

基于改进 ELM-Markov Model 的建筑结构稳定性监测算法

刘义艳, 刘 兴, 刘方方, 代 杰

(长安大学 能源与电气工程学院, 西安 710018)

摘要: 针对结构稳定性直接影响建筑安全的问题, 提出了基于改进 ELM-Markov Model 的建筑结构稳定性监测算法, 首先, 通过 S 变换获取建筑结构加速度信号时频图, 采用灰度共生矩阵获取加速度信号时频图纹理特征, 结合类内和类间散布矩阵生提取敏感特征向量; 然后, 结合极限学习机 (ELM) 和马尔科夫模型 (Markov Model) 构建 ELM-Markov Model, 对 ELM 的拟合误差进行 Markov 状态划分和误差预测, 修正 ELM 预测值, 再引入改进的灰狼算法寻优 ELM-Markov Model 状态数; 最后, 将敏感特征向量输入优化后的 ELM-Markov Model 中, 实现建筑结构稳定性监测。实验结果表明: 本文方法监测误差较小、鲁棒性较强、效率较高。

关键词: 极限学习机; 马尔科夫模型; 建筑结构; 稳定性监测; S 变换

中图分类号: TP312 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2024)11-3351-07

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230783

Building structure stability monitoring algorithm based on improved ELM-Markov Model

LIU Yi-yan, LIU Xing, LIU Fang-fang, DAI Jie

(School of Energy and Electrical Engineering, Chang'an University, Xi'an 710018, China)

Abstract: A building structure stability monitoring algorithm based on the improved ELM-Markov Model is proposed to address the direct impact of structural stability on building safety. Firstly, the time-frequency map of the building structure acceleration signal is obtained through the S-transform, and the texture features of the acceleration signal time-frequency map are obtained using the gray level co-occurrence matrix. Sensitive feature vectors are extracted by combining the intra class and inter class scatter matrices. Then, ELM Markov Model is constructed by combining Extreme learning machine (ELM) and Markov Model, and the fitting error of ELM is divided into Markov state and predicted by error, and the predicted value of ELM is revised. Then, the improved gray wolf algorithm is introduced to optimize the state number of ELM Markov Model. Finally, the sensitive feature vector is input into the optimized ELM Markov Model to realize the stability monitoring of building structures. The experimental results show that

收稿日期: 2023-07-26.

基金项目: 基金陕西省重点研发计划项目(2021GY-098); 国家重点研发计划项目(2021YFB2601300).

作者简介: 刘义艳(1981-), 女, 副教授, 博士. 研究方向: 信号处理, 深度学习与故障诊断, 北斗定位与电力杆塔形变监测. E-mail: lyy77111@126.com

通信作者: 代杰(1987-), 男, 讲师, 博士. 研究方向: 电气自动化, 大地测量定位. E-mail: daijiechd@chd.edu.cn

the proposed method has small monitoring error, strong robustness, and high efficiency.

Key words: extreme learning machine; Markov model; building structure; stability monitoring; S transformation

0 引言

随着我国城市化建设进程的不断推进^[1],重大建筑工程和基础设施建设工程达到巅峰时期,建筑作为城市标志与人们生活息息相关,但城市建筑结构往往较为复杂且服役时间较长,由于材料老化、超常荷载等因素影响^[2],建筑结构不可避免会出现不同程度的损伤^[3],致使结构稳定性下降,抵抗灾害的能力也随之下降。实时监测建筑结构稳定性,及时发现建筑中存在的潜在危险并加以解决具有重要的社会意义和经济意义。

刘洋等^[4]首先通过有限元软件构建建筑结构计算模型,模拟多种非稳态工况并计算测点加速度响应,然后对响应信号进行小波包变换和小波包能量计算,最后基于小波包曲率能量标准偏差实现建筑结构稳定性监测;谭颖轩等^[5]利用模态数据将稳定性检测问题转化为优化问题,结合建筑结构特点和模态改变修正策略构造目标函数,引入稀疏正则化缓解测量噪声敏感问题,通过交替最小化求解目标函数,实现建筑结构稳定性监测。以上方法均存在一定的局限性,导致监测误差较大、鲁棒性较弱、效率较低的问题。

