引文格式：冯建强,宋昆仑. 基于CEEMDAN-LSTM的桥梁变形时间序列预测研究[J]. 地理空间信息, 2023, 21(7): 40-43. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2023.07.010

基于CEEMDAN-LSTM的桥梁变形时间序列预测研究

冯建强[1]，宋昆仑[2]
（1. 南水北调中线信息科技有限公司，北京 100038；2. 石家庄学院，河北 石家庄 050035）

摘　要：针对桥梁变形时间序列的高度复杂性和数据间的强相关性导致预测精度低的问题，在LSTM网络的基础上引入CEEMDAN分解算法，构建了一种基于CEEMDAN-LSTM的桥梁变形时间序列预测模型。首先利用CEEMDAN对桥梁变形时间序列进行分解，然后利用LSTM对分解得到的各子序列进行训练预测，最后叠加各子序列预测值得到模型的最终预测结果。利用某大桥南索塔 X 方向的变形时间序列数据对预测模型进行检验分析，并将预测结果与单一LSTM网络和EMD-LSTM模型的预测结果进行对比。结果表明，基于CEEMDAN-LSTM的桥梁变形时间序列预测模型精度高、实用性强。

关键词：桥梁变形；CEEMDAN；LSTM；CEEMDAN-LSTM；时间序列预测
中图分类号：P258　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）07-0040-04

Research on Time Series Prediction of Bridge Deformation Based on CEEMDAN-LSTM

FENG Jianqiang[1], SONG Kunlun[2]
(1. Information and Technology Limited Company of South-to-North Water Diversion Middle Route Project, Beijing 100038, China;
2. Shijiazhuang College, Shijiazhuang 050035, China)

Abstract: Aiming at the problem of low prediction accuracy due to the high complexity of bridge deformation time series and the strong correlation between data, we introduced the CEEMDAN decomposition algorithm into LSTM network, and constructed a bridge deformation time series prediction model based on CEEMDAN-LSTM. We used CEEMDAN to decompose the bridge deformation time series at first, and then used LSTM to train and predict the sub-sequences obtained by the decomposition, and finally superimposed the predicted values of each sub-sequence to obtain the final prediction result of model. Combined with the deformation time series data of a bridge's south cable tower X direction, we tested and analyzed the prediction model, and compared the prediction results with the prediction results of a single LSTM network and EMD-LSTM model. The results show that the bridge deformation time series prediction model based on CEEMDAN-LSTM has high prediction accuracy and strong practicability.

Key words: bridge deformation, CEEMDAN, LSTM, CEEMDAN-LSTM, time series prediction

桥梁的不断发展给桥梁运营安全监测和监测数据分析预测提出了新的挑战。由于本身设计存在不足，再加上长期超载荷使用或遭受车辆船只撞击、地震、台风等强大突加外界因素的作用，导致部分桥梁出现不同程度的损伤，甚至会发生桥梁坍塌事故。一旦发生事故，将给国家经济建设和人们正常生活带来巨大危害，因此为了确保桥梁安全稳定运营，急需建立长期有效的监测措施和高精度的预测手段对桥梁健康安全进行实时监测和预报。

随着时间序列数据分析技术的发展，研究人员提出了各种基于新技术的时间序列预测方法[1-2]，如吴杰[3]等将小波神经网络应用于桥梁位移时间序列预测中；朱利明[4]等将分解算法中小波分解和完全集合经验模态分解（CEEMDAN）与ARIMA模型相结合，并成功应用于斜拉桥SHM应变时间序列监测数据分析预测任务中；栾元重[5]等将RBF应用于桥梁变形水平位移时间序列预测。上述方法虽然具备很多优点，可以取得不错的预测效果，但也存在明显缺陷，如ARIMA模型面对非平稳、不规则的桥梁变形数据时，很难满足预测精度要求；小波神经网络和RBF均为普通神经网络，由于层数不深，很难提取桥梁变形时间序列深层次的特征，且不具备信息存储能力。近年来，深度学习以其强大的学习能力引起人们的广泛关注，其中深度神经网络LSTM充分考虑了时间序列相邻数据的依赖性和相关性，更加适用于时间序列数据分析，被广泛应用于情感分析[6]、风速预测[7]、环境污染预测[8]

