doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.054

基于 EMD - LSTM 的猪舍氨气浓度预测研究

杨　亮[1]　刘春红[1,2]　郭昱辰[1]　邓　河[1]　李道亮[1,2]　段青玲[1,2]
(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100083)

摘要: 为提高猪舍氨气浓度预测的精度和效率,提出了基于经验模态分解和长短时记忆神经网络(EMD - LSTM)的猪舍氨气浓度预测模型。首先,将猪舍氨气浓度时间序列数据进行经验模态分解,得到不同时间尺度下的固有模态分量(IMF);然后,对 IMF 建立 LSTM 氨气浓度预测模型;最后,将各分量的预测结果相加求和作为猪舍氨气浓度的最终预测值。将本文提出的预测模型应用于江苏省宜兴市实验基地某养猪场的氨气浓度预测中,并与 Elman 模型、循环神经网络(RNN)模型、LSTM 模型和 EMD - LSTM 模型进行了对比实验,结果表明,基于 EMD - LSTM 模型的预测精度较高,预测结果与真实值相比较,平均绝对误差、平均绝对百分误差和均方根误差为 0.072 3 mg/m^3、0.625 7% 和 0.094 5 mg/m^3。

关键词: 猪舍; 氨气浓度; 经验模态分解; 长短时记忆神经网络
中图分类号: TP391　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2019)S0-0353-08

Prediction of Ammonia Concentration in Fattening Piggery Based on EMD - LSTM

YANG Liang[1]　LIU Chunhong[1,2]　GUO Yuchen[1]　DENG He[1]　LI Daoliang[1,2]　DUAN Qingling[1,2]
(1. *College of Information and Electrical Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *Beijing Engineering and Technology Research Center for Internet of Things in Agriculture*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Ammonia is one of the key environmental parameters affecting the healthy growth of pigs. And it is the key to ensure the healthy growth of pigs by timely and accurately grasping the trend of ammonia concentration in piggeries. In order to improve the accuracy and efficiency of ammonia concentration prediction in piggeries, a prediction model of ammonia concentration in piggeries based on empirical mode decomposition and long short-term memory neural network (EMD - LSTM) was proposed. Firstly, the sequence data of ammonia concentration was decomposed to obtain the intrinsic mode function (IMF) at different time scales. Then, the long-term memory neural network prediction model was established for the intrinsic mode function. Finally, the prediction results of the components were summed as the final value of the concentration. The prediction model proposed was applied to the prediction of ammonia concentration in a pig farm in Yixing, Jiangsu Province. In order to verify the performance of the prediction model, the prediction model was compared with Elman prediction model, recurrent neural network (RNN) prediction model, long-term memory neural network prediction model and empirical mode decomposition and recurrent neural network prediction model. The results showed that the prediction accuracy of the empirical mode decomposition and long-term memory neural network model was higher. Compared with the real values, the mean absolute error, mean absolute percentage error and root mean square error were 0.072 3 mg/m^3, 0.625 7% and 0.094 5 mg/m^3, respectively.

Key words: piggeries; ammonia concentration; empirical mode decomposition; long short-term memory neural network

0　引言

随着畜禽养殖规模化、集约化、智能化发展,生猪产量大幅度提高,经济效益稳健增长,2018 年我国猪肉产量 5 亿吨,生猪存栏 4 亿头,生猪出栏 6 亿头。在生猪养殖中会产生大量有害气体,如氨气、硫

收稿日期: 2019 - 04 - 25　修回日期: 2019 - 05 - 20
基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD0700200)
作者简介: 杨亮(1992—),男,硕士生,主要从事农业信息感知与预测预警研究,E-mail: muskmelon_yl@163.com
通信作者: 刘春红(1977—),女,副教授,博士,主要从事农业物联网研究,E-mail: sophia_liu@cau.edu.cn

化氢、二氧化碳、挥发性有机化合物和甲烷等,其中氨气浓度是评价猪舍环境的关键指标之一[1],猪舍环境的好坏直接决定生猪的生长状态及生猪养殖行业生产效益。氨气是一种有毒有害气体,具有强烈的刺激性臭味,影响猪只的正常生长,导致猪只免疫力和生产性能下降,诱发猪只呼吸道疾病,给生猪养殖行业带来经济损失,而且对生态环境和人类健康也产生严重的影响[2]。及时、准确地预测猪舍氨气浓度的变化情况,对于改善猪只生存环境和提高动物福利具有非常重要的实际意义。

国内外研究者对氨气浓度的预测预警提出了一些方法,主要分为两大类:基于理化统计的模型和基于智能算法的模型。基于理化统计的模型,从物理化学角度定量分析了氨气排放的变化规律[3-9]。基于智能算法的模型,利用机器学习算法对数据集进行训练测试,构建基于最优参数的氨气预测模型[10-18]。

从国内外研究现状来看,基于理化统计的预测模型需要精确的实验数据支持,其工作量大,预测模型的实用性和稳定性差,预测精度难以保证;基于智能算法的预测模型能够分析更多的环境影响因素,实用性较强。但是,猪舍环境复杂,多种环境因素互相影响。目前基于多种环境参数的猪舍氨气浓度预测研究较少,而现有的模型预测精度也有待提高。为了能够准确预测猪舍氨气浓度变化,本文提出基于 EMD - LSTM (Empirical mode decomposition-long short-term memory)的猪舍氨气浓度预测模型,首先采用经验模态分解(EMD)算法对猪舍氨气浓度数据进行多时间尺度分解,然后利用长短时记忆神经网络(LSTM)算法对氨气浓度分解数据和猪舍环境参数数据进行建模预测,优化调整预测模型参数,最后将各分量的预测结果相加求和作为猪舍氨气浓度的最终预测值,以此构建猪舍氨气浓度的预测模型,实现猪舍氨气浓度变化的准确预测。