为了解决上述方法中存在的问题,提出基于改进 ELM-Markov Model 的建筑结构稳定性监测算法。

1 建筑结构特征提取

随着建筑结构稳定性的变化,结构强度和刚度等特性会呈现出一定程度的改变,加速度传感器是建筑结构稳定性监测中应用最为广泛的传感器,通过加速度信号能够监测建筑结构刚度参数变化。本文采用基于 S 变换的时频图纹理特征提取方法提取建筑结构特征,将提取出的特征向量输入后续建筑结构稳定性监测模型,实现建筑结构稳定性监测。

1.1 S 变换

假设 $x(t)$ 为频率 f 的建筑结构加速度信号, t 为时间, n 为延迟, $w(\cdot)$ 为窗函数, l 为虚数单位,则 $x(t)$ 短时傅里叶变换如式(1)所示^[6]:

$$F_x(f, n) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) w(t) e^{-l2\pi ft} dt \quad (1)$$

式中: σ 为窗函数变量; b 为常数,重新定义窗函数,将窗函数转变为时间局部化最优的归一化高斯窗 $w(t)$,如式(2)所示:

$$\begin{cases} w(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \\ \sigma = \frac{b}{f}, f > 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: b 的作用为调节高斯窗函数宽度,以控制时域和频域分辨率。

将式(2)代入式(1),获取建筑结构加速度信号 $x(t)$ 的 S 变换公式^[7],如式(3)所示:

$$S(f, n) = \int_{-\infty}^{+\infty} F_x(f, n) x(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}b} e^{-\frac{(n-t)^2 f^2}{2b^2} - 2l\pi ft} dt \quad (3)$$

式中: $S(f, n)$ 为 S 变换所得复时频矩阵。

1.2 信号图像纹理特征提取

灰度共生矩阵的本质为自灰度为 i 的图像像素点 (x_1, y_1) 开始^[8],统计与该像素点距离为 d ,灰度为 j 的像素点 (x_2, y_2) 同时出现的频率 $p(i, j, d, \alpha)$,如式(4)所示:

$$p(i, j, d, \alpha) = \left| \left[f(x_1, y_1) S(f, n) = i, f(x_2, y_2) S(f, n) = j \right] \right| \quad (4)$$

式中: $f(x_1, y_1)$ 为灰度值函数; d 为灰度共生矩阵生成步长; α 为生成方向。

本文方法选取 $\alpha = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 四个方向分析图像纹理特征,生成四个方向对应的灰色共生矩阵,记作 $W^{0^\circ}, W^{45^\circ}, W^{90^\circ}, W^{135^\circ}$ 。

灰色共生矩阵中蕴含诸多图像纹理信息,结合建筑结构稳定性监测的实际需求,本文方法以对比度、相关性、能量、逆差距和熵为加速度信号时频图纹理特征参数,记作 u_1, u_2, u_3, u_4, u_5 ,分别于 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 四个方向上计算 5 个纹理参数数值,构建原始特征向量 U 如下所示:

$$U = p(i, j, d, \alpha)$$

$$[u_1^0, \dots, u_5^0, u_1^{45^\circ}, \dots, u_5^{45^\circ}, u_1^{90^\circ}, \dots, u_5^{90^\circ}, u_1^{135^\circ}, \dots, u_5^{135^\circ}] \quad (5)$$

1.3 特征向量降维

低敏感度特征会导致建筑物稳定性监测速率和准确率降低的情况,因此,本文方法基于信号特征敏感度,选取对建筑物稳定性变化敏感的特征,降低特征维数。散布矩阵由类内和类间散布矩阵构成,通过两者能够对特征的内类和类间散布值加以分析。

划分建筑物稳定性状态为 N 个类别,每个类别中包含 m 个样本,将式(5)得到的原始特征向量简化记作 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_D\}$,其中, D 为维数,用 u_{ij} 表示类别 i 中的特征值 j , v_i 表示类别 i 特征值均值, v_o 表示全局均值,计算原始特征向量的类内和类间散布矩阵 T_W 和 T_B ,如下所示:

$$\begin{cases} T_W = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m (U - v_i)(U - v_i) \\ T_B = \sum_{i=1}^N m(v_i - v_o)(v_i - v_o) \end{cases} \quad (6)$$

