

环境温度影响下基于支持向量机与强化飞蛾扑火优化算法的结构稀疏损伤识别

雷勇志¹, 黄民水¹, 顾箭峰^{*1}, 杨雨厚², 舒国明³

(1. 武汉工程大学 土木工程与建筑学院, 武汉 430074;

2. 广西交科集团有限公司, 南宁 530007; 3. 河北交通职业技术学院, 路桥工程系, 石家庄 050035)

摘要: 结构处于自然环境中常会受到环境温度变化的影响, 引起实测动力响应出现较大误差, 进一步影响对结构健康状况的判定。另外, 基于优化算法的损伤识别在反演损伤位置及量化损伤程度时, 易出现局部最优解, 且计算效率低下。针对以上难题, 本文提出一种结合支持向量机与强化飞蛾扑火优化算法的损伤识别方法, 用于对环境温度影响下的结构稀疏损伤进行识别。该方法首先采取支持向量机对环境温度变化进行量化分析; 随后引入稀疏正则化确定稀疏损伤工况; 接着将获得的环境温度变化及损伤工况信息作为强化飞蛾扑火优化算法的初始种群生成依据, 从而得到针对实际损伤的初始种群用于缩小算法搜索空间, 提高计算效率。最后采用基于频率的结构多损伤定位保证准则及模态应变能基本因子构建目标函数, 通过考虑环境温度及随机噪声双重影响的简支梁数值算例以及 I-40 钢-混组合体系桥梁工程实例验证了本文所提方法的可行性。

关键词: 结构损伤识别; 温度影响; 稀疏正则化; 支持向量机; 稀疏损伤; 优化算法; I-40 桥

中图分类号: TU312; O346.5

文献标志码: A

文章编号: 1007-4708(2022)02-0170-08

1 引言

环境温度变化会对结构损伤识别造成较大的误差, 这种变化引起的结构模态参数的波动甚至会掩盖因真实损伤造成的变化^[1]。如何量化分析环境温度变化成为了该领域研究的重点与难点。在实际情况中, 结构损伤常出现在受力关键部位, 其位置分布呈稀疏性, 但由于无法测得结构全部自由度上的模态信息, 故识别损伤时常出现欠定方程组, 而稀疏正则化技术能解决这一问题, 从而提高识别精度^[2,3]。此外, 智能算法能够解决损伤识别中重复迭代问题, 但常见的如遗传算法^[4]及布谷鸟算法^[5]等极易陷入局部最优, 其收敛速度较慢, 计算效率低下, 需进一步改进提高其性能。

本文通过结合结构材料的温度-弹性模量变化关系, 提出考虑温度变化的损伤识别模型, 用于量化分析温度变化对损伤识别的影响, 同时考虑实际

结构中损伤的稀疏性, 结合稀疏正则化技术得到稀疏损伤识别理论, 随后立足于支持向量回归机与改进飞蛾扑火优化算法, 提出一种环境温度影响下的结构稀疏损伤识别方法。为验证所提出方法的有效性, 引入一温度影响下的简支梁结构与 I-40 钢-混组合体系桥梁进行温度预测及损伤识别工作。结果显示, 该方法能够对结构环境温度的变化进行量化分析, 同时也能对损伤进行准确的定位与识别。

2 考虑温度变化的损伤识别模型

结构内部损伤常在忽略质量变化的情况下简化为部件刚度线性折减, 其数学模型可表示为

$$\mathbf{K}_d = \sum_{e=1}^{nele} (1 - \theta_e) \mathbf{K}_e \quad (0 \leq \theta_e \leq 1) \quad (1)$$

式中 \mathbf{K}_d 为结构处于损伤状态下的整体刚度矩阵, \mathbf{K}_e 与 θ_e 分别为结构第 e 个单元的单元刚度矩阵及刚度折减因子, $nele$ 表示结构的单元总数。但结构在实际运营条件下, 常受到环境温度变化影响, 对于温度这一非线性影响因素, 可将其转化为结构材料弹性模量的变化。图 1 为常见材料弹性模量随温度变化的曲线关系^[6]。

综上所述, 为考虑环境温度影响, 获得考虑环境温度变化的损伤识别模型, 式(1)可进一步写为

收稿日期: 2021-03-02; 修改稿收到日期: 2021-11-05.

基金项目: 广西玉林市科学研究与技术开发计划项目(玉市科 20202927); 南宁市优秀青年科技创新创业人才培育计划(RC20190108); 武汉市城建委科技项目(201804); 湖北省教育厅科学研究计划指导性项目(B2018051); 湖北省高等学校优秀中青年科技创新团队计划(T2020010)资助项目。

作者简介: 顾箭峰*(1986-), 男, 博士, 讲师
(E-mail: gjfcqucdu@wit.edu.cn).

$$\mathbf{K}_d^T = \sum_{e=1}^{n_{ele}} (1 - \theta_e) \mathbf{K}_e^T \quad (0 \leq \theta_e \leq 1) \quad (2)$$

式中 \mathbf{K}_d^T 与 \mathbf{K}_e^T 分别为环境温度为 T 时结构损伤状态下的整体刚度矩阵与第 e 个单元在无损情况下的单元刚度矩阵。

