

采用概率聚类 Jaya 算法的多感知损伤识别*

张广才¹, 赵文龙¹, 周珍伟², 万春风¹, 谢丽宇³, 薛松涛^{3,4}

(1. 东南大学混凝土及预应力混凝土结构教育部重点实验室 南京, 211189)

(2. 华东交通大学土木建筑学院 南昌, 330013)

(3. 同济大学结构防灾减灾工程系 上海, 200092)

(4. 日本东北工业大学工学部建筑系 仙台, 982-8577)

摘要 针对未知激励下的结构损伤识别问题, 提出采用概率聚类 Jaya 算法的多感知损伤识别方法。首先, 在传统 Jaya 算法的基础上引入概率聚类学习机制, 得到概率聚类 Jaya 算法; 其次, 根据实际测量和有限元模型计算得到的位移、应变和加速度等多感知结构响应建立目标函数, 并利用概率聚类 Jaya 算法求解该优化问题; 然后, 利用 Tikhonov 正则化方法识别外荷载, 迭代更新结构参数和外荷载使其逐渐收敛到准确值; 最后, 通过三跨简支梁数值算例和 5 层钢框架实验, 验证方法的有效性。结果表明, 采用概率聚类 Jaya 算法的多感知损伤识别方法能够同时准确识别结构损伤和外荷载, 且具有较好的噪声鲁棒性。

关键词 损伤识别; Jaya 算法; 多感知; 正则化; 概率聚类学习机制

中图分类号 O327; TU311

引言

在长期服役过程中, 由于环境侵蚀、超载、材料老化和疲劳效应等不利因素的影响, 工程结构出现损伤累积和抗力降低, 威胁结构的正常使用和安全。因此, 进行结构健康监测和损伤识别研究具有重要的理论和现实意义^[1]。

近 20 年来, 研究人员提出了大量基于结构振动的损伤识别方法^[2]。其中, 基于固有频率、模态振型和模态应变能等模态参数变化的频域方法受到广泛关注, 但低阶模态对局部损伤不敏感, 而高阶模态信息对小损伤更加敏感但难以准确获取。与频域方法相比, 时域方法直接利用位移、应变和加速度等测量数据识别结构参数, 更加简单方便且不会丢失损伤信息。传统的时域方法, 如最小二乘估计法^[3]、灵敏度法^[4]、卡尔曼滤波法^[5]和小波包分析法^[6], 往往需要较好的初始值和梯度信息, 这限制了其在实际工程中的应用。非传统的时域方法, 如遗传算法^[7]、粒子群算法^[8]、人工蜂群算法^[9]等群智能算法和神经网络算法^[10]在结构损伤识别中得到越来越广泛的应用。然而, 以上优化算法都需要设置特定于算法的参数, 如果设置不当将会增加计算成本, 甚至使算法陷入局部最优解。Rao^[11]提出一种群智能优化算

法, 即 Jaya 算法, 其特点是无需任何特定于算法的参数。该算法的核心思想在于种群中的个体向最优解移动的同时远离最差解, 不断迭代逐渐逼近全局最优解。Jaya 算法的全局搜索能力相对较弱, 存在收敛速度慢、易陷入局部最优解的缺点^[12]。为此, 研究人员在 Jaya 算法基础上引入概率聚类学习机制, 提出概率聚类 Jaya 算法 (probabilistic clustering Jaya algorithm, 简称 PC-Jaya)。该算法在个体更新前进行概率聚类学习操作, 可以更加有效地利用种群信息, 从而提高收敛性能及算法的计算效率。

实际工程中作用在结构上的外激励, 如风荷载、地震荷载和交通荷载, 难以直接精确测量。关于荷载识别的研究, 往往认为结构参数已知, 或者结构损伤识别时作用在结构上的外荷载已知。然而, 结构参数和输入荷载对结构响应存在耦合效应, 因此有必要进行未知激励下的结构损伤识别问题研究, 将输入荷载当作未知参数, 同时识别结构参数和外荷载^[13]。实际工程的健康监测系统通常由位移计、应变片和加速度计等多种类型传感器组成, 通过位移、应变和加速度响应等数据融合实现多传感器信息互补, 提高损伤识别的准确性^[14]。李雪艳等^[15]利用贝叶斯理论融合加速度和应变响应协方差参数, 并通过 7 层框架结构和简支钢梁实验验证了该方法的适

* 国家重点研发计划资助项目(2021YFE0112200); 江苏省研究生科研与实践创新计划资助项目(KYCX23_0273)

收稿日期: 2023-10-29; 修回日期: 2024-05-29

用性。Zhang等^[16]提出未知激励下基于多类型响应重构的损伤识别方法。

为解决未知激励下的结构损伤识别问题,本研究采用位移、应变和加速度等多感知响应识别结构损伤,提出基于PC-Jaya算法的多感知损伤识别方法。该方法将结构的位移、应变和加速度等多感知响应划分为2组,记为测量集1和测量集2。测量集1用于反向识别外荷载,测量集2用于识别未知结构参数,迭代更新外荷载和结构参数直到满足收敛条件,并采用三跨简支梁数值算例和5层钢框架实验验证了所提方法的有效性。