基于 T_W 和 T_B 定义特征敏感度 ϕ ,如下所示:

$$\phi = \frac{\text{tr}\{T_B\}}{\text{tr}\{T_W\}} \quad (7)$$

式中: $\text{tr}\{\cdot\}$ 为迹, ϕ 越大,则对应特征在建筑物稳定性监测中辨识能力越强。

计算建筑物稳定性原始特征向量中每维特征的敏感度 ϕ_i ,采用平均特征敏感度 μ_ϕ 作为判定阈值,若 $\mu_\phi \leq \phi_i$,则将敏感度 ϕ_i 对应特征作为建筑物稳定性敏感特征向量,最终筛选 k 个敏感特征,并根据敏感度降序排列,构建敏感特征向量 $x_j = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_i, \dots, \phi_j]$ 用于后续建筑物稳定性监测。

2 改进的 ELM-Markov Model 建筑物稳定性监测

2.1 ELM-Markov Model

本文方法构建 ELM-Markov Model 用于监测建筑物稳定性^[9,10]。假设存在一个包含输入层、隐含层和输出层的单隐层前馈神经网络^[11],各层神经元数分别为 l 、 m 和 n ,用 X 表示训练集输入矩阵, $x_j = [x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{lj}]^T$ 表示输入样本,则输出 Y 如式(8)所示:

$$\begin{cases} Y = [y_1, y_2, \dots, y_K]_{l \times K} \\ y_j = \begin{bmatrix} y_{1j} \\ y_{2j} \\ \vdots \\ y_{lj} \end{bmatrix}_{l \times m} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^y \sigma_{i1} f(w_i + x_j b_j) \\ \sum_{i=1}^y \sigma_{i2} f(w_i + x_j b_j) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^y \sigma_{il} f(w_i + x_j b_j) \end{bmatrix}_{l \times m} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $j = 1, 2, \dots, K$, K 为训练集样本总数; $f(\cdot)$ 为激活函数; $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{il}]$ 为输入层神经元 i 与隐含层各神经元连接权值矩阵; σ_{ij} 为隐含层神经元 i 与输出层神经元 j 连接权值; b_j 为神经元 j 阈值。

引入隐含层输出矩阵 G 可转换式(8)为 $G\sigma = Y^T$ 形式,该网络训练误差能够逼近任意数 μ , $\mu > 0$,若 $f(x)$ 连续可微,则无须调节权值 w 和阈值 b ,且权值 σ 可通过最小二乘法求解 $\min \|G\sigma - Y^T\|$ 获得^[12],此时的单隐层前馈神经网络即 ELM。

依据 ELM 理论知识预测结果,将信号实际值和预测值残差记作残差序列 e ,并通过 Markov Model 预测拟合 e 。首先划分 e 所在区间为等宽间隔的 z 个状态,记作 T_{ij} , $T_{ij} = [L_{ij}, U_{ij}]$,其意为第 i 步中的状态 j , L_{ij} 和 U_{ij} 分别表示 e 在第 i 步中状态 j 上、下边界,如式(9)所示:

$$\begin{cases} L_{ij} = \min e_i + \frac{j-1}{z} (\max e_i - \min e_i) \\ U_{ij} = \min e_i + \frac{j}{z} (\max e_i - \min e_i) \end{cases} \quad (9)$$

式中: e_i 为第 i 步的残差序列。

由于 e 被划分为 z 个状态,则可采用 Markov Model 一步转移矩阵描述系统结构各个状态之间的转移规律。假设状态 T_i 经由一步转移到达状态 T_j 的建筑物信号样本数量为 N_{ij} ,状态 T_i 原始样本数量为 N_i ,则转移概率 $p_{ij} = N_{ij}/N_i$ 。

通过 Markov Model 状态转移矩阵行向量获取 e 中任意序列值转移概率,记作 $o_i(t)$, t 为转移时间,用 a_i 表示状态区间预测值,则下一时刻建筑物稳定性监测结果 $\hat{x}(t+1)$ 如式(10)所示:

$$\hat{x}(t+1) = Y + \sum_{i=1}^z o_i(t) a_i \quad (10)$$

2.2 ELM-Markov Model 参数寻优

本文方法引入改进的灰狼算法寻优 ELM-

Markov Model^[13,14], 获取最优 Markov Model 状态区间预测值 a_i , 进一步提升 ELM-Markov Model 在建筑结构稳定性监测中的精准度。

