

基于 LSTM – Seq2Seq 的兔舍环境多参数预测

冀荣华¹ 史珊弋¹ 赵迎迎² 刘中英² 吴中红²

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学动物科学与技术学院, 北京 100083)

摘要: 为解决传统兔舍环境参数预测方法忽略环境参数间耦合关系的问题,提出了基于 LSTM 的 Seq2Seq 兔舍环境多参数关联序列预测模型。在建模过程中,使用双层 LSTM 作为 Seq2Seq 结构的编码器和解码器,以提高环境参数预测模型的表征能力及预测精度,而 Seq2Seq 结构不仅能够有效提取兔舍环境参数序列自身时间相关性,还能够挖掘参数间的耦合关系。利用该模型对浙江省嵊州市某兔场兔舍环境数据进行实验及预测。结果显示,该兔舍环境多参数预测模型取得了良好的预测性能,分别与标准 LSTM、标准 SVR 模型对比分析,温度预测精度分别提高 28.41% 和 48.60%,相对湿度预测精度分别提高 9.84% 和 56.08%,二氧化碳浓度预测精度分别提高 5.39% 和 11.19%。表明所提出的兔舍环境多参数预测模型能够充分挖掘关联环境参数序列间的耦合关系,满足兔舍环境数据精准预测的需要。

关键词: 兔舍; 环境参数; 关联时间序列; 预测; LSTM; Seq2Seq

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2021)S0-0396-06

Multivariable Environmental Prediction Model of Rabbit House Based on LSTM – Seq2Seq

Ji Ronghua¹ SHI Shanyì¹ ZHAO Yingying² LIU Zhongying² WU Zhonghong²

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. College of Animal Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to improve the prediction accuracy of the rabbit house environment parameters, solve the coupling relationship between environmental parameters ignored in traditional predict method, and reduce the cost of rabbit house environmental control, a multivariable environmental prediction sequence to sequence model of rabbit house based on Long Short – Term Memory was proposed. Double-layer LSTM was used as the encoder and decoder of the Seq2Seq structure to improve the characterization ability and prediction accuracy of the environmental parameter prediction model. The Seq2Seq structure can not only effectively extract the time correlation of the rabbit house environmental parameter sequence itself, but also can mine the coupling relationship between the parameters. The model was used to test and predict the data of temperature, humidity and carbon dioxide concentration in the rabbit house which in a rabbit farm in Shengzhou City, Zhejiang Province. The results showed that the multi-parameter prediction model of the rabbit house environment achieved good prediction performance. Compared with standard LSTM model and standard SVM model, the prediction accuracy of temperature is improved by 28.41% and 48.60%, the prediction accuracy of humidity is improved by 9.84% and 56.08%, and the prediction accuracy of carbon dioxide concentration is improved by 5.39% and 11.19%. The experimental results showed that the proposed multivariable environmental prediction model of rabbit house not only had good forecasting effect, but also can meet the needs of accurate of prediction of rabbit house environmental data.

Key words: rabbit house; environmental parameter; associate time series; predict; LSTM; Seq2Seq

收稿日期: 2021-07-01 修回日期: 2021-09-01

基金项目: 财政部和农业农村部:国家现代农业产业技术体系项目

作者简介: 冀荣华(1973—),女,副教授,博士,主要从事数据分析技术与智能算法研究,E-mail: jessie1212@cau.edu.cn

通信作者: 吴中红(1973—),女,副教授,博士,主要从事畜禽环境工程、环境生理与动物生殖发育研究,E-mail: wuzhh@cau.edu.cn

0 引言

为满足市场供需与国家环保管控政策要求,家兔产业养殖模式向集约化、智能化升级是兔业养殖发展的必由之路。然而家兔养殖环境调控不及时,易导致兔舍环境无法满足家兔需求,甚至胁迫家兔正常生长与繁育。温度、湿度及二氧化碳浓度是兔舍环境重要参数。研究表明,兔舍内温度过高会影响家兔生殖性能,温度过低会造成家兔冷应激,降低幼兔的成活率。高湿环境益于微生物繁殖,使得兔舍内传染病易蔓延;低湿环境会加快家兔皮肤和粘膜水分蒸发,使家兔呼吸系统疾病的几率上升^[1]。兔舍内 CO₂ 浓度过高,会使家兔出现缺氧、生产性能下降、体质衰弱等症状,易导致家兔感染结核等慢性传染病^[2]。因此,对兔舍环境参数精准调控对减轻家兔生长与繁育的环境胁迫影响有重要意义,是实现集约化规模化家兔养殖的前提和基础。而兔舍环境参数有效预测是实现兔舍环境精准调控的重要内容。

