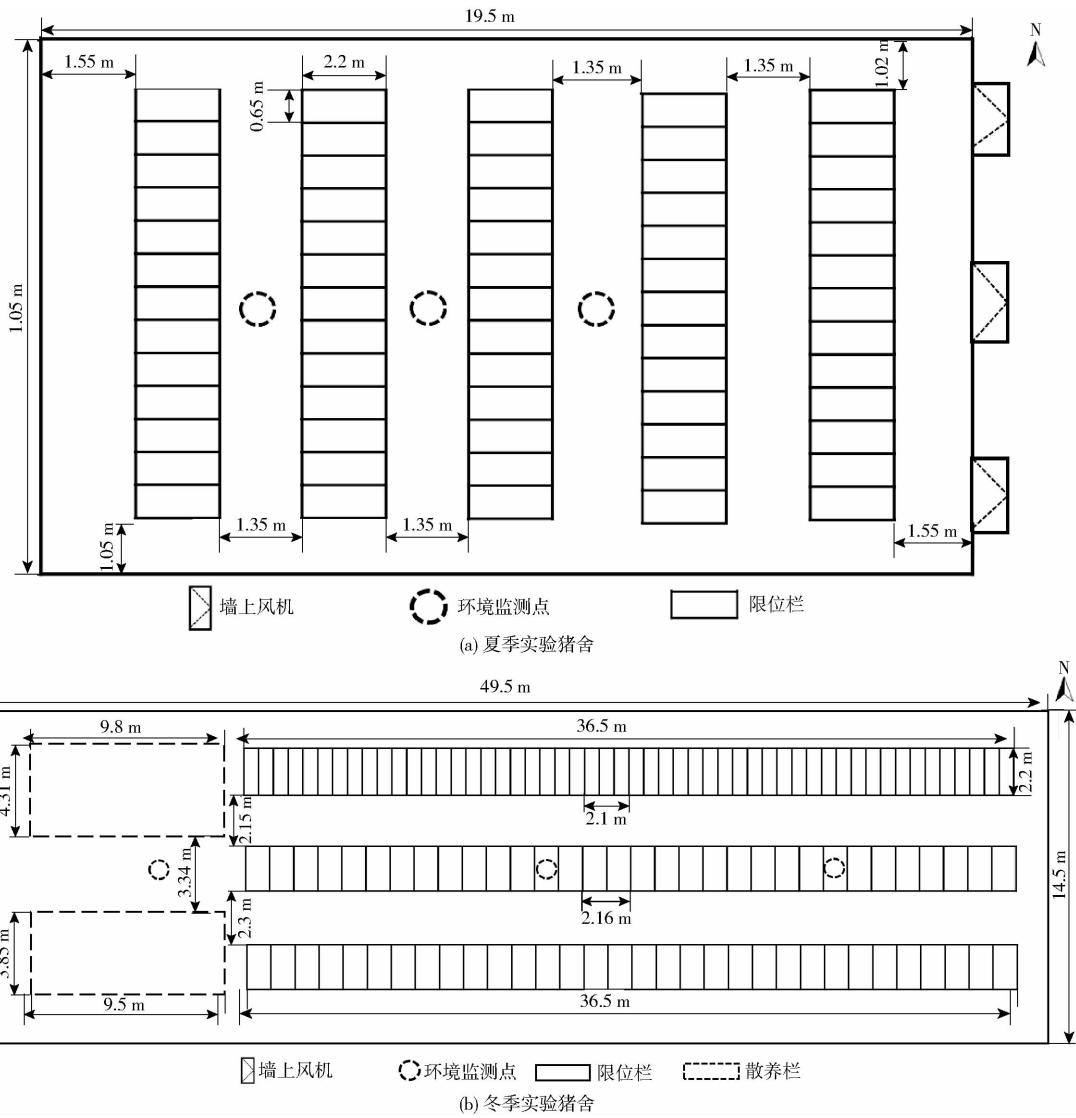


图 1 猪舍平面结构

Fig. 1 Plane structure of pig house

表 1 夏季和冬季猪舍内环境数据统计值

Tab. 1 Environmental data characteristics in pig house during summer and winter

环境因子	1 号猪舍, 夏季(2022 年 7 月 15 日—8 月 15 日)			2 号猪舍, 冬季(2022 年 12 月 27 日—2023 年 1 月 8 日)		
	最小值	最大值	平均值 ± 标准差	最小值	最大值	平均值 ± 标准差
舍内温度/℃	18. 0	31. 7	24. 6 ± 2. 7	7. 7	21. 3	12. 9 ± 2. 9
舍内相对湿度/%	57. 1	97. 8	83. 8 ± 7. 5	85. 5	99. 9	93. 9 ± 2. 9
氨气质量浓度/(mg·m ⁻³)	0	9. 2	1. 5 ± 1. 0	0. 8	19. 0	10. 2 ± 3. 5
二氧化碳质量浓度/(mg·m ⁻³)	491. 4	3 243. 6	1 300. 0 ± 606. 4	127. 8	2 303. 1	947. 8 ± 438. 4
舍外温度/℃	15. 3	38. 7	23. 6 ± 4. 8	- 28. 4	10. 9	- 13. 6 ± 9. 1
舍外相对湿度/%	40. 0	89. 6	74. 2 ± 11. 6	16. 7	93. 6	68. 0 ± 19. 8

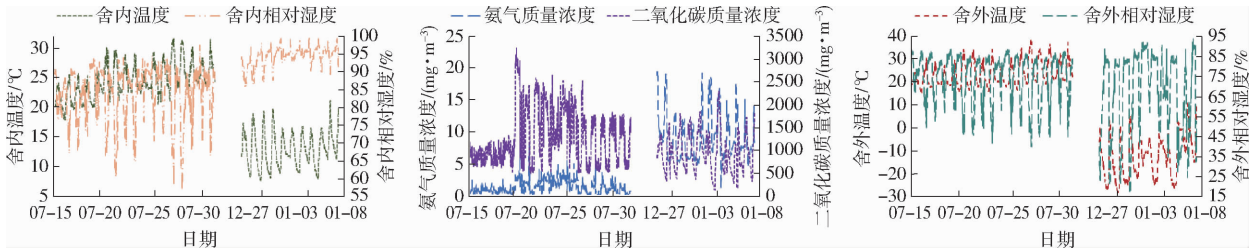


图 2 环境数据曲线

Fig. 2 Change curves of environmental factors in pig house

情况基本相同。冬季舍内氨气和二氧化碳质量浓度最大值为 19.0、2 303.1 mg/m³,夏季最大值分别为 9.2、3 243.6 mg/m³,由于我国东北地区冬季气温低,舍外温度长期处于 0℃ 以下,所以基本对猪只采取密闭饲养方式,导致氨气和二氧化碳质量浓度高于夏季。由于本实验时间跨度较长,需要处理时间序列数据中的长期依赖关系,对时间序列数据特征进行学习,因此选取 LSTM 模型进行时间序列预测。