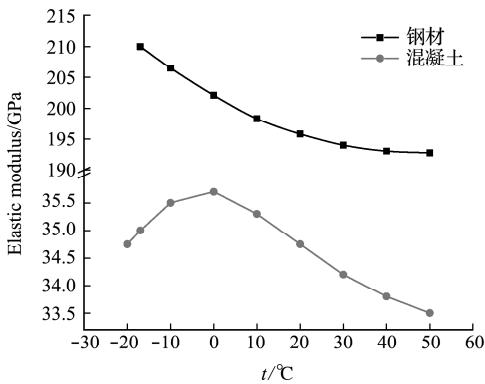


图 1 常见材料弹性模量与温度变化关系
Fig. 1 Young's modulus of concrete and steel versus temperature

2 稀疏损伤识别理论

2.1 稀疏正则化理论

对于未观测的稀疏信号 $x = (x_1, \dots, x_a) \in R^a$ 、观测值 $y = (y_1, \dots, y_b) \in R^c$ 及设计矩阵 $A \in R^{a \times c}$, 有

$$Ax = y \quad (3)$$

对于上述方程组,常假设 A 为满秩,从而求得 x ,因此,对于任意 $y \in R^c$,上述方程组存在解。当 x 的维度大于 y 的维度,即 $a \geq c$ 时,该方程欠定,为便于求解可对其添加正则化项,则式(3)可写为

$$\min \|x\|_1 \quad \text{s.t. } \|Ax - y\|_2 \leq \epsilon \quad (4)$$

式中 ϵ 为误差。式(4)可转化为无约束最小化问题,

$$x = \arg\min(\|Ax - y\|_2 + \mu\|x\|_1) \quad (5)$$

式中 μ 为大于 0 的正则化参数,可采用 l 曲线法或 AIC 准则获得。正则化参数在于平衡正则化项及残差项,若 μ 值太大则导致欠拟合,反之为过拟合。

2.2 稀疏损伤识别

据灵敏度分析法,结构动力响应关于结构单元刚度折减因子的灵敏度矩阵可表示为

$$S^k = \frac{\mathbf{R}_d^k - \mathbf{R}_h}{\boldsymbol{\theta}} + o(R) \quad (6)$$

式中 S^k 为灵敏度矩阵的第 k 列; \mathbf{R}_d^k 为刚度折减向量 $\boldsymbol{\theta} = [0, 0, \dots, \theta_k, \dots, 0, 0]$ 时的结构动力响应向量; \mathbf{R}_h 为结构健康状况时结构动力响应向量; $o(R)$ 为误差项。至此,反求刚度折减向量 $\boldsymbol{\theta}$ 的过程即为损伤识别的过程,其数学表达式可写为

$$S^k \boldsymbol{\theta} \approx \Delta \mathbf{R}^k = \mathbf{R}_d^k - \mathbf{R}_h \Rightarrow \boldsymbol{\theta} = ? \quad (7)$$

由于实测结构模态参数的阶数远小于结构的自由度数,故式(7)为一欠定方程组,然而,结构损伤的分布存在稀疏性,即损伤常出现在结构承载受力的关键位置,则 $\boldsymbol{\theta}$ 为一稀疏向量,式(7)可写为

$$\boldsymbol{\theta} = \operatorname{argmin}(\|S^k \boldsymbol{\theta} - \Delta \mathbf{R}^k\|_2 + \mu\|\boldsymbol{\theta}\|_1) \quad (8)$$

式中 $S^k = \frac{\mathbf{R}_d^k - \mathbf{R}_h}{\boldsymbol{\theta}_{rnd}}$ 代表随机生成的结构刚度折减向量; $\Delta \mathbf{R}^k = \mathbf{R}_d^k - \mathbf{R}_h$, \mathbf{R}_d^k 为当随机生成的刚度折减向量 $\boldsymbol{\theta}_{rnd} = [0, 0, \dots, \theta_k, \dots, 0, 0]$ 时的结构动力响应向量^[7]; \mathbf{R}_h 表示结构健康状况时结构动力响应向量。正则化参数 μ 可通过式(9)计算^[8],

$$\mu = \sigma \sqrt{2 \log(p)} \quad (9)$$

式中 p 为结构灵敏度矩阵 S 的基的数量, σ 表示噪声干扰程度。在采用正则化理论求解欠定方程组时,易出现微小误差,对此,引入误差分布阈值法,以获得更加准确的损伤识别结果^[9],

$$T = ER([s \times (\alpha / \alpha^*) \times nm]) \quad (10)$$

式中 n 为 $\boldsymbol{\theta}$ 的维度;误差函数 ER 从大到小排列, α 为 nm 个 ER 值的和; α^* 是最大 ER 值(即 $ER(1)$)与维度 n 的乘积; s 为计算控制因子; $[]$ 表示取整。此处 $ER()$ 定义为求得的刚度折减向量,其主要功能在于从刚度折减向量中挑选出少数真实损伤(或近似值)并消除微小误差,经挑选后的少数真实损伤(或近似值)构成向量 T ,该参数可大致反应结构损伤情况并指导下一步的损伤精准识别。计算控制因子 s 为对计算误差的容许程度,其值越大,容许程度越低,该参数可通过稀疏正则化求解欠定方程的精度 ξ 确定,其计算公式为