1 研究方法

1.1 经验模态分解(EMD)

EMD 是一种处理非线性、非平稳信号的数据分析方法[19]。该方法无需预设基函数,依据原始信号根据其自身的时间尺度特征自适应地分解成有限个具有不同尺度、平稳性和周期波动性特点的本征模函数(Intrinsic mode function,IMF)和一个代表原始信号总体趋势的残余量(RES)[20-21],不同时间尺度的 IMF 分量包含原始信号的局部特征信息,从而使非平稳的原始信号数据平稳化[22]。其中,每个 IMF 分量必须同时满足两个条件要求[23]:原始信号局部极值点和过零点的数目相等或相差 1 个;在任意时刻,原始信号的上包络线和下包络线平均值必须为零。

利用 EMD 算法对原始信号 $X(t)$ 进行分解的步骤[24-25]:

(1)首先识别原始信号 $X(t)$ 的所有极值点,并用三次样条插值函数拟合出原始信号的上下包络线 $e_1(t)$ 和 $e_2(t)$,计算上下包络线的平均值

$$e(t) = (e_1(t) + e_2(t))/2 \tag{1}$$

原始信号 $X(t)$ 与包络线平均值 $e(t)$ 的差值为

$$c_1(t) = X(t) - e(t) \tag{2}$$

(2)判断 $c_1(t)$ 是否满足 IMF 分量的条件要求,如果满足条件要求,将 $c_1(t)$ 作为原始信号的第一个 IMF 分量,记为 $f_1(t)$;如果不满足 IMF 分量的条件要求,则把 $c_1(t)$ 作为新的原始信号重复步骤(1),直到满足 IMF 分量的条件要求为止。

(3)用原始信号 $X(t)$ 减去 $f_1(t)$ 得到残余量 $r_1(t)$,将 $r_1(t)$ 作为新的原始信号,重复上面的步骤得到原始信号的第 2 个 IMF 分量 $f_2(t)$,得到残余量 $r_2(t)$。

$$\begin{cases} r_1(t) = X(t) - f_1(t) \\ r_2(t) = r_1(t) - f_2(t) \\ \quad\vdots \\ r_n(t) = r_{n-1}(t) - f_n(t) \end{cases} \tag{3}$$

(4)直到 $r_n(t)$ 变成一个单调函数或常量时,EMD 分解过程停止,即 n 个 IMF 和 1 个残余量 $r_n(t)$ 求和得原始信号 $X(t)$。

$$X(t) = \sum_{i=1}^{n} f_i(t) + r_n(t) \tag{4}$$

式中 $f_i(t)$——n 个频率从高到低的本征模态函数 IMF 分量

$r_n(t)$——趋势项,代表信号的总体变化趋势

1.2 长短时记忆神经网络(LSTM)

循环神经网络(Recurrent neural networks,RNN)是一种具有反馈结构的神经网络,其输入不仅和当前输入、网络的权值有关,而且也和输入时刻之前的网络输入有关[26]。RNN 能够将上一时刻的隐藏层状态信息应用于当前输出的计算中,因此,该方法适合处理时间序列数据。但是,RNN 存在梯度消失的问题,随着时间序列跨度增大,RNN 丧失学习能力,导致模型无法训练。为了解决这一问题,HOCHREITER 等[27]在 1997 年提出了长短时记忆神经网络(LSTM)。LSTM 神经网络在循环神经网络基础上,将隐藏层的神经元换成了细胞状态和 3 个门结构,实现了控制信息在细胞状态上的更新[28]。LSTM 的内部单元结构如图 1 所示。

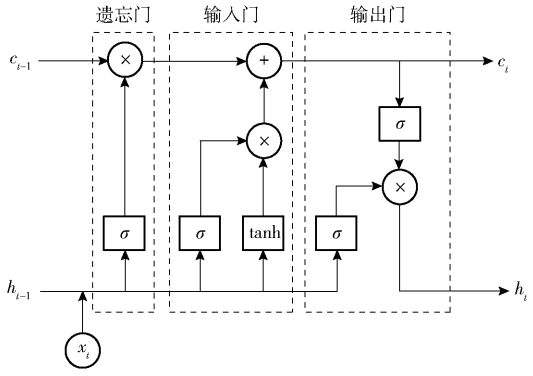

图 1　LSTM 的内部单元结构

Fig. 1　LSTM internal unit structure diagram

长短时记忆神经网络计算公式如下

$$\begin{cases} i_t = \sigma(W_{xi}x_i + W_{hi}h_{i-1} + W_{ci}c_{i-1} + b_i) \\ f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + W_{cf}c_{t-1} + b_f) \\ c_t = f_t h_{t-1} + i_t \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \\ o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + W_{co}c_t + b_o) \\ h_t = o_t \tanh(c_t) \end{cases} \quad (5)$$

式中　x_t——输入　　i_t——输入门

f_t——遗忘门

c_t——t 时刻经过输入门和遗忘门后的细胞单元状态

o_t——t 时刻输出门的细胞单元状态

h_t——LSTM 单元的所有输出状态

σ、tanh——sigmoid 函数和双曲正切激活函数

W_{xi}、W_{hi}、W_{ci}、W_{xf}、W_{hf}、W_{cf}、W_{xc}、W_{hc}、W_{xo}、W_{ho} 和 W_{co} 为权重系数；b_i、b_f、b_c 和 b_o 为偏置向量。