收稿日期：2022-03-20；修回日期：2022-05-25。
项目来源：应用型高校地理信息科学专业“融合式”创新创业教育模式研究资助项目（202102204029）。
第一作者简介：冯建强（1987—），工程师，注册测绘师，从事工程测量工作，E-mail：fengjianqiang1122@163.com。

等领域，并取得了不错的效果。然而，目前LSTM网络应用于桥梁变形预测领域的研究还很少。本文将LSTM网络引入桥梁变形预测，通过引入CEEMDAN构建了基于CEEMDAN-LSTM的桥梁变形时间序列预测模型，并验证了该模型在处理桥梁变形时间序列预测任务中的可行性和优越性。

1　研究方法

1.1　CEEMDAN算法

Torres等于2011年在EMD、EEMD和CEEMD分解算法的基础上提出了CEEMDAN分解算法。该算法加入了自适应噪声，通过计算唯一的余量信号获得一系列本征模态函数IMF子序列，能有效地克服EMD中存在的模态混叠问题，也能解决EEMD和CEEMD为减少重构误差增加集成次数引发的计算效率低下问题。

1）将一系列自适应白噪声加入原始信号 $x(t)$，则有：

$$x^i(t)=x(t)+\omega_0\varepsilon^i(t)\quad i\in\{1,\cdots,I\} \tag{1}$$

式中，ω_0 为噪声系数；$\varepsilon^i(t)$ 为第 i 次添加的自适应白噪声；I 为集成次数，通常设置为10～20；$x^i(t)$ 为第 i 次加入白噪声后的信号。

2）分别对 $x^i(t)$ 进行EMD分解，获得第一个IMF分量，并取其平均值：

$$c_1(t)=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}c_1^i \tag{2}$$

$$r_1(t)=x(t)-c_1(t) \tag{3}$$

式中，c_1^i 为对 $x^i(t)$ 信号进行EMD分解得到的第一个IMF分量，$r_1(t)$ 为第一个余量信号。

3）对加入自适应噪声的余项进行EMD分解，获得第二个IMF子信号，即

$$c_2(t)=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}E_1(r_1(t)+\omega_1E_1(\varepsilon^i(t))) \tag{4}$$

4）计算其余的IMF子信号，则有：

$$r_k(t)=r_{k-1}(t)-c_k(t)\quad k=2,3,\cdots,K \tag{5}$$

$$c_{k+1}(t)=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}E_1(r_k(t)+\omega_kE_k(\varepsilon^i(t))) \tag{6}$$

式中，K 为模态的总个数。

5）若余量信号的极值点不超过两个，说明余量信号不能再分了，算法停止。余量信号可表示为：

$$R(t)=x(t)-\sum_{k=1}^{K}c_k(t) \tag{7}$$

原始信号 $x(t)$ 经过CEEMDAN分解后则可表示为：

$$x(t)=\sum_{k=1}^{K}c_k(t)+R(t) \tag{8}$$

1.2　LSTM网络

LSTM网络是Hochreiter S[9]等在循环神经网络（RNN）的基础上提出的。RNN是一种拥有“记忆”能力的深度神经网络，网络某时刻的输出不仅与该时刻的输入有关，还与前面时刻的输出有关。具体结构见图1，左边是一个统一的表达形式，右边是左边的展开图解，s_t 为隐藏层第 t 步的状态，为RNN的记忆单元，x_t 为第 t 步的输入，o_t 为第 t 步的输出，网络中每一层参数 W、V、U 是共享的，这也是RNN最突出的一个优势，因为传统神经网络中每一层的参数都是不同的。在RNN中预测 y_t 时，需要同时使用 x_t 和 x_{t-1} 的信息，即可有效保留时间维度的历史信息。