1 结构损伤识别

1.1 损伤模型及目标函数

对于一个多自由度有阻尼线性结构,动力学方程可以表示为

$$M\ddot{u}(t) + C\dot{u}(t) + Ku(t) = Lf(t) \quad (1)$$

其中: M 、 C 、 K 分别为质量、阻尼和刚度矩阵; $u(t)$ 、 $\dot{u}(t)$ 、 $\ddot{u}(t)$ 分别为位移、速度和加速度向量; $f(t)$ 为施加在结构上的外荷载向量; L 为与荷载输入位置相关的矩阵。

采用瑞利阻尼模型,阻尼 $C = \beta_1 M + \beta_2 K$,其中: β_1 、 β_2 为阻尼系数,可由阻尼比和前2阶频率值计算得到。采用折减单元刚度模拟结构损伤,忽略质量变化^[13],损伤结构的刚度矩阵 K_{dam} 表示为

$$K_{\text{dam}} = \sum_{i=1}^{\text{dim}} (1 - \alpha_i) K_i^{\text{ele}} \quad (2)$$

其中: K_i^{ele} 为健康状态下的第*i*单元刚度矩阵; dim 为单元数量; α_i 为损伤因子, $\alpha_i = 0$ 和 $\alpha_i = 1$ 分别表示第*i*单元无损伤和完全破坏。

设结构参数为 $\theta = \{(1 - \alpha_1), (1 - \alpha_2), \dots, (1 - \alpha_{\text{dim}})\}$ 。结构损伤识别可以转化为优化问题,其目标函数obj定义为

$$\text{obj} = \frac{1}{r + \|Y_{\text{est}}(\theta) - Y_{\text{mea}}\| / \|Y_{\text{mea}}\|} \quad (3)$$

其中: Y_{mea} 为实测的结构响应; $Y_{\text{est}}(\theta)$ 为未知结构参数为 θ 时计算得到的结构响应;常数 r 为0.01。

当 $Y_{\text{est}} = Y_{\text{mea}}$ 时,最大目标函数值等于100。

1.2 概率聚类Jaya算法

Jaya算法是一种基于种群的启发式优化算法^[11],与遗传算法或粒子群算法相比,其不需要任何特定于算法的控制参数,极大提高了适用性和计算效率^[12]。Jaya算法的核心思想是利用最优解和最差解进行局部搜索生成子代个体,即

$$X'_{i,j,G} = X_{i,j,G} + \text{rand}_1(X_{\text{best},j,G} - |X_{i,j,G}|) - \text{rand}_2(X_{\text{worst},j,G} - |X_{i,j,G}|) \quad (4)$$

其中: $X_{i,j,G}$ 为第*G*次迭代时第*i*个体的第*j*维变量; $|X_{i,j,G}|$ 为 $X_{i,j,G}$ 的绝对值; rand_1 和 rand_2 为区间 $[0, 1]$ 内的随机数; $X_{\text{best},j,G}$ 和 $X_{\text{worst},j,G}$ 分别为第*G*次迭代时最优解和最差解的第*j*维变量; $\text{rand}_1(X_{\text{best},j,G} - |X_{i,j,G}|)$ 表示可行解向当前最优解移动; $\text{rand}_2(X_{\text{worst},j,G} - |X_{i,j,G}|)$ 表示可行解远离当前最差解。

针对Jaya算法全局搜索能力较弱、易陷入局部最优解的缺点,在其基础上引入概率聚类学习机制得到PC-Jaya算法。K均值聚类技术是提高群智能算法性能的有效方法之一,但随机选择初始聚类中心可能导致不同的分类结果。为此,提出一种概率聚类机制自动确定聚类中心,使不同初始聚类中心之间的距离尽可能远。所提出概率聚类机制的主要步骤如下。

1) 从当前种群 $[x_1, x_2, \dots, x_q]$ 中随机选择一个个体作为初始聚类中心 c_1 , q 为种群数量。

2) 计算种群内其他样本 x_i 与已有聚类中心 c_l 之间的距离,即

$$\text{Dis}(x_i) = \|x_i - c_l\| = \sqrt{\sum_{\tau=1}^{\text{dim}} (x_{i,\tau} - c_{l,\tau})^2} \quad (5)$$

其中: Dis 为欧氏距离。

对于样本 x_i ,欧氏距离值越大,则有更大的概率作为聚类中心。使用轮盘赌选择操作确定其概率值 $\text{PV}(x_i)$,即

$$\text{PV}(x_i) = \frac{\text{Dis}(x_i)^2}{\sum_{j=1}^q \text{Dis}(x_j)^2} \quad (6)$$