输入门筛选新信息，决定输入信息；遗忘门根据激活函数确定历史信息的丢弃；输出门决定最终的输出和信息的保留[29]。因此，LSTM 可以依据细胞单元状态和 3 个门结构选择性地保留有效信息，在预测中有很好的拟合能力，能更准确地进行预测分析。

1.3　基于 EMD－LSTM 的氨气浓度预测模型

猪舍氨气浓度数据序列是受多种环境因素影响的非平稳信号，本文将经验模态分解和长短时记忆神经网络（EMD－LSTM）结合，构建了基于 EMD－LSTM 的猪舍氨气浓度预测模型，对氨气浓度进行预测。基于 EMD－LSTM 的猪舍氨气浓度预测模型流程图如图 2 所示。具体步骤为：

（1）数据采集与处理：利用基于物联网的猪舍环境参数监测系统采集猪舍内部温度、相对湿度、二氧化碳浓度、氨气浓度数据，利用小型气象站实时采集获取猪舍外部风速、温度、相对湿度数据，并对采集到的数据进行预处理分析。

（2）氨气浓度数据序列分解：利用经验模态分解

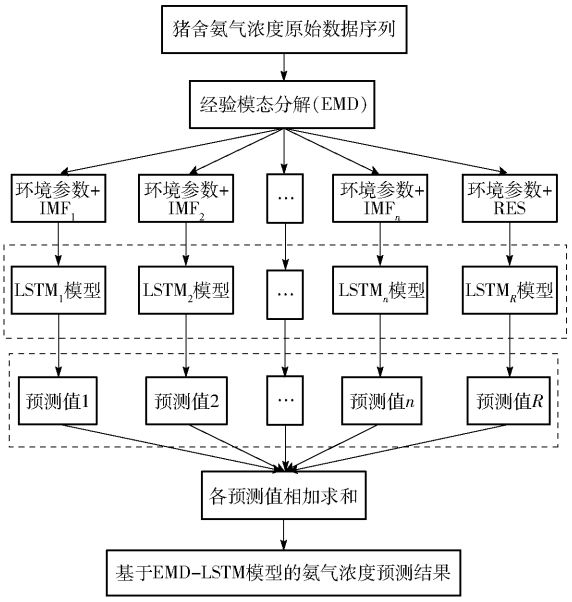

图 2　基于 EMD－LSTM 的猪舍氨气浓度预测流程图

Fig. 2　Flow chart of ammonia concentration prediction for piggery based on EMD－LSTM

对氨气浓度序列进行分解，通过 EMD 方法将非平稳、非线性的氨气浓度序列分解成不同尺度的数据分量，这些分量较为平稳，具有不同的局部特征信息。

（3）预测模型构建：采用 LSTM 算法对分解后的各 IMF 分量和残余量 RES 分别进行建模，将猪舍内部环境参数温度、相对湿度、二氧化碳浓度、风速和猪舍外部环境参数温度、相对湿度作为输入变量，输出值为未来 1 h 的猪舍氨气浓度数据。首先，初始化 LSTM 预测模型的参数，利用 Adam 算法不断优化调整预测模型参数，使得 LSTM 能更准确地反映 EMD 分量的变化规律，以提高猪舍氨气浓度预测的准确度。

（4）氨气浓度预测：利用步骤（3）的模型参数进行预测，把各 IMF 分量和余量 RES 的预测结果相加求和，作为基于 EMD－LSTM 的猪舍氨气浓度的最终预测结果。

2　实验

2.1　实验数据采集

以江苏省宜兴市实验基地某养猪场育肥猪舍的氨气浓度为研究对象，利用基于物联网的猪舍环境参数监测系统，每 3 min 采集一次数据，将采集的 2018 年 1 月 1 日—2 月 11 日的 20 160 条猪舍环境参数数据作为本文的实验数据，包括温度、相对湿度、氨气浓度、二氧化碳浓度、硫化氢浓度和风速关键环境数据，来实现对未来 1 h 的猪舍氨气浓度预测。育肥猪舍具体信息如表 1，实验采集数据的育肥猪舍如图 3 所示，基于物联网的猪舍环境参数检测系统拓扑结构图如图 4 所示。

表 1 实验猪舍详细信息

Tab. 1 Details of experimental piggery

猪舍尺寸/(m×m)	屋顶类型	地板类型	通风方式	清粪方式	清粪次数/(次·天$^{-1}$)	猪舍类型	过道类型
32×5.5	砖瓦双坡	全水泥地面	自然通风	水冲粪	1	开窗式	双列中走道
饲喂方式	饮水方式	育肥方式	饲料种类	猪群组合	存栏数/头	猪栏数/个	平均质量/kg
定时定量	咬式饮水	一贯肥育法	干料	群养	120	20	60



