

# 基于循环频率特征的预制管廊装配式 拼接节点渗漏位置检测方法

曹海明\*

(中核华辰建筑工程有限公司, 西安 712000)

**摘要** 预制管廊装配式拼接节点的渗漏问题严重影响管廊的安全性和稳定性, 因此, 高效准确地检测渗漏位置成为迫切需求。本文提出了基于循环频率特征的预制管廊装配式拼接节点渗漏位置检测方法。首先, 采用超声波技术采集节点脉冲反射信号, 并确定节点位置; 其次, 建立节点脉冲反射信号的循环谱密度, 提取信号的循环频率特征, 并引入主成分分析方法对特征展开降维处理, 提高特征精度; 最后, 采用量子旗鱼算法优化 LSTM 网络, 将降维后的信号循环频率特征输入优化后的网络中, 完成预制管廊装配式拼接节点渗漏位置检测。实验结果表明, 所提方法的特征提取精度高, 渗漏检测精度高, 节点定位准确。

**关键词** 超声波技术, 循环频率, 主成分分析, 节点渗漏检测, 节点定位

中图分类号: TN911 文献标志码: A DOI: 10.15935/j.cnki.jggcs.202505.0009

## Detection Method for Leakage Position of Prefabricated Pipe Gallery Assembly Joints Based on Cyclic Frequency Characteristics

CAO Haiming\*

(China Nuclear Huachen Construction Engineering Co., Ltd., Xi'an 712000, China)

**Abstract** The leakage issue at assembly joints of prefabricated pipe galleries poses a serious threat to their safety and stability, making efficient and accurate leakage detection a pressing need. This paper proposes a leakage location detection method for assembly splicing nodes in prefabricated pipe galleries based on cyclic frequency characteristics. First, ultrasonic technology is employed to collect pulse reflection signals from the nodes and determine their positions. Second, the cyclic spectral density of the node pulse reflection signal is established, from which the cyclic frequency characteristics are extracted. The principal component analysis method is introduced to reduce the dimensionality of the features, thereby improving feature accuracy. Finally, the quantum swordfish algorithm is used to optimize the LSTM network, and the reduced cyclic frequency characteristics are input into the optimized network to achieve leakage location detection at the assembly joints of the prefabricated pipe gallery. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves high accuracy in feature extraction, leakage detection, and node localization.

**Keywords** ultrasonic technology, cyclic frequency, principal component analysis, node leakage detection, node positioning

## 0 引言

在现代化建设进程中,预制管廊因具有高效、环保等特性,被广泛应用于各类工程项目中。然而,随着其应用的普及,预制管廊装配式拼接节点渗漏问题逐渐凸显出来,这不仅影响了工程的质量,还可能引发安全事故。因此,准确检测预制管廊装配式拼接节点渗漏位置成为一项至关重要的任务<sup>[1-2]</sup>。本文旨在探讨预制管廊装配式拼接节点渗漏位置检测的方法、技术及其应用,为相关工程实践提供有益的参考。

艾学忠等<sup>[3]</sup>设计了采集电路,对采集的管道信号展开快速傅里叶变换,获得信号的谱特征,结合滤波处理与短时傅里叶变换对信号展开加窗处理,获得时频特征,根据提取的特征完成泄漏位置检测,该方法在信号傅里叶变换过程中容易受到噪声干扰,导致提取的谱特征误差较大,存在特征提取精度低的问题。

尹渊博等<sup>[4]</sup>将分布式传感器设置在待检测的管道内,以此采集不同节点处的动态压力信号,将扰动信号引入管道内,获得扰动信号下的泄漏节点反射信号,以此实现泄漏位置检测,该方法采集的反射信号中存在大量的噪声尖峰,降低了节点定位精度。

为了解决上述方法中存在的噪声干扰问题,本文提出基于循环频率特征的预制管廊装配式拼接节点泄漏位置检测方法。

## 1 基于超声波的信号采集与节点定位

基于循环频率特征的预制管廊装配式拼接节点泄漏位置检测方法采用超声波技术<sup>[5]</sup>采集节点信号并完成节点定位,具体原理为:已知超声波传输速度 $v$ ,根据发射点与接收点之间的时间差 $t$ 即可确定节点与发射点之间的距离,实现节点定位。