畜舍环境参数主要包括温度、湿度和气体浓度,畜舍环境参数预测属于时间序列预测。研究者针对环境参数预测做了大量研究。刘春红等^[3]提出了基于 ARIMA-BP 神经网络的猪舍氨气浓度组合预测方法,从最优权重和残差化角度对模型进行评估,显示该组合模型有良好的预测性能。刘双印等^[4]运用主成分分析约简预测模型结构,采用 SVR-ARMA 构建禽舍气温组合预测模型。LI 等^[5]利用人工神经网络预测瘤胃 pH 值、氨和挥发性脂肪酸浓度。KARUNARATHNE 等^[6]提出一种基于过程区域划分的模型预测牛舍氨气浓度。郭昱辰等^[7]提出了基于随机森林结合长短时记忆网络鸡舍气体预测模型,并证实其能够对鸡舍有害气体进行有效预测。邹修国等^[8]建立了基于 PSO-DNN 的平养鸡舍冬季氨气浓度预测模型。WINKLER 等^[9]提出基于激光光谱消除畜舍内其他气体对氨气浓度检测的交叉干扰,提升氨气检测精确度。谢秋菊等^[10-11]建立基于 L-M 优化算法的 3-7-1 三层 BP 神经网络模型,对猪舍氨气浓度进行预测。上述畜舍环境参数预测模型虽然能够挖掘参数内部变化机制并作出预测,但以上研究主要是对单参数预测开展的,而主要畜舍环境参数间存在着一定的耦合关系,因此应使用多元关联序列预测方法对畜舍环境参数进行预测。

兔舍环境参数序列不仅具有周期性、非线性特点,且参数间相互耦合,为典型的关联时间序列数据。随着深度学习算法快速发展和应用,研究人员

开展了对具有耦合关系的多个关联时间序列预测模型研究。CAO 等^[12]提出了时间图谱神经网络(STGNN)以预测多特征时序数据,序列间相关性结合谱傅里叶变换和离散傅里叶变换,通过卷积和序列学习对多元时间序列实现有效预测。WANG 等^[13]提出模糊认知图方法,通过引入模糊神经网络与小波分析,实现了对多元序列的高精度预测。鹿天柱等^[14]提出了双阶段注意结合全维卷积的递归神经网络(DAFDC-RNN),引用目标注意力机制和全维度卷积机制学习特征间相关性,证实在大特征量数据集上有最佳预测效果。WANG 等^[15]利用回声状态网络 and 自适应差分进化算法构建多元时间序列预测模型,实验结果证明该方法能够有效、稳定地处理多维数据预测。CABRIETO 等^[16]提出了基于排列的显著性检验多元序列中特征间的波动变化,并证实其精确度优于已有方法,且泛化能力更强。XU 等^[17]提出改进的基于回声状态网络的多元时间序列模型,实验证明该模型有效且泛化能力强。YANG 等^[18]提出根据格兰杰因果关系挖掘多元时间序列间相关性,对不同多元序列进行模型训练并通过模型差异评估原始序列相关性,实验证明该方法能够挖掘多元序列的耦合关系。MA 等^[19]提出了差分引导表示学习网络结构,经实验证实其能够有效利用动态演化信息进行时间序列的表示学习。上述研究将相互关联的不同参数数据看作一个整体,分析关联序列参数间的耦合关系,为兔舍关联序列预测提供了参考。

为提高兔舍环境参数预测精度,解决传统兔舍环境参数预测方法忽略参数间耦合关系的不足,在借鉴前人研究成果基础上,使用从序列到序列映射结构(Seq2Seq),并将双层长短时记忆网络(LSTM)作为 Seq2Seq 模型的编码器和解码器,提出基于 LSTM 的 Seq2Seq 兔舍环境多参数预测模型。

1 材料和方法

1.1 数据采集

数据在浙江省嵊州市长毛兔种兔某养殖基地采集。该基地是集种兔培育、种兔繁殖于一体的集约化长毛兔养殖基地。兔舍建筑为彩钢结构,长 32 m、宽 9 m、高 4.35 m,内部为室内双列式笼养结构,兔笼排列为背靠背 3 层兔笼,如图 1 所示。舍内长毛兔饲养密度均为 1.25 只/m²。

由于兔舍为密闭环境,经过兔舍环境参数检测,发现兔舍内温度、相对湿度在空间上分布较为均匀,为方便布线,将温湿度自动记录仪均匀分布于兔舍两侧。兔舍内部的气体浓度更体现其分