图 3 实验猪舍

Fig. 3 Experimental piggery

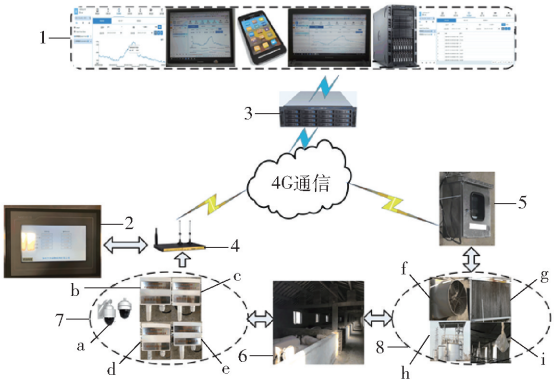

图 4 猪舍环境参数监测系统拓扑结构

Fig. 4 Topological structure of environmental parameters monitoring system in piggery

1. 猪舍环境参数远程监测 2. 猪舍环境参数现场监测 3. 交换机 4. 天线 5. 猪舍环境调控箱 6. 育肥猪舍 7. 采集设备 8. 调控设备 a. 摄像头 b. 温度传感器 c. 湿度传感器 d. 氨气传感器 e. 二氧化碳传感器 f. 负压风机 g. 湿帘 h. 污水处理设备 i. 红外灯

2.2 实验数据预处理

猪舍环境参数数据的预处理分为 3 个步骤:

(1)异常数据处理

采用拉依达法则对传感器采集的数据进行处理,即如果猪舍环境参数采集值与其平均值之差的绝对值大于其标准差的 3 倍,将被认定为异常数据,异常点处数据将被替换为异常点两侧数据的平均值。

$$\begin{cases} |X_n - \overline{X}| > 3\sigma_{X_n} \\ X'_n = \dfrac{X_{n-1} + X_{n+1}}{2} \end{cases} \tag{6}$$

式中 X_n——猪舍环境参数采集值

X'_n——异常数据处理后的参数值

$\overline{X}$——猪舍环境参数数据序列的均值

σ_{X_n}——猪舍环境参数数据序列的标准差

n——数据量

(2)小时平均处理

由于 1 h 内猪舍环境参数的数值变化不大,因此将猪舍环境参数数据按小时平均进行平滑,由于采集频率为每 3 min 采集一次数据,因此将猪舍环境参数数据按小时平均即每 20 个采样点进行一次平均。表 2 为经过小时平均处理的猪舍环境参数数据。计算式为

$$X_h = \frac{X_1 + X_2 + \cdots + X_{20}}{20} \tag{7}$$

(3)归一化处理

由于猪舍内各环境参数的量纲不同,为提高预测的准确性,本文对环境参数数据进行归一化处理。计算式为

$$X^* = \frac{X_n - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \tag{8}$$

式中 $X_{\max}$——最大值 $X_{\min}$——最小值

X^*——归一化值

2.3 实验结果评价标准

为了比较不同预测方法的预测结果,采用平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE)和均方根误差(RMSE) 3 个指标来衡量各模型的预测结果[30]。误差越小,预测方法的精度越高,则说明预测效果越好。

2.4 对比模型

本文除了与 RNN、LSTM 模型进行实验对比外,还选择了 Elman 和 EMD - RNN 与 EMD - LSTM 模型进行实验对比。

(1)Elman

Elman 神经网络对历史状态的数据具有敏感性,内部反馈网络的增加提高了网络本身处理动态信息的能力[31]。但当网络隐含层增加时,Elman 网络学习效率降低,逼近精度不是很理想。

(2)EMD - RNN

采用 EMD 算法对数据进行分解,有利于降低原始数据的波动性对预测的影响,从而提高预测精度。本文将 EMD 和 RNN 结合,通过实验对比来验证 EMD - LSTM 模型的预测性能。

表 2　2018 年 1 月 1 日—2 月 11 日部分环境参数数据

Tab. 2　Data of some environmental parameters from January 1st to February 11, 2018

时间点	温度/℃	相对湿度/%	氨气浓度/(mg·m^{-3})	二氧化碳浓度	风速/(m·s^{-1})	猪舍外温度/℃	猪舍外相对湿度/%
2018－01－01 00:00	18.94	79.30	16.61	$1.195\,4\times10^{-3}$	1.0	9.1	75.4
2018－01－01 01:00	18.91	79.75	16.54	$1.486\,4\times10^{-3}$	2.8	9.5	73.4
2018－01－01 02:00	18.93	79.75	16.88	$1.313\,3\times10^{-3}$	1.5	9.2	73.5
2018－01－01 03:00	19.00	80.25	17.18	$1.522\,4\times10^{-3}$	2.1	9.1	72.4
2018－01－01 04:00	18.84	73.55	16.77	$1.280\,5\times10^{-3}$	1.5	9.0	72.5
2018－01－01 05:00	18.96	79.70	16.62	$1.334\,4\times10^{-3}$	1.2	8.8	72.3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2018－02－11 18:00	15.85	86.65	11.07	$1.558\,4\times10^{-3}$	3.5	6.8	86.4
2018－02－11 19:00	15.76	85.50	11.06	$1.617\,6\times10^{-3}$	3.5	6.6	86.3
2018－02－11 20:00	15.81	85.70	11.05	$1.627\,2\times10^{-3}$	2.1	6.6	87.7
2018－02－11 21:00	15.62	84.65	11.08	1.664×10^{-3}	3.3	6.0	86.1
2018－02－11 22:00	15.51	83.70	11.09	$1.716\,8\times10^{-3}$	1.9	5.9	86.4
2018－02－11 23:00	15.48	82.70	11.11	$1.818\,4\times10^{-3}$	1.9	5.7	86.3