计算样本 x_i 的累积概率 $q(x_i)$ 为

$$q(x_i) = \sum_{j=1}^q \text{PV}(x_j) \quad (7)$$

3) 重复步骤2,直到选择出 k 个聚类中心($k = 0.1q$)。

4) 将其余样本根据最小欧式距离分配到不同的类 C_l 。

5) 更新聚类中心 c'_l

$$c'_l = \frac{1}{n_l} \sum_{x_i \in C_l} x_i \quad (l = 1, 2, \dots, k) \quad (8)$$

其中: n_l 为属于类 C_l 的样本数量。

由式(8)可知,更新后的聚类中心代表该类样本的组合信息。结合聚类中心 c'_l ,提出一个新的学习公式,即

$$X_{i,l,G+1} = X_{i,l,G} + \text{rand}(0, 1)(c'_l - X_{i,l,G}) \quad (9)$$

其中: $X_{i,l,G}$ 、 $X_{i,l,G+1}$ 分别为属于第*l*类第*G*次和*G+1*

次迭代时的第*i*个体。

根据式(9),通过向聚类中心学习能够有效利用种群信息,加快收敛速度,提高Jaya算法的优化能力。在Jaya算法基础上引入概率聚类学习机制,其结构清晰,操作简单。

2 多感知识别

土木工程结构的健康监测系统广泛采用位移计、应变片和加速度计等多种类型传感器,因此有必要研究多类型结构响应的数据融合识别外荷载和结构损伤。

结构运动方程的状态空间表达式为

$$\dot{z}(t) = A_c z(t) + B_c f(t) \quad (10)$$

其中: $z(t)$ 为状态向量, $z(t) = [u(t) \ \varepsilon(t) \ \dot{u}(t) \ \dot{\varepsilon}(t)]^T$,表示位移场和应变场的系统响应; $\varepsilon(t)$ 、 $\dot{\varepsilon}(t)$ 分别为应变和应变率向量, $\varepsilon(t) = \psi u(t)$, ψ 为位移-应变转换矩阵。

矩阵 A_c 和 B_c 的表达式为

$$A_c = \begin{bmatrix} 0 & 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I \\ -M^{-1}K & 0 & -M^{-1}C & 0 \\ 0 & -\tilde{M}^{-1}\tilde{K} & 0 & -\tilde{M}^{-1}\tilde{C} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$B_c = [0 \ 0 \ M^{-1}L \ \tilde{M}^{-1}\tilde{L}]^T \quad (12)$$

其中: $\tilde{M} = \psi M \psi^+$; $\tilde{K} = \psi K \psi^+$; $\tilde{C} = \psi C \psi^+$; $\tilde{L} = \psi L$; I 为单元矩阵; ψ^+ 为 ψ 的伪逆。

结构的位移、应变和加速度响应输出向量 $y(t) = [u(t) \ \varepsilon(t) \ \ddot{u}(t)]^T$ 可表示为

$$y(t) = C_c z(t) + D_c f(t) \quad (13)$$

其中: C_c 、 D_c 分别为连续输出矩阵和馈通矩阵; $C_c =$

$$\begin{bmatrix} I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 & 0 \\ -M^{-1}K & 0 & -M^{-1}C & 0 \end{bmatrix}; D_c = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ M^{-1}L \end{bmatrix}。$$

将式(10)和式(12)表达为不连续状态空间,即

$$z(l+1) = A_d z(l) + B_d f(l) \quad (14)$$

$$y(l) = C_d z(l) + D_d f(l) \quad (15)$$

其中: $z(l)$ 、 $y(l)$ 和 $f(l)$ 分别为时间 $t = l\Delta t$ ($l = 0, 1, \dots, N$)时的不连续向量, Δt 和 N 分别为时间步间隔和总数据点数。

不连续系统状态空间矩阵 A_d 、 B_d 、 C_d 和 D_d 为

$$\begin{cases} A_d = \exp(A_c \Delta t) \\ B_d = A_c^{-1}(A_d - I)B_c \\ C_d = C_c \\ D_d = D_c \end{cases} \quad (16)$$

测量的结构响应取决于传感器种类和位置,因

此位移、应变和加速度输出响应可分别表示为

$$y_u = R_u y(l) = R_u C_d z(l) \quad (17)$$

$$y_\varepsilon = R_\varepsilon y(l) = R_\varepsilon C_d z(l) \quad (18)$$

$$y_{\ddot{u}} = R_{\ddot{u}} y(l) = R_{\ddot{u}}(C_d) z(l) + D_d f(l) \quad (19)$$

其中: y_u 、 y_ε 和 $y_{\ddot{u}}$ 分别为位移、应变和加速度测量值; R_u 、 R_ε 和 $R_{\ddot{u}}$ 为相应的输出影响矩阵,取值1或0。