采用超声波定位预制管廊装配式拼接节点的原理如图1所示。

$A$ 、 $B$ 两点分别设有超声波接收器,用于接收节点 $C$ 的反射波,以此获取节点 $C$ 的脉冲信号,在此基础上展开节点定位。

$A$ 、 $B$ 两点的坐标为 $(0, 0)$ 、 $(W_y, 0)$ ,节点 $C$ 的坐标为 $(C_x, C_y)$ ,通过下述公式完成节点 $C$ 的定位:

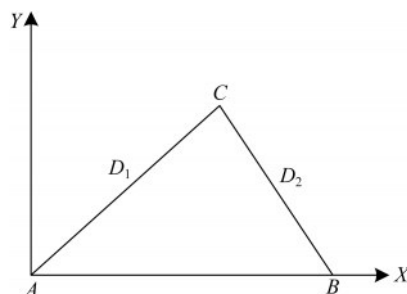


图1 超声波定位原理

Fig.1 Ultrasonic positioning principle

$$\begin{cases} \cos A = \frac{W_y^2 + D_1^2 - D_2^2}{2W_y \cdot D_1} \\ C_x = D_1 \cdot \cos A \\ C_y = \sqrt{D_1^2 - C_x^2} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $D_1$ 、 $D_2$ 分别为节点 $C$ 与点 $A$ 、 $B$ 之间存在的距离; $x$ 为横坐标, $y$ 为纵坐标。

通过上式即可完成节点的定位,提取节点反射的脉冲信号的循环频率特征,实现泄漏检测。

## 2 节点泄漏检测

### 2.1 循环频率特征提取

用 $x(t)$ 表示节点的脉冲反射信号,建立其循环谱密度函数 $R_x(t, \tau)$ :

$$R_x(t, \tau) = R_x\left(t + \frac{\tau}{2}, t - \frac{\tau}{2}\right) = R_x\left(t + \frac{\tau}{2} + nT_0, t - \frac{\tau}{2} + nT_0\right) \quad (2)$$

式中: $\tau$ 为时延参数; $n$ 为常数; $T_0$ 代表的是循环周期。

对脉冲反射信号 $x(t)$ 展开采样处理,针对时间均值,基于循环频率特征的预制管廊装配式拼接节点泄漏位置检测方法采用时间均值代替,此时循环谱密度函数 $R_x(t, \tau)$ 可表示为

$$R_x(t, \tau) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\sum_{n=-N}^N x\left(t + \frac{\tau}{2} + nT_0\right) \cdot x\left(t - \frac{\tau}{2} + nT_0\right)}{2N+1} \quad (3)$$

令 $T = (2N+1)T_0$ ,信号循环频率特征的数量 $n = -N, 0, 1, 2, 3, \dots, N$ ,结合公式(3)得到傅里叶系数 $R_x^\alpha(\tau)$ :

$$R_x^\alpha(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\int_{-T/2}^{T/2} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \cdot x\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-2\pi i t} dt}{T} \quad (4)$$

傅里叶系数  $R_x^\alpha(\tau)$  描述的是循环谱密度函数的频率为  $\alpha$  时对应的强度, 当  $R_x^\alpha(\tau) \neq 0$  时对应的频率  $\alpha$ , 即为信号  $x(t)$  的信号循环频率特征<sup>[6]</sup>。

为了提高特征提取精度, 基于循环频率特征的预制管廊装配式拼接节点渗漏位置检测方法采用主成分分析方法<sup>[7-9]</sup>对信号的循环频率特征展开降维处理, 具体过程如下:

(1) 通过下式确定循环频率  $\alpha_p$  的协方差矩阵  $V$ :

$$V = \frac{\sum_{p=1}^n \alpha_p}{n} \quad (5)$$

(2) 计算协方差矩阵  $V$  的单位正交特征矢量  $u_p$  与特征值  $\lambda_p$ :

$$\lambda_p u_p = V u_p \quad (6)$$

设  $\beta_p$  表示信息量, 用于描述循环频率特征中存在的信息多少, 其计算公式如下:

$$\beta_p = \frac{\lambda_p}{\sum_{p=1}^n \lambda_p} \quad (7)$$

选取前  $p=1, 2, 3, \dots, n$  个信息量  $\beta_p$  较大的特征矢量构成循环频率  $\alpha_p$  的特征向量矩阵  $U = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T$ , 在此基础上获得降维后的信号循环频率特征  $X = \alpha_p^T U$ 。

## 2.2 泄漏检测

基于循环频率特征的预制管廊装配式拼接节点渗漏位置检测方法将上述提取的循环频率特征  $X$  输入长短期记忆网络 (Long Short-Term Memory, LSTM) 中, 以此实现泄漏检测, LSTM 单元结构如图 2 所示<sup>[10-11]</sup>。

计算当前时刻 LSTM 单元的细胞状态  $c_t$ :

$$c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \bar{c}_t \quad (8)$$

式中:  $c_{t-1}$  代表的是  $t-1$  时刻 LSTM 单元的细胞状态;  $f_t$  代表的是遗忘门的输出;  $i_t$  描述的是输入门对应的输出;  $\bar{c}_t$  为在时刻  $t$  的候选细胞状态。

根据  $c_t$  确定 LSTM 单元最终的输出  $h_t$ :

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \quad (9)$$

式中:  $o_t$  代表输出门在时刻  $t$  的输出。

将 LSTM 输出输入 softmax 函数中, 以此实现节点渗漏检测:

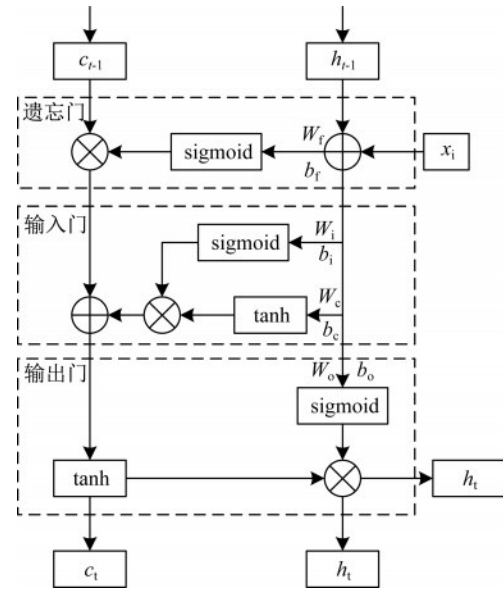


图 2 LSTM 单元结构

Fig.2 LSTM unit structure

$$y = \frac{e^{h_z}}{\sum_{z=1}^K e^{h_z}} \quad (10)$$

式中:  $z$  代表类别数;  $K$  代表总的类别数量。

为了提高预制管廊装配式拼接节点渗漏位置检测精度, 所提方法采用量子旗鱼算法<sup>[12-13]</sup>对 LSTM 网络展开优化求解, 具体过程如下:

(1) 选取 3.1 节提取的信号循环频率特征  $X$  作为 LSTM 网络的输入。

(2) 用循环频率特征构成训练集, 对 LSTM 网络展开训练, 选取 LSTM 网络在预制管廊装配式拼接节点渗漏位置检测过程中的准确率  $T$  的倒数作为适应度函数  $f=1/T$ 。

(3) 对量子沙丁鱼与量子旗鱼的位置展开初始化, 用三维向量描述量子位置。

(4) LSTM 网络优化问题的可行解即为沙丁鱼与旗鱼的位置, 可利用适应度函数评估可行解的质量。

旗鱼种群的适应度最小值属于第  $g$  次迭代过程中的最优适应度值  $F_g^s$ , 该量子位置即为当前 LSTM 训练过程中的最优量子位置  $\bar{q}^g = [\bar{q}_1^g \ \bar{q}_2^g \ \dots \ \bar{q}_d^g]$ , 精英旗鱼量子位置  $q_e^g = [q_{e,1}^g \ q_{e,2}^g \ \dots \ q_{e,d}^g]$  即为第  $g$  次迭代过程中旗鱼种群全局最优适应度值  $G_q^g$  对应的位置。沙丁鱼种群在第  $g$  次迭代过程中的适应度最小值属于最优适应度值  $F_s^g$ , 其量子位置为受伤沙丁鱼在当前