$$s = \max(ER_0^\xi) \times 10^{\lfloor \lg(\xi) \rfloor - 1} \quad (11)$$

式中 $\max(ER_0^\xi)$ 代表取刚度折减向量反演值中处于区间 $(0, \xi]$ 内元素的最大值。

3 支持向量机与强化飞蛾扑火优化算法

3.1 支持向量机

支持向量机 SVM(Support Vector Machine) 属于监督学习方式的数据二元分类广义线性器^[10]。Cuong-Le 等^[11]结合采用粒子群算法改进 SVM,改进了 SVM 的损伤识别能力,并能实现较小损伤的量化识别。设高维空间中存在数量为 n 的训练样本点,可分为 A 与 B 两个数据类别, $x_i \in A$ 时记 $y_i = 1$,否则 $y_i = 0$ 。假设存在一超平面可将

两类样本点分隔,该超平面可写为

$$f(x) = \begin{cases} w x_i + b \geq 1 & (y_i = 1) \\ w x_i + b \leq 1 & (y_i = 0) \end{cases} \quad (i=1,2,\dots,n) \quad (12)$$

式中 w 与 b 分别为权重向量与偏差项。引入 ϵ 不敏感损失函数,考虑到当预测值与真实值之间差值小于或等于 ϵ 时,损失值等于 0。引入松弛变量 ξ_i 与 ξ_i^* ,求解 w 与 b 可写为

$$\begin{aligned} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t. } \begin{cases} y_i - w \Phi(x_i) - b \leq \epsilon + \xi_i \\ -y_i + w \Phi(x_i) + b \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (13)$$

式中 C 为惩罚系数, ϵ 为误差精度。采用拉格朗日对偶定律,则回归函数可写为

$$f(x) = w^* \Phi(x) + b^* = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) \Phi(x_i) \Phi(x) + b^* = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) K(x_i, x) + b^* \quad (14)$$

3.2 强化飞蛾扑火优化算法

3.2.1 飞蛾扑火优化算法基本理论

飞蛾扑火优化算法^[12] MFO(Moth-Flame Optimization)是一种新颖的群智能优化算法。文献[12]采用模态置信柔度与自振频率结合 MFO 算法,对桁架结构与 40 层剪力框架数值算例损伤进行了识别。基于 H 维解空间中,存在种群数量为 np 的飞蛾 $M = (M_1, M_2, \dots, M_{np})$,对于群体的第 l 只飞蛾构成一个 H 维向量 \mathbf{M}_l ,

$$\mathbf{M}_l = (m_{l1}, m_{l2}, \dots, m_{lj}) \quad (l = 1, 2, \dots, np; j = 1, 2, \dots, H) \quad (15)$$

则对应于第 l 只飞蛾存在环绕火焰 F_l ,

$$F_l = (F_{l1}, F_{l2}, \dots, F_{lj}) \quad (l = 1, 2, \dots, np; j = 1, 2, \dots, H) \quad (16)$$

引入 \mathbf{OM} 与 \mathbf{OF} 两个向量分别用于存放飞蛾个体及环绕火焰的适应度值,

$$\mathbf{OM} = [OM_l^{it}]^T \quad (l = 1, 2, \dots, np) \quad (17)$$

$$\mathbf{OF} = [OF_l^{it}]^T \quad (l = 1, 2, \dots, np) \quad (18)$$

式中 m_{lj} 与 F_{lj} 分别代表第 l 只飞蛾与第 l 个火焰的第 j 个变量, it 代表当前迭代, OM_l 与 OF_l 分别为第 l 只飞蛾与第 l 个火焰对应的适应度值。迭代中,个体位置通过对数螺旋函数进行更新:

$$S(M_l, F_j) = D_l \cdot e^{ut} \cdot \cos(2\pi t) + F_j \quad (19)$$

式中 $D_l = |F_j - M_l|$ 表示第 l 个飞蛾与第 j 个火焰之间的空间距离; u 定义为对数螺旋函数的螺旋形状; $t \in [-1, 1]$ 为随机数。引入自适应火焰递减

强化算法的开发能力,其对应的公式为

$$Fn^{it} = \text{round}\left(Fn_{\max} - \text{Iteration} \cdot \frac{Fn_{\max} - 1}{\text{Iteration}_{\max}}\right) \quad (20)$$

式中 Fn^{it} 与 Fn_{\max} 分别代表第 it 次迭代时火焰数及最大火焰数; Iteration 表示当前迭代数; Iteration_{max} 表示最大迭代数; round() 表示取整。