将式(14)代入式(17)~(19)并考虑零初始条件,则结构响应的矩阵表达式为

$$\begin{cases} Y_u = H_u F \\ Y_\varepsilon = H_\varepsilon F \\ Y_{\ddot{u}} = H_{\ddot{u}} F \end{cases} \quad (20)$$

其中: Y_u 、 Y_ε 和 $Y_{\ddot{u}}$ 分别为组合位移、应变和加速度响应,维度分别为 $u_n N \times 1$ 、 $\varepsilon_n N \times 1$ 、 $\ddot{u}_n N \times 1$; u_n 、 ε_n 、 \ddot{u}_n 分别为位移计、应变片和加速度计的数量。

卷积矩阵 H_u 、 H_ε 和 $H_{\ddot{u}}$ 分别为

$$H_u = \begin{bmatrix} R_u C_d B_d & 0 & \dots & 0 \\ R_u C_d A_d B_d & R_u C_d B_d & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_u C_d A_d^{N-1} B_d & R_u C_d A_d^{N-2} B_d & \dots & R_u C_d B_d \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$H_\varepsilon = \begin{bmatrix} R_\varepsilon C_d B_d & 0 & \dots & 0 \\ R_\varepsilon C_d A_d B_d & R_\varepsilon C_d B_d & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_\varepsilon C_d A_d^{N-1} B_d & R_\varepsilon C_d A_d^{N-2} B_d & \dots & R_\varepsilon C_d B_d \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$H_{\ddot{u}} = \begin{bmatrix} R_{\ddot{u}} D_d & 0 & \dots & 0 \\ R_{\ddot{u}} C_d B_d & R_{\ddot{u}} D_d & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ R_{\ddot{u}} C_d A_d^{N-2} B_d & R_{\ddot{u}} C_d A_d^{N-3} B_d & \dots & R_{\ddot{u}} D_d \end{bmatrix} \quad (23)$$

其中: H_u 、 H_ε 、 $H_{\ddot{u}}$ 的维度分别为 $u_n N \times n_f N$ 、 $\varepsilon_n N \times n_f N$ 和 $\ddot{u}_n N \times n_f N$; n_f 为外荷载的数量。

由于位移、应变和加速度响应的数量级差别较大,为此引入缩放系数,即

$$\begin{cases} \tilde{Y}_u = a_u Y_u = a_u H_u F = \tilde{H}_u F \\ \tilde{Y}_\varepsilon = a_\varepsilon Y_\varepsilon = a_\varepsilon H_\varepsilon F = \tilde{H}_\varepsilon F \\ \tilde{Y}_{\ddot{u}} = a_{\ddot{u}} Y_{\ddot{u}} = a_{\ddot{u}} H_{\ddot{u}} F = \tilde{H}_{\ddot{u}} F \end{cases} \quad (24)$$

其中: a_u 、 a_ε 和 $a_{\ddot{u}}$ 分别为位移、应变和加速度测量的缩放系数。

a_u 、 a_ε 和 $a_{\ddot{u}}$ 的计算式为

$$\begin{cases} a_u = \|Y_u\|_2^{-1} \\ a_\varepsilon = \|Y_\varepsilon\|_2^{-1} \\ a_{\ddot{u}} = \|Y_{\ddot{u}}\|_2^{-1} \end{cases} \quad (25)$$

将位移、应变和加速度的多类型响应数据融合可得

$$Y = HF \quad (26)$$

其中: $Y = [\tilde{Y}_u, \tilde{Y}_\epsilon, \tilde{Y}_a]^\top$; $H = [\tilde{H}_u, \tilde{H}_\epsilon, \tilde{H}_a]^\top$ 。

为识别外荷载,采用 Tikhonov 正则化方法可得

$$\min J(x) = \min (\|HF - Y\|_2^2 + \lambda \|F\|_2^2) \quad (27)$$

其中: λ 为非负的正则化参数。

可进一步推导得到外荷载的计算公式为

$$F = (H^\top H + \lambda I)^{-1} H^\top Y \quad (28)$$

3 识别步骤

本研究提出一种未知激励下结构损伤识别迭代方法。将测量的多感知结构响应,如位移、应变和加速度等划分为2组,记为测量集1和测量集2。测量集1用于正则化方法反向识别外荷载,测量集2用于 PC-Jaya 算法识别未知结构参数。虽然测量集1和测量集2的选择没有具体的规则,但集合1中的测量响应等于或大于施加在结构上的未知荷载数量,测量集1和测量集2可以包含部分共同数据,但为了迭代更新外激励和结构参数,两者不应完全相同。

基于概率聚类 Jaya 算法的多感知识别方法的主要步骤如下:

1) 设置算法参数,在搜索域内随机生成初始结构参数;

2) 获取多类型结构响应实测数据,并将其划分为测量集1和测量集2;

