

基于改进蝴蝶优化算法的结构损伤识别*

周宏元^{1,2}, 张广才¹, 王小娟¹, 倪萍禾¹, 王利辉¹

(1.北京工业大学城市与工程安全减灾教育部重点实验室 北京,100124)

(2.北京理工大学爆炸科学与技术国家重点实验室 北京,100081)

摘要 针对传统的蝴蝶优化算法(butterfly optimization algorithm,简称BOA)全局搜索能力差、收敛速度慢、结构频率对损伤不敏感等问题,提出基于改进蝴蝶优化算法(improved butterfly optimization algorithm,简称IBOA)与小波包能量曲率的结构损伤识别方法。首先,在传统蝴蝶优化算法基础上引入聚类竞争学习机制和混沌精英学习机制,得到改进蝴蝶优化算法,此算法可以更好地实现局部搜索和全局搜索间的平衡,收敛速度更快、计算精度更高;其次,利用小波包能量曲率建立目标函数进一步提高识别结果精度;最后,分别以简支梁数值算例和8自由度弹簧-质量块实验验证了该方法的有效性。研究表明,即使考虑环境噪声和模型误差等不利因素,所提出的方法仍可以有效识别结构的损伤位置和程度。

关键词 损伤识别;改进蝴蝶优化算法;小波包能量曲率;聚类竞争学习机制;混沌精英学习机制

中图分类号 O327;TU311

引言

长期服役过程中,大跨度桥梁、超高层建筑、大型水坝和海洋平台等大型民用基础设施可能因地震、风荷载、材料退化和老化而发生不同程度的损伤^[1]。为了确保结构的使用安全,有必要对结构进行健康监测或损伤识别。损伤识别方法大致分为频域和时域2类。基于频域的方法利用结构模态信息构建损伤指标,例如固有频率、模态振型和模态应变能等^[2-4]。其中,频率最容易获取且精度更高,但结构损伤通常是局部现象,频率对局部损伤不敏感。高阶模态虽对局部损伤更加敏感,但受限于实验设备和环境条件,高阶模态往往难以准确获取。基于时域的结构损伤识别方法直接使用测量的位移、速度或加速度响应,简单高效,但这些方法需要已知较好的初始值和梯度信息。例如增强灵敏度法、自适应扩展卡尔曼滤波和梯度搜索等^[5-7]。随着计算机技术的进步,基于智能算法的结构损伤识别方法得到了广泛关注,例如神经网络和群智能优化算法等。神经网络^[8]具有自学习、自组织、自适应的特点,鲁棒性好,通常需要大量数据训练神经网络,如果缺失一些数据则可能返回错误的结果。群智能优化算法

相较于传统方法,具有搜索能力更强、初始条件宽松且易于实施等优点。例如:遗传算法、粒子群优化算法、蚁狮优化算法、分级免疫萤火虫算法和人工蜂群算法等^[9-13]。BOA是一种群智能优化算法^[14],被用于工程优化设计和传感器优化布置等方面^[15-16],但存在收敛速度慢、易陷入局部最优等问题^[17]。IBOA具有2个改进:①在种群个体更新之前加入聚类竞争学习机制,可有效利用种群信息从而提高收敛性能;②在迭代过程中利用混沌序列更新最优解,尽可能避免陷入局部最优。因此,IBOA可以更好平衡全局搜索和局部搜索之间的关系,显著提高算法的搜索能力。小波包分析已被应用于结构损伤识别领域,利用小波包能量特征向量、小波包能量变化率平方和、小波包能量曲率差等^[18-20]指标可以有效确定结构损伤位置,实现结构损伤预警。

笔者首先介绍BOA的基本原理,并引入聚类竞争学习机制和混沌精英学习机制得到IBOA;其次,利用小波包分析,构建了新的损伤识别指标即小波包能量曲率;最后,通过简支梁算例和弹簧-质量块实验验证IBOA识别结构损伤的性能,并考虑了噪声和模型误差等不利因素,计算结果证明了该方法的有效性。

* 国家自然科学基金资助项目(52178096,52278477);国家重点研发计划资助项目(2019YFD1101005)