采用灰色模型转换状态区间为灰区间^[15], 第 i 步中状态 j 白化结果 E_{ij} 如式(11)所示:

$$E_{ij} = (1 - \xi_j) a_i \quad (11)$$

式中: ξ_j 为白化因子, $\xi_j \in [0, 1], j = 1, 2, \dots, z$ 。基于上式采用改进的灰狼算法获取最优灰区间白化因子。

灰狼算法中灰狼被划分为 α 狼、 β 狼、 δ 狼和 γ 狼, 其中, α 狼为领导狼, 表示最优解, 对应 ELM-Markov Model 灰区间最优白化因子, β 狼和 δ 狼表示第二个和第三个最优解, 负责在决策过程中辅助 α 狼, γ 狼负责执行命令。灰狼包围行为和灰狼狩猎行为数学模型如式(12)(13)所示:

$$\begin{cases} X(t+1) = E_{ij} X_p(t) - ad \\ d = |cX_p(t) - X(t)| \\ a = 2\theta r_1 - \theta \\ c = 3r_2 \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} X_\alpha(t) = X_\alpha(t) - a_\alpha d_\alpha \\ X_\beta(t) = X_\beta(t) - a_\beta d_\beta \\ X_\delta(t) = X_\delta(t) - a_\delta d_\delta \\ X(t+1) = \frac{1}{3} [X_\alpha(t) + X_\beta(t) + X_\delta(t)] \end{cases} \quad (13)$$

式中: $X_p(t)$ 为猎物所在位置; $X(t)$ 为灰狼位置; d 为两者之间的距离, 灰狼按照猎物位置生成包围行为的下一位置 $X(t+1)$; a 和 c 为控制系数; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 范围内的随机变量; θ 为收敛因子; 下角标 α, β, δ 分别对应 α 狼、 β 狼、 δ 狼相关指标。

本文方法选取均方误差 MSE 定义灰狼算法目标函数 F , 将实际值记作 y_i , 预测值记作 \hat{y}_i , 样本总数记作 N , 则 MSE, 即目标函数如式(14)所示:

$$F = MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (14)$$

在标准灰狼算法中, 收敛因子 θ 由 2 线性下降到 0, 使灰狼算法无法全力发挥出探索能力, 易陷入局部最优的问题, 因此, 本文方法对收敛因子加以改进, 如式(15)所示:

$$\theta = 2F - 2\cos\left[\text{rand}(\)\right] \frac{t}{t_{\max}} \quad (15)$$

式中: t 为当前迭代次数; t_{\max} 为最大迭代次数; $\text{rand}(\)$ 为 0 到 1 中任意值。

通过改进的灰狼算法寻优 ELM-Markov

Model 灰区间白化因子的主要流程如图 1 所示。

通过上述步骤生成最优 ELM-Markov Model, 将第二部分中提取出的建筑结构敏感特征向量输入最优 ELM-Markov Model 中, 实现建筑结构稳定性监测。

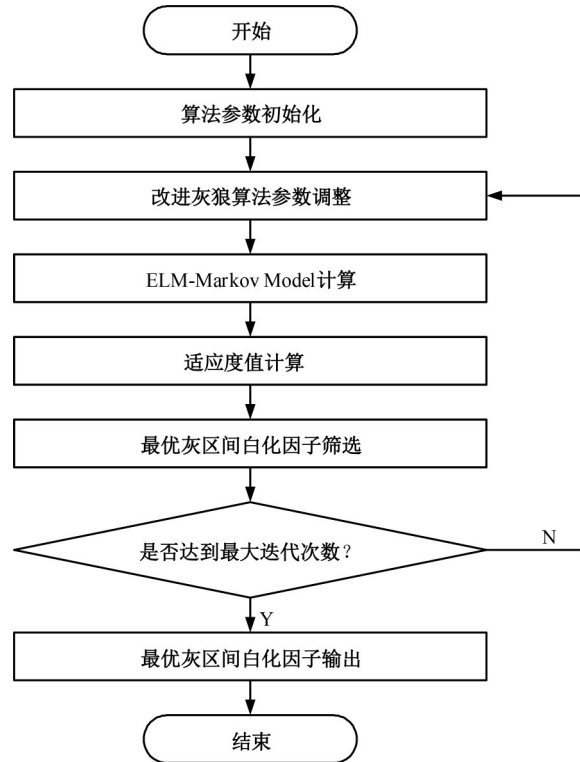


图 1 灰区间白化因子寻优

Fig. 1 Optimization of grey interval whitening factor

3 实验与结果

为验证基于改进 ELM-Markov Model 的建筑结构稳定性监测算法的整体有效性, 需要对其进行测试。搭建 2 跨 \times 1 跨的 6 层钢结构框架缩尺模型作为模拟实验模型, 模型平面尺寸为 $0.8 \text{ m} \times 0.4 \text{ m}$, 模型中各梁中心间距为 0.4 m , 高为 2.8 m , 梁柱截面相关参数如表 1 所示。