3) 计算不连续系统状态空间矩阵 A_d 、 B_d 、 C_d 和 D_d ,根据测量集1中的位移、应变和加速度响应,计算式(23)中的矩阵 Y 和 H ;

4) 利用 L 曲线法确定正则化参数 λ 和外荷载;

5) 将步骤4识别的外荷载作为输入,计算结构的动态响应,并利用集合2中的测量值和估计值构建目标函数 obj;

6) 采用 PC-Jaya 算法迭代更新结构参数。

7) 重复步骤3~6,直到达到最大迭代次数或满足收敛条件,输出最优识别结果。

4 数值算例

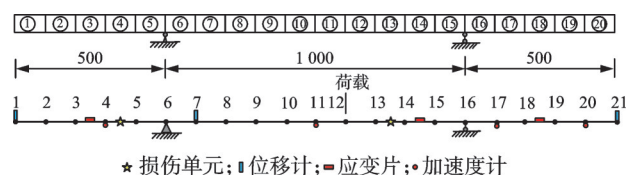
利用三跨简支梁结构作为数值算例,验证识别方法的有效性。采用遗传算法(genetic algorithm, 简称 GA)、高斯骨架人工蜂群算法(Gaussian bare-bones artificial bee colony, 简称 GBABC)^[17]、Jaya 和 PC-Jaya 这4种算法,种群规模为100,最大迭代次数为200。4种优化算法参数设置见表1。取20次计算结果的平均值作为最终的识别结果,以保证计算结果的准确性。

表1 4种优化算法参数设置

Tab.1 Parameter settings of 4 optimization algorithm

参数	GA	GBABC	Jaya	PC-Jaya
变异算子	0.05	—	—	—
交叉算子	0.95	—	—	—
搜索趋势	—	0.3	—	—
整数 δ	—	—	—	20
幂指数 v	—	—	—	4

三跨简支梁结构如图1所示。结构全长为2000 mm,截面尺寸为50 mm×6 mm。图中展示了有限元模型的 Euler-Bernoulli 梁单元和节点编号,共有21个节点,20个单元,每个单元长度为100 mm。除节点6和16的支座外,每个节点考虑竖向移动和转动2个自由度。材料为钢材,泊松比为0.3,弹性模量 $E = 2.06 \times 10^{11}$ N/m²,密度 $\rho = 7780$ kg/m³。生成一个高斯白噪声序列作为激励,垂直施加在节点12。为了获取梁结构上位移、应变和加速度3种类型响应,设定在某些位置布置了传感器,位移计和加速度计分别测量竖向节点位移和加速度响应,应变片测量单元的弯曲变形。由图3可知,共安装10个传感器,包括3个位移传感器(节点1、7、21)、3个应变片(单元3、14、18)和4个加速度计(节点4、11、17、20)。测量集1包括节点7和21处的位移响应、单元3和14处的应变响应以及节点4、11、20的加速度响应;测量集2包括节点1和7处的位移响应、单元3和18处的应变响应以及节点11和17的加速度响应。采样频率为50 Hz,采样时间取20 s。假定单元9发生20%的刚度损伤,即 $\alpha_9 = 0.2$ 。三跨简支梁结构的损伤识别结果和识别误差分别如图2、表2所示。



★ 损伤单元; ▮ 位移计; ■ 应变片; ● 加速度计

图1 三跨简支梁结构(单位:mm)

Fig.1 The numerical model of three-span beam structure (unit:mm)

可以发现:GA不能准确识别结构参数,在无噪声条件下,平均值和最大识别误差值分别为2.98%和7.78%;GBABC在无噪声时可以较为准确地识别结构参数,但5%和10%噪声条件下,存在多处明显的错误识别,最大识别误差分别为9.22%和7.57%;Jaya算法得到与GBABC相近的结果;相比于GA、GBABC和Jaya,PC-Jaya算法显示出更优的