2 猪舍环境质量评价等级预测模型构建

构建的猪舍环境质量评价等级预测模型,由评价体系、预测模型和评价模型 3 部分组成。首先,根据畜禽舍养殖环境标准,构建猪舍环境质量评价体系;其次,使用自适应高斯滤波算法对测得的环境数据进行滤波处理并将处理好的数据输入到长短时记忆网络(LSTM)中进行舍内环境因子预测;最后,将 LSTM 神经网络预测得到的环境因子预测结果传递至评价模型,结合组合赋权方式,确定猪舍内环境评价指标权重并构建评价模型,利用模型所得出的预测结果进行猪舍环境质量评价,最后输出优、良、中、差、劣 5 种等级。该方法步骤如图 3 所示。

2.1 舍内环境评价指标体系构建

以专家经验和相关文献为依据,选取对猪的健康

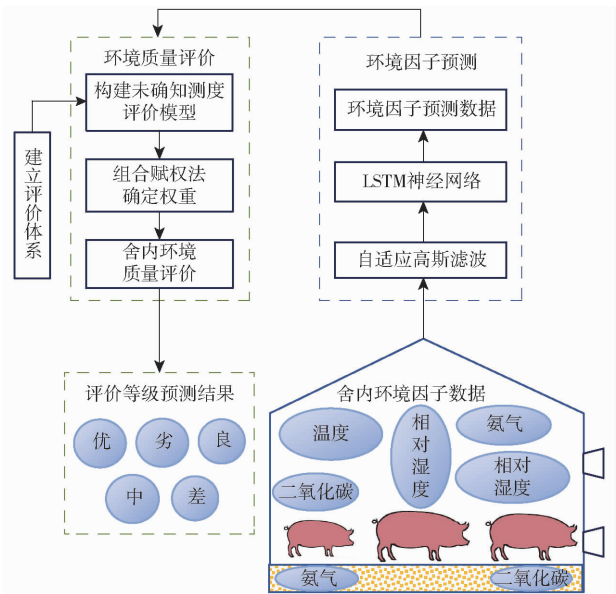


图 3 基于时序序列的猪舍环境综合评价方法框图
Fig.3 Framework of time series-based comprehensive evaluation method for pig house environment

康水平和生产力产生重大影响的环境因素,温度、相对湿度、氨气质量浓度和二氧化碳质量浓度作为猪舍环境质量评价指标。依据规模猪场环境参数及环境管理国家标准^[23],给出环境舒适度评价范围,建立妊娠母猪舍环境评价标准如表 2 所示。

2.2 舍内环境预测模型构建

使用夏季(2022 年 7 月 15 日—8 月 15 日)猪舍

表 2 妊娠母猪舍环境评级指标体系

Tab.2 Indicator system for evaluating environment of pregnant pig house

评价	温度/℃	相对湿度/%	氨气质量浓度/(mg·m ⁻³)	二氧化碳质量浓度/(mg·m ⁻³)
优	17~20	60~70	0~3.5	0~2 700
良	15~17 或 20~22	50~60 或 70~75	3.5~7.0	2 700~3 600
中	13~15 或 22~24	40~50 或 75~80	7.0~10.5	3 600~5 400
劣	11~13 或 24~27	30~40 或 80~90	10.5~14.0	5 400~7 200
差	<11 或 >27	<30 或 >90	>14.0	>7 200

和冬季(2022 年 12 月 27 日—2023 年 1 月 8 日)猪舍的数据作为预测评价模型训练数据和测试数据并按照比例 8:2 进行数据集划分,通过滑动窗口的方法构建数据集。

建立自适应高斯滤波算法对测得的环境数据进行滤波处理,如图 3 所示。设 m 为采样时间点; $f(m)$ 为舍内环境因子数据; $f_{k+1}(m)$ 为第 $k+1$ 次迭代平滑滤波后输出值; $w_k(m+j,\sigma)$ 为窗内各点权重, k 为迭代数;滤波窗长度 $2M+1$ (M 为非 0 整数)。将高斯核函数与原始数据进行卷积计算得到输出后的平稳信号,AGF 算法计算公式为

$$f_{k+1}(m) = \frac{\sum_{j=-M}^M f_k(m+j)w_k(m+j,\sigma)}{\sum_{j=-M}^M w_k(m+j,\sigma)} \quad (1)$$

权重 $w_k(m,\sigma)$ 是影响滤波效果的关键参数。利用模板中心点的导数自适应地调整滤波器的权值,以满足突变信息点保留和数据降噪的需求,而无需进行繁琐的人工权重调整。

经过 AGF 算法滤波后的环境因子数据将被输入到 LSTM 深度学习网络中,预测模型的结构如图 4 所示。LSTM 模型包括输入层、隐含层和输出层。输入层接收经 AGF 算法滤波后的猪舍内温度(x_1)、猪舍内相对湿度(x_2)、氨气质量浓度(x_3)、二氧化碳质量浓度(x_4)、猪舍外温度(x_5)、猪舍外相对湿度(x_6),将其标准化处理后转换为时序序列,作为模型输入。

