

文章编号:1671-251X(2024)S1-0021-05

基于 EMD-LSTM 的 DAS 系统巷道安全监测方法

丁剑明

(国能神东煤炭集团有限责任公司 机电管理部, 陕西 榆林 719315)

摘要:煤岩体的应力分布不均衡是造成巷道煤岩体坍塌的主要原因。实时了解和预测煤岩体安全性对保障煤矿安全生产和矿工生命安全具有重大意义。LSTM 模型为光纤扰动预测提供了合适的技术方法,但光纤传感技术中后向瑞利散射信号具有非平稳特性,增加了预测难度。针对扰动预测精度低的问题,提出了一种基于 EMD-LSTM 的 DAS 系统巷道安全监测方法,以提高信号预测精度。使用 EMD 技术将解调信号分解成若干相对稳定的子序列,然后利用 LSTM 建模,通过多次迭代方式获得准确的预测结果。实验结果表明,该方法在保持实时性的同时,定位预测成功率达 95%,预测解调信号波形失真度仅为 0.035,较 BP 神经网络具有更优的综合性能和异常噪声数据消除效果,实现了精准预测,推动了 DAS 系统在结构检测中的实用化进程。

关键词:巷道安全监测; 光纤传感; DAS 系统; EMD; LSTM

中图分类号:TD326 文献标志码:A

Roadway safety monitoring method of DAS system based on EMD-LSTM

DING Jianming

(Electromechanical Management Department, CHN Energy Shendong Coal Group Co., Ltd.,
Yulin 719315, China)

0 引言

煤岩体的应力分布不均衡是造成其破坏的主要原因,而预测煤岩体内各点应力变化的结果可以提供有价值的信息^[1-3],从而更好地控制开采活动,优化支护参数,且可以及时发现冲击地压。

用于地应力相对测量的仪器主要有压磁式应力计^[4]、水压致裂仪^[5]、体积式应变计^[6]、USBM 孔径变形计^[7]、空心包体应变计^[8]等。这些仪器存在诸多不足,如:压磁式应力计只能检测二维应力状态;空心包体应变计需要多次测量来修正测量参数;基于电学的监测仪器难以实现长距离数据采集与传输、组网分布式监测等。基于光纤传感的 DAS (Distributed Acoustic Sensing, 分布式声学传感) 技术以其远距离大范围监测功能、多点干扰同步定位、抗电磁干扰等优点,在安全监测、结构检测和危险区域检测等领域得到广泛研究^[9-10]。

DAS 技术拥有出色的灵敏度、快速的响应速度、紧凑的尺寸、可靠耐久性,可以抵御外界电磁干扰,实现分布式测量,而且可以通过光缆连接到远程

监控设备,适合在复杂的环境中持续运行,被认定是一种可行的电子传感器替代产物^[11-12]。

目前,DAS 振动预测方法主要包括极限学习机^[13-14]、随机森林回归^[15-18]、LSTM (Long-Short Term Memory, 长短期记忆)^[19-21]等。LSTM 作为 RNN (Recurrent Neural Network, 循环神经网络) 的改进型,解决了梯度消失问题,为光纤扰动预测提供了合适的技术方法。然而,后向瑞利散射信号具有非平稳特性,增加了预测难度。这限制了光纤传感技术在结构测量方面的工程化应用。

针对上述问题,提出了一种基于 EMD (Empirical Mode Decomposition, 经验模态分解)-LSTM 的 DAS 系统巷道安全监测方法。采用 EMD 方法将解调信号分解为若干相对平稳的子序列,通过 LSTM 分别建模预测再叠加的方式得到最终预测结果。实验结果表明,在保持系统实时性的同时,EMD-LSTM 方法具有优秀的扰动预测能力。

1 EMD-LSTM 方法理论

DAS 系统可以实现长距离光纤分布式测量。

收稿日期:2024-01-25;责任编辑:李明。

作者简介:丁剑明(1982—),男,内蒙古鄂尔多斯人,工程师,硕士,主要从事煤矿智能化技术研究与应用工作,E-mail:32261812@qq.com。

当入射光注入传感光纤后遇到不匹配的介质,如弯曲、端面等,会发生光的反射和散射,背向部分会返回光纤入射端。外部扰动引起光纤形变,因光弹效应导致光纤扰动位置的折射率和长度发生变化。因干涉作用,背向瑞利散射相干光强在扰动位置发生相位变化。