实验中, 于结构顶层中间节点施加激励作用, 激励方向与梁垂直, 并在每层中间梁与激励方向

表 1 梁柱截面相关参数

Table 1 Relevant parameters of beam column cross-section

| 参数 | 梁 | 柱 |
|--|-----------------------------|-----------------------|
| 材质 | 空钢管 | 薄钢板 |
| 截面尺寸/mm | 25 \times 25 \times 2.5 | 25 \times 4.5 |
| 体密度度/($\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$) | 7 850 | 7 850 |
| 杨氏模量/Pa | 206 $\times 10^9$ | 206 $\times 10^9$ |
| 惯性矩/ m^4 | 2.17 $\times 10^{-8}$ | 2.03 $\times 10^{-8}$ |

平行节点处安装加速度传感器,采集建筑物加速度信号,由此可将结构模型简化为 6 层剪切结构,通过计算可得到每层结构质量和层间刚度理论值。

建筑物失稳主要是由于结构中出现损伤,实验时对 6 层结构框架中每层中间位置的柱子横截面实施不同程度的切割以模拟损伤,得到大小不同的切口,并根据刚度计算不同切口对应的失稳程度,生成 4 种不同工况。

分别采用本文方法、文献[4]方法和文献[5]方法监测结构失稳程度,结果如图 2 所示,可以看出,与文献[4]方法和文献[5]方法相比,本文方法在 4 种不同工况下的失稳程度监测结果总体更接近实际值,即本文方法监测误差更小,能更准确地辨识失稳状态并确定失稳程度,为建筑安全服役奠定基础。

在实际建筑物稳定性监测环境中采集到的加速度信号往往比实验室中采集到的信号噪声更大,为检测 3 种方法的鲁棒性,在所采集的加速度信号中加入不同信噪比的噪声,对比 3 种方法在不同信噪比下的监测精度,结果如图 3 所示,可以看出,3 种方法随着信噪比增大和迭代次数增加,监测精度均呈现出上升趋势,从整体上看,本文方法监测精度高于另外两种方法,说明本文方法在噪声环境中具有更强的适应能力,鲁棒性更强,更适用于实际建筑物稳定性监测。

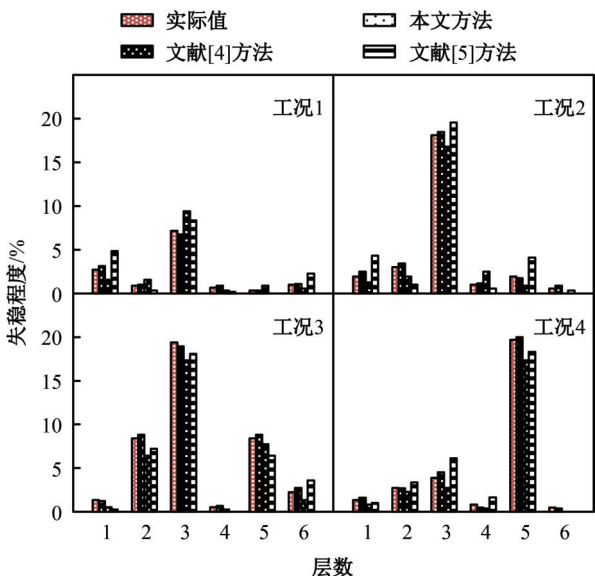


图 2 不同工况下建筑物失稳程度监测结果

Fig. 2 Monitoring results of building structure instability under different working conditions