迭代过程中对应的量子位置  $s_i^g = [s_{i,1}^g, s_{i,2}^g, \dots, s_{i,d}^g]$ 。

在精英旗鱼的带领下,旗鱼种群会攻击沙丁鱼群,通过缩短与受伤沙丁鱼之间的距离实现捕食,通过上述分析可知,受伤沙丁鱼和精英旗鱼会影响下一代旗鱼的量子位置,基于循环频率特征的预制管廊装配式拼接节点泄漏位置检测方法通过模拟量子旋转门  $\theta_{ij}^{g+1}$  完成第  $i$  条旗鱼在第  $g+1$  迭代过程中第  $j$  个量子位的更新:

$$q_{ij}^{g+1} = |q_{ij}^g \cos(\theta_{ij}^{g+1}) - \sqrt{1 - (q_{ij}^g)^2} \sin(\theta_{ij}^{g+1})| \quad (11)$$

式中:  $q_{ij}^{g+1}$  为在第  $g+1$  次迭代中第  $i$  条旗鱼在第  $j$  维上的量子位概率幅;  $q_{ij}^g$  为在第  $g$  次迭代中第  $i$  条旗鱼在第  $j$  维计算出的量子旋转角。

沙丁鱼的能量存储在旗鱼群的攻击下逐渐减少,侦查旗鱼位置的能力降低,在旗鱼的攻击下沙丁鱼群受伤,被捕食,通过下式更新第  $k$  条沙丁鱼在第  $g+1$  次迭代过程中的第  $j$  个量子位  $s_{kj}^{g+1}$ :

$$s_{kj}^{g+1} = |s_{kj}^g \cos(\zeta_{ij}^{g+1}) - \sqrt{1 - (s_{kj}^g)^2} \sin(\zeta_{ij}^{g+1})| \quad (12)$$

式中:  $s_{kj}^{g+1}$  为在第  $g+1$  次迭代中第  $k$  条旗鱼在第  $j$  维上的量子位概率幅;  $s_{kj}^g$  为在第  $g$  次迭代中第  $k$  条旗鱼在第  $j$  维计算出的量子旋转角;  $\zeta_{ij}^{g+1}$  代表的是模拟量子旋转门。

(5) 完成沙丁鱼和旗鱼的量子位置更新后,对个体的适应度值展开计算,更新种群。

(6) 根据适应度值输出最优位置,即 LSTM 神经网络的最优超参数,完成 LSTM 网络的训练,将提取的信号循环频率特征  $X$  输入训练后的 LSTM 网络中,实现预制管廊装配式拼接节点泄漏位置检测。

### 3 试验与分析

以某 100 m 长、直径 3 m 的管廊为试验对象,预制管廊装配式拼接节点完成防水处理后,将水管连接到预制管廊检测孔位置处,并启动注水泵,当顶板位置排完空气后,封死排气孔,加压至 0.05 MPa 后停止加压,确定渗漏节点位置,为后续方法对比测试提供依据。

使用 Honeywell PX2 系列压力传感器,量程为 0~0.1 MPa,精度为  $\pm 0.001$  MPa,输出信号为 4~20 mA。使用 Analog Devices ADT7410 型号温度传感器,量程为  $-40$  °C 至  $125$  °C,精度为  $\pm 0.1$  °C,输出信号为 SPI 数字输出。

在管廊内安装 30 个高灵敏度传感器,均匀分布在关键监测点、拼接节点以及特殊结构处,确保每个潜在渗漏区域至少有一个传感器。其中关键监测点为 15 个,拼接节点为 10 个;特殊结构点为 5 个,部分的测点布置情况如图 3 所示。