1.1 EMD 理论

EMD 是一种利用瞬时信号和本征信号的相关性进行信号处理的技术。它通过使用信号的信噪比划分信号,以及表征信号的局部特征。基于数据本质上的时空变化,可以实现对信号的高效分析,而不必考虑任何外部函数。利用 EMD 的分解特性对非平稳成分较多的 DAS 系统解调信号进行预处理,旨在一定程度上降低数据分析难度。

获取 DAS 系统采集的携带振动信息的瑞利散射信号 $Y(n)$,检查 $Y(n)$ 的各个特征值,将其样条差值化,获取其上包络线 $E_{\max}(n)$ 及下包络线 $E_{\min}(n)$ 。计算 2 条包络线的平均值,将其转换为 $F_1(n)$ 曲线。

$$F_1(n) = \frac{E_{\max} + E_{\min}}{2} \tag{1}$$

将观测信号 $Y(n)$ 与平均值 $F_1(n)$ 做差,得到细节分量 $H_1(n)$ 。

$$H_1(n) = Y(n) - F_1(n) \tag{2}$$

根据预设判据判断 $H_1(n)$ 是否为本征模态函数,如果不满足条件,继续识别 $H_1(n)$ 的所有极大值点和极小值点,计算上下包络线并求其对应的平均值,直到满足条件,得到第 1 个本征模态分量 $C_1(n)$ 。

将 $C_1(n)$ 从观测信号 $Y(n)$ 中减去,得到残差量 $R_1(n)$ 。

$$R_1(n) = Y(n) - C_1(n) \tag{3}$$

将 $R_1(n)$ 作为新的待处理信号,重复上述步骤继续筛选,直到获得第 2 个本征模态分量 $C_2(n)$ 。依此类推,得到 i 个不同的本征模态分量 $C_1(n)$, $C_2(n), \dots, C_i(n)$ 及 1 个趋势项 $R_i(n)$ 。

EMD 将观测信号 $Y(n)$ 分解为

$$Y(n) = \sum_{i=1}^n C_i + R_i \tag{4}$$

1.2 LSTM 理论

LSTM 采用独特的门结构,在整个信号传输中可以将输入较为完好地保留到最后,具备良好的长短时记忆功能,保证信号的可持续性。LSTM 内部结构如图 1 所示。

LSTM 采用门结构实时检测当前时间的输入 x_t 、前一时间隐藏状态 h_{t-1} 和旧时记忆状态 C_{t-1} ,将这些信息整合成最终的统计数据,同时对输出 h_t 进

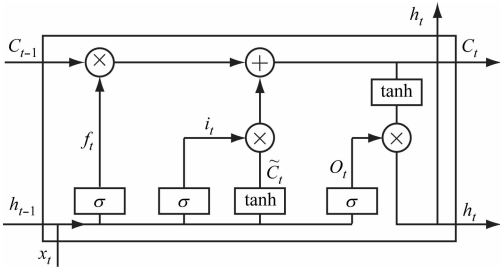


图 1 LSTM 内部结构

行相应的调整,实现 LSTM 计算。

遗忘门得到 f_t :

$$f_t = \sigma(\omega_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \tag{5}$$

输出门得到 i_t :

$$i_t = \sigma(\omega_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \tag{6}$$

输出门得到 O_t :

$$O_t = \sigma(\omega_O[h_{t-1}, x_t] + b_O) \tag{7}$$

计算汇总状态 $\tilde{C}_t$:

$$\tilde{C}_t = \tanh(\omega_C[h_{t-1}, x_t] + b_C) \tag{8}$$

计算新记忆状态 C_t :

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

更新输出 h_t :

$$h_t = O_t \tanh(C_t) \tag{10}$$

式中: σ 为 Sigmoid 激活函数; $\tanh$ 为双曲正切函数; $\omega_f, \omega_i, \omega_O, \omega_C$ 为权重矩阵; b_f, b_i, b_O, b_C 为偏置项。

1.3 EMD-LSTM 预测模型

EMD-LSTM 预测模型步骤如下:

- 1) 采用 EMD 分解解调信号,得到子序列 IMF1, IMF2, ..., IMF n 。
- 2) 对所有的序列与其他相关的因素相关联,使用 LSTM 对其进行预测。
- 3) 将多个子序列的预测值进行累计,获得最终预测结果。