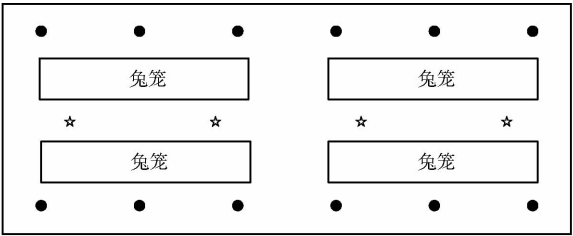
图1 长毛兔兔舍内部结构图

Fig.1 Graph of inside structure of rabbit house

布,因此将二氧化碳浓度自动记录仪均匀分布于兔舍中部。

利用179-TH型温湿度自动记录仪(Apresy)和EZY-1型二氧化碳浓度自动记录仪(天健华仪)检测兔舍环境温湿度和二氧化碳浓度。温湿度自动记录仪12台,二氧化碳浓度自动记录仪4台,布置位置如图2所示。

温湿度自动记录仪的温度测量范围为-40~100℃,精度为±0.2℃,相对湿度测量范围为0~



● 温湿度自动记录仪 ★ 二氧化碳浓度自动记录仪

图2 环境参数记录仪部署平面图

Fig.2 Plan of environmental parameter recorder

100%,精度为±1.8%。二氧化碳浓度自动记录仪测量范围 $0\sim5\times10^{-3}$,精度为 $\pm7.5\times10^{-5}$ 。数据采集时间间隔为10 min。

1.2 数据集的组成

数据采集时间为2020年7月22日—8月31日、2019年7月20日—8月23日、2018年8月24—31日、2018年4月9日—5月25日。兔舍环境参数分布如图3所示。

观察图3可以发现,兔舍内温度、相对湿度和二氧化碳浓度均具有一定周期性。图4为一日内环境参数数据。

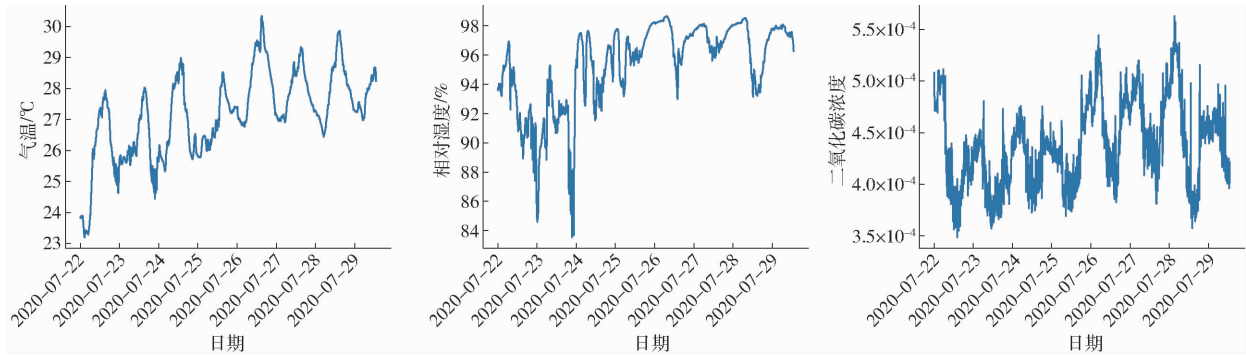


图3 兔舍环境部分原始数据

Fig.3 Part of original environmental data from rabbit house

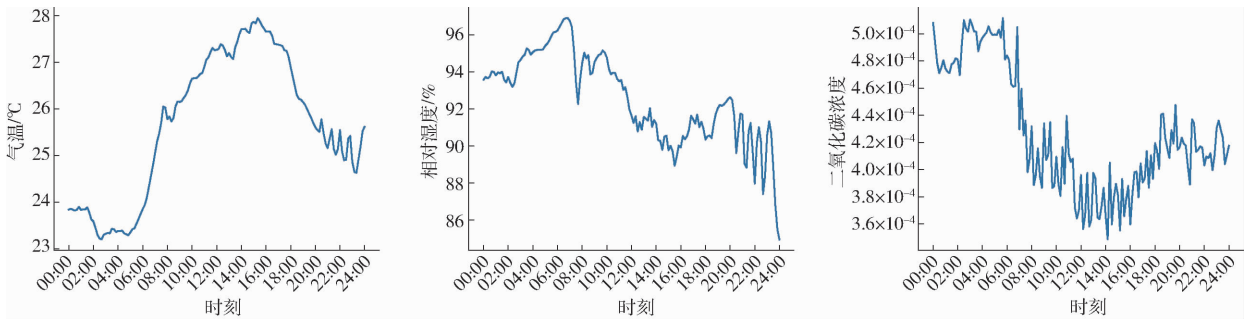


图4 一日内环境参数数据

Fig.4 Environmental data in one day

发现兔舍温度于15:00左右达到峰值,然后随着时间逐渐下降,在02:00左右达到最低,然后逐渐升高;相反,二氧化碳浓度于15:00左右达到一日内最低值,然后逐渐上升,在02:00左右达到峰值,然后逐渐下降;相对湿度于清晨达到峰值而后波动下降,于15:00降到局部最低后短暂上升,然后再次波