3.2.2 强化飞蛾扑火优化算法

MFO 由于在迭代后期时种群多样性无法保证,故引入自适应个体更新机制、随机消除策略及自适应跳跃操作对其改进,提出强化飞蛾扑火优化算法 EMFO(Enhanced Moth-Flame Optimization)。相关强化措施可总结如下,(1) 计算每个飞蛾距离当前全局最优个体的欧式距离,随后计算当前迭代飞蛾个体距离全局最优个体的平均欧式距离,

$$D_l^e = |M_l - p_{best}| \quad (21)$$

$$\bar{D}^e = \text{average}\left(\sum_{l=1}^{np} D_l^e\right) \quad (22)$$

式中 D_l^e 代表第 l 个飞蛾个体距离当前全局最优的欧式距离; \bar{D}^e 代表平均欧式距离。(2) 判断每个飞蛾距离当前全局最优的欧式距离是否大于平均欧式距离,如果是,则通过式(23)更新飞蛾个体的位置,

$$\dot{M}_l^{it} = N(\mu, \sigma) \quad (23)$$

式中 $N(\mu, \sigma)$ 表示期望 $\mu = (p_{best} + g_{best})/2$, 方差 $\sigma = |g_{best} - p_{best}|$ 的高斯随机数; g_{best} 与 p_{best} 分别为全局与当前最优个体。否则对该个体实施随机消除策略以避免局部最优,相关公式如下,

$$\dot{M}_{lj}^{it} = M_{lj}^{it} + \gamma(M_{lr}^{it} - M_{le}^{it}) \quad (24)$$

式中 $\gamma \in [0, 1]$ 为满足均匀分布的随机数, M_{lr}^{it} 与 M_{le}^{it} 代表第 it 次迭代的两个随机个体。(3) 评估步骤(2)产生的个体,若其适应度有改善,则进行步骤(4);否则采取自适应跳跃操作,相关公式如下,

$$\dot{M}_l^{it} = \dot{M}_l^{it} \cdot [1 + \eta \cdot N(0, 1)] \quad (25)$$

$$\eta = \eta_{\max} - \frac{it \cdot (\eta_{\max} - \eta_{\min})}{it_{\max}} \quad (26)$$

式中 $N(0, 1)$ 为高斯随机数; it 与 it_{\max} 分别表示当前迭代与最大迭代; η_{\max} 与 η_{\min} 分别表示最大和最小跳跃操作缩放系数,该缩放系数可经式(27, 28)确定^[13],

$$\eta_{\max} = \alpha \times (ub - lb) \quad (27)$$

$$\eta_{\min} = \beta \times (ub - lb) \quad (28)$$

式中 $\alpha = 0.1$, $\beta = 0.01$ ^[13]; ub 与 lb 分别代表上下界。

3.2.3 EMFO 优化性能评估

引入三个复杂测试函数对 EMFO 算法进行评

估,并采用粒子群算法 PSO(Particle Swarm Optimization)、布谷鸟算法 CS(Cuckoo Search)及 MFO 算法进行对比。相关参数设定分别为,EMFO 中随机消除概率为 0.25^[14];PSO 中加速度因子均为 2,最大和最小惯性权重分别为 0.9 与 0.4;CS 中鸟巢发现概率为 0.25。四种算法初始种群数量均设为 100,迭代次数为 500 次。每种算法运行 7 次,取 7 次运行最优解及平均最优解。计算结果为,(1) 对于 $f_1(x)$,其最优解分别为 7.424e-06(EMFO),115.458(MFO),16.932(PSO),96.052(CS);平均最优解分别为 0.006(EMFO),160.941(MFO),21.924(PSO),108.419(CS),

$$f_1(x) = \sum_{d=1}^{30} [x_d^2 - 10\cos(2\pi x_d) + 10] \quad (x_d \in [-5.12, 5.12]) \quad (29)$$

$$f_2(x) = \sum_{d=1}^{30} dx_d^4 + \text{random}[0,1] \quad (x_d \in [-1.28, 1.28]) \quad (30)$$

$$f_3(x) = \sum_{d=1}^{30} |x_d| + \prod_{d=1}^{30} |x_d| \quad (x_d \in [-10, 10]) \quad (31)$$

(2) 对于 $f_2(x)$,其最优解分别为 9.576e-05(EMFO),0.002(MFO),0.001(PSO),0.005(CS);平均最优解分别为 0.001(EMFO),0.004(MFO),0.002(PSO),0.009(CS);(3) 对于 $f_3(x)$,其最优解分别为 0.0002(EMFO),10.401(MFO),0.259(PSO),27.087(CS);平均最优解分别为 0.0006(EMFO),23.04(MFO),0.490(PSO),33.606(CS)。以上结果表明,EMFO 可避免陷入局部最优。相对其他算法而言,具有更强的寻优能力及更快的收敛效率。

4 环境温度影响基于支持向量机与强化飞蛾扑火优化算法的结构稀疏损伤识别方法

4.1 目标函数

采用基于频率的结构多损伤定位保证准则 MDLAC(Multiple damage location assurance criterion)^[15] 及模态应变能基本因子 MSEBI(modal strain energy based index)^[16] 组建目标函数。基于频率的 MDLAC 指标定义如下,

$$\text{MDLAC}(\boldsymbol{\theta}) = \frac{|\Delta F^T \times \delta F(\boldsymbol{\theta})|^2}{(\Delta F^T \times \Delta F)(\delta F^T(\boldsymbol{\theta}) \times \delta F(\boldsymbol{\theta}))} \quad (32)$$