2 实验结果与分析

2.1 实验设备

实验平台为外差式 DAS 系统,如图 2 所示。

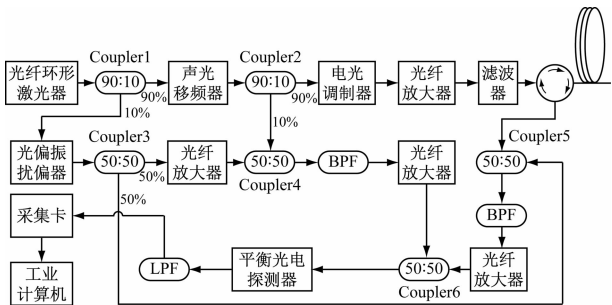


图 2 DAS 系统

10:90 耦合器 1 将光纤环型激光器输出功率为 13 dBm、中心波长为 1 550.12 nm 的连续单色光分

成两部分。10%部分通过光偏振扰偏器以消除偏振衰落,并被 50 : 50 耦合器 3 进一步分成 2 个对等的部分,均用作本振光。来自耦合器 1 的 90%部分被声光移频器调制,产生外差形式的干涉信号,频移为 80 MHz,再由 90 : 10 耦合器 2 分成对等的两部分。10%部分作为仅带有真实移频频率的参考光与耦合器 3 输出的 50%部分在 50 : 50 耦合器 4 处拍频,产生频率跟随项。90%部分通过使用消光比大于 45 dBa 且上升/下降时间小于 6 ns 的电光调制器斩波成具有 5 kHz 重复率和 100 ns 脉冲宽度的脉冲,经放大滤波后由四端扣环形器发射到 10 km 单模光纤中,将带有振动信息的后向瑞利散射干涉光与耦合器 3 输出的 50%部分拍频,经放大滤波后与频率跟随项经带通滤波放大后的信号进行光学解调。由平衡探测器检测、放大和转换光信号,通过低通滤波器(截止频率为 10 MHz)滤除掉和频分量,抑制背景光,提高信噪比。通过采样率为 100 ms/s、实时传输率为 1 GiB/s 的多路数据采集卡进行采样并传送到工业计算机进行进一步的数字信号处理,以获得振动干扰的强度、相位和频率信息。根据如图 3 所示的 DAS 系统结构,采用表 1 中的商用设备构建了一套实验设备,如图 3 所示。

表 1 SAS 系统设备

设备名称	制造商名称	型号
Laser	RIO	0175-3-02-3
OPS	GP	PSM-002-01-E-ST
AOFS	GH	3080-125
EDFA	LIGHTSOURCE	SOAD
EOM	PHOTLINE	MZDD-LN-20
Optical fiber	CJ-PHOTONICS	SM-EYDF-10P/125
Circulator	K-PHOTONICS	—
BAPD	THORLABS	PDB570C
DAQ card	NI	PXIE-5162
IPC	NI	PX5048002

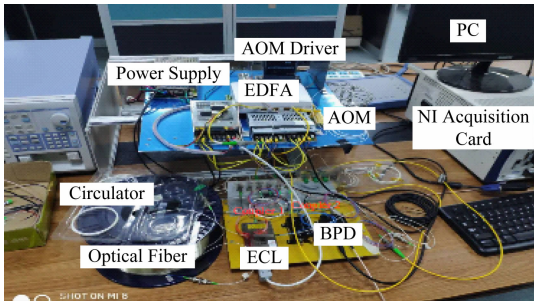


图 3 实验平台

2.2 结果分析

在实验平台上进行模拟振动测试实验。将 13 m 光纤缠绕到可变换驱动频率的 PZT(压电换能

器)上,并将多个 PZT 分别嵌入总长为 10 km 的传感光纤中,模拟外界振动信号。DAQ 系统采集的数据通过 EMD-LSTM 算法解调后,获得传感光纤的预测信号。

1) 振动定位预测结果。为了直观了解系统定位响应预测结果,以 PZT 为信号载体,设计了振动序列信号。以 100 Hz 振动信号为例,对 EMD-LSTM 方法和 PZT 扰动轨迹进行对比实验,结果如图 4 和图 5 所示。