动下降。
计算兔舍环境参数相关系数,结果如表1所示。由表1可以看出,温度与相对湿度、温度与二氧化碳浓度的相关系数分别为-0.6947和-0.6421,证明参数间存在显著负相关关系,即当温度上升时,相对湿度及二氧化碳浓度下降,此外,相对湿度与二氧

表 1 兔舍环境参数相关系数

Tab.1 Correlation values about livestock environment

参数	温度	相对湿度	二氧化碳浓度
温度	1	-0.694 7	-0.642 1
相对湿度	-0.694 7	1	0.630 1
二氧化碳浓度	-0.642 1	0.6301	1

化碳浓度相关系数为 0.630 1,表明环境参数间存在显著正相关,当相对湿度上升时,二氧化碳浓度下降。这是因为当温度上升,兔舍内水分随着温度的升高加快蒸发导致湿度下降;而兔子为喜凉生物,温度上升会减弱兔子活力从而呼吸频率下降,导致兔舍内二氧化碳浓度下降,因此,温度、相对湿度、二氧化碳浓度间呈现此相关关系。

由于兔舍环境参数间量纲相差较大,为保证数据的一致性,对数据进行归一化处理。

2 模型建立

2.1 模型原理

Seq2Seq 广泛用于序列到序列的映射问题,编码器-解码器结构为 Seq2Seq 的主流结构。Seq2Seq 模型对输入类型及维度没有限制,因此能够灵活地根据不同输入、输出需求实现对时间序列数据进行分析、预测。

由于长短时记忆神经网络(LSTM)能够有效避免梯度消失和梯度爆炸问题,为此,本研究选取 LSTM 作为 Seq2Seq 框架的编码器和解码器。

对于给定的输入序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, LSTM 单元对时间序列数据预测过程如下: LSTM 单元接收上一时间步的隐藏层单元输入值 h_{i-1} 及当前时间步的输入数据 x_i ,加权求和后输入 sigmoid 函数以此确认需要遗忘的信息 f_i 。将 h_{i-1} 与 x_i 进行加权求和,输入至 sigmoid 函数和 tanh 函数中得到输入门值 i_i 及状态信息 S_i 。根据当前时刻数据信息对单元状态进行更新。计算输出门值得到输出数据 O_i ,当前的隐藏层单元值 H_i 输出给下一单元。

2.2 模型结构

基于 LSTM 的 Seq2Seq 模型示意图见图 5。编码器依次接收输入序列数据并将其转化为固定长度的特征向量,输入至编码器的序列数据对其对应的隐藏单元进行状态更新,编码器中隐藏单元依次向下一隐藏单元传递其状态向量,直至到最末端隐藏单元,将输入数据转化为一个特征向量。编码器向解码器输入该特征向量。用编码器最末端隐藏单元的状态向量预测解码器的初始输出。编码器隐藏单元接收上一时间步输出数据和上一时间步隐藏单元状态向量,预测当前输出数据,直至全部预测

数值输出完毕。本文使用双层 LSTM 作为 Seq2Seq 模型的编码器与解码器,模型输入为长毛兔兔舍环境参数(温度、相对湿度和二氧化碳浓度)时间序列数据,输出为待预测的兔舍环境参数时间序列数据。将兔舍环境因子按照单变量、双变量、三变量的不同输入、输出参数组合,以未来 1 h 环境参数为预测目标。