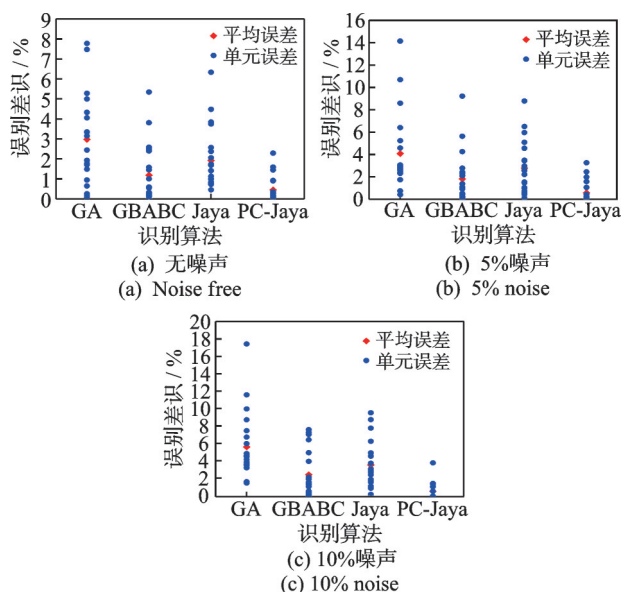


图 2 三跨简支梁结构的损伤识别结果

Fig.2 Damage identification results of three-span beam structure structure

表 2 三跨简支梁结构的识别误差

Tab.2 Identified errors for three-span beam structure %

算法	无噪声		5% 噪声		10% 噪声	
	平均值	最大值	平均值	最大值	平均值	最大值
GA	2.98	7.78	4.08	14.14	5.57	17.42
GBABC	1.19	5.34	1.81	9.22	2.39	7.57
Jaya	1.92	6.34	2.77	8.78	3.51	9.51
PC-Jaya	0.45	2.28	0.57	3.26	0.48	3.75

性能,0%、5%和10%噪声下都能准确识别损伤位置和程度,识别误差值不超过4%。采用相对误差(relative error,简称RE)和皮尔森相关系数(Pearson correlation coefficient,简称PCC)评估荷载测量值和识别值之间的偏差及线性相关程度。无噪声时的外荷载识别结果如图3所示。由图可知,荷载识别值和测量值具有良好的 consistency,外荷载的RE=2.69%,PCC=0.9996。

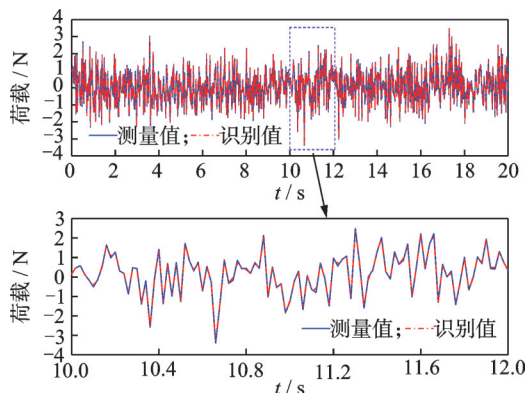


图 3 无噪声时的外荷载识别结果

Fig.3 Results of the identified force without noise

目标函数的迭代过程如图4所示。可以发现,PC-Jaya算法比GA、GBABC和Jaya的收敛速度更快,这表明引入概率聚类学习机制提高了PC-Jaya算法的优化能力。

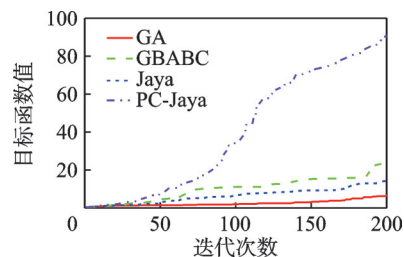


图 4 目标函数的迭代过程

Fig.4 The convergence process of objective function

5 实验验证

5.1 实验介绍及初始模型修正

5层钢框架实验如图5所示。框架高度、宽度和长度分别为1750、300和400mm,每层由4根相同尺寸的柱子组成,钢板、钢柱的几何尺寸分别为400mm×300mm×15mm和350mm×40mm×4mm。钢材的泊松比为0.3,密度为7.85×10³kg/m³,弹性模量为2.06×10¹¹N/m²,每一层的质量M₁~M₅分别为24.99、24.94、24.93、24.75和24.80kg。激振器锚固在实验室反力墙上,在钢框架结构的顶层水平施加外激励。实验中采用1个力传感器直接测量施加在结构上的荷载,采用5个振动传感器和5个拉线式位移传感器测量每一层水平方向的加速度和位移响应。结构动态响应信号由Quantum X数据采集系统记录,采样频率为100Hz,采样持时为50s。1、3、5层的加速度和位移响应记为测量集1,3和4层的加速度和位移响应记为测量集2,分别用于识别结构参数和外荷载。

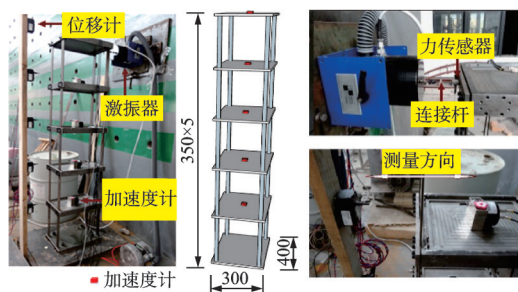


图 5 5层钢框架实验(单位:mm)

Fig.5 The experimental test of 5-floor steel frame model (unit:mm)

由于将5层钢框架简化为5自由度剪切型集中质量模型会引入模型误差,因此为减小模型误差对结构损伤识别的影响,应进行模型修正。模型修正

前后结构固有频率的估计值和实测值见表3。可以发现:模型修正前,前5阶频率的实测值与估计值的最大相对误差为9.488%;模型修正后两者的最大相对误差为2.369%。这表明修正后的有限元模型可以作为结构损伤识别的基准模型。