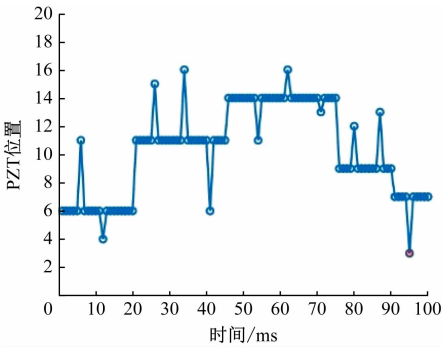


图 4 EMD-LSTM 定位结果

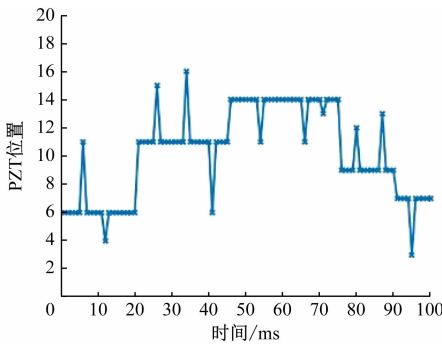


图 5 PZT 扰动轨迹

从图 4 和图 5 可看出,EMD-LSTM 算法在一定程度上成功预测了外界振动轨迹。通过计算得 20 次测试结果准确率为 95%。

2) 振动解调预测信号。以振动位置相位随时间变化的函数解调振动信号时域信息,其中每个点对应 1 个单独数据采集周期(0.2 ms)内的振动信号强度。获取单一 PZT 处解调振动信号时域信息,如图 6 所示。

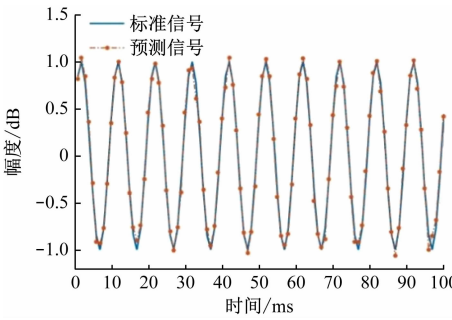


图 6 单一 PZT 处解调时域信号

从图 6 可看出,预测信号波形虽出现轻微波动,

仍呈现规律的正弦图像,且基本与参考标准信号一致。为了定量计算系统预测结果质量,在时域中引入了波形失真度 r 。

$$r = \frac{\delta[\Delta\gamma(n)]}{|P|} \tag{5}$$

式中: δ 为标准差; $|P|$ 为理想情况下解调出的后向瑞利散射信号相位 $\gamma(n)$ 的幅度。

为不失一般性,扩大 PZT 扰动信号幅度和频率范围,如图 7 所示。

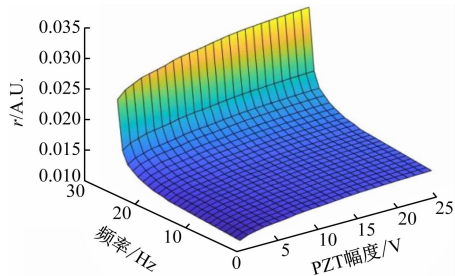


图 7 不同情况下的信号波形失真度

从图 7 可看出,预测结果波形失真度 r 在系统常规动态范围内,最大值仅为 0.035。

3) EMD-LSTM 方法识别效果。为验证 EMD-LSTM 方法在实际工作中的预测效果,引入 BP 神经网络作为对比预测方法,实验结果如图 8 和图 9 所示。

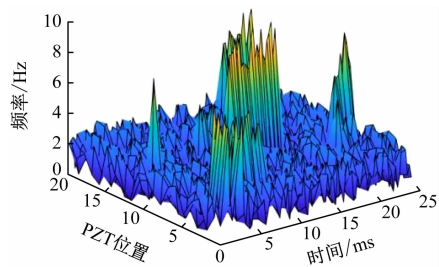


图 8 EMD-LSTM 预测结果

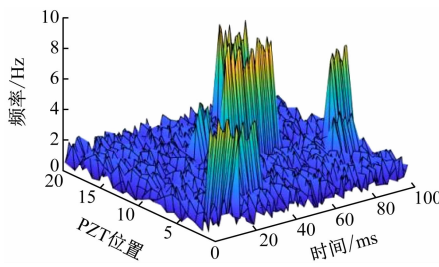


图 9 BP 神经网络预测效果

可看出预测效果在第 10PZT 处出现了异常特征。这是可以被推测的,BP 神经网络容易在计算中陷入极小值,在多输入多输出的情况下,会出现精度变差的情况,导致局部出现误差甚至失真。