3　实验结果与分析

3.1　基于 EMD 的氨气浓度序列分解结果

针对猪舍氨气浓度数据序列具有明显的非线性和非平稳性的特点，本文采用 EMD 算法对 2018 年 1 月 1 日—2 月 11 日 42 d 采集到的猪舍氨气浓度数据进行分解，将猪舍氨气浓度数据序列作为输入，输出为氨气浓度数据的各分量，分解的结果如图 5。采用 EMD 算法将氨气浓度数据序列分解为 8 个 IMF 和 1 个残余量 RES。氨气浓度数据 IMF 分量的波动性依次降低，代表了猪舍内环境因素及猪舍周围环境因素对氨气浓度周期性变化和波动特征的影响，残余量 RES 是低频分量，表示了原始的猪舍氨气浓度数据序列在 42 d 内随时间变化的整体变化趋势。其中，IMF_1～IMF_4 突变性强，频率较高，存在一定的随机无序性，反映的是猪舍内外部随机不确定因素对猪舍氨气浓度变化特征的影响；分量 IMF_5～IMF_8 的数据波动周期性相对比较明显，规律性比 IMF_1～IMF_4 强一些，整体变化平稳，但是波动周期并不稳定。

本文采用 EMD 算法将猪舍氨气浓度数据序列分解成不同频率的 IMF 分量，各 IMF 分量及残余量 RES 突出反映了猪舍氨气浓度数据序列的局部特征信息和隐含变化信息。利用 EMD 算法分解有利于降低猪舍氨气浓度数据的非平稳性、波动性对预测精度的影响，有利于降低氨气浓度数据的复杂度，从而简化基于 LSTM 神经网络的氨气浓度预测。

3.2　基于 EMD－LSTM 的氨气浓度预测

本文利用 EMD－LSTM 模型对未来 1 h 的猪舍氨气浓度进行预测，选取 2018 年 1 月 1 日—2 月 4 日的数据作为训练样本，选取 2 月 5—11 日的数据作为测试样本。实验流程如图 2 所示，利用 LSTM 模型对 EMD 分解所得的各 IMF 分量和残余量 RES 进行训练和预测，输入变量数为 6，输出变量数为 1，利用 Adam 算法不断优化调整预测模型参数，将输入层的时间步设置为 6，隐含层的层数设置为 20，然后对各 IMF 分量和残余量 RES 的预测结果相加得到猪舍氨气浓度最终预测结果。为了验证本文提出

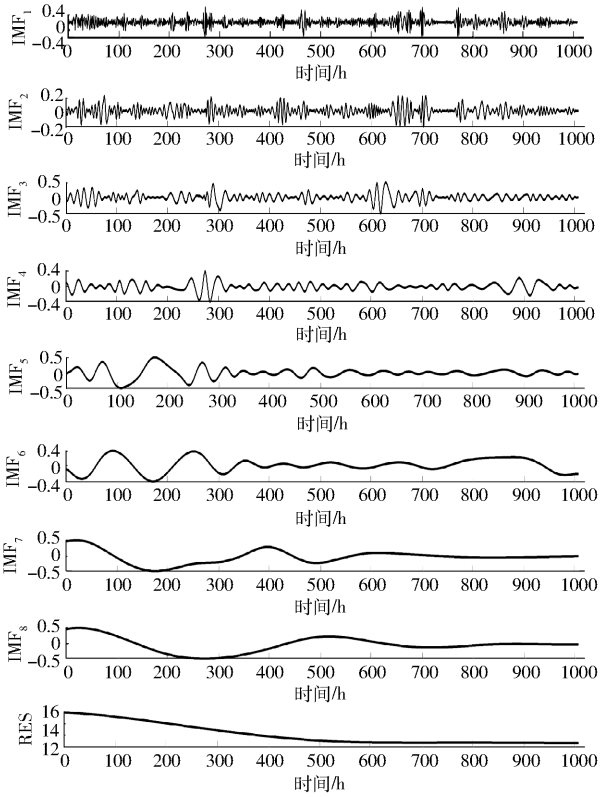

图 5　基于 EMD 的氨气浓度序列分解结果

Fig. 5　Decomposition result of ammonia concentration sequence based on EMD

的预测模型性能,分别采用 RNN 模型、Elman 模型、LSTM 模型、EMD - RNN 模型对猪舍氨气浓度预测进行实验验证,同时选择文献中已有的 BP 模型和 L - M 优化 BP 模型实验对比分析,各预测模型的结果如图 6 所示。通过对比图 6 中实际值与各预测值曲线,直观上看,RNN、BP 和 L - M 优化 BP 模型的预测结果都不理想,RNN 预测结果在第 70 个时间点之前与氨气浓度实际值较为接近,而从第 110 个时间点后,这 3 个模型预测出现严重误差,均明显超过氨气浓度的实际值;Elman 模型的预测结果在部分时间点处出现较大差值,偏离氨气浓度实际值最大;相比于 Elman 模型和 RNN 模型,LSTM 模型和 EMD - RNN 模型的预测精度有所提高,但是在拐点处仍存在较大误差;基于 EMD - LSTM 模型的预测结果较好,与氨气浓度实际值基本一致,较其他 4 种模型的预测结果更为准确。