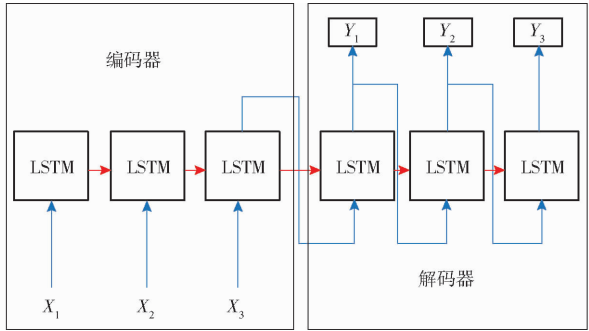


图 5 基于 LSTM 的 Seq2Seq 模型示意图

Fig.5 Graph of Seq2Seq model based on LSTM

依次对上述 Seq2Seq 模型进行训练,利用均方根误差评价模型预测效果,筛选出各参数最佳预测模型,将最佳预测模型进行加权组合获得最终的兔舍环境多参数预测模型。模型组合方式为

$$model = \alpha model_A + \beta model_B + \gamma model_C$$

其中, $model_A$ 、 $model_B$ 、 $model_C$ 分别为温度、相对湿度、二氧化碳浓度最佳预测模型, α 、 β 、 γ 为模型系数,取 0 或 1。

2.3 模型性能评价

选用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和平均绝对百分比误差(MAPE)作为模型评价指标,全面评价模型性能。

3 实验

3.1 数据集设置

使用兔舍环境参数数据集生成输入数据集和输出数据集 $D_i = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 、 $D_o = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_m\}$,其中 X_i 、 Y_i 维数分别为输入序列特征数和 1。使用滑动窗口,按照输入时间步 i_t 及输出时间步 o_t ,分别依次使用 $\{X_1, X_2, X_3, \dots\}$ 和 $\{Y_{i_t+1}, Y_{i_t+2}, Y_{i_t+3}, \dots\}$ 作为输入序列样本及输出序列样本首个数据,将数据划分为若干输入样本集合 $\{(X_1, X_2, \dots, X_{i_t}), (X_2, X_3, \dots, X_{i_t+1}), \dots\}$ 和输出样本集合 $\{(Y_{i_t+1}, Y_{i_t+2}, \dots, Y_{i_t+o_t}), (Y_{i_t+2}, Y_{i_t+3}, \dots, Y_{i_t+1+o_t}), \dots\}$,直至覆盖训练数据和测试数据,其中 $\{(X_k, \dots, X_{i_t+k-1}), (Y_{i_t+k}, \dots, Y_{i_t+k+o_t-1})\}$ 为一个样本对。

滑动划分数据示意图见图 6。图 6 中,设定输入时间步及输出时间步为 8,即使用前 8 步时间序列数据对未来 6 个数据进行预测。上方序列表示输

入数据集,下方序列表示输出数据集,相同颜色线段所连接数据为一个数据样本对。

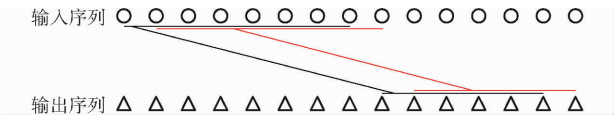


图 6 滑动划分数据示意图
Fig. 6 Schematic of slide partition data

按照每 10 d 一个周期,将每一周期前 7 d 数据滑动生成训练集,后 3 d 滑动生成测试集。训练集样本数量为 11 760 个,测试集样本数量为 4 740 个。

3.2 实验环境与参数选择

实验环境为:处理器 Intel i7-7700k,CPU 频率 4.2 GHz,内存 16 GB,操作系统 Windows 10(64 位),程序设计语言 Python 3.6,集成开发环境 Anaconda3,基于 TensorFlow 1.14.0 机器学习程序包实现。

预测模型主要参数设置如表 2 所示。

表 2 模型参数设置
Tab.2 Model parameters setting

参数	数值/类型
编码器层数	2
解码器层数	2
输入步长	8
输出步长	6
学习率	0.03
迭代次数	1 500
批尺寸	200
正则化策略	L2
优化器	adam

3.3 实验结果与分析

3.3.1 不同环境参数组合的模型性能

将兔舍环境参数按照表 3 所示进行组合,以均方根误差为评价模型预测精度标准,选择预测结果均方根误差最小组合。

由表 3 可以发现,预测兔舍温度和相对湿度,输入为温度和相对湿度的双变量输入模型精度更高。相对于对应单变量预测,温度和相对湿度预测模型的 RMSE 分别降低 16.36% 和 9.58%。当用三变量(温度、相对湿度、二氧化碳浓度)作为模型输入预测温度或相对湿度时,预测精度有不同程度的下降。其原因在于兔舍温度、相对湿度变化幅度较小、较为平稳而二氧化碳浓度波动较大。与双参数预测及单参数预测相比,使用三变量作为模型输入预测二氧化碳浓度时 RMSE 最小,相较于以二氧化碳浓度作为输入时 MAE 降低了 1.66%。因此,各环境参数最佳预测组合分别为:温度、相对湿度预测温度和相对湿度;相对湿度、二氧化碳浓度预测二氧化碳浓度。