值得注意的是,在对异常数据起到一定削弱 的情况下,EMD-LSTM 方法对误差较小特征数据起 到放大效果,在 DAS 系统实时处理数据时增加了 信号稳定性。

3 结论

1) EMD-LSTM 方法在 DAS 系统定位过程中 获得了 95% 的识别准确率,具备精准定位扰动位置 的功能。

2) EMD-LSTM 方法产生了与测试样本一致 的结果。在 DAS 系统动态范围内,该方法预测的解 调时域信号波形失真度仅为 0.035。

3) 相较于 BP 神经网络,EMD-LSTM 方法学 习能力更强,具备更优的综合性能,对异常噪声数据 起到削弱效果,确保精准预测,在 DAS 系统实时处 理数据时增加了信号稳定性。

参考文献:

[1] 任建业,李雨成,张欢,等.单裂隙结构特征对煤岩体内瓦斯流动特性的影响[J].采矿与安全工程学报,2022,1(12):1214-1222.

[2] 王登科,魏强,魏建平,等.煤的裂隙结构分形特征与分形渗流模型研究[J].中国矿业大学学报,2020,49(1):103-109.

[3] 刘长友,刘江伟.煤岩体裂化的弱结构体应力转移原理及应用[J].采矿与安全工程学报,2022,39(2):359-369.

[4] 石延平,倪立学,陈季萍.压磁式应力测量仪的设计[J].仪表技术与传感器,2010(3):15-18.

[5] 张凯华.顶板水压致裂卸压效果评价及工程应用[J].现代矿业,2021,37(3):48-50.

[6] 袁勇,赵希磊,周冬瑞,等.TJ-2 型体积式应变仪故障检测装置[J].地震地磁观测与研究,2022,43(3):70-73.

[7] 韩晓玉,邬爱清,徐春敏.地应力测量精度及其全要素量化表征研究[J].长江科学院院报,2021,38(8):84-90.

[8] 李天宇,李远,秦志暄,等.基于空心包体应变计的扰动应力云监测系统构建[J].中国矿业,2021,30(10):96-105.

[9] ZHANG J, ZHU T, ZHOU H, et al. High spatial resolution distributed fiber system for multi-parameter sensing based on modulated pulses [J]. OPT Express, 2016, 24(24): 27482-27493.

[10] BRAVO M, BAPTISTA J M, SANTOS J L, et al. Micro-displacement sensor combined with a fiber ring interrogated by an optical time-domain reflectometer [J]. IEEE Sensor Journal, 2014, 14(3): 793-796.

[11] YAMATE T, FUJISAWA G, IKEGAMI T. Optical sensors for the exploration of oil and gas[J]. Journal of Lightwave Technology, 2017, 35(16): 3538-3545.

3) 本文只对人工鱼群算法做了个别方面的改进和应用研究,在今后的工作中,可以通过对控制参数、搜索策略、应用领域方面的研究,探究改进算法的参数设置方案,减少其对具体问题的依赖,优化搜索策略,减少模型运行时间。

参考文献:

[1] 张斌,李博文. 基于布控球技术的煤矿视频监控系统研究与应用[J]. 中国煤炭,2022,48(S1):47-50.

[2] 袁红. 数字视频监控技术在煤矿安全生产中的应用[J]. 能源与节能,2022(6):208-210.

[3] 景少波. 煤矿智能化开采技术发展现状及展望[J]. 陕西煤炭,2021,40(6):184-187.

[4] 王国法,杜毅博,任怀伟,等. 智能化煤矿顶层设计研究与实践[J]. 煤炭学报,2020,45(6):1909-1924.

[5] 王国法. 煤矿智能化最新技术进展与问题探讨[J]. 煤炭科学技术,2022,50(1):1-27.

[6] 程德强,寇旗旗,江鹤,等. 全矿井智能视频分析关键技术综述[J]. 工矿自动化,2023,49(11):1-21.

[7] 孔二伟,张亚邦,李佳悦,等. 面向煤矿井下低光照图像的增强方法[J]. 工矿自动化,2023,49(4):62-69,85.

[8] 杨兵,刘晓芳. 基于模糊隶属度函数的脑图像分割方法[J]. 计算机应用与软件,2022,39(4):254-262.

[9] 王路敏. 基于群智能优化算法的低照度图像增强研究[D]. 赣州:江西理工大学,2023.

[10] 郝兵,李萍,刘东. 基于模糊小波的光照干扰图像对比度增强方法[J]. 激光杂志,2023,44(11):104-108.