隐含层包含 LSTM 子层和全连接子层。LSTM 子层结构包括遗忘门 f_k 、输入门 i_k 、输出门 o_k 和输入

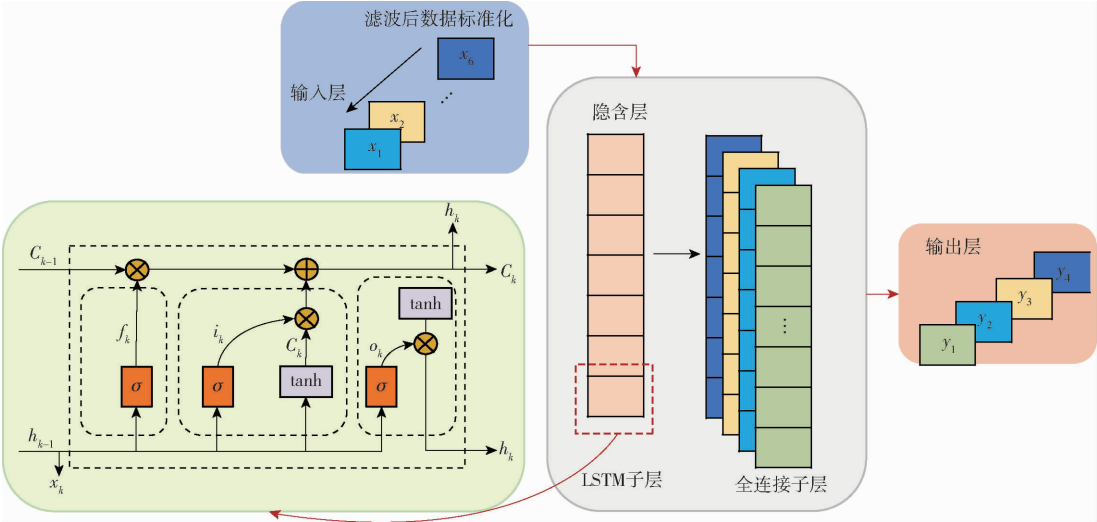


图 4 LSTM 预测模型结构图

Fig. 4 LSTM prediction model architecture diagram

x_k 、输出 h_k ，确保 LSTM 单元能够存储和更新信息。LSTM 子层输出的信息将传入全连接子层，经过非线性变化并学习其序列之间的关联特征。

输出层将隐含层输出量进行反归一化处理，得到猪舍内温度 (h_1)、猪舍内相对湿度 (h_2)、氨气质量浓度 (h_3)、二氧化碳质量浓度 (h_4) 预测值。

在 LSTM 子层中，初始网络参数设定为：隐含层神经元数量为 150，状态激活函数为 $\tanh()$ 和 $\sigma()$ ，使用 Adam 优化器进行训练，最大迭代次数为 200，初始学习速率为 0.05。

2.3 舍内环境未知测度评价模型构建

建立 4 项舍内环境评价指标，即舍内温度 p_1 ，舍内相对湿度 p_2 ，舍内氨气质量浓度 p_3 ，舍内二氧化碳质量浓度 p_4 。使用未知测度评价模型构造 m 维向量 u_i ，即 $u_i = (u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{im})$ 。其中 $u_{ij} (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m)$ 表示猪舍环境质量评价等级预测模型测度。构建了等级空间 $Q = \{C_1, C_2, C_3, C_4, C_5\}$ ，其中 C_1, C_2, C_3, C_4, C_5 分别表示优、良、中、劣、差 5 个评价级别。

2.3.1 单指标未知测度

$\alpha_{ij\theta} = \alpha(\alpha_{ij} \in C_\theta)$ 表示测度 α_{ij} 为第 θ 个评价等级 C_θ 的隶属度，当 $\alpha_{ij} \leq \delta_{jl}$ 时， $\alpha_{ij\theta}$ 取 1，其他情况下测度取 0；当 $\alpha_{ij} \geq \delta_{jd}$ 时， $\alpha_{ij\theta}$ 取 1，其他情况下测度取 0，其中临界值 $\delta_{jl} (l = 1, 2, \dots, \theta)$ 表示为分级标准；当 $\delta_{j1} \leq \alpha_{ij} \leq \delta_{j\theta}$ 时，根据未知测度定义，由构造的线性函数确定各评价指标测度。进而求得各个评价对象 u_i 的测度 $\alpha_{ij\theta}$ ，得到单指标测度评价矩阵为

$$(\alpha_{ij\theta})_{n \times d} = \begin{bmatrix} \alpha_{i11} & \alpha_{i12} & \cdots & \alpha_{i1d} \\ \alpha_{i21} & \alpha_{i22} & \cdots & \alpha_{i2d} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \alpha_{in1} & \alpha_{in2} & \cdots & \alpha_{ind} \end{bmatrix} \quad (2)$$

2.3.2 组合赋权法确定指标权重

根据文献[24–25]确定猪舍内环境因素评价指标的重要程度依次为环境温度、环境相对湿度、氨气质量浓度与二氧化碳质量浓度。将各个评价指标 p_i 按照 1~9 标度法相互比较并构建指标的判断矩阵；使用方根法得出判断矩阵中每层因素 ω_i 权重近似值，公式为

$$\omega_i = \frac{\left(\prod_{j=1}^n p_{ij} \right)^{\frac{1}{n}}}{\sum_{i=1}^n \left(\prod_{j=1}^n p_{ij} \right)^{\frac{1}{n}}} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

式中 n ——评价指标数量

采用归一化处理得出各评价指标权重并对判断矩阵进行一致性检验，若随机一致性比率 (CR) 小于 0.1，即可证明判断矩阵划分的合理性。

为了降低主观因素对评价指标权重的影响，使用熵权法的评价指标构造的判断矩阵来确定客观权重，使评价指标权重更准确地体现其作用。评价指标 p_i 与其他指标相比的重要度表示为 E_j ，评价指标 p_i 的权重即为 E_j ，其他的评价指标权重可同理求出，通过将熵权法确定的客观权重与层次分析法确定的主观权重进行乘法归一化的计算，可以得到综合权重。这种方法可以弥补数据不足和主观性过强的缺陷。计算公式为

$$C_j = \omega_j E_j / \sum_{j=1}^n \omega_j E_j \quad (4)$$

式中 C_j ——第 j 个指标综合权重

ω_j ——第 j 个指标主观权重

2.3.3 多指标综合测度

依据 $\alpha_{ij\theta} = \sum_{j=1}^n \omega_j C_{ij\theta} (i = 1, 2, \dots, n)$ ，使用组合赋权法得出的评价指标综合权重可求出各评价因素

的多指标综合测度,其向量为 α_{ij} 的多指标综合测度评价向量。其中 $\alpha_{ij\theta} = \alpha(\alpha_{ij} \in C_{\theta})$ 表示评价对象属于第 θ 个等级隶属度。

2.3.4 置信度识别准则

若 $\{C_1 > C_2 > C_3 > C_4 > C_5\}$ 为有序时,最大隶属度原则的准确性不强,因此未确知测度法使用置信度准则进行质量等级识别。设 γ 为置信度,取 $\gamma = 0.5$ 或 $\gamma = 0.6$ 。置信度识别公式为

$$\partial = \min \left(\theta: \sum_{i=1}^{\theta_i} \alpha_{i\theta} \geq \lambda, 1 \leq l \leq \theta \right) \tag{5}$$

若满足式(5),则认为猪舍环境质量等级属于第 ∂ 个评价等级。

2.4 模型评价指标

采用均方根误差(RMSE)、均方误差(MAE)、决定系数(R^2)、平均绝对百分比误差(MAPE)对混合模型的预测性能进行评估。

本文提出 SENS 指标来对评价方法的敏感度进行量化,SENS 及其隶属度与置信度之间差值成正比,SENS 越高,其评价方法敏感度越高,评价效果越精准。其计算公式为

$$\varphi_{\text{SENS}} = \frac{\sum_{i=1}^n | \alpha_{i\theta} - \gamma |}{n} \tag{6}$$