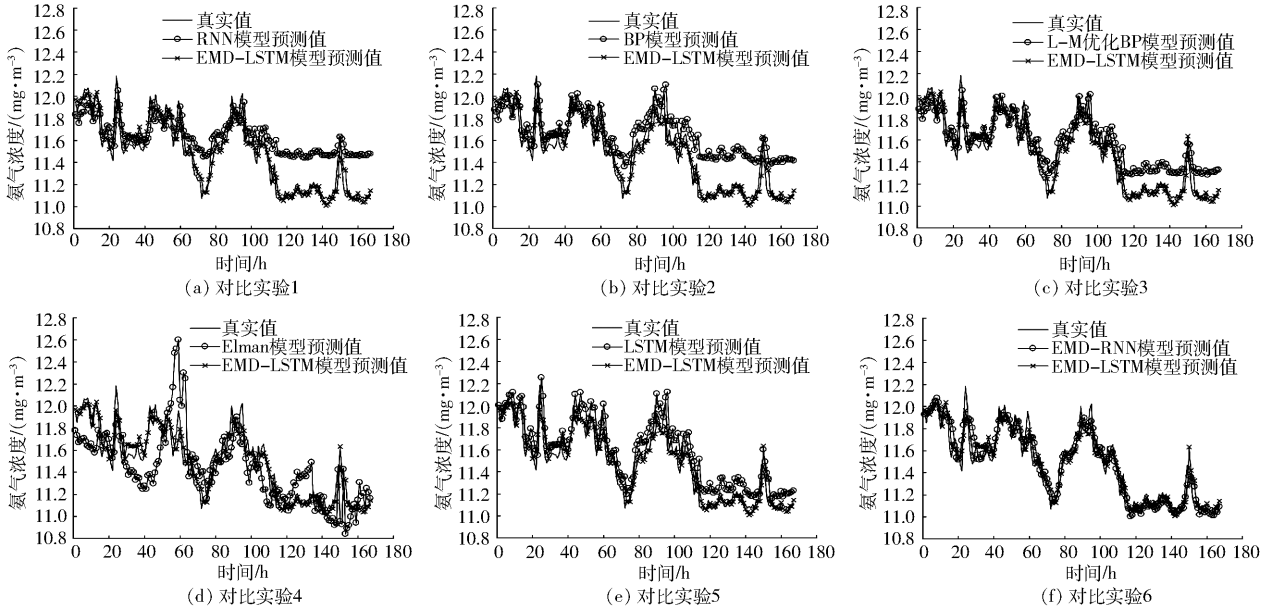

图 6 2 月 5—11 日氨气浓度预测结果

Fig. 6 Results of ammonia concentration prediction from February 5th to 11th

图 7 为 RNN、BP、L - M 优化 BP、Elman、LSTM、EMD - RNN 和 EMD - LSTM 模型的预测结果误差比较,其中实线为零基准线。由图 7 可见,基于 EMD - LSTM 模型的氨气浓度预测值误差最小,而且预测误差绝大部分在 ±0.2 mg/m³之间,只有极少数预测误差在这个范围之外。基于 EMD - RNN 模型的氨气浓度预测值误差也较小,而且预测误差大多数也在 ±0.2 mg/m³之间。但是 RNN、BP、L - M 优化 BP、Elman 和 LSTM 预测模型的误差相对较大,预测误差大部分超出了 ±0.2 mg/m³这一区间,尤其是在第 110 个时间点后,预测误差集中在 0.2 ~ 0.5 mg/m³之间,预测差值较大,预测结果不理想。将图 6 和图 7 进行对比分析,可以得出基于 EMD - LSTM 猪舍氨气预测模型具有更高的精度,更接近猪舍氨气浓度实际数据。

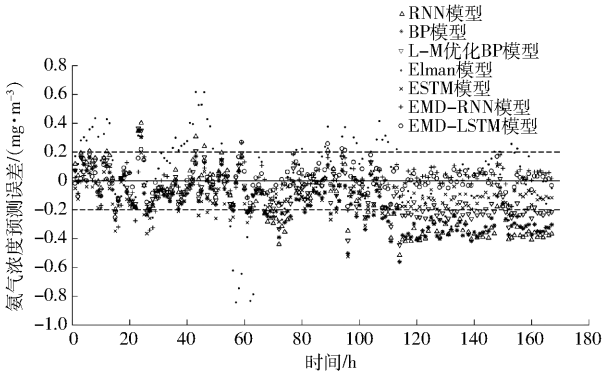

图 7 2 月 5—11 日氨气浓度预测结果误差

Fig. 7 Error of ammonia concentration prediction results from February 5th to 11th

为了对模型的预测结果进行定量分析评价,本文采用 MAE、MAPE 和 RMSE 3 个评价指标对各预测模型进行统计对比分析,表 3 为各预测模型的统计结果。

由表 3 可知,EMD - LSTM 模型的预测精度最高,MAE、MAPE、RMSE 分别为 0.072 3 mg/m³、0.625 7% 和 0.094 5 mg/m³,与 Elman 模型相比,MAE、MAPE、RMSE 分别降低了 65.7%、65.7% 和 64.6%;与 BP 模型相比,MAE、MAPE、RMSE 分别降低了 64.3%、65.0% 和 60.2%;与 RNN 模型相比,MAE、MAPE、RMSE 分别降低了 64.5%、65.2% 和 61.5%;与 L - M 优化 BP 模型相比,MAE、MAPE、RMSE 分别降低了 49.9%、50.7% 和 44.4%;与 LSTM 模型相比,MAE、MAPE、RMSE 分别降低了 45.3%、45.8% 和 39.6%;与 EMD - RNN 模型相比,MAE、MAPE、RMSE 分别降低了 4.5%、4.8% 和 8.2%。