表 3 不同输入下环境各参数预测结果
Tab.3 MSE of environmental parameter of Seq2Seq models with different input and output combinations

	输入序列	输出序列	均方根误差
温度预测	温度	温度	0.470 8℃
	温度、相对湿度	温度	0.393 9℃
	温度、二氧化碳浓度	温度	0.536 5℃
	温度、相对湿度、二氧化碳浓度	温度	0.480 6℃
相对湿度预测	相对湿度	相对湿度	2.188 6%
	相对湿度、温度	相对湿度	2.080 8%
	相对湿度、二氧化碳浓度	相对湿度	2.236 1%
二氧化碳浓度预测	温度、相对湿度、二氧化碳浓度	相对湿度	2.156 4%
	二氧化碳浓度	二氧化碳浓度	2.155 93 × 10 ⁻⁵
	温度、二氧化碳浓度	二氧化碳浓度	2.619 84 × 10 ⁻⁵
	相对湿度、二氧化碳浓度	二氧化碳浓度	2.120 14 × 10 ⁻⁵
	温度、相对湿度、二氧化碳浓度	二氧化碳浓度	2.197 87 × 10 ⁻⁵

为实现兔舍环境多参数预测,形成基于 LSTM 的 Seq2Seq 的兔舍环境多参数预测模型,模型结构见图 7。

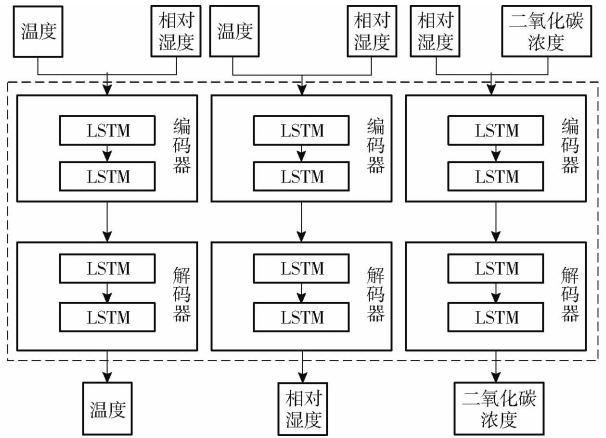


图 7 基于 LSTM 的 Seq2Seq 兔舍环境多参数预测模型
Fig. 7 Rabbit house environment multivariable prediction model based on LSTM-Seq2seq

3.3.2 不同模型预测效果比较

为了检验基于 LSTM 的 Seq2Seq 兔舍环境多参数预测模型预测性能,利用同样的畜舍环境数据集为基础,以平均绝对百分比误差(MAPE)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)为评价标准,分别选择标准长短时记忆网络(LSTM)和支持向量回归机(SVR)作为对比模型进行预测及结果对比分析,其中,标准 LSTM 为特殊类型的循环神经网络,SVR 为基于统计学习理论的数据回归计算模型,以上两种模型均为时间序列经典预测方法,此外对比模型均使用交叉验证方法选择最优参数进行模型建立。温度、相对湿度及二氧化碳浓度预测结果对比拟合曲线见图 8。