[11] 吴秀敏,崔巍. 基于图像增强和边缘检测的绘画色彩分析与模拟重建方法研究[J]. 电子设计工程,2023,31(13):187-191.

[12] 郝博南. 基于去尘估计和多重曝光融合的煤矿井下图像增强方法[J]. 工矿自动化,2023,49(11):100-106.

[13] 王均利,李佳悦,李秉天,等. 基于深度学习的煤矿井下低光照人脸检测方法[J]. 工矿自动化,2023,49

(11):145-150.

[14] 苗作华,赵成诚,朱良建,等. 矿井井下非均匀照度图像增强算法[J]. 工矿自动化,2023,49(11):92-99.

[15] LIS S, HAN Y, OUYANG Y, et al. Multi-objective reactive power optimization by modified artificial fish swarm algorithm in IEEE 57-bus power system[J]. IEEE, 2015. DOI:10.1109/APPEEC.2014.7066026.

[16] HE Y, ZHAO X, GUO R, et al. Multi-resolution wavelet neural network learning algorithm based on artificial fish swarm algorithm [C]. The 2nd International Conference on Computing and Data Science,2021.

[17] 王南轶,黄诗雯,熊兴福. 基于改进人工鱼群的模糊图像自适应增强算法[J]. 计算机仿真,2022,39(10):229-233.

[18] YUE Xiaofeng, ZHANG Hongbo, YU Haiyue. A hybrid grasshopper optimization algorithm with invasive weed for global optimization [J]. IEEE Access,2020,8:5928-5960.

[19] SHEN Xin, DAI Qun, ZHU Guangliang, et al. Dynamic ensemble pruning algorithms fusing meta-learning with heuristic parameter optimization for time series prediction [J]. Expert Systems with Application, 2023, 225. DOI: 10.1016/J.ESWA.2023.120148.

[20] 赵海峰,姚丽莎,罗斌. 改进的人工鱼群算法和 Powell 法结合的医学图像配准[J]. 西安交通大学学报,2011,45(4):46-52.

[21] 叶明,唐敦兵,赵转萍,等. 基于人工鱼群与几何混合优化的圆度误差评定算法[J]. 南京航空航天大学学报,2013,45(4):526-531.

[22] TRIPATHY B K, TRIPATHY A, RAJULU K G. Possibilistic rough fuzzy C-means algorithm in data clustering and image segmentation [C]. IEEE International Conference on Computational Intelligence & Computing Research,2015.

(上接第 24 页)

[12] YUAN M, ISLAM A, FRODE H, et al. Simultaneous distributed acoustic and temperature sensing using a multimode fiber[J]. IEEE Journal of Sel Top Quant, 2021,26(4):96-105.

[13] 李斌,张一凡,颜世烨,等. 基于改进极限学习机 ELM 的光伏发电预测方法研究[J]. 热能动力工程,2022,37(10):207-214.

[14] 周海,李登宣,尹万思,等. 基于极限学习机的光伏发电短期预测校正方法[J]. 电网与清洁能源,2020,36(6):64-69.

[15] 叶从周,肖朋林,秦俊,等. 基于聚类和随机森林回归的超大型建筑能耗负荷预测模型研究[J]. 绿色建筑,2022,14(5):48-51.

[16] 朱明亚,潘毅群,吕岩等. 能耗预测模型在建筑能效优

化中的应用研究[J]. 建筑科学,2020,36(10):35-46.

[17] 杨丽娜,赵鹏,王佩哲. 基于 GRU 神经网络的数据中心能耗预测模型研究[J]. 电力信息与通信技术,2021,19(3):10-18.

[18] 高英博,顾中煊,罗淑湘等. 能耗预测导向的建筑能耗异常数据识别与修复[J]. 科学技术与工程,2019,19(35):298-304.

[19] 廖丰宸,张瑞阳,林榕,等. 基于层叠式残差 LSTM 网络的桥梁非线性地震响应预测[J]. 工程力学,2012,1(12):67-66.

[20] 宋绍剑,李博涵. 基于 LSTM 网络的光伏发电功率短期预测方法的研究[J]. 可再生能源,2021,39(5):594-602.

[21] 苏连成,朱娇娇,郭高鑫等. 基于 LSTM 的塔架振动状态监测研究[J]. 燕山大学学报,2022,46(5):437-445.