表 3　预测误差统计结果

Tab. 3　Statistical results of prediction errors

评价指标	模型						
	Elman	BP	RNN	L－M 优化 BP	LSTM	EMD－RNN	EMD－LSTM
MAE/(mg·m^{-3})	0.211 0	0.202 6	0.203 7	0.144 3	0.132 2	0.075 7	0.072 3
MAPE/%	1.824 4	1.788 2	1.799 3	1.268 9	1.154 5	0.657 0	0.625 7
RMSE/(mg·m^{-3})	0.267 1	0.237 2	0.245 5	0.169 9	0.156 4	0.102 9	0.094 5

总体来看，基于 EMD－LSTM 的氨气浓度预测模型比其他模型预测精度更高，预测结果优于文献中已有的 BP 模型和 L－M 优化 BP 模型，该模型对猪舍氨气浓度时序数据变化趋势的预测精度有明显提高，能更准确地预测猪舍氨气浓度变化规律和变化趋势。

4　结论

(1)利用 EMD 对猪舍氨气浓度数据进行不同的尺度分解，使氨气浓度数据序列平稳化，提取了猪舍氨气浓度数据序列的局部特征信息，然后利用 LSTM 预测模型对猪舍氨气浓度进行建模预测，充分发挥了 LSTM 神经网络数据处理的优势。

(2)提出的基于 EMD－LSTM 的猪舍氨气浓度预测模型具有较好的预测效果，能够较好地拟合猪舍环境参数与氨气浓度之间的关系，提高了猪舍氨气浓度的预测精度，为猪舍氨气浓度的预测提供了一种新的思路和方法。

参　考　文　献

[1] 王美芝，吴中红，刘继军，等. 猪舍有害气体及颗粒物环境参数研究综述[J]. 猪业科学，2016，33(4)：94－97.
WANG Meizhi，WU Zhonghong，LIU Jijun，et al. Review on environmental parameters of harmful gases and particulates in piggery [J]. Swine Industry Science，2016，33(4)：94－97. (in Chinese)

[2] 高航，袁乾坤，姜丽丽，等. 猪舍环境参数研究综述[J]. 中国农业科学，2018，51(16)：3226－3236.
GAO Hang，YUAN Qiankun，JIANG Lili，et al. Review of environmental parameters in pig house[J]. Scientia Agricultura Sinica，2018，51(16)：3226－3236. (in Chinese)

[3] 朱海生，董红敏. 猪舍氨气排放预测模型的研究现状[J]. 农业工程学报，2006，22(2)：187－192.
ZHU Haisheng，DONG Hongmin. Reasearch progress of models for predicting ammonia emission in swine houses [J]. Transactions of the CSAE，2006，22(2)：187－192. (in Chinese)

[4] 代小蓉. 集约化猪场 NH_3 的排放系数研究[D]. 杭州：浙江大学，2010.
DAI Xiaorong. Study on ammonia emission factors in concentrated pig farm[D]. Hangzhou：Zhejiang University，2010. (in Chinese)

[5] 汪开英，代小蓉，李震宇，等. 不同地面结构的育肥猪舍 NH_3 排放系数[J]. 农业机械学报，2010，41(1)：163－166.
WANG Kaiying，DAI Xiaorong，LI Zhenyu，et al. NH_3 emission factor of fattening pig buildings with different floor systems[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2010，41(1)：163－166. (in Chinese)

[6] 孙瑞锋. 肉鸡舍氨气挥发规律及控制方法研究[D]. 泰安：山东农业大学，2008.
SUN Ruifeng. Rule of ammonia emission and research on reducing ammonia concentration in broiler house[D]. Taian：Shandong Agricultural University，2008. (in Chinese)

[7] CHEN Yongxing，XIN Hongwei，LI Hong，et al. Comparison of ammonia emissions from poultry houses based on diurnal integration *vs* daily means of gas concentration and building ventilation rate[C]//The Ninth International Livestock Environment Symposium(ILES IX)，2012.

[8] CHAI Lilong，ROLAND K，HENRY H J，et al. A regional mass balance model based on total ammoniacal nitrogen for estimating ammonia emissions from beef cattle in Alberta Canada [J]. Atmospheric Environment，2014，92：292－302.

[9] AMLAN K P. Prediction of enteric methane emission from cattle using linear and non-linear statistical models in tropical production systems [J]. Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change，2017，22(4)：629－650.

[10] 俞守华，张洁芳，区晶莹. 基于 BP 神经网络的猪舍有害气体定量检测模型研究[J]. 安徽农业科学，2009，37(23)：11316－11317.
YU Shouhua，ZHANG Jiefang，QU Jingying. Research on quantitative detection model of harmful gas in pig house based on BP neural network[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences，2009，37(23)：11316－11317. (in Chinese)

[11] SUN G，HOFF S J，ZELLE B C，et al. Development and comparison of backpropagation and generalized regression neural network models to predict diurnal and seasonal gas and PM_{10} concentrations and emissions from swine buildings [J]. Transactions of the ASABE，2008，51(2)：685－694.