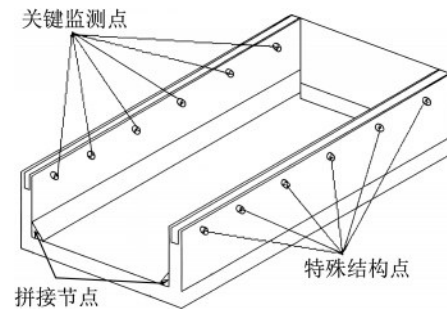


图3 测点布置情况

Fig.3 Layout of measuring points

采用星型布线方案,所有传感器将通过专用支架牢固安装在管廊内壁,以防止实验过程中的位移或损坏,并确保连接线妥善布置,避免干扰和安全隐患。在每个拼接节点的中心位置设置超声波发射点,间距为 0.5 m,采样率为 1 MHz,以确保能够捕捉到高频信号。采用带通滤波器,频率范围为 20 Hz 到 500 Hz,以去除噪声和低频干扰。量子旗鱼算法优化 LSTM 网络的网络层数为 3,每层神经元数量为 50,量子旗鱼算法的迭代次数为 1 000 次,种群规模为 50,学习率为 0.01, LSTM 网络的权重初始化范围为  $[-0.1, 0.1]$ ,通过限制权重的初始范围,避免权重过大或过小,从而加速网络收敛并防止梯度消失或爆炸。

设置注水压力初始加压至 0.05 MPa,并保持稳定;数据采集系统的监测周期为每分钟一次;试验持续时间至少为 24 h,以观察在不同时间段内渗漏情况的变化。

将信号循环谱密度函数切片,并将其与实际结果展开对比,以此测试基于循环频率特征的预制管廊装配式拼接节点泄漏位置检测方法的特征提取精度:

根据循环谱密度切片可知,所提方法提取的信号循环频率与实际相符,表明所提方法具有较高的信号特征提取精度,为后续节点渗漏检测提供了可靠依据。

在预制管廊中随机挑选 7 个拼接节点,依次将其编号为 1—7,采用基于循环频率特征的预制管廊装配式拼接节点泄漏位置检测方法、文献[4]

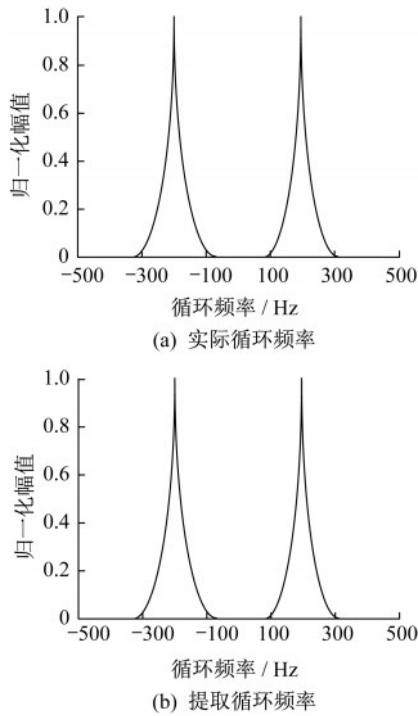


图4 循环谱密度切片

Fig.4 Circular spectral density slice

方法和文献[5]方法对上述节点展开泄漏检测,结果见表1。

表1 节点泄漏检测结果

Table 1 Node leakage detection results

节点编号	所提方法	文献[4]方法	文献[5]方法	实际情况
1	泄漏	泄漏	不泄漏	泄漏
2	不泄漏	泄漏	泄漏	不泄漏
3	不泄漏	不泄漏	不泄漏	不泄漏
4	泄漏	不泄漏	泄漏	泄漏
5	泄漏	泄漏	不泄漏	泄漏
6	泄漏	不泄漏	泄漏	泄漏
7	不泄漏	不泄漏	不泄漏	不泄漏