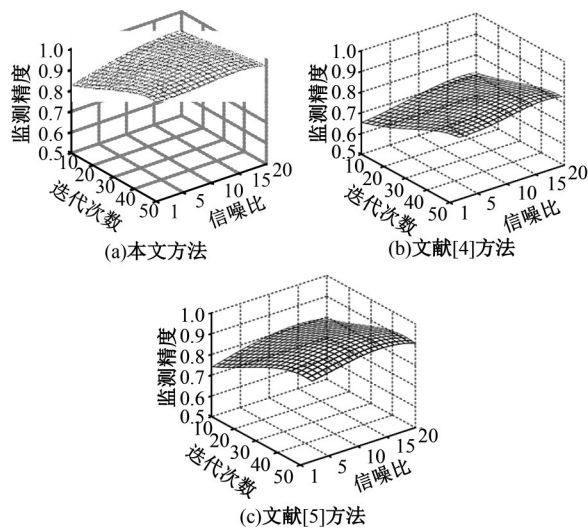


图 3 监测精度对比

Fig. 3 Comparison of monitoring accuracy

实时性是建筑物稳定性监测的重要性能之一,对比本文方法、文献[4]方法和文献[5]方法监测 1 s 加速度信号所用时间,如图 4 所示,可以看出,本文方法仅需不到 4 ms 即可完成对 1 s 加速度信号的监测识别,而文献[4]方法和文献[5]方法均需 6 ms 以上,说明本文方法具有更强的实时性,因为本文方法在提取加速度信号特征向量时依据敏感度对特征加以筛选,降低特征维数,从而有效提升信号监测效率。

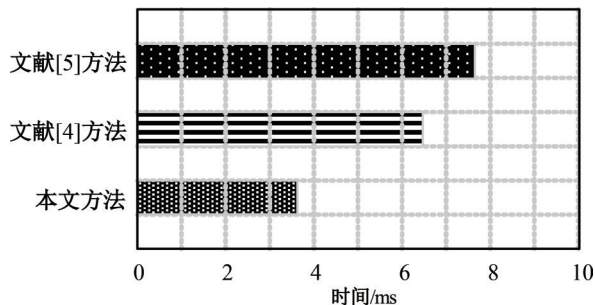


图 4 监测效率检测结果

Fig. 4 Monitoring efficiency detection results

4 结束语

现代社会发展与进步和建筑工程密不可分,一旦建筑物稳定性出现问题,势必会对国民经济、社会运转以及人身安全造成严重危害,极端情况下更有可能导致突发性灾害,因此,采用科学合理的方法对建筑物稳定性加以监测能有效避免建筑物失稳产生的安全隐患,从根本上控制和避免危险的发生。为了解决目前存在的监测误差较大、鲁棒性较弱、效率较低的问题,本文提出基

于改进 ELM-Markov Model 的建筑物稳定性监测算法,采用基于 S 变换的时频图纹理特征提取方法提取建筑物特征,结合 ELM 和 Markov Model 构建 ELM-Markov Model,利用改进的灰狼算法寻优 ELM-Markov Model 状态数,将特征向量输入最优 ELM-Markov Model 中,对建筑物稳定性进行实时监测。该方法能有效减小监测误差、增强鲁棒性、提高监测效率,为建筑安全稳定服役奠定基础。

参考文献:

- [1] 丁俊华,蔡继明. 现行土地制度对我国城市化进程的制约及因应之策[J]. 河南大学学报: 社会科学版, 2022, 62(1): 14-20.
Ding Jun-hua, Cai Ji-ming. The constraints of the current land system on China's urbanization process and the corresponding solutions[J]. Journal of Henan University (Social Science Edition), 2022, 62(1): 14-20.
- [2] 丑亚玲,刘文高,乔雄,等. 基于交通振动环境下建筑结构损伤机理及减振隔振的研究现状[J]. 地震工程学报, 2021, 43(3): 654-662.
Chou Ya-ling, Liu Wen-gao, Qiao Xiong, et al. Research status of damage mechanism of building structures and associated vibration reduction and isolation in traffic vibration environment[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2021, 43(3): 654-662.
- [3] 刘宜昭,陆阳,刘松玉. 改性水泥土墙隔离重金属污染的服役时间分析研究[J]. 岩土工程学报, 2023, 45(4): 785-795.
Liu Yi-zhao, Lu Yang, Liu Song-yu. Breakthrough time of amended cement-soil cutoff wall permeated by heavy metal solutions[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2023, 45(4): 785-795.
- [4] 刘洋,刘冲,王丽霞. 基于小波包变换的框架剪力墙结构健康监测研究[J]. 工业建筑, 2022, 52(10): 211-218.
Liu Yang, Liu Chong, Wang Li-xia. Research on health monitoring of frame shear wall structures based on wavelet packet transform[J]. Industrial Building, 2022, 52(10): 211-218.
- [5] 谭颖轩,陈衍茂,汪利,等. 基于模态修正策略和稀疏正则化的损伤识别[J]. 中山大学学报: 自然科学版, 2022, 61(3): 116-122.
Tan Ying-xuan, Chen Yan-mao, Wang Li, et al. Damage identification using modal changes correction strategy and sparse regularization[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni, 2022, 61(3): 116-122.
- [6] 张帆,杨晓忠,吴立飞,等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的地震事件分类[J]. 地震学报, 2021, 43(4): 463-473.
Zhang Fan, Yang Xiao-zhong, Wu Li-fei, et al. Classification of seismic events based on short-time fourier transform and convolutional neural network[J]. Acta Seismologica Sinica, 2021, 43(4): 463-473.
- [7] 刘宝稳,汤容川,马钰洲,等. 基于 S 变换 D-SVM AlexNet 模型的 GIS 机械故障诊断与试验分析[J]. 高电压技术, 2021, 47(7): 2526-2538.
Liu Bao-wen, Tang Rong-chuan, Ma Zheng-zhou, et al. GIS mechanical fault diagnosis and test analysis based on S transform D-SVM AlexNet model[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(7): 2526-2538.
- [8] 高树国,王丽丽,田源,等. 基于振动时频信号灰度共生矩阵的有载分接开关触头状态检测方法研究[J]. 电工电能新技术, 2022, 41(1): 69-77.
Gao Shu-guo, Wang Li-li, Tian Yuan, et al. Research on condition monitoring of contacts in on-load tap changer based on gray level co-occurrence matrix of time-frequency vibration signal[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2022, 41(1): 69-77.
- [9] 王小娟,胡兵,马燕,等. 基于极限学习机的输水管网暗漏预测方法研究[J]. 计算机仿真, 2022, 39(10): 506-510.
Wang Xiao-juan, Hu Bing, Ma Yan, et al. Research on prediction method of hidden leakage in water transmission network based on extreme learning machine[J]. Computer Simulation, 2022, 39(10): 506-510.
- [10] 刘英英,杨光,姚灿江,等. 基于马尔科夫模型的三工位系统的可靠性分析[J]. 高压电器, 2021, 57(9): 80-86.
Liu Ying-ying, Yang Guang, Yao Can-jiang, et al. Reliability analysis of the three-position system based on markov model[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(9): 80-86.
- [11] 徐浩然,王勇军,黄志坚,等. 基于前馈神经网络的编译器测试用例生成方法[J]. 软件学报, 2022, 33(6): 1996-2011.
Xu Hao-ran, Wang Yong-jun, Huang Zhi-jian, et al. Compiler fuzzing test case generation with feed-forward neural network[J]. Journal of Software, 2022, 33(6): 1996-2011.
- [12] 陈昊,鞠昱,韩立,等. 相对误差最小二乘法的 TDLAS 气体浓度标定曲线拟合[J]. 光谱学与光谱

- 分析, 2021, 41(5): 1580-1585.
- Chen Hao, Ju Yu, Han Li, et al. Curve fitting of TDLAS gas concentration calibration based on relative error least square method[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(5): 1580-1585.
- [13] 崔靖凯, 赛华阳, 张恩阳, 等. 基于灰狼算法的模块化关节摩擦辨识和补偿[J]. 光学精密工程, 2021, 29(11): 2683-2691.
- Cui Jing-kai, Sai Hua-yang, Zhang En-yang, et al. Identification and compensation of friction for modular joints based on grey wolf optimizer[J]. Optics and Precision Engineering, 2021, 29(11): 2683-2691.
- [14] 李凯, 任炳昱, 关涛, 等. 帷幕灌浆量区间预测的 Bootstrap-IGWO-SVM 模型研究[J]. 水力发电学报, 2022, 41(10): 18-29.
- Li Kai, Ren Bing-yu, Guan Tao, et al. Curtain grouting cement interval prediction using Bootstrap-IGWO-SVM model[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2022, 41(10): 18-29.
- [15] 王风云, 丛龙园. 基于灰色模型的可再生能源电价补贴收支平衡[J]. 资源科学, 2021, 43(9): 1743-1751.
- Wang Feng-yun, Cong Long-yuan. Revenue and expenditure balance of renewable energy electricity price subsidies based on grey model[J]. Resources Science, 2021, 43(9): 1743-1751.