[12] 谢秋菊，罗文博，李妍，等. 基于神经网络猪舍氨气浓度预测方法研究[J]. 东北农业大学学报，2016，47(10)：83－92.
XIE Qiuju，LUO Wenbo，LI Yan，et al. Study on prediction method of ammonia concentrations in pig house using neural network[J]. Journal of Northeast Agricultural University，2016，47(10)：83－92. (in Chinese)

[13] XIE Qiuju, NI Jiqin, SU Zhongbin. A prediction model of ammonia emission from a fattening pig room based on the indoor concentration using adaptive neuro fuzzy inference system [J]. Journal of Hazardous Materials, 2017,325:301 - 309.
[14] 周苗. 生猪养殖环境监测及氨气浓度预警模型研究[D]. 长沙:湖南农业大学,2014.
ZHOU Zhuo. Research of pig breeding environment monitoring and early warning model of ammonia concentration [D]. Changsha: Hunan Agricultural University, 2014. (in Chinese)
[15] ROBERTO B, TAMARA A, ANTONIO O, et al. Prediction of carbon dioxide concentration in weaned piglet buildings by wavelet neural network models [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017,143:201 - 207.
[16] BAI Yun, LI Yong, WANG Xiaoxue, et al. Air pollutants concentrations forecasting using back propagation neural network based on wavelet decomposition with meteorological conditions [J]. Atmospheric Pollution Research, 2016,7(3):557 - 566.
[17] 龚雪飞,刘萍,简家文. 基于 PSO 算法集成神经网络的多元有害气体检测系统[J]. 传感技术学报, 2015,26(6):938 - 942.
GONG Xuefei,LIU Ping,JIAN Jiawen. Based on the integrated neutral network optimized by PSO multiple harmful gas detection system[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators,2015,26(6): 938 - 942. (in Chinese)
[18] STAMENKOVIĆ L J, DAVOR Z A, MIRJANA D R, et al. Modeling of methane emissions using artificial neural network approach[J]. Journal of the Serbian Chemical Society, 2015,80(3):421 - 433.
[19] HUANG N E, ZHENG Shen, STEVEN R L, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceeding, Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454 (1971):903 - 995.
[20] 徐龙琴,张军,李乾川,等. 基于 EMD 和 ELM 的工厂化育苗水温组合预测模型[J]. 农业机械学报, 2016, 47(4):265 - 271.
XU Longqin, ZHANG Jun, LI Qianchuan, et al. Combined prediction model of water temperature in industrialized cultivation based on empirical mode decomposition and extreme learning machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2016,47(4):265 - 271. (in Chinese)
[21] 宦娟,曹伟建,秦益霖,等. 基于经验模态分解和最小二乘支持向量机的溶氧预测[J]. 渔业现代化, 2017,44(4): 37 - 43.
HUAN Juan, CAO Weijian, QIN Yilin, et al. Prediction of dissolved oxygen based on empirical mode decomposition and least squares support vector machine[J]. Fishery Modernization,2017,44(4): 37 - 43. (in Chinese)
[22] NORBERT A A, ABDOLLAH H. EMD-based predictive deep belief network for time series prediction: an application to drought forecasting[J]. Hydrology, 2018, 5(1): 18 - 38.
[23] 王金峰,闫东伟,鞠金艳,等. 基于经验模态分解与 BP 神经网络的农机总动力增长预测[J]. 农业工程学报, 2017, 33(10):116 - 122.
WANG Jinfeng, YAN Dongwei, JU Jinyan, et al. Prediction of total power growth of agricultural machinery based on empirical mode decomposition and BP neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(10): 116 - 122. (in Chinese)
[24] 张峰,薛惠锋,WANG Wei,等. 水资源监测异常数据模态分解-支持向量机重构方法[J]. 农业机械学报, 2017,48(11): 316 - 323.
ZHANG Feng, XUE Huifeng, WANG Wei, et al. Methods of abnormal data detection and recovery for water resources monitoring based on EEMD and PSO - LSSVM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(11):316 - 323. (in Chinese)
[25] 施珮,袁永明,匡亮,等. 基于 EMD - IGA - SELM 的池塘养殖水温预测方法[J]. 农业机械学报, 2018,49(11): 312 - 319.
SHI Pei,YUAN Yongming, KUANG Liang, et al. Water temperature prediction in pond aquaculture based on EMD - IGA - SELM neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(11): 312 - 319. (in Chinese)
[26] JATIN Bedi, TOSHNIWAL D. Empirical mode decomposition based deep learning for electricity demand forecasting[J]. IEEE Access, 2018, 6:49144 - 49156.
[27] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8):1735 - 1780.
[28] 陈英义,程倩倩,方晓敏,等. 主成分分析和长短时记忆神经网络预测水产养殖水体溶解氧 [J]. 农业工程学报, 2018, 34(17): 183 - 191.
CHEN Yingyi, CHENG Qianqian, FANG Xiaomin, et al. Principal component analysis and long short-term memory neural network for predicting dissolved oxygen in water for aquaculture[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(17): 183 - 191. (in Chinese)
[29] 余永维,杜柳青,易小波,等. 基于时序深度学习的数控机床运动精度预测方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(1): 421 - 426.
YU Yongwei,DU Liuqing,YI Xiaobo,et al. Prediction method of NC machine tool's motion precision based on sequential deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019, 50(1): 421 - 426. (in Chinese)
[30] 吴静,李振波,朱玲. 融合 ARIMA 模型和 GAWNN 的溶解氧含量预测方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 205 - 210.
WU Jing,LI Zhenbo,ZHU Ling. Hybrid model of ARIMA model and GAWNN for dissolved oxygen content prediction[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 205 - 210. (in Chinese)
[31] LI Hongjuan,WANG Jianjun,WANG Hua, et al. An optimal method for prediction and adjustment on gasholder level and self-provided power plant gas supply in steel works[J]. Journal of Central South University, 2014, 21(7): 2779 - 2792.