式中 $\Delta F = (\mathbf{F}_h - \mathbf{F}_d)/\mathbf{F}_h$, \mathbf{F}_h 与 \mathbf{F}_d 分别代表结构损伤前后自振频率向量; $\delta F(\boldsymbol{\theta}) = (\mathbf{F}_h - F(\boldsymbol{\theta}))/\mathbf{F}_h$, $F(\boldsymbol{\theta})$ 表示损伤向量为 $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{nele}]$ 时结构

自振频率向量。MSEBI 计算公式为

$$\text{MSEBI}^e = \max \left[0, \frac{(mnmse^e)^E - (mnmse^e)^A}{(mnmse^e)^A} \right] \quad (e = 1, 2, \dots, nele) \quad (33)$$

式中 $mnmse^e$ 代表 nm 阶标准化后的结构单元模态应变能取平均,其计算公式见文献[16]; $\max[]$ 表示取最大值,上标 E 与 A 分别代表实际测试与理论分析。综上所述,在该过程中算法寻优的目标函数为

$$obj(\boldsymbol{\theta}, T) = (1 - \text{MDLAC}) + \frac{\sum_{e=1}^{nele} \text{MSEBI}^e}{nele} \quad (34)$$

式中 $\boldsymbol{\theta}$ 为结构刚度折减向量; T 代表环境温度。

4.2 损伤识别方法

本文提出的环境温度影响基于 SVR-EMFO 的结构稀疏损伤识别方法,其主要步骤如下,(1) 建立有限元模型,随机生成稀疏损伤工况及环境温度,并将其作为输入数据引入有限元模型,得到自振频率数据;(2) 将得到的自振频率数据作为输入,对应的温度数据作为标签,输入 SVR,以 70% 的样本为训练集,使得 SVR 进行充分的训练,并以 30% 样本为测试集,待测试样本的识别准确率达到 90% 认为该 SVR 已训练完毕;(3) 将试验测试得到的实际频率输入训练完毕的 SVR 进行温度预测,输出预测的环境温度;采用稀疏正则化求解刚度折减向量用于确定大致损伤工况;(4) 据 SVR 输出的温度与确定的大致损伤工况,作为 EMFO 的初始种群生成依据,产生具有针对性的种群;(5) 通过 EMFO 算法结合前文提到的目标函数识别损伤。

在实际应用中,可考虑对无损结构的自振频率及振型信息进行多次测量,并记录测量时的环境温度,构建训练集与测试集,经训练得到完备的 SVR。待结构经服役后可能出现损伤时,再次对结构模态参数进行测量,导入 SVR 确定环境温度,同时基于正则化理论与灵敏度分析,确定可能的损伤工况;最后将预测的环境温度与可能的损伤工况结合 EMFO 算法和基准有限元模型,以实现环境温度影响下的结构损伤精准识别。

5 损伤识别算例

5.1 简支梁数值算例

通过 Matlab 建立如图 2 所示有限元模型。对于简支梁模型,其跨度为 8 m,宽为 0.3 m,高为 0.1 m,弹性模量为 3.45×10^{10} Pa,密度为 2500 kg/m^3 。以单元弹模折减模拟损伤,设置三种损伤工况,即单点(3# 单元,损伤 10%)、两点(3# 和 7# 单元,分

别损伤 10% 和 5%) 及多点(3#, 7# 和 13# 单元, 损伤 10%, 5% 和 10%), 并考虑温度升高 20 °C(参考温度 0 °C)与不同噪声干扰, 噪声添加公式为^[13]

$$f_r^{\text{noise}} = f_r(1 + \gamma \text{rand}) \quad (35)$$

式中 f_r 与 f_r^{noise} 分别为第 r 阶无噪自振频率及有噪自振频率; γ 为噪声程度; $\text{rand} \in [-1, 1]$ 为随机数。

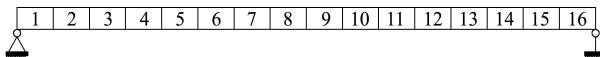


图 2 简支梁模型

Fig. 2 Diagram of simply supported beam

采用本文提出的方法对以上结构进行损伤识别, SVR 中相关参数设定为惩罚系数 $C = 1000$, 方差 $g = 0.15$, 误差精度 $\epsilon = 0.15$, 训练样本数为 1000。EMFO 算法的种群大小为 100, 最大迭代 1000 次, 正则化求解精度 $\xi = 10^{-5}$ 。针对每种工况运行 7 次, 取平均结果。识别结果如表 1 与图 3 所示。

由表 1 温度识别结果可知, (1) 无噪声下, 温度识别十分准确, 其误差均处于 0.05 °C 以内; (2) 噪声影响下, 温度识别能力有所下降, 当噪声程度为 1% 时, 其最大误差为 0.061 °C, 当噪声程度为 2% 与 3% 时, 最大误差分别为 0.271 °C 与 0.303 °C。