表 3 不同隐藏层节点时 LSTM 预测性能

Tab.3 Prediction performance for different hidden nodes

环境因子	指标	节点数						
		8	20	50	100	150	175	200
温度	R^2	0.76	0.91	0.93	0.92	0.93	0.93	0.93
	RMSE/℃	1.15	0.72	0.61	0.65	0.59	0.59	0.60
	MAE/℃	0.98	0.56	0.47	0.52	0.46	0.45	0.46
	MAPE/%	3.80	2.16	1.84	2.02	1.77	1.75	1.78
相对湿度	R^2	0.89	0.88	0.88	0.90	0.91	0.89	0.89
	RMSE/%	2.88	2.88	2.87	2.62	2.59	2.75	2.77
	MAE/%	2.10	2.11	2.08	1.91	1.89	2.01	2.02
	MAPE/%	2.45	2.43	2.39	2.19	2.19	2.30	2.31
氨气质量浓度	R^2	0.66	0.62	0.56	0.55	0.50	0.53	0.50
	RMSE/(mg·m ⁻³)	0.63	0.66	0.71	0.72	0.75	0.73	0.75
	MAE/(mg·m ⁻³)	0.48	0.51	0.56	0.57	0.60	0.56	0.59
	MAPE/%	26.85	27.73	29.04	29.43	30.95	30.53	30.87
二氧化碳质量浓度	R^2	0.81	0.84	0.85	0.83	0.93	0.83	0.82
	RMSE/(mg·m ⁻³)	111.35	101.70	99.51	103.40	104.26	105.11	107.10
	MAE/(mg·m ⁻³)	84.08	73.80	74.25	79.23	78.73	78.41	80.07
	MAPE/%	11.52	11.04	10.72	11.46	11.54	11.47	11.65

标,选择 150 个隐藏节点。

根据确定的隐藏节点数量,构建 4 个具有不同隐藏层数神经网络,根据其性能表现选择第 2 个超参数-隐藏层数量。表 4 列出了这 4 个网络的详细信息及其预测结果,尽管 4 个网络中隐藏节点总数保持不变,但与单层 150 个隐藏节点的神经网络相比,多隐藏层网络的 RMSE、MAE、MAPE 呈增加趋

式中 $\alpha_{i\theta}$ ——隶属于 θ 的隶属度
 γ ——置信度

3 结果与讨论

3.1 预测模型性能

3.1.1 LSTM 中不同结构性能

LSTM 网络的预测性能主要受隐藏节点、隐藏层结构、Batch sizes (BS) 等超参数的影响。随着隐藏节点和隐藏层的增加,超参数的搜索空间呈指数级别增长,这使得寻找合适的超参数变得耗时、耗力。为平衡模型精度和计算效率,本研究通过逐步搜索方法开始在小范围内搜索 LSTM 网络的超参数。通过这种方式可以省去传统预测模型必须进行精确模型构建和繁琐的模型参数识别任务,从而提高模型训练和应用效率。

第 1 个确定超参数为 LSTM 隐藏节点数。表 3 给出了节点数为 8、20、50、100、150、175、200 时预测效果。从表 3 可以看出,隐藏节点越多,预测精度越高。以温度为例,使用 150 个节点时的 R^2 相较于使用 8 个节点时的 R^2 提高 0.17, RMSE、MAE、MAPE 分别降低 0.56℃、0.52℃、2.03%。但将节点数从 150 增加到 175,会由于过度拟合导致 RMSE、MAE、MAPE 上升。为平衡所有评价指

势。由于网络中只有少数的输入变量,具有更多的隐藏层复杂网络结构也会导致过度学习和过度拟合。因此,1 个隐藏层就足以对猪舍内未来一段时间的环境因子进行预测。

第 3 个关键超参数为 BS,它决定单个批次中训练数据数量,并决定梯度下降方向。由于本文使用的数据集相对较大,因此采用小批量梯度下降方法

表 4 不同层数时 LSTM 预测性能
Tab.4 Prediction performance for different
hidden layer nodes

环境因子	指标	隐藏层结构			
		150	75-75	50-50-50	37-37-38-38
温度	R^2	0.93	0.91	0.88	0.70
	RMSE/ $^{\circ}\text{C}$	0.59	0.68	0.81	1.08
	MAE/ $^{\circ}\text{C}$	0.46	0.53	0.65	0.75
	MAPE/%	1.77	2.08	2.53	3.02
相对湿度	R^2	0.91	0.89	0.87	0.82
	RMSE/%	2.59	2.87	3.07	2.82
	MAE/%	1.89	2.03	2.13	2.05
	MAPE/%	2.19	2.32	2.47	2.39
氨气质量浓度	R^2	0.50	0.47	0.55	0.77
	RMSE/ $(\text{mg}\cdot\text{m}^{-3})$	0.75	0.78	0.72	0.33
	MAE/ $(\text{mg}\cdot\text{m}^{-3})$	0.60	0.63	0.57	0.25
	MAPE/%	30.95	32.22	29.43	14.6
二氧化碳质量浓度	R^2	0.93	0.80	0.75	0.73
	RMSE/ $(\text{mg}\cdot\text{m}^{-3})$	104.26	113.57	127.09	121.79
	MAE/ $(\text{mg}\cdot\text{m}^{-3})$	78.73	88.12	99.67	84.15
	MAPE/%	11.54	12.26	13.31	13.52

表 5 不同 Batch sizes 时 LSTM 预测性能
Tab.5 Prediction performance for different Batch sizes

环境因子	指标	BS							
		8	16	32	64	128	256	512	1 024
温度	R^2	0.94	0.94	0.94	0.93	0.94	0.94	0.93	0.95
	RMSE/ $^{\circ}\text{C}$	0.56	0.59	0.58	0.62	0.58	0.57	0.58	0.52
	MAE/ $^{\circ}\text{C}$	0.43	0.46	0.43	0.48	0.44	0.43	0.45	0.39
	MAPE/%	1.68	1.77	1.68	1.84	1.71	1.66	1.71	1.51
相对湿度	R^2	0.91	0.91	0.90	0.89	0.91	0.91	0.90	0.90
	RMSE/%	2.54	2.56	2.66	2.71	2.59	2.56	2.67	2.74
	MAE/%	1.84	1.88	1.93	1.97	1.86	1.87	1.97	1.97
	MAPE/%	2.12	2.18	2.23	2.27	2.14	2.15	2.27	2.27
氨气质量浓度	R^2	0.54	0.57	0.55	0.53	0.58	0.53	0.57	0.57
	RMSE/ $(\text{mg}\cdot\text{m}^{-3})$	0.73	0.71	0.72	0.74	0.70	0.74	0.71	0.71
	MAE/ $(\text{mg}\cdot\text{m}^{-3})$	0.57	0.53	0.50	0.57	0.53	0.58	0.55	0.54
	MAPE/%	29.84	28.53	29.79	29.79	26.68	30.83	29.24	29.14
二氧化碳质量浓度	R^2	0.83	0.84	0.83	0.83	0.83	0.82	0.83	0.82
	RMSE/ $(\text{mg}\cdot\text{m}^{-3})$	104.70	102.28	104.87	102.98	104.84	107.22	105.20	106.43
	MAE/ $(\text{mg}\cdot\text{m}^{-3})$	79.06	76.03	78.85	76.64	79.42	81.94	79.54	80.13
	MAPE/%	11.58	11.29	11.35	11.31	11.59	11.84	11.63	11.64