由表1可知,所提方法对各节点的泄漏检测结果与注水试验结果相符,文献[4]方法和文献[5]方法存在个别节点状态判断错误的现象,通过上述测试可知,所提方法可准确地完成节点泄漏检测。

现采用上述方法对泄漏节点展开定位,结果如图5所示。

由图5可知,文献[4]方法与文献[5]方法均存在定位误差,所提方法可准确地定位泄漏节点,因为所提方法采用了超声波定位技术,根据节点脉冲反射信号的循环频率特征可准确地判断渗漏节点的位置,提高了定位精度。

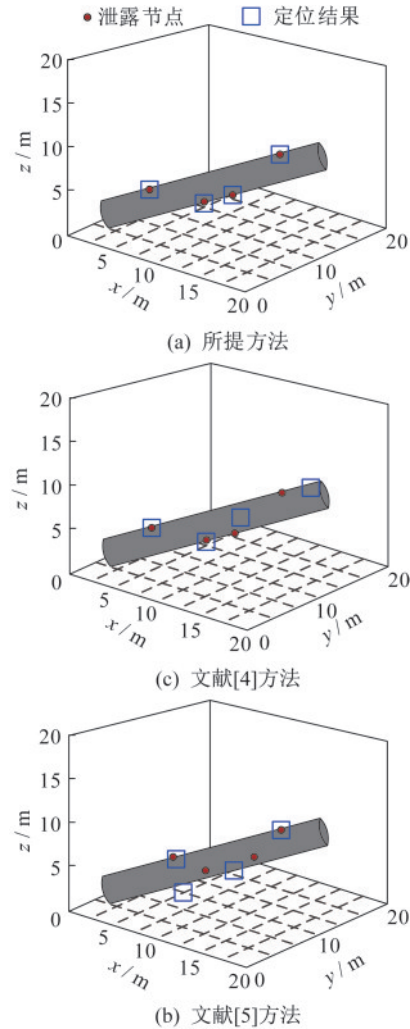


图5 节点渗漏位置检测

Fig.5 Node leakage location detection

## 4 结 语

针对目前预制管廊装配式拼接节点渗漏位置检测方法存在的问题,本文提出了基于循环频率特征的预制管廊装配式拼接节点渗漏位置检测方法。该方法根据节点脉冲反射信号的特征频率判断节点是否存在渗漏现象,并通过超声波定位技术实现渗漏节点的定位,在特征提取、渗漏检测与节点定位方面表现出良好的性能。

## 参 考 文 献

[1] 蒋盛钢,麦家儿,何冠鸿,等. 预制装配式地铁车站结构连接节点模式对结构性能的影响研究[J]. 建筑结构,2022,52(S1): 1711-1718.  
JIANG Shenggang, MAI Jiaer, HE Guanhong, et al. Study on the influence of connection mode on structural performance of prefabricated metro station