从图 3 损伤识别结果可知, (1) 在环境温度变化与噪声的双重影响下, 本文提出的方法针对单点、两点及多点损伤工况均能实现准确的定位; (2) 在损伤量化方面, 单点工况最大误差为 0.305%, 两点及多点工况的最大误差分别为 0.569% 与 0.56%, 同时噪声干扰在一定程度上会增大误差。

表 1 简支梁结构温度识别结果

Tab. 1 Temperature prediction results of the simply supported beam

温度变化	噪声程度	损伤工况	温度识别结果(20 °C)/°C	
			预测值	误差
温度升高 20 °C (参考温度 0 °C)	—	工况 1	20.001	0.001
		工况 2	19.995	0.005
		工况 3	19.986	0.014
	1%	工况 1	19.954	0.046
		工况 2	19.947	0.053
		工况 3	20.061	0.061
2%	—	工况 1	19.854	0.146
		工况 2	19.813	0.187
		工况 3	19.729	0.271
	3%	工况 1	19.738	0.262
		工况 2	19.715	0.285
		工况 3	19.697	0.303

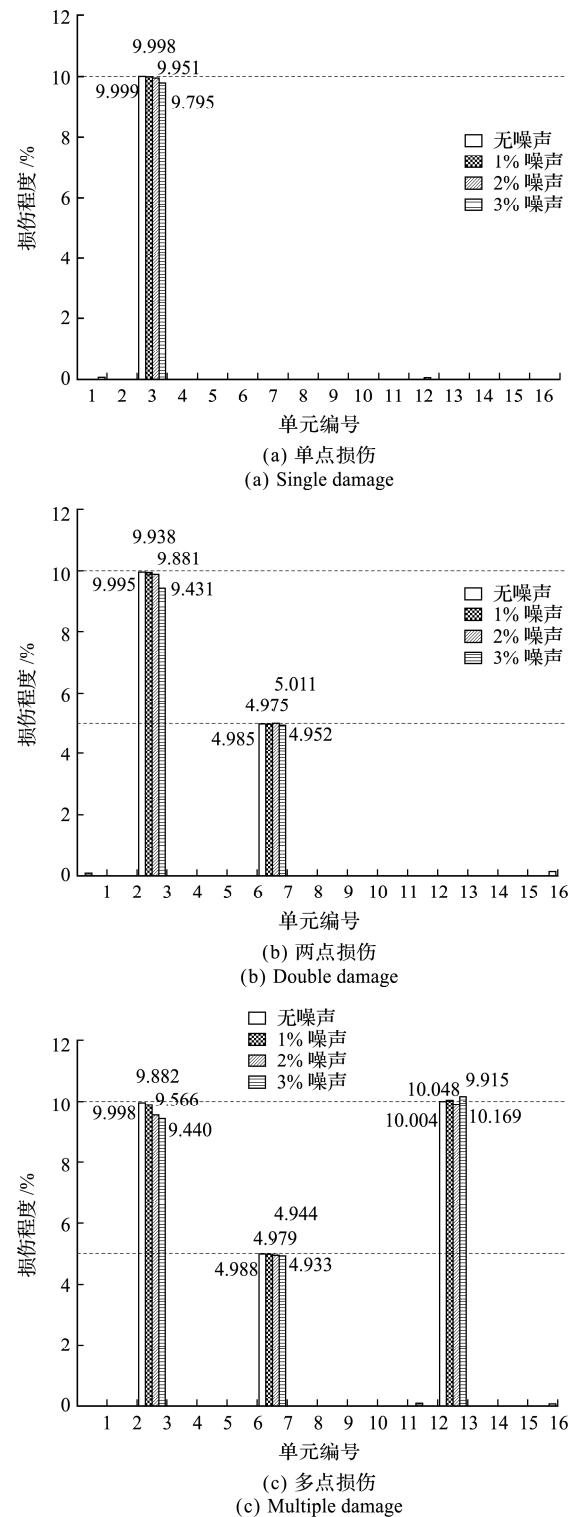


图 3 简支梁损伤识别结果
Fig. 3 Damage identification results of simply supported beam

综上所述, 利用结构的自振频率信息并结合文中提出的损伤识别方法, 可较好地对环境温度变化进行量化, 同时也可在温度变化与噪声影响下对结构的损伤实现准确的定位与量化。

5.2 I-40 钢混组合体系桥梁工程实例

为进一步验证本文提出的方法, 引入 I-40 钢-

混凝土组合体系桥梁^[14]。该桥梁在无损状态下进行了一次振动测试,在其北侧腹板及底板处引入了四种不同程度的损伤工况,引入 D-1~D-4 损伤工况后振动测试时对应的环境温度分别为 15.5 °C, 28.9 °C, 26.1 °C 及 20.0 °C, 对应的刚度折减比例为 5%, 10%, 32% 及 92%。基于 Matlab 平台建立了该桥梁有限元模型(图 4)。取该模型前 6 阶自振频率(Hz)分别为[2.4821, 3.0016, 3.4176, 4.0365, 4.0369, 4.6561],相较于实测频率(Hz)[2.4828, 2.9593, 3.4991, 4.0791, 4.1668, 4.6310],在不考虑环境温度的情况下,最大误差仅为 3.22%,处于可接受范围内。而模态置信度分别为[0.9949, 0.9841, 0.9905, 0.9708, 0.9718, 0.9709],均在 0.97 以上,故该模型可作为基准模型验证所提出的识别方法。