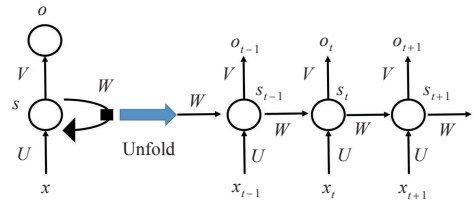


图1　RNN网络结构

RNN前向传播公式为：

$$a^{(t)}=\sigma(z^{(t)})=\sigma(W_{ax}x^{(t)}+W_{aa}a^{(t-1)}+b_a)$$

$$\hat{y}^{(t)}=\sigma(W_{ya}a^{(t)}+b_y) \tag{9}$$

其中隐藏层的激活函数一般采用Tanh函数，输入、输出函数通常采用Sigmoid和Softmax函数。RNN的传播和训练过程与传统神经网络基本相同，不同在于RNN的训练算法是BPTT算法，而传统神经网络是BP算法，BPTT算法的传播路径是基于时间轴方向的，BP算法则是层到层之间的。

令第 t 个时间点的网络输出值为：

$$\hat{y}^{(t)}=\sigma(o^{(t)}) \tag{10}$$

令输入序列最后的时间点为 τ，第 t 个时间点的损失函数为 $L^{(t)}$，则网络的最终损失为：

$$L=\sum_{t=1}^{\tau}L^{(t)} \tag{11}$$

为便于说明RNN的训练过程，本文采用的损失函数为交叉熵损失函数，隐藏层和输出层的激活函数分别为Tanh、Softmax函数。根据RNN模型神经元的内部结构和具体传播过程，V、c、W、U、b 的梯度计算较复杂，具体的推导过程见参考文献[8]。与传统神经网络相比，RNN的循环结构可以很好地利用序列上下文信息之间的关系，参数共享有利于模型训练，可大大降低模型的复杂程度；但RNN也存在梯度消失的

现象。LSTM的提出意在解决RNN网络梯度消失的问题，二者最大的不同在于隐藏层，LSTM的隐藏层中加入记忆单元 c 和3个门（输入门 i 、输出门 o 和遗忘门 f ）来控制信息的流动。LSTM神经元计算公式和各参数的推导过程见参考文献[8]。

1.3 CEEMDAN-LSTM模型

本文基于“先分解后组合[10]”的思路构建CEEMDAN-LSTM模型。首先利用CEEMDAN算法分解经过数据预处理的时间序列，以实现时间序列的平稳化和降噪，进一步挖掘时序信号中不同时间尺度的特征信息，降低模型构建的难度，提升模型的预测精度；然后分别对分解得到各本征模态分量（imf_1、imf_2、…、imf_n）和残差趋势项res建立LSTM预测模型，并进行训练预测；最后将各子序列的预测值叠加得到CEEMDAN-LSTM模型的最终预测结果。

2 实例分析

2.1 实验数据与预处理

本文的实验数据选自某大桥南索塔GPS-RTK接收机2009-01-01—2011-12-31获得的 X 方向的变形监测数据。该桥梁变形监测系统的坐标系为桥轴线坐标系，正方向为长江北向（N方向），并与桥轴线平行。首先对数据进行剔除粗差、插值缺失值等预处理，再对当天所有符合误差要求的数据求均值，作为当天的变形观测数据，得到序列长度为1 095的 X 方向的变形时间序列数据。

由于变形时间序列数据值较大且相邻时间点的值较接近，为了更加直观体现变形时间序列的变化特征和各类时间序列预测模型的预测效果，需对序列进行进一步处理，即将各时间点的监测数据分别减去时间序列数据的平均值，得到用于预测实验的 X 方向变形序列。为消除不同纲量对模型的影响以及提高时间序列预测模型的运行效率和预测精度，需对序列数据进行归一化处理，本文采用min-max标准化将原始数据映射到0~1之间。