表3 模型修正前后结构固有频率的估计值和实测值

Tab.3 Estimated and measured frequencies before and after model updating

阶数	实测值/ Hz	模型修正前		模型修正后	
		估计值/ Hz	相对误差/ %	估计值/ Hz	相对误差/ %
1	1.998	2.025	1.351	1.991	0.350
2	5.988	5.869	1.987	5.972	0.267
3	8.990	9.262	3.026	9.044	0.601
4	11.962	11.912	0.418	12.012	0.418
5	14.988	13.566	9.488	14.633	2.369

5.2 实验识别结果

通过减少钢框架结构的柱子宽度引入损伤,考虑2种损伤工况,每个工况进行4次测试。工况1将第5层的钢柱宽度从原来的40 mm替换为36 mm,使单元5的等效刚度降低了10%。工况2将第4层的钢柱宽度从原来的40 mm更换为32 mm,使单元4的等效刚度降低了20%。由于损伤工况1和工况2的质量变化小于2%,难以准确识别,因此只考虑刚度损伤而忽略质量变化。本研究仅使用PC-Jaya算法识别结构损伤,种群规模和最大迭代次数分别为40和200。钢框架损伤识别结果如图6所示。由图可知,第5层、第4层的识别刚度损伤平均值分别为11.44%和21.93%,其他单元的最大误差值分别为2.09%和2.39%。实验结果表明,所提出的方法能够有效定位损伤位置和准确量化损伤程度。

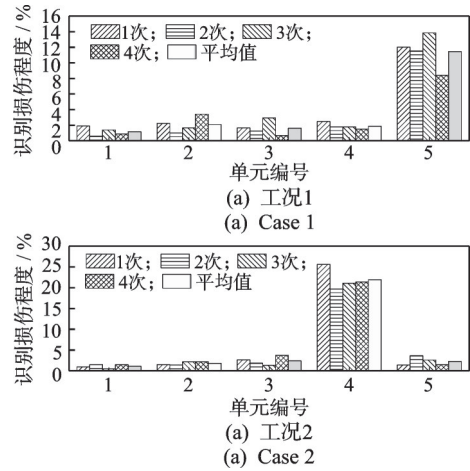


图6 钢框架损伤识别结果

Fig.6 Identified damage results of steel frame structure

以10~20 s的数据为例,外荷载的识别结果如图7所示。由图可知,外荷载的识别曲线和测量值有良好的一致性,相对误差为3.39%,皮尔森相关系数为0.999 4。

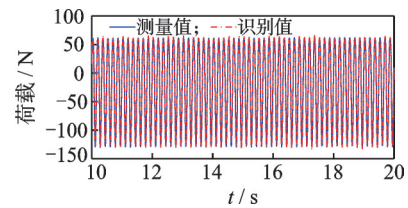


图7 外荷载识别结果

Fig.7 Identified input force

钢框架结构的加速度预测结果如图8所示。相比于2、3和4层,第1层和第5层的计算结果较差,但仍然可以接受,其相对误差分别为7.37%和7.38%。以上数据表明,基于识别的结构参数和外荷载可以较准确地预测未布设传感器位置处的位移、应变和加速度等结构响应,这对于大型结构的状态评估和健康监测具有重要意义。