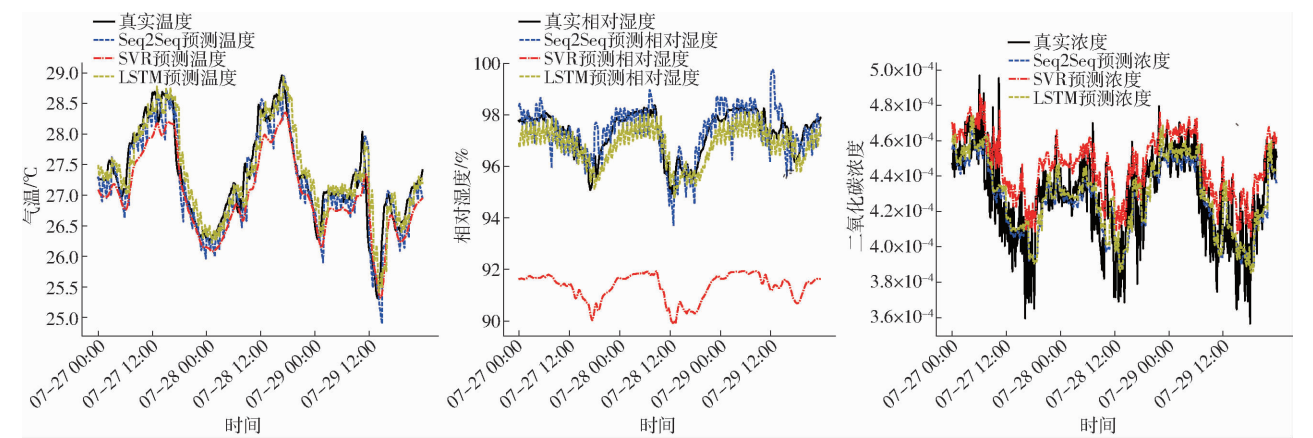


图 8 不同模型的预测结果对比

Fig.8 Comparison of prediction results of different models

在相同条件下基于 Seq2Seq 兔舍环境多参数预测模型与标准 LSTM、标准 SVR 模型对兔舍温度预测精度对比,评价指标 MAPE、RMSE 和 MAE 均下降了 20.04% 及以上;相同条件下基于 Seq2Seq 兔舍环境多参数预测模型、标准 LSTM、标准 SVR 模型对兔舍相对湿度预测精度对比,评价指标 MAPE、RMSE 和 MAE 均下降了 8.13% 及以上。表明兔舍温度、相对湿度数据波动耦合性较强,使用基于 LSTM 的 Seq2Seq 模型,结合温度、相对湿度关联序列数据,可以有效提取相对湿度与温度的耦合关系,提升兔舍温度、相对湿度预测精确度。在相同条件下基于 Seq2Seq 兔舍环境多参数预测模型与标准 LSTM、标准 SVR 模型对兔舍二氧化碳浓度预测精度对比,评价指标 MAPE、RMSE 和 MAE 均下降了 4.74% 及以上。表明兔舍二氧化碳数据波动不仅存在自身变量的时间相关性,且与兔舍相对湿度有显著空间相关性,使用基于 LSTM 的 Seq2Seq 模型,结合相对湿度关联序列数据,可以有效提取耦合关系,提高兔舍二氧化碳浓度的预测精度。

综上所述,使用关联序列预测对兔舍环境各参数进行预测相对于传统单变量预测方法均有预测精

度提升,表明本研究提出的基于 LSTM 的 Seq2Seq 兔舍环境参数模型不仅能够挖掘环境参数自身序列相关性,还可以挖掘环境数据参数间存在的耦合关系,提升兔舍环境参数预测精度。

4 结束语

为实现兔舍环境多参数预测,实现兔舍环境精准调控,本文融合长短时记忆网络和序列到序列两种深度学习模型提出基于 LSTM 的 Seq2Seq 兔舍环境多参数预测模型。利用浙江省嵊州市长毛兔种兔某养殖基地环境参数关联时间序列数据进行模型训练和测试,并与其他模型进行对比,结果表明:兔舍环境参数变化不仅具有自身的时间相关性,还与其他环境参数有着耦合关系,利用关联时间序列对兔舍环境参数预测可提升预测精度;使用基于 LSTM 的 Seq2Seq 模型相较于传统单变量时间序列预测方法,能够有效提取关联时间序列间的耦合关系,挖掘数据间的波动相关性,提升预测性能;兔舍温度、相对湿度波动程度远小于兔舍二氧化碳浓度波动程度,实验证明,待预测特征平稳程度能够影响模型的预测精度。

参 考 文 献

[1] 刘曼,李明勇,崔瑞峰,等. 兔舍内氨气的危害及控制措施[J]. 中国养兔,2017(2):40-41.

[2] ZHANG L, LIN Z, BI Y, et al. CO₂ concentration affects in vitro pig embryo developmental capacity[J]. Polish Journal of Veterinary Sciences, 2018, 21(3):609-614.

[3] 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.

[4] 刘双印,黄建德,徐龙琴,等. 基于 PCA-SVR-ARMA 的狮头鹅养殖禽舍气温组合预测模型[J]. 农业工程学报, 2020, 36(11):225-233.

[5] LI M M, SENGUPTA S, HANIGAN M D. Using artificial neural networks to predict pH, ammonia, and volatile fatty acid concentrations in the rumen[J]. Journal of Dairy Science, 2019, 102(10):8850-8861.

[6] KARUNARATHNE S A, OGEJO J A, CHUNG M. Compartmental process-based model for estimating ammonia emissions from stored liquid dairy manure[J]. SN Applied Sciences, 2020, 2(1):709-742.

[7] 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.