至对于氨气的预测结果较差。从表 6 中可以看出,在样本 100 到 150 范围内变化时会出现较大偏差, R^2 仅为 0.53,不能较好地预测其波动趋势,主要原因在于氨气的规律性相较于其他环境因子不强,单一 LSTM 模型对其学习效果较差。且舍内氨气曲线中存在较为平缓的趋势,而较大的噪声会导致 LSTM 出现较大的预测偏差。

应用 AGF 算法后,相较单一的 LSTM 模型,其 R^2 平均提升 16.25% ,RMSE、MAPE 和 MAE 平均分别下降 23.85%、21.69%、23.73%。舍内氨气质量

来提高 LSTM 模型性能。为了选择合适的 BS,选取 BS 为 8、16、32、64、128、256、512、1 024,相应的 R^2 、RMSE、MAE、MAPE 如表 5 所示。可以发现,当 BS 取 256 时,综合表现最优,满足实际性能要求。

通过上述步骤,确定一个用于猪舍环境因子预测的多输入多输出的 LSTM 模型,其包括 1 个隐藏层、150 个隐藏节点、256 个 BS 和 200 个训练周期, R^2 平均为 0.80。

3.1.2 混合模型预测结果分析

基于多输入多输出的时间序列预测,使用 AGF 算法在保留原始信号的波动特性基础上,消除时序数据中的噪声。以舍内温度数据为例,滤波前后温度方差分别为 $1.61、1.53(^{\circ}\text{C})^2$,滤波后方差降低 4.97%,确保了数据的准确性和有效性。分别使用单一 LSTM 模型和融合 AGF 算法的 LSTM 混合模型进行时间序列预测。在舍内温度和舍内相对湿度的预测中,单一 LSTM 预测的 R^2 均超过 0.90,可以对妊娠母猪舍的温湿度进行有效预测。如表 6 所示,单一 LSTM 算法针对有害气体的预测精度不高,甚

浓度、温度、相对湿度、二氧化碳质量浓度预测,LSTM-AGF 模型比 LSTM 网络的 R^2 分别提升 0.33、0.03、0.05、0.12,其中氨气的 R^2 提升相较于其他环境因子较为明显。

为了进一步衡量 LSTM-AGF 混合模型的性能,将 LSTM 模型分别与 Movemean、sgolay、Gaussian 以及 rloess 算法进行融合,移动窗格均统一设置为 5。如图 5 所示,通过预测的结果可以发现,融合 AGF 算法的表现最为出色,其 R^2 最高为 0.97,尤其是氨气和二氧化碳质量浓度的 MAPE 结果远低于

表 6 LSTM 与 LSTM - AGF 预测性能对比

Tab.6 Comparison of evaluation metrics between LSTM and LSTM - AGF

环境因子	指标	模型	
		LSTM - AGF	LSTM
温度	R^2	0.97	0.94
	RMSE/ $^{\circ}\text{C}$	0.43	0.57
	MAPE/%	1.30	1.66
	MAE/ $^{\circ}\text{C}$	0.33	0.43
相对湿度	R^2	0.96	0.91
	RMSE/%	1.62	2.56
	MAPE/%	1.40	2.15
	MAE/%	1.22	1.87
氨气质量浓度	R^2	0.86	0.53
	RMSE/ $(\text{mg}\cdot\text{m}^{-3})$	0.38	0.74
	MAPE/%	15.9	30.83
	MAE/ $(\text{mg}\cdot\text{m}^{-3})$	0.30	0.58
二氧化碳质量浓度	R^2	0.94	0.82
	RMSE/ $(\text{mg}\cdot\text{m}^{-3})$	40.33	107.22
	MAPE/%	4.00	11.84
	MAE/ $(\text{mg}\cdot\text{m}^{-3})$	27.57	81.94

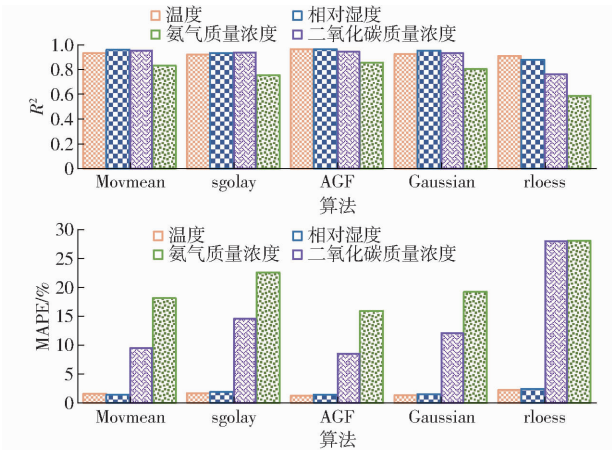


图 5 5 种不同滤波算法预测结果对比

Fig.5 Comparison of prediction results of five filtering algorithms

结合其他同类型滤波算法的相应指标。因此,所提出的 LSTM - AGF 混合模型能够有效提升猪舍内环境因子预测精度。

使用冬季妊娠母猪舍数据(2022 年 12 月 27 日—2023 年 1 月 8 日)进行鲁棒性实验,以验证所提出的 LSTM - AGF 混合模型在不同季节下的预测效果,未来 48 h 预测效果如图 6 所示。由表 7 可知,LSTM - AGF 针对于夏季舍内温度预测的 R^2 、RMSE、MAPE、MAE 分别为 0.97、0.43 $^{\circ}\text{C}$ 、1.30%、0.33 $^{\circ}\text{C}$;针对冬季舍内温度预测的评价指标分别为 0.93、0.74 $^{\circ}\text{C}$ 、4.37%、0.61 $^{\circ}\text{C}$ 。除夏季氨气质量浓度和冬季相对湿度外,绝大部分预测 R^2 均在 0.93 以上。根据 RMSE 和 R^2 这 2 项指标可以得出,针对