收稿日期:2020-12-25;修回日期:2021-02-01

1 优化算法

1.1 蝴蝶优化算法

BOA是一种启发式群智能优化算法,其核心策略在于模仿蝴蝶觅食和交配行为。假设所有蝴蝶都可以散发某种香味使其相互吸引而靠近,且香味浓度和适应性函数有关^[18]。算法中每一蝴蝶个体表示一种可能的解,初始蝴蝶种群 X_{id} 的随机生成方法为

$$X_{id} = X_{id}^l + r_{id}(X_{id}^u - X_{id}^l) \quad (1)$$

其中: i 为蝴蝶种群个数, $i=1,2,\dots,g$; d 为所求问题的维度,即变量个数; X_{id}^u 和 X_{id}^l 分别为搜索区间的上下限; r_{id} 是取值范围为 $[0,1]$ 的随机数。

BOA的特征在于香味调制机制,当蝴蝶变动位置,其适应性函数也会发生相应变化。蝴蝶散发的香味信息^[15]计算式为

$$F_i = CI^A \quad (2)$$

其中: F_i 为第 i 只蝴蝶散发出的香味信息; C 为感觉形态,是决定BOA收敛速度的重要参数; I 为刺激强度,与适应性函数相关; A 为幂指数,极大影响香味调制机制,取值范围通常为 $[0,1]$ 。

极端条件下, $A=1$ 表示第 i 只蝴蝶散发的香味信息可以全部被种群内的其他蝴蝶个体感知; $A=0$ 表示第 i 只蝴蝶散发的香味信息不能被其他蝴蝶个体感知。

BOA中蝴蝶个体的随机移动和向最优蝴蝶个体移动,分别对应着算法的全局搜索和局部搜索,表达式分别为

$$X_i^{G+1} = X_i^G + r^2(X_{ii}^G - X_{ii}^G)F_i \quad (3)$$

$$X_i^{G+1} = X_i^G + r^2(X_{best}^G - X_i^G)F_i \quad (4)$$

其中: X_i^{G+1} 和 X_i^G 分别为在第 $G+1$ 和 G 次迭代时的第 i 只蝴蝶个体; r 为 $[0,1]$ 之间均匀分布的随机数; X_{best}^G 为当前迭代过程中的最优解; X_{ii}^G 和 X_{ii}^G 为第 G 次迭代随机选取的2个不同的蝴蝶个体。

蝴蝶个体在全局搜索和局部搜索阶段都可以寻找食物或交配对象,BOA引入转换概率(switch probability,简称SP)以保持两搜索阶段的平衡,SP取值范围为 $[0,1]$ 。对每一蝴蝶个体判断是否 $r > SP$,如果 $r > SP$,则利用式(3)执行全局搜索;否则根据式(4)执行局部搜索。

1.2 改进蝴蝶优化算法

1.2.1 聚类竞争学习机制

聚类技术可以将大量的数据根据某些特征划分为若干类,使同一类内的数据有相同的特征,因此聚

类技术是发现数据内在特征的有效方法。某一类内的整体数据信息可由聚类中心代表,这样就可以充分且高效地利用种群信息,增加算法的收敛速度。 K 均值聚类是典型的聚类技术之一,属于无监督学习算法,结构清晰、操作简单,主要包括以下3步。

1) 从当前种群 $P\{X_1, X_2, \dots, X_m, \dots, X_g\}$ 中随机选择 k 个个体作为初始聚类中心 $c_1, c_2, \dots, c_k, k \in [2, \sqrt{g}]$ 。

2) 种群 P 中某一个体 X_m 和聚类中心 $c_j(j=1, 2, \dots, k)$ 的距离只有满足条件 $\|X_m - c_j\| \leq \|X_m - c_p\|, p=1, 2, \dots, k$ 时,才可以将 X_m 归于与其距离最近的类 C_j ,采用Euclidean距离计算个体 X_m 和聚类中心 c_j 间的距离

$$D = \|X_m - c_j\| = \sqrt{\sum_{q=1}^d (X_{m,q} - c_{j,q})^2} \quad (5)$$

其中: d 为未知变量个数。

3) 计算新的聚类中心 c'_1, c'_2, \dots, c'_k

$$c'_j = \frac{1}{n_j} \sum_{X_j \in C_j} X_j \quad (j=1, 2, \dots, k) \quad (6)$$

其中: X_j 和 n_j 分别为属于类 C_j 的样本和数量。

如图1所示,笔者在 K 均值聚类基础上提出聚类竞争学习机制,主要包括3部分。

1) 对蝴蝶种群 $P\{X_1, X_2, \dots, X_g\}$ 执行 K 均值聚类,种群被划分为 k 类 $\{P_1, P_2, \dots, P_k\}$,根据式(5), (6)计算得到聚类中心。