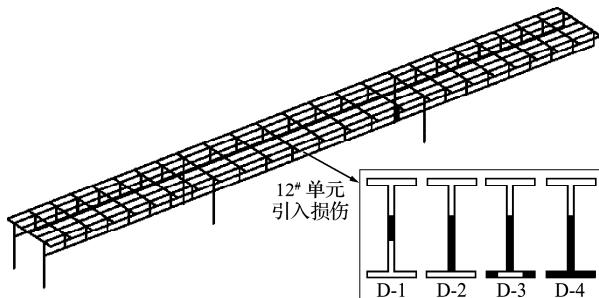


图 4 I-40 桥梁有限元模型及损伤工况
Fig. 4 Finite element model and damage introducing of I-40 Bridge

取 I-40 桥在 D-1~D-4 损伤工况下实测前 6 阶频率,按提出的方法进行温度与损伤识别,对于 SVR 参数设定为 $C = 2000, g = 0.18, \epsilon = 0.15$, 训练样本数为 1000。EMFO 种群大小为 150, 最大迭代 2000 次, 正则化求解精度 $\xi = 10^{-5}$ 。目标函数与前文一致,但为减小计算量,仅计算两侧腹板单元的模态应变能。针对每种工况运行 7 次,取识别结果平均值列入表 2 和表 3。

由表 2 和表 3 结果可知,提出的方法可较为准确地识别环境温度变化,尤其是 D-2 与 D-3 两种工况,其误差分别为 1.274 °C 与 0.086 °C。而对于损伤识别,由于引入稀疏正则化,其损伤定位十分准确,程度量化方面较为精准,仅在对称腹板处出现少量误差,其主要原因可归结为,(1) 温度在实际结构中呈现较为明显的不均匀分布;(2) 有限元模型与实际结构存在一定的误差。总体而言,通过本文提出的方法可识别结构温度变化及其内部损伤。

表 2 温度识别结果

Tab. 2 Temperature identification results

损伤工况	环境温度/°C	预测温度/°C
D-1	15.5	11.814
D-2	28.9	27.626
D-3	26.1	26.014
D-4	20.0	16.152

表 3 损伤识别结果

Tab. 3 Damage identification results

损伤工况	损伤识别结果(单元@损伤程度)	
	识别损伤(北侧)	识别损伤(南侧)
D-1	12# @8.16%	33# @0.26%
	16# @0.03%	37# @3.23%
D-2	12# @5.84%	45# @0.19%
		36# @3.52%
D-3	12# @26.73%	43# @0.91%
	18# @10.73%	46# @0.68%
D-4	1# @6.8%	29# @3.74%
	7# @7.77%	36# @6.22%
	12# @81.01%	37# @4.21%
		27# @8.57%
		36# @4.53%
		37# @3.91%

6 结 论

(1) 环境温度变化对损伤识别的影响可通过温度-弹性模量变化关系体现,从而提出考虑环境温度影响的损伤识别模型进行量化分析。

(2) 稀疏正则化理论结合灵敏度分析,可解决实际结构中的稀疏损伤识别问题,同时,误差分布阈值法可消除微小计算误差,提高求解精度。

(3) 提出的 EMFO 算法较 MFO、PSO 及 CS 而言具有更快的收敛速度及更强的全局寻优能力。基于 EMFO 并结合 SVR、稀疏损伤识别及考虑环境温度变化的结构损伤识别模型,提出环境温度影响下的损伤识别方法,并通过一考虑环境温度变化的简支梁算例及 I-40 钢-混组合体系桥梁,验证了方法的有效性。结果表明,提出的方法可对环境温度变化进行准确量化,对不同损伤工况也可实现较为准确的识别,同时在噪声影响下也体现一定噪声鲁棒性。

综上所述,本文提出的方法可量化分析损伤识别中环境温度的变化,并能实现损伤准确识别,具有一定的实际应用潜力。

参考文献(References) :