2.2 CEEMDAN-LSTM模型构建

2.2.1 实验细节与参数设定

实验中所有神经网络模型均基于Python3.7平台和Tensorflow2.0深度学习框架搭建而成。为了更好地体现各种模型的预测效果和公平性，实验中每种时间序列预测模型都经过多次试验取得预测效果较好的一组超参数。对于RNN和LSTM网络，隐藏层神经元数目为100，初始化学习速率为0.001；对于MLP网络，隐藏层神经元数目为100，学习率为0.001；对于SVR，在Python3.7平台下调用LIBSVM工具箱进行参数寻优，确定惩罚因子和核函数参数；对于ARIMA模型，通过观察ACF和PACF图的拖尾截尾情况，并结合AIC准则和BIC准则确定阶数 p 和 q 的取值，差分参数 d 取1。其中，神经网络都采用Adam算法进行模型的优化和训练，MLP、RNN和LSTM统一设置用于训练的最大迭代次数为100，训练批量大小为16，所有实验训练集和测试集均按照4∶1的比例划分。

本文采用滑动窗口的方法确定各时间序列预测模型的输入，通过试验的方法获取最优Lag Window[11]的取值，以探究在不同的Lag Window取值下各时间序列预测方法的预测精度。Lag Window的取值范围为5~50，中间间隔为5，分别计算各取值下不同预测方法对应的SMAPE误差（图2），最终确定Lag Window为15时，各模型均可取得最佳预测效果。

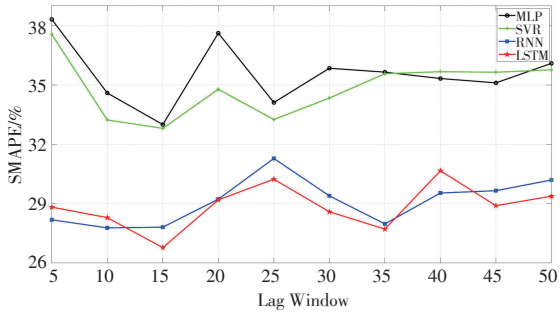


图2 各预测模型在不同Lag Window下SMAPE误差的变化情况

2.2.2 LSTM网络有效性验证

本文首先通过实验验证基于LSTM网络的时间序列预测模型在桥梁变形时间序列预测任务中的有效性。实验直接对比了LSTM网络与常用时间序列预测方法的预测效果。为体现实验的公平性，除ARIMA预测方法外，其他预测方法的Lag Window统一固定为15。所有预测方法都将利用训练集进行模型的拟合训练，运用训练好的模型对测试集数据进行预测验证。本文通过计算各预测方法的RMSE、MAPE和SMAPE来对比其预测精度（表1）。

表1 LSTM网络与其他相关预测模型预测结果对比

模型	RMSE/cm	MAPE	SMAPE
ARIMA	2.032	0.678	39.836
MLP	1.985	0.616	33.001
SVR	1.962	0.613	32.808
RNN	1.504	0.474	27.812
LSTM	1.318	0.451	26.778

2.2.3 CEEMDAN-LSTM模型构建

为了能更好地实现桥梁变形时间序列的平稳化和

降噪，降低模型构建的难度，提升模型的预测精度，本文在LSTM网络的基础上进一步构建CEEMDAN-LSTM模型。该大桥南索塔 X 方向变形序列经CEEMDAN分解后的结果如图3所示，第一行为桥梁变形 X 方向时间序列，imf_1~imf_5 为频率由高到低的本征模态函数时间序列；imf_1~imf_2 时频特征起伏变化明显，表明桥梁变形受随机因素影响；imf_3~imf_5 时频具有明显的周期性特征，说明桥梁变形时间序列具有一定的周期性；余量时频特征较平缓，表明桥梁变形时间序列的长期趋势；重构后相对百分比误差达到 10^{-10} 数量级，表明桥梁变形时序数据得到完全分解。