79 – 84. (in Chinese)

[13] 冯文奂, 周云飞, 王金策, 等. 基于虚拟技术的多媒体英语教学系统设计[J]. 微型电脑应用, 2021, 37(3): 13 – 16.
FENG Wenhuan, ZHOU Yunfei, WANG Jince, et al. Design of multimedia English teaching system based on virtual technology[J]. Microcomputer Applications, 2021, 37(3): 13 – 16. (in Chinese)

[14] 刘雪琴. 护理专业三维数字课程与教学辅助系统研发[J]. 济源职业技术学院学报, 2021, 20(1): 35 – 39.
LIU Xueqin. Research and development of three-dimensional digital course and teaching assistant system for nursing specialty [J]. Journal of Jiyuan Vocational and Technical College, 2021, 20(1): 35 – 39. (in Chinese)

[15] 杨宁. 浅析 Venlo 式智能玻璃温室[J]. 农业开发与装备, 2014(10): 89.

[16] 何世钧, 张路, 张弛, 等. 智能温室自动控制系统的设计与应用[J]. 河南农业大学学报, 2000, 34(4): 399 – 401.
HE Shijun, ZHANG Lu, ZHANG Chi, et al. Design and application of intelligent glass-house automatic control system[J]. Journal of Henan Agricultural University, 2000, 34(4): 399 – 401. (in Chinese)

[17] 张军, 张观山. 基于 Unity3D 的现代化温室大棚虚拟仿真实训系统的开发[J]. 中国现代教育装备, 2018(3): 9 – 11.
ZHANG Jun, ZHANG Guanshan. The development of virtual simulation training system for modern greenhouse based on Unity3D[J]. China Modern Educational Equipment, 2018(3): 9 – 11. (in Chinese)

[18] DOROTA K, TOMASZ S, SŁAWOMIR W, et al. Virtual reality and its applications in education: survey[J]. Information, 2019, 10(10): 318 – 337.

[19] 张婷. 产品设计的可用性评估方法的开发和验证: 以手机为例[D]. 北京: 清华大学, 2009.
ZHANG Ting. Development and validation of a methodology for evaluating product design at the early stage of lifecycle: the cell phone[D]. Beijing: Tsinghua University, 2009. (in Chinese)

[20] 刘颖. 人机交互界面的可用性评估及方法[J]. 人类工效学, 2002(2): 35 – 38.

[21] 刘鹏, 姜国华, 刘玉庆. 虚拟现实系统可用性评估综述[J]. 载人航天, 2017, 23(3): 391 – 397.
LIU Peng, JIANG Guohua, LIU Yuqing. Review of usability evaluation in virtual reality systems[J]. Manned Spaceflight, 2017, 23(3): 391 – 397. (in Chinese)

(上接第 401 页)

[8] 邹修国, 宋圆圆, 徐泽颖, 等. 基于 PSO – DNN 的平养鸡舍冬季氨气浓度预测模型研究[J]. 南京农业大学学报, 2021, 44(1): 184 – 193.

[9] WINKLER R, ADAMSEN A. Ammonia emissions from air cleaners at pig farms in denmark using a picarro cavity ring-down spectrometer[C]//Egu General Assembly Conference. EGU General Assembly Conference Abstracts, 2017.

[10] 谢秋菊, 苏中滨, 刘佳荟, 等. 基于 L – M 优化算法的猪舍氨气浓度预测模型研究[J]. 东北农业大学学报, 2015, 46(10): 74 – 79.

[11] 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]. 农业机械学报, 2020, 51(10): 353 – 361.

[12] CAO D, WANG Y, DUAN J, et al. Spectral temporal graph neural network for multivariate time-series forecasting[C]//NeurIPS, 2020.

[13] WANG J, PENG Z, WANG X, et al. Deep fuzzy cognitive maps for interpretable multivariate time series prediction[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2020, 29(9): 2647 – 2660.

[14] 鹿天柱, 钱晓超, 何舒, 等. 一种基于深度学习的时间序列预测方法[J]. 控制与决策, 2021, 36(3): 645 – 652.

[15] WANG Lin, WANG Zhigang, LIU Shan. An effective multivariate time series classification approach using echo state network and adaptive differential evolution algorithm[J]. Expert Systems with Application, 2016, 43: 237 – 249.

[16] CABRIETO J, TUERLINCKX F, KUPPENS P, et al. Testing for the presence of correlation changes in a multivariate time series: permutation based approach[J]. Scientific Reports, 2018, 8(11): 769 – 797.

[17] XU M, MIN H. Adaptive elastic echo state network for multivariate time series prediction[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 46(10): 2173 – 2183.

[18] YANG D, CHEN H, SONG Y, et al. Granger causality for multivariate time series classification[C]//IEEE International Conference on Big Knowledge. IEEE Computer Society, 2017.

[19] MA Q, CHEN Z, TIAN S, et al. Difference-Guided representation learning network for multivariate time-series classification [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020: 1 – 11.