- [1] Xia Y, Chen B, Weng S, et al. Temperature effect on vibration properties of civil structures: A literature review and case studies[J]. *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, 2012, **2**(1): 29-46.
- [2] Zhou X Q, Xia Y, Weng S. L1 regularization approach to structural damage detection using frequency data [J]. *Structural Health Monitoring*, 2015, **14**(6): 571-582.
- [3] 骆紫薇,余 岭,刘焕林,等.基于范数归一化和稀疏正则化约束的结构损伤检测[J].振动与冲击,2018, **37**(18):30-35,58. (LUO Zi-wei, YU Ling, LIU Huan-lin, et al. Structural damage detection based on norm normalization and sparse regularization constraints [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, **37**(18): 30-35,58. (in Chinese))
- [4] 黄民水,吴功,朱宏平.噪声影响下基于改进损伤识别因子和遗传算法的结构损伤识别[J].振动与冲击,2012, **31**(21):168-174. (HUANG Min-shui, WU Le, ZHU Hong-ping. Structural damage identification based on improved damage identification factor and genetic algorithm under noise[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2012, **31**(21):168-174. (in Chinese))
- [5] 黄民水,乾超越,程绍熙,等.基于改进布谷鸟搜索的Benchmark框架损伤识别[J].振动与冲击,2018, **37**(22):158-163. (HUANG Min-shui, QIAN Chao-yue, CHENG Shao-xi, et al. Damage identification of the benchmark frame based on an improved cuckoo search [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, **37**(22): 158-163. (in Chinese))
- [6] Yan A M, Kerschen G, De Boe P, et al. Structural damage diagnosis under varying environmental conditions—Part I: A linear analysis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2005, **19**(4):847-864.
- [7] Gerist S, Maher M R. Multi-stage approach for structural damage detection problem using basis pursuit and particle swarm optimization [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2016, **384**:210-226.
- [8] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. *SIAM Review*, 2001, **43**(1):129-159.
- [9] 谢 峻,韩大建.一种改进的基于频率测量的结构损伤识别方法[J].工程力学,2004, **21**(1):21-25. (XIE Jun, HAN Da-jian. An improved method for structure damage detection based on frequency measurement [J]. *Engineering Mechanics*, 2004, **21**(1): 21-25. (in Chinese))
- [10] 孙艳丽,杨 娜,张正涛,等.基于核主元分析和支持向量机的结构损伤识别研究[J].应用基础与工程科学学报,2018, **26**(4): 888-900. (SUN Yan-li, YANG Na, ZHANG Zheng-tao, et al. Structural damage identification study based on kernel component analysis and support vector machine [J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2018, **26**(4): 888-900. (in Chinese))
- [11] Cuong-Le T, Nghia-Nguyen T, Khatir S, et al. An efficient approach for damage identification based on improved machine learning using PSO-SVM[J]. *Engineering with Computers*, 2021, 1-16.
- [12] Ghannadi P, Kourehli S S. Structural damage detection based on MAC flexibility and frequency using moth-flame algorithm [J]. *Structural Engineering and Mechanics*, 2019, **70**(6):649-659.
- [13] Huang M S, Lei Y Z, Li X F. Structural damage identification based on l_1 Regularization and bare bones particle swarm optimization with double jump strategy[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2019;5954104.
- [14] Huang M S, Lei Y Z, Cheng S X. Damage identification of bridge structure considering temperature variations based on particle swarm optimization-cuckoo search algorithm[J]. *Advances in Structural Engineering*, 2019, **22**(15):3262-3276
- [15] Guo H Y, Li Z L. A two-stage method to identify structural damage sites and extents by using evidence theory and micro-search genetic algorithm [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, **23**(3):769-782.
- [16] Seyedpoor S M. A two stage method for structural damage detection using a modal strain energy based index and particle swarm optimization[J]. *International Journal of Non-Linear Mechanics*, 2012, **47**(1):1-8.

Structural sparse damage identification considering ambient temperature variations based on support vector machine and enhanced moth-flame optimization

LEI Yong-zhi¹, HUANG Min-shui¹, GU Jian-feng^{*1}, YANG Yu-hou², SHU Guo-ming³

(1. School of Civil Engineering and Architecture, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430074, China;

2. Guangxi Transportation Science and Technology Group Co., Ltd., Nanning 530007, China;

3. School of Road and Bridge Engineering, Hebei Jiaotong Vocational and Technical College,
Shijiazhuang 050035, China)

Abstract: Civil engineering structures are always affected by ambient temperature variations, which will influence the results of modal testing and set up obstacles to the evaluation of real structural damage. Furthermore, a damage identification method based on an optimization algorithm is easy to be trapped in a local optimum and lower computing efficiency when the method is used to locate and quantify damage. Aiming to the above problems, in this paper, a damage identification method, which is based on support vector machine (SVM) and enhanced moth-flame optimization (EMFO), is proposed to solve a structural sparse damage identification problem considering temperature variations. Firstly, SVM is used to quantify structural temperature variations. Then, a sparse regularization method is introduced to determine structural sparse damage conditions. Thirdly, the temperature variations and damage situation obtained in the previous step are adopted to perform the initialization of EMFO, which can narrow the search space, and enhance damage identification efficiency. Finally, two examples, a simulated simply supported beam considering temperature variations and random noise effects, and a real engineering structure of I-40 Bridge, a large steel-concrete composite bridge, are utilized to verify the effectiveness of the proposed method.

Key words: structural damage identification; temperature effect; sparse regularization; support vector machine; sparse damage; optimization algorithm; I-40 bridge

引用本文/Cite this paper:

雷勇志,黄民水,顾箭峰,等.环境温度影响下基于支持向量机与强化飞蛾扑火优化算法的结构稀疏损伤识别[J].计算力学学报,2022,39(2):170-177.

LEI Yong-zhi, HUANG Min-shui, GU Jian-feng, et al. Structural sparse damage identification considering ambient temperature variations based on support vector machine and enhanced moth-flame optimization [J]. *Chinese Journal of Computational Mechanics*, 2022, 39(2):170-177.