桥梁变形时间序列经CEEMDAN算法分解完成后，按照4∶1的比例配置训练集和测试集，对每个子序列构建LSTM预测模型，再相互叠加得到CEEMDAN-LSTM模型的最终预测结果。本文将预测结果与其他模型的预测结果进行对比，如表2所示，可以看出，CEEMDAN-LSTM模型的预测精度最高，说明加入CEEMDAN分解算法可有效提升模型的预测精度。

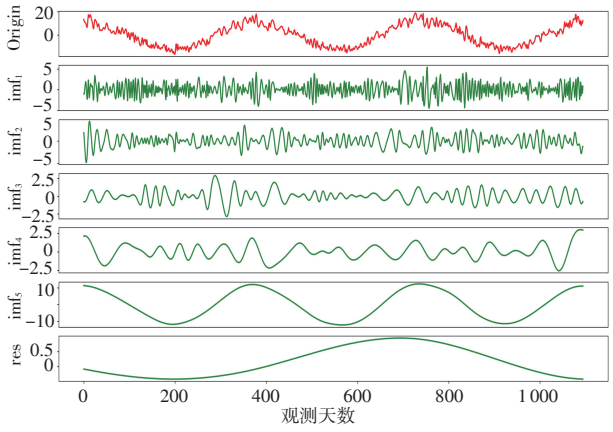


图3　X 方向时间序列的CEEMDAN分解结果

表2　CEEMDAN-LSTM模型与相关模型对比实验结果

模型	RMSE/cm	MAPE	SMAPE
LSTM	1.318	0.351	26.778
EMD-LSTM	1.226	0.335	20.072
CEEMDAN-LSTM	1.054	0.329	18.579

3　结　语

本文将深度神经网络中善于处理序列数据的LSTM网络引入桥梁变形时间序列数据的预测任务中，实验结果表明，与当前主流的时间序列预测方法相比，LSTM网络对处理具有相关性和依赖性的时序数据具有独特优势。在LSTM网络的基础上，加入CEEMDAN构建基于CEEMDAN-LSTM的桥梁变形时间序列预测模型。实验结果进一步证明：该模型既能较好地保留桥梁变形时间序列数据集的变化细节和特征信息，又能更好地挖掘时序数据内部的变化规律，可有效提升模型的预测精度，为桥梁安全管理提供一定的参考依据。

参考文献

[1] 林勋. 时间序列分析在建筑物变形监测中的应用[D]. 长春:吉林大学,2005

[2] 邓永春,徐跃,徐丹丹,等. 基于支持向量机的GNSS时间序列预测[J]. 全球定位系统,2019,44(2):70-75

[3] 吴杰,余腾,郭冰,等. 小波神经网络在桥梁变形预测中的应用[J]. 测绘科学,2017,42(11):74-79

[4] 朱利明,卓静超,邢世玲. 基于小波分解与CEEMDAN的桥梁SHM应变预测[C]//第九届桥梁与隧道工程技术论坛论文集,2019:27-35

[5] 栾元重,梁耀东,董岳,等. 桥梁水平位移混沌特征识别与神经网络预测研究[J]. 大地测量与地球动力学,2021,41(1):7-11

[6] 滕飞,郑超美,李文. 基于长短期记忆多维主题情感倾向性分析模型[J]. 计算机应用,2016,36(8):2 252-2 256

[7] 魏昱洲,许西宁. 基于LSTM长短期记忆网络的超短期风速预测[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(2):64-71

[8] 曾豪. 基于LSTM的环境污染时间序列预测模型的研究[D]. 武汉:华中科技大学,2019

[9] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long Short-term Memory[J]. Neural Computation,1997,9(8):1 735-1 780

[10] 成小林. 基于经验模态分解的时间序列预测研究[D]. 大连:大连理工大学,2018

[11] 张旭. 基于循环神经网络的时间序列预测方法研究[D]. 南京:南京大学,2019