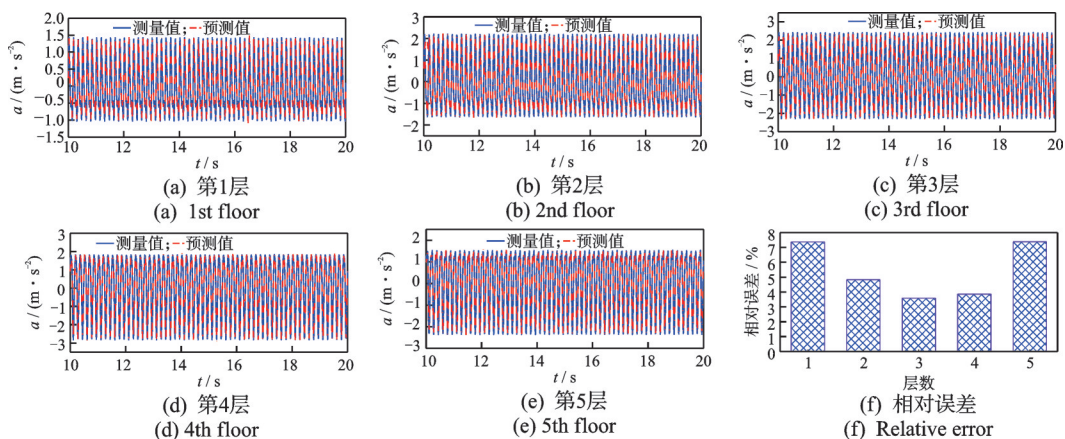


图8 钢框架结构的加速度预测结果

Fig.8 Predicted acceleration responses of steel frame structure

6 结 论

1) 数值和实验结果表明,基于PC-Jaya算法和位移、应变及加速度等多感知响应,能够在未知激励下准确识别结构的损伤位置和程度,且表现出良好的噪声鲁棒性。

2) PC-Jaya算法引入概率聚类学习机制,能够加快收敛速度,提高算法的优化能力。与GA、GBABC和Jaya相比,PC-Jaya表现出更优的性能。

3) 基于识别的结构参数和外荷载,可以较准确地预测土木工程结构难以安装传感器位置处的位移、应变和加速度等响应。

参 考 文 献

- [1] DOEBLING S W, FARRAR C R, PRIME M B. A summary review of vibration-based damage identification methods[J]. Shock and Vibration Digest, 1998, 30(2): 91-105.
- [2] FAN W, QIAO P Z. Vibration-based damage identification methods: a review and comparative study [J]. Structural Health Monitoring, 2011, 10(1): 83-111.
- [3] CHU S Y, LO S C. Application of the on-line recursive least-squares method to perform structural damage assessment[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2011, 18(3): 241-264.
- [4] ZHU H P, MAO L, WENG S. A sensitivity-based structural damage identification method with unknown input excitation using transmissibility concept[J]. Journal of Sound and Vibration, 2014, 333(26): 7135-7150.
- [5] LIU L J, SU Y, ZHU J J, et al. Data fusion based EKF-UI for real-time simultaneous identification of structural systems and unknown external inputs[J]. Measurement, 2016, 88: 456-467.
- [6] HE H X, CHEN Y F, LAN B J. Damage assessment for structure subjected to earthquake using wavelet packet decomposition and time-varying frequency[J]. Structures, 2021, 34: 449-461.
- [7] YAO D, DUAN Y C, LI M Y, et al. Hybrid identification method of coupled viscoplastic-damage constitutive parameters based on BP neural network and genetic algorithm[J]. Engineering Fracture Mechanics, 2021, 257: 108027.
- [8] CHEN Z, WANG Y R, CHAN T H T, et al. A particle swarm optimization algorithm with sigmoid increasing inertia weight for structural damage identification[J]. Applied Sciences, 2022, 12(7): 3429.
- [9] DING Z H, FU K S, DENG W, et al. A modified artificial bee colony algorithm for structural damage identification under varying temperature based on a novel objective function[J]. Applied Mathematical Modelling, 2020, 88: 122-141.
- [10] 骆勇鹏, 王林堃, 郭旭, 等. 利用单传感器数据基于GAF-CNN的结构损伤识别[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(1): 169-176.
- LUO Yongpeng, WANG Linkun, GUO Xu, et al. Structural damage identification using single sensor data based on GAF-CNN[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(1): 169-176. (in Chinese)
- [11] RAO R V. Jaya: a simple and new optimization algorithm for solving constrained and unconstrained optimization problems[J]. International Journal of Industrial Engineering Computations, 2016, 7(1): 19-34.
- [12] DING Z H, LI J, HAO H. Non-probabilistic method to consider uncertainties in structural damage identification based on hybrid jaya and tree seeds algorithm[J]. Engineering Structures, 2020, 220: 110925.
- [13] JAYALAKSHMI V, RAO A R M. Simultaneous identification of damage and input dynamic force on the structure for structural health monitoring[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2017, 55(6): 2211-2238.
- [14] WANG X J, CHEN F, ZHOU H Y, et al. Structural damage detection based on cross-correlation function with data fusion of various dynamic measurements [J]. Journal of Sound and Vibration, 2022, 541: 117373.
- [15] 李雪艳, 刘力菡. 利用振动响应协方差参数和数据融合的损伤识别方法[J]. 振动工程学报, 2021, 34(1): 141-149.
- LI Xueyan, LIU Lichang. Adoption of vibration response covariance and data fusion for damage identification[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(1): 141-149. (in Chinese)
- [16] ZHANG C D, XU Y L. Structural damage identification via response reconstruction under unknown excitation[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2017, 24(8): e1953.
- [17] ZHOU X Y, WU Z J, WANG H, et al. Gaussian bare-bones artificial bee colony algorithm[J]. Soft Computing, 2016, 20(3): 907-924.



第一作者简介:张广才,男,1996年3月生,博士。主要研究方向为结构损伤识别和智能优化算法。曾发表《A global-local hybrid strategy with adaptive space reduction search method for structural health monitoring》(《Applied Mathematical Modelling》2023, Vol. 121)等论文。E-mail: guangcaizhang@seu.edu.cn

通信作者简介:万春风,男,1974年5月生,博士、副教授。主要研究方向为结构健康监测。E-mail: wan@seu.edu.cn