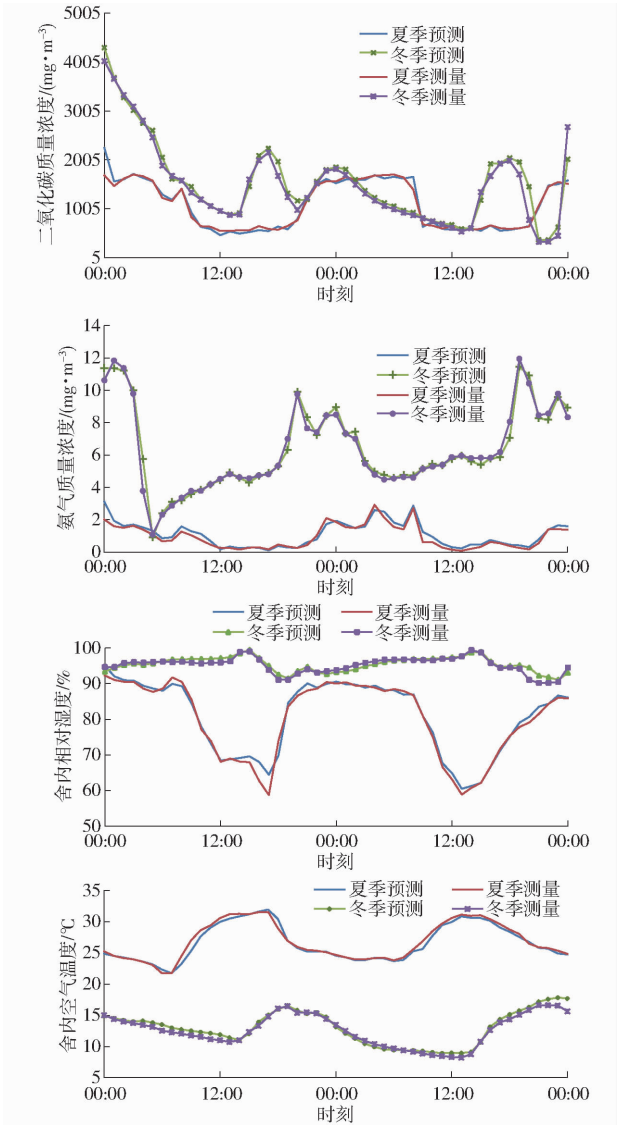


图 6 48 h 舍内环境预测结果

Fig.6 48-hour indoor environment prediction results

夏季的环境因子预测效果好于冬季。

使用 LSTM - AGF 混合模型在夏季和冬季预测的温度、相对湿度、氨气质量浓度、二氧化碳质量浓度的平均误差分别为 0.22 $^{\circ}\text{C}$ 、0.084%、0.12 mg/m^3 、4.63 mg/m^3 和 0.44 $^{\circ}\text{C}$ 、0.35%、0.03 mg/m^3 、46.78 mg/m^3 。考虑到温度、相对湿度、氨气质量浓度、二氧化碳质量浓度的夏季和冬季均值 $\pm$ 标准差分别为 (24.6 $\pm$ 2.7) $^{\circ}\text{C}$ 、(83.8 $\pm$ 7.5)%、(1.5 $\pm$ 1.1) mg/m^3 、(1 299.8 $\pm$ 606.4) mg/m^3 和 (12.9 $\pm$ 2.9) $^{\circ}\text{C}$ 、(93.9 $\pm$ 2.9)%、(6.7 $\pm$ 2.5) mg/m^3 、(1 660.5 $\pm$ 785.0) mg/m^3 。LSTM - AGF 混合预测模型冬、夏 2 季预测结果平均误差均未超过各环境因子均值 $\pm$ 标准差,因此该混合模型可以应用于妊娠母猪舍环境预测评价。

3.2 预测评价模型实例验证

以采集的黑龙江市尚志市惊哲养殖基地猪舍 8 月 2 日 06:00—17:00 时的环境数据为例,使用

表 7 夏冬两季猪舍环境 LSTM-AGF 预测模型的性能

Tab.7 Prediction performance of LSTM-AGF model for summer and winter			
环境因子	指标	模型	
		夏季	冬季
温度	R^2	0.97	0.93
	RMSE/℃	0.43	0.74
	MAPE/%	1.30	4.37
	MAE/℃	0.33	0.61
相对湿度	R^2	0.96	0.85
	RMSE/%	1.62	0.97
	MAPE/%	1.40	8.21
	MAE/%	1.22	0.79
氨气质量浓度	R^2	0.86	0.94
	RMSE/($\text{mg}\cdot\text{m}^{-3}$)	0.38	0.75
	MAPE/%	15.9	5.88
	MAE/($\text{mg}\cdot\text{m}^{-3}$)	0.30	0.50
二氧化碳质量浓度	R^2	0.94	0.94
	RMSE/($\text{mg}\cdot\text{m}^{-3}$)	40.33	101.05
	MAPE/%	4.00	6.92
	MAE/($\text{mg}\cdot\text{m}^{-3}$)	27.57	67.13

LSTM-AGF 模型对舍内未来 12 h 的环境数据进行分析验证,如表 8 所示。

表 8 LSTM-AGF 模型预测数据

Tab.8 LSTM-AGF model predicted data				
时刻	温度/℃	相对湿度/	氨气质量浓度/	二氧化碳质量浓
		%	($\text{mg}\cdot\text{m}^{-3}$)	度/($\text{mg}\cdot\text{m}^{-3}$)
06:00	22.33	88.02	1.23	717.79
07:00	21.76	89.93	1.32	656.31
08:00	23.23	89.24	2.29	780.25
09:00	25.31	84.39	1.86	515.08
10:00	28.66	77.90	1.08	359.60
11:00	29.06	73.06	0.98	328.29
12:00	25.99	68.47	0.26	257.23
13:00	26.49	68.76	0.50	296.45
14:00	26.87	69.10	0.36	274.82
15:00	25.17	72.90	0.41	291.20
16:00	25.62	73.90	0.40	312.91
17:00	24.96	76.60	0.16	301.71

3.2.1 未确知测度预测评价模型验证

基于环境评价指标体系,得出猪舍环境适宜度的各个评价指标的单测度函数,对 4 项环境因子主观权重分别修正 37.30%、7.89%、11.51%、29.33%。据式(4)得出主观权重、客观权重和综合权重,如表 9 所示。

3.2.2 评价结果分析对比

以 8 月 2 日 07:00 预测值的综合权重和测度评价矩阵,可得出 07:00 的多指标综合测度评价向量,向量为 $\beta=(0.242,0.353,0.214,0.003,0.187)$ 。