- structure[J]. *Building Structure*, 2022, 52(S1): 1711-1718.(in Chinese)
- [ 2 ] 张超哲,刘松玉. 地下空间预制装配式结构研究现状综述[J]. *应用基础与工程科学学报*, 2022, 30(1): 236-245. DOI: 10.16058/j. issn. 1005-0930.2022.01.019.  
ZHANG Chaozhe, LIU Songyu. A review on the research of prefabricated structures in underground space [J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2022, 30 (1) : 236-245. DOI: 10.16058/j. issn. 1005-0930.2022.01.019.(in Chinese)
- [ 3 ] 艾学忠,袁天奇,闫敏,等. 时频分析法在锅炉承压管线泄漏检测中的应用研究[J]. *声学技术*, 2022, 41(2): 282-287.  
AI Xuezhong, YUAN Tianqi, YAN Min, et al. Application of time-frequency analysis in leakage detection of boiler pressure pipeline [J]. *Technical Acoustics*, 2022, 41(2): 282-287.(in Chinese)
- [ 4 ] 尹渊博,袁辰,杜荟敏,等. 基于扰动响应的输油管道泄漏检测方法[J]. *振动与冲击*, 2022, 41(23): 43-50.  
YIN Yuanbo, YUAN Chen, DU Huimin, et al. Leakage detection method of oil pipeline based on disturbance response [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2022, 41(23): 43-50.(in Chinese)
- [ 5 ] 陈建,程卫民,郭立稳,等. 基于CT和超声波技术联合分析的注水煤岩监测参数规律研究[J]. *采矿与安全工程学报*, 2022, 39(4): 786-796.  
CHEN Jian, CHENG Weimin, GUO Liwen, et al. Law of monitoring parameters of water injection coal based on the combined analysis of CT and ultrasonic technology [J]. *Journal of Mining & Safety Engineering*, 2022, 39(4): 786-796.(in Chinese)
- [ 6 ] 王磊,王丽,朱晗东. 一种基于对称傅里叶变换的信号频率估计算法研究[J]. *电子器件*, 2022, 45(5): 1145-1149.  
WANG Lei, WANG Li, ZHU Handong. Frequency estimation in speech signal based on discrete fourier transform [J]. *Chinese Journal of Electron Devices*, 2022, 45(5): 1145-1149.(in Chinese)
- [ 7 ] 高擎昊,苏辛晨,张成龙,等. 基于偏振降噪的分布式光纤振动定位算法研究[J]. *仪表技术与传感器*, 2022(12): 108-112.  
GAO Qinghao, SU Xingchen, ZHANG Chenglong, et al. Research on location algorithm in distributed optical fiber vibration based on polarization noise reduction [J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2022(12): 108-112.(in Chinese)
- [ 8 ] 冯晓伟,许剑锋,何川. 动态广义主成分分析及其在故障子空间建模中的应用[J]. *通信学报*, 2022, 43(5): 92-101.  
FENG Xiaowei, XU Jianfeng, HE Chuan. Dynamic generalized principal component analysis with applications to fault subspace modeling [J]. *Journal on Communications*, 2022, 43(5): 92-101.(in Chinese)
- [ 9 ] 赖星锦,郑致远,杜晓颜,等. 基于超像素锚图二重降维的高光谱聚类算法[J]. *计算机应用*, 2022, 42(7): 2088-2093. DOI: 10.11772/j. issn. 1001-9081.2021050825.  
LAI Xingjin, ZHENG Zhiyuan, DU Xiaoyan, et al. Hyperspectral clustering algorithm by double dimension-reduction based on super-pixel and anchor graph [J]. *Journal of Computer Applications*, 2022, 42(7): 2088-2093. DOI: 10.11772/j. issn. 1001-9081.2021050825.(in Chinese)
- [ 10 ] 苏向敬,周汶鑫,李超杰,等. 基于双重注意力LSTM神经网络的可解释海上风电出力预测[J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(7): 141-151.  
SU Xiangjing, ZHOU Wenxin, LI Chaojie, et al. Interpretable offshore wind power output forecasting based on long short-term memory neural network with dual-stage attention [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(7): 141-151.(in Chinese)
- [ 11 ] 王琛,王颖,郑涛,等. 基于ResNet-LSTM网络和注意力机制的综合能源系统多元负荷预测[J]. *电工技术学报*, 2022, 37(7): 1789-1799.  
WANG Chen, WANG Ying, ZHENG Tao, et al. Multi-energy load forecasting in integrated energy system based on resnet-lstm network and attention mechanism [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2022, 37(7): 1789-1799.(in Chinese)
- [ 12 ] 李新华,崔东文. 基于WPD-RSA-ELM模型的水文时间序列多步预测[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2022, 53(11): 69-77.  
LI Xinhua, CUI Dongwen. Multi-step prediction of hydrological time series based on WPD-RSA-ELM model [J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2022, 53(11): 69-77.(in Chinese)
- [ 13 ] 张月栋,莫愿斌. 基于改进的旗鱼优化算法求解 Sylvester 问题[J]. *数学的实践与认识*, 2022, 52(6): 110-124.  
ZHANG Yuedong, MO Yuanbin. Solving sylvester problem based on improved sailfish optimization algorithm [J]. *Mathematics in Practice and Theory*, 2022, 52(6): 110-124.(in Chinese)