2) 假定同一类内的蝴蝶个体相互竞争,第 G 次竞争中,目标函数值最小的蝴蝶个体成为竞争胜利者,该类内的其他个体成为竞争失败者。

3) 竞争胜利者可以直接进入 $G+1$ 代,竞争失败者根据下式向胜利者和聚类中心学习

$$X_{j,l}^{G+1} = X_{j,l}^G + r(X_{j,w}^G - X_{j,l}^G) + r(c'_j - X_{j,l}^G) \quad (7)$$

其中: $X_{j,w}^G$ 和 $X_{j,l}^G$ 为第 j 类第 G 次竞争时的胜利者和失败者; c'_j 为聚类中心。

竞争胜利者和聚类中心分别代表某一类中的局部最优和平均值。式(7)中第2项失败者向胜利者学习,可以使其他个体向局部最优解移动,提高其局部搜索能力,加快算法收敛速度。式(7)中第3项失败者向聚类中心学习,可以有效利用种群信息,增加种群多样性,有助于实现全局搜索和局部搜索之间的平衡。

1.2.2 混沌精英学习机制

最优解在搜索过程中发挥着重要作用,引导和吸引着其他个体向最优解移动。在求解多峰值问题时,最优个体可能位于局部最优,此时其他个体易被

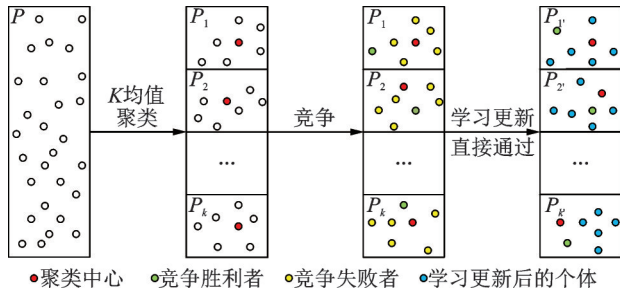


图 1 聚类竞争学习机制示意图

Fig.1 Illustration of the clustering competitive learning mechanism

吸引到该区域,导致陷入局部最优而过早收敛。笔者引入混沌序列的学习机制更新最优解,混沌序列具有随机性和遍历性,有利于提高最优解的质量。利用式(8)中定义的 Logistic 映射生成混沌序列,再根据式(9)更新最优解,具体计算式^[22]为

$$Z_{t+1} = 4Z_t(1 - Z_t) \quad (8)$$

$$X_{best, n}^{G'} = X_{best, n}^G + r(2Z_t - 1) \quad (9)$$

其中: Z_t 和 Z_{t+1} 分别为第 t 次和第 $t+1$ 次混沌迭代值; 初始值 Z_0 在区间 $[0, 1]$ 内随机生成; $X_{best, n}^{G'}$ 为第 G 次迭代最优解的第 n 变量的更新值。

图 2 为改进蝴蝶优化算法流程图。引入聚类竞争学习机制和混沌精英学习机制后,除了聚类个数 K 之外没有引进新的参数。

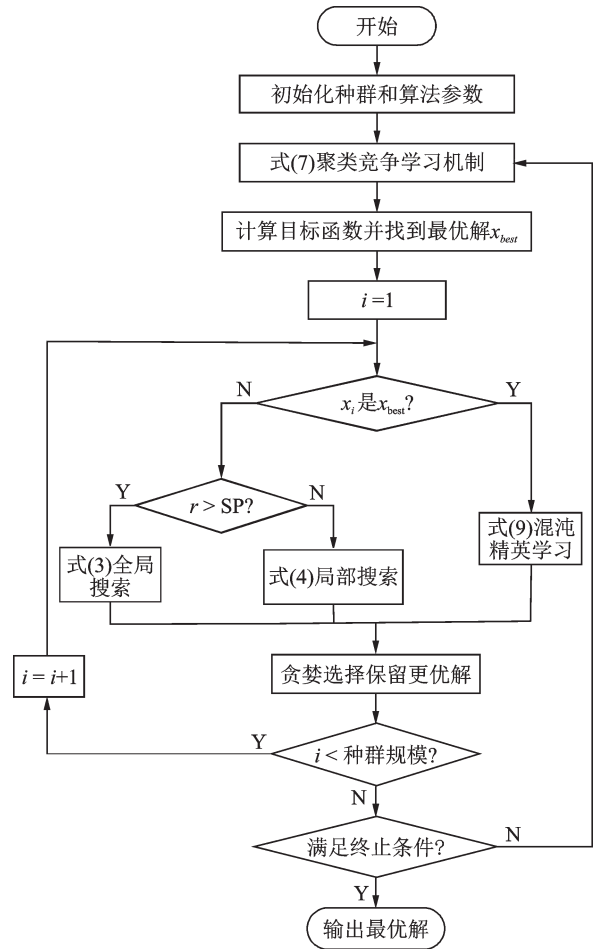


图 2 改进蝴蝶优化算法流程图

Fig.2 The flowchart of IBOA

2 小波包分析

2.1 小波包分析理论

小波包分析是一种比小波分析更加精细的信号分析方法^[21]。图 3 为小波包 3 层分解示意图。 $x(t)$ 为初始信号; S 和 D 分别为分解的低频和 高频部分; 数字表示分解的层数, 即尺度数。

2.2 小波包能量

初始信号 $x(t)$ 经过 β 层小波包分解到更精细的频带上^[18], 表示为

$$x(t) = \sum_{\alpha=1}^{2^\beta} x_\beta^\alpha(t) \quad (10)$$

$x_\beta^\alpha(t)$ 为小波包函数的线性组合, 即

$$x_\beta^\alpha(t) = \sum_{-\infty}^{\infty} c_{\beta, \gamma}^\alpha(t) \phi_{\beta, \gamma}^\alpha(t) \quad (11)$$

其中: α, β, γ 分别为频率指标、尺度指标和位置指标。

小波包系数 $c_{\beta, \gamma}^\alpha$ 的计算式^[18]为

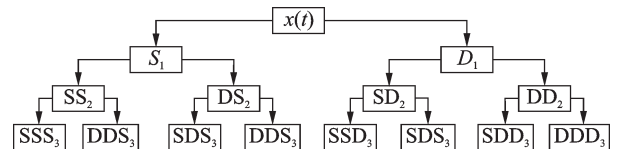


图 3 小波包 3 层分解示意图

Fig.3 3-layer structure chart of Wavelet Packet decomposition

$$c_{\beta, \gamma}^\alpha = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \phi_{\beta, \gamma}^\alpha(t) dt \quad (12)$$

小波包系数满足正交性条件, 即

$$\phi_{\beta, \gamma}^m(t) \phi_{\beta, \gamma}^n(t) = 0 \quad (m \neq n) \quad (13)$$

信号 $x(t)$ 分解后的总能量^[21]为

$$E_x = \int_{-\infty}^{\infty} x^2(t) dt = \sum_{m=1}^{2^\beta} \sum_{n=1}^{2^\beta} \int_{-\infty}^{\infty} x_\beta^m(t) x_\beta^n(t) dt \quad (14)$$

将式(11)代入式(14), 考虑小波包正交性, E_x 等于各频带内的信号能量和^[21], 可进一步表示为

$$E_x = \sum_{\alpha=1}^{2^\beta} E_\beta^\alpha \quad (15)$$

其中: E_β^α 为 β 尺度 α 频带内的信号能量, $E_\beta^\alpha =$

$$\int_{-\infty}^{\infty} [x_{\beta}^{\alpha}(t)]^2 dt。$$

3 结构损伤识别问题

笔者采用折减单元刚度模拟结构的真实损伤,忽略损伤引起的质量变化,损伤后结构的刚度^[17]为

$$\mathbf{K}_d = \sum_{e=1}^n (1 - \mu_e) \mathbf{K}_e^{\text{elic}} \quad (16)$$

其中: \mathbf{K}_d 和 $\mathbf{K}_e^{\text{elic}}$ 分别为损伤后结构的整体刚度矩阵和第 e 个单元刚度矩阵; n 为结构单元总数; μ_e 为损伤因子, $\mu_e = 0$ 和 $\mu_e = 1$ 分别表示第 e 个结构单元没有损伤和完全破坏。

由于损伤会改变结构的质量、刚度和阻尼等物理性质,引起结构动力响应改变,因此可以在结构上预装传感器测量结构响应(位移、速度、加速度),反向识别结构损伤。根据测量加速度响应 $\ddot{\mathbf{u}}^m$ 和计算加速度响应 $\ddot{\mathbf{u}}^c$ 构建目标函数 obj_1 为

$$\text{obj}_1 = \|\ddot{\mathbf{u}}^m - \ddot{\mathbf{u}}^c\| \quad (17)$$

结构损伤会引起固有频率的改变,但频率反映的是结构整体响应,对结构局部损伤并不敏感。小波包分析可将信号分解到不同频带的各个层次上,结构发生损伤后,各频带上的能量重新分布,利用小波包分析将测量和计算的加速度信号分解到不同频带上,得到小波包能量 E^m 和 E^c ,构建目标函数 obj_2 为

$$\text{obj}_2 = \|E^m - E^c\| \quad (18)$$

小波包能量曲率可以看作是小波包能量的差分形式。采用基于曲率的目标函数通常对结构损伤更为敏感,笔者建立新的目标函数 obj_3 为

$$\text{obj}_3 = \|E_{\lambda,\alpha}^m - E_{\lambda,\alpha}^c\| \quad (19)$$

其中: $E_{\lambda,\alpha}^m$ 和 $E_{\lambda,\alpha}^c$ 为对应加速度信号的第 λ 节点第 α 频带的能量曲率。

$$E_{\lambda,\alpha}^m = \frac{E_{\lambda,\alpha-1}^m - 2E_{\lambda,\alpha}^m + E_{\lambda,\alpha+1}^m}{l^2} \quad (20)$$

$$E_{\lambda,\alpha}^c = \frac{E_{\lambda,\alpha-1}^c - 2E_{\lambda,\alpha}^c + E_{\lambda,\alpha+1}^c}{l^2} \quad (21)$$

其中: $E_{\lambda,\alpha}^m$ 和 $E_{\lambda,\alpha}^c$ 为对应加速度信号的第 λ 节点第 α 频带的能量; l 为两测点间的距离。

4 数值模拟

采用16单元简支梁数值算例,通过遗传算法(genetic algorithm,简称GA),BOA和IBOA这3种

算法比较来体现IBOA的性能。GA的参数为:种群规模为60,最大迭代次数设为200,交叉概率取0.8,变异概率取0.2。BOA和IBOA的参数为:感觉形态 $C = 2$,幂指数 $A = 0.1$, $SP = 0.8$ ^[15],聚类个数 k 为 $[2, \sqrt{g}]$ 间的随机整数,种群规模为60,最大迭代次数取200,超过最大迭代次数或式(22)计算所得误差小于等于容许误差时停止迭代,容许误差这里取值为 1×10^{-3} 。

$$\text{error}^G = \frac{\|\theta^G - \theta^{G-1}\|}{\|\theta^{G-1}\|} \times 100\% \quad (22)$$

其中:结构参数 $\theta = \{(1 - \mu_1), (1 - \mu_2), \dots, (1 - \mu_{ne})\}$,识别结构参数 θ 即可确定损伤位置和程度。

简支梁有限元模型如图4所示。全长为1600 mm,截面的高和宽分别为6 mm和50 mm,该结构由17个节点连接组成,共16个单元,每个单元长为100 mm。支座处1和17节点可以转动但不能移动,内部每个节点考虑竖向移动和转动2个自由度。所用材料为钢材,弹性模量 $E = 2.1 \times 10^{11}$ N/m²,密度 $\rho = 7860$ kg/m³。简支梁损伤工况如表1所示,本算例共2种工况,通过降低单元刚度模拟损伤。工况1在节点6的垂直方向施加均值为0、标准差为1的随机激励,6个加速度计安装在节点2,5,8,11,14和16,以获取垂直方向的加速度响应,采样频率为2 kHz,采样时间为2 s。工况2在节点5的垂直方向施加100 N冲击荷载,8个加速度计安装在节点2,4,6,8,10,12,14和16,以获得垂直方向的加速度响应,采样频率为1 kHz,采样时间为2 s。

表1 简支梁损伤工况

Tab.1 Damage cases of simply-supported beam

工况	损伤工况	损伤单元	损伤程度
1	单处损伤	单元4	$\mu_4 = 0.2$
2	多处损伤	单元4 单元10	$\mu_4 = 0.2$ $\mu_{10} = 0.3$

为考虑测量噪声的不利影响,向加速度响应 \ddot{x}_{clean} 添加高斯白噪声,即

$$\ddot{x}_{\text{mea}} = \ddot{x}_{\text{clean}} + N_l N_{\text{noise}} \text{RMS}(\ddot{x}_{\text{clean}}) \quad (23)$$

其中: N_l 为噪声程度; N_{noise} 为随机生成的均值为0、标准差为1、呈高斯分布的噪声; $\text{RMS}(\ddot{x}_{\text{clean}})$ 为加速度测量值的均方根。

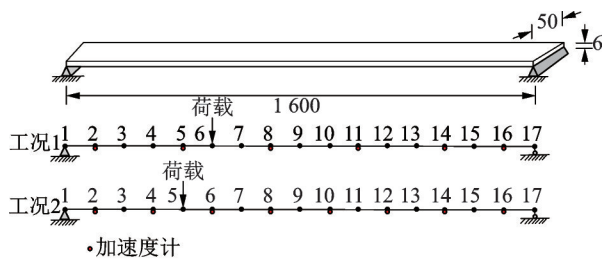


图4 简支梁有限元模型(单位:mm)

Fig.4 Finite element model of simply-supported beam (unit:mm)

4.1 工况1

工况1为单处损伤,即单元4发生20%的刚度损伤($\mu_4 = 0.2$)。分别使用GA,BOA和IBOA 3种算法识别结构损伤,选用 obj_1 为目标函数。工况1的损伤识别结果噪声程度如图5所示。表2为工况1的平均及最大识别误差。无噪声时,IBOA取得最优的识别结果,最大误差仅为0.72%;GA和BOA识别结果可以接受,最大误差分别为5.64%和2.97%。随着噪声水平的增加,GA,BOA和IBOA的识别误差也在增大,10%的噪声污染下,GA最大及平均识别误差分别为18.81%和5.93%,单元4的识别结果远偏离真实值。虽然BOA的识别结果优于GA,但单元1,4,8和16处有较大识别误差,最大及平均识别误差分别为11.22%和4.95%。IBOA

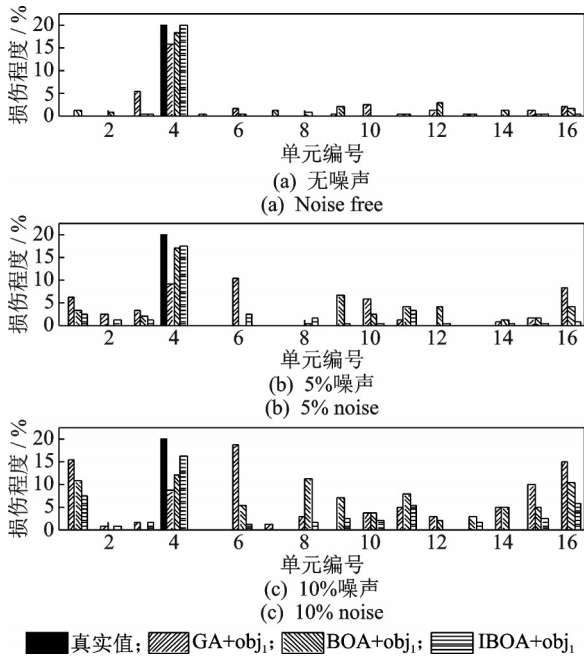


图5 工况1损伤识别结果噪声程度

Fig.5 Damage identification results for case 1 with noise levels

可以得到较好的识别结果,最大及平均识别误差为7.57%和2.37%,单元4处的损伤能够精确定位和量化。与GA和BOA相比,3种噪声条件下IBOA的最大识别误差更小,错误识别的单元数更少,这表明IBOA有更强的搜索能力和一定的噪声鲁棒性。

此外,笔者还研究了3种方法的收敛速度和计算成本,图6为GA,BOA和IBOA算法收敛曲线。表3为3种方法的计算成本。虽然每次迭代IBOA比GA或BOA花费更多的时间,但IBOA具有更强的搜索能力,仅迭代79次即可满足收敛条件,而GA,BOA经过200次迭代后仍未收敛。GA,BOA和IBOA3种优化算法的计算时间分别为3188,4530和1909 s。因此,从识别损伤的准确性、鲁棒性和计算成本等方面综合考虑,IBOA表现出明显的优越性。

4.2 工况2

工况2为多处损伤,即单元4和10分别发生20%和30%的刚度损伤($\mu_4 = 0.2, \mu_{10} = 0.3$)。在工况1中,IBOA在识别精度和计算效率上均优于GA和BOA,因此工况2继续使用IBOA。分别采用不同的目标函数 obj_1, obj_2, obj_3 识别结构损伤,结合已有研究经验,选取小波函数db20^[19]。工况2下不同目标函数的损伤识别结果如图7所示。由于目标

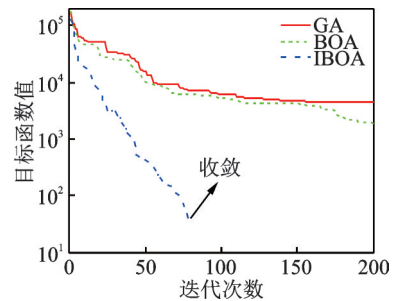


图6