表 9 评价指标综合权重

Tab.9 Composite weight values of evaluation metrics			
评价指标	主观权重	客观权重	综合权重
温度	0.589 43	0.224	0.567
相对湿度	0.206 28	0.215	0.190
氨气质量浓度	0.124 65	0.260	0.139
二氧化碳质量浓度	0.079 64	0.301	0.103

根据置信度识别准则,取 $\lambda=0.5,\beta_1+\beta_2=0.595>0.5$,可得出 07:00 猪舍内适宜度的预测评价等级为Ⅱ级(良)。选取 8 月 2 日 06:00—17:00 这一集中饲喂、清粪的工作时间,求得未来 12 h 的舍内环境质量变化等级的综合未确知测度,如表 10 所示。

表 10 各个时刻猪舍环境综合未确知测度

Tab.10 Comprehensive unknown measurement of pig house environment at each moment					
时间	综合未确知测度				
	I (优)	II (良)	III (中)	IV (劣)	V (差)
06:00	0.242	0.189	0.378	0.075	0.115
07:00	0.242	0.352	0.214	0.002	0.187
08:00	0.242	0.000	0.515	0.081	0.161
09:00	0.242	0.000	0.059	0.698	0.000
10:00	0.242	0.000	0.180	0.010	0.567
11:00	0.242	0.169	0.021	0.000	0.567
12:00	0.344	0.088	0.000	0.380	0.186
13:00	0.337	0.095	0.000	0.191	0.375
14:00	0.328	0.104	0.000	0.050	0.516
15:00	0.242	0.175	0.090	0.491	0.000
16:00	0.242	0.137	0.053	0.521	0.045 4
17:00	0.242	0.034	0.277	0.445	0.000

分析评价结果发现,8 月 2 日 07:00 实际测量温度为 21.80℃,相对湿度为 91.70%,氨气质量浓度为 0.77 mg/m^3 ,二氧化碳质量浓度为 708.18 mg/m^3 ,除相对湿度指标外,其余指标均在适宜范围内,结合未确知测度评价法判定为Ⅱ级(良),表明当前猪舍内的环境舒适。与本文采用混合神经网络与未确知测度模型预测的结果一致。

本文提出评价模型对舍内环境质量评价敏感度 SENS 为 0.215,在元素权重相同的情况下,传统的模糊综合评价 SENS 为 0.178。传统的模糊综合评价依据最大隶属度规则进行判定评价等级,该方法虽能对处于模糊范围的数据进行划分,但当面对两项或两项以上隶属度接近且均大于其他各项隶属度时,SENS 近似为 0,无法准确划分评价等级。由于本文提出的未确知测度模型,不依赖于最大隶属度规则,采用置信度区间进行等级划分,因此提升了 SENS,且比传统模糊综合评价敏感度高 20.80%。此外,使用传统的以温度为主的

单因素评价方法对 8 月 2 日 07:00 的环境适宜度等级进行评价时,可得出舍内环境质量评价等级为 I 级(优),然而由于这时舍内相对湿度为 91.70% 已超出适宜范围,因此仅以单一温度为主进行舍内环境评价时难以综合考虑舍内其他环境因素的影响。

4 结论

- (1) 基于单一 LSTM 神经网络的舍内环境预测模型结构为 1 个隐藏层、150 个隐藏节点、256 个批量和 200 个训练时期, R^2 平均为 0.80,其预测结果趋势与真实值大致一致,但预测误差较大。
- (2) 与 LSTM 网络相比,LSTM-AGF 混合模型

具有较优的预测性能。针对舍内氨气质量浓度、温度、相对湿度、二氧化碳质量浓度进行预测,LSTM-AGF 模型比 LSTM 网络的 R^2 分别提升 0.33、0.03、0.05、0.12。

- (3) 将专家经验与综合赋权法相结合建立的评价指标权重,对 4 项环境因子的主观权重分别修正 37.30%、7.89%、11.51%、29.33%,为基于时序序列的猪舍内环境质量评价方法提供了依据。
- (4) 通过实际猪舍环境分析验证表明,提出的基于时序序列的猪舍环境综合评价结果符合实际情况,SENS 为 0.215,相较传统模糊综合评价方法提升 20.80%,提出的综合评价方法更能全面、客观、精准地反映舍内环境质量变化状况。

参 考 文 献

[1] 郭春华,王康宁. 环境温度对生长猪生产性能的影响[J]. 动物营养学报, 2006,18(4): 287-293.
GUO Chunhua, WANG Kangning. Effects of environmental temperature on the performance of growing pigs[J]. Chinese Journal of Animal Nutrition, 2006,18(4): 287-293. (in Chinese)

[2] 周水岳,杨润泉,郭球松,等. 温湿度和有害气体对妊娠母猪繁殖性能的影响[J]. 中国畜牧杂志, 2017, 53(12): 101-106.
ZHOU Shuiyue, YANG Runquan, GUO Qiusong, et al. Effect of temperature humidity and harmful gas on performance of pregnant sow[J]. Chinese Journal of Animal Science, 2017, 53(12): 101-106. (in Chinese)

[3] 曾志雄,董冰,吕恩利,等. 猪舍环境无线多点多源远程监测系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 332-340,349.
ZENG Zhixiong, DONG Bing, LÜ Enli, et al. Design and experiment of wireless multi-point and multi-source remote monitoring system for pig house[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(2):332-340,349. (in Chinese)

[4] 杨飞云,曾雅琼,冯泽猛,等. 畜禽养殖环境调控与智能养殖装备技术研究进展[J]. 中国科学院院刊, 2019, 34(2): 163-173.
YANG Fei Yun, ZENG Ya qiong, FENG Zemeng, et al. Research status on environmental control technologies and intelligent equipment for livestock and poultry production[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences,2019,34(2):163-173. (in Chinese)

[5] XIE Qiuju, NI J Q, BAO Jun, et al. Correlations, variations, and modelling of indoor environment in a mechanically-ventilated pig building[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 282: 124441.

[6] 谢秋菊,苏中滨,NI J Q,等. 猪舍环境适宜性模糊综合评价[J]. 农业工程学报, 2016, 32(16): 198-205.
XIE Qiuju, SU Zhongbin, NI J Q, et al. Fuzzy synthetic assessment of swine house environmental adaptability[J]. Transactions of the CASE, 2016, 32(16): 198-205. (in Chinese)

[7] 江伟,张晓,刘大同,等. 小麦品质性状相关性主成分分析[J]. 江苏农业科学, 2023, 51(16): 43-48.
JIANG Wei, ZHANG Xiao, LIU Datong, et al. Correlation and principal component analysis of wheat quality traits[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2023, 51(16): 43-48. (in Chinese)

[8] 代祥,徐幼林,宋海潮,等. 基于线性模型的管路内农药混合均匀性评价方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(11): 197-207.
DAI Xiang, XU Youlin, SONG Haichao, et al. Methodology to evaluate pesticide inline mixing uniformity inside pipelines based on linear models[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(11): 197-207. (in Chinese)

[9] 卓志清,李勇,勾宇轩,等. 基于最小数据集的东北旱作区耕层质量评价与障碍诊断[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 321-330.
ZHUO Zhiqing, LI Yong, GOU Yuxuan, et al. Quality evaluation and obstacle diagnosis of plough horizon based on minimum data set in dry farming region of Northeast China[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 321-330. (in Chinese)

[10] 冯建文,韩秀梅,宋莎,等. 灰色关联度分析和 DTOPSIS 法在贵州威宁引进苹果综合评价中的应用[J]. 南方农业学报, 2022, 53(11): 3157-3164.
FENG Jianwen, HAN Xiumei, SONG Sha, et al. Application of grey correlation analysis and DTOPSIS method incomprehensive evaluation of introduced apples in Weining,Guizhou[J]. Journal of Southern Agriculture, 2022, 53(11): 3157-3164. (in Chinese)

[11] 王文翔,杜丽丽,张路培,等. 基于转录组分析挖掘平凉红牛背最长肌肉质性状候选基因[J]. 畜牧兽医学报, 2023,

54(11):4589–4604.

WANG Wenxiang, DU Lili, ZHANG Lupei, et al. Mining candidate genes related to meat quality traits of longissimus lumborum in Pingliang red steer based on transcriptome[J]. *Acta Veterinaria et Zootechnica Sinica*, 2023, 54(11):4589–4604. (in Chinese)

[12] 郭昱辰, 杨亮, 刘春红, 等. 基于 RF–LSTM 的鸡舍恶臭气体预测研究[J]. *中国环境科学*, 2020, 40(7): 2850–2857.

GUO Yuchen, YANG Liang, LIU Chunhong, et al. Prediction of stench gas in chicken house based on RF–LSTM[J]. *China Environmental Science*, 2020, 40(7): 2850–2857. (in Chinese)

[13] 刘春红, 杨亮, 邓河, 等. 基于 ARIMA 和 BP 神经网络的猪舍氨气浓度预测[J]. *中国环境科学*, 2019, 39(6): 2320–2327.

LIU Chunhong, YANG Liang, DENG He, et al. Prediction of ammonia concentration in piggery based on ARIMA and BP neural network[J]. *China Environmental Science*, 2019, 39(6): 2320–2327. (in Chinese)

[14] 赵娟, 沈懋生, 浦育歌, 等. 基于近红外光谱与多品质指标的苹果出库评价模型研究[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(2): 386–395.

ZHAO Juan, SHEN Maosheng, PU Yuge, et al. Out-of-warehouse evaluation and prediction model of apple based on near-infrared spectroscopy combined with multiple quality indexes[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(2): 386–395. (in Chinese)

[15] 周罕觅, 孙旗立, 张硕, 等. 基于多目标综合评价的滴灌苹果水肥协同调控研究[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(11): 335–346.

ZHOU Hanmi, SUN Qili, ZHANG Shuo, et al. Cooperative regulation of water and fertilizer in drip irrigation apple based on multi-objective comprehensive evaluation[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(11): 335–346. (in Chinese)

[16] 吕雅慧, 郇文聚, 张超, 等. 基于 TOPSIS 和 BP 神经网络的高标准农田综合识别[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(3): 196–204.

LÜ Yahui, YUN Wenju, ZHANG Chao, et al. Multi-characteristic comprehensive recognition of well-facilitied farmland based on TOPSIS and BP neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(3): 196–204. (in Chinese)

[17] 迟宇, 郭艳娇, 冯涵, 等. 采用多源信息融合的妊娠猪舍环境质量评价方法[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(18): 212–221.

CHI Yu, GUO Yanjiao, FENG Han, et al. Environmental quality evaluation method for swine gestation barns based on multi-source information fusion[J]. *Transactions of the CSAE*, 2022, 38(18): 212–221. (in Chinese)

[18] 陈冲, 刘星桥, 刘超吉, 等. 哺乳母猪舍环境舒适度评价预测模型优化[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(8): 311–319.

CHEN Chong, LIU Xingqiao, LIU Chaoji, et al. Optimization of evaluation and prediction model of environmental comfort in lactating sow house[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(8): 311–319. (in Chinese)

[19] 程捷, 冯天玉, 黄世明, 等. 基于 D–S 证据理论的猪舍环境状态识别研究[J]. *中国农机化学报*, 2021, 42(6): 50–54.

CHENG Jie, FENG Tianyu, HUANG Shiming, et al. Research on recognition of piggery environmental state based on D–S evidence theory[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2021, 42(6): 50–54. (in Chinese)

[20] 王光远. 未确知信息及其数学处理[J]. *哈尔滨建筑工程学院学报*, 1990, 1(4): 1–9.

WANG Guangyuan. Unascertained information and its mathematical treatment[J]. *Journal of Harbin University of Civil Engineering and Architecture*, 1990, 1(4): 1–9. (in Chinese)

[21] 顾伟红, 毛梦薇, 赵雪. 未确知测度理论在盾构下穿既有隧道安全风险评价中的应用[J]. *安全与环境学报*, 2024, 24(2): 461–469.

GU Weihong, MAO Mengwei, ZHAO Xue. Application of unascertained measure theory in safety risk assessment of shieldtunneling[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2024, 24(2): 461–469. (in Chinese)

[22] 程国华, 康瑞海, 石勇, 等. 基于 SPA 未确知测度模型的充填管道磨损风险性评估[J]. *矿业研究与开发*, 2022, 42(12): 186–191.

CHENG Guohua, KANG Ruihai, SHI Yong, et al. Risk assessment of filling pipeline wear based on SPA-unascertained measure model[J]. *Mining Research and Development*, 2022, 42(12): 186–191. (in Chinese)

[23] 北京市农林科学院畜牧兽医研究所. 规模猪场环境参数及环境管理: GB/T 17824.3[S]. 北京: 中国国家标准化管理委员会, 2008.

[24] 贾佳丽. 猪舍环境对猪群健康的影响及对策[J]. *农技服务*, 2017, 34(23): 127.

[25] 司徒金水, 朱晓彤, 江青艳, 等. 环境因素对猪生产性能的影响[J]. *家畜生态学报*, 2021, 42(8): 8–14.

SITU Jinshui, ZHU Xiaotong, JIANG Qingyan, et al. Influence of environmental factors on pig performance[J]. *Acta Ecologiae Animalis Domastici*, 2021, 42(8): 8–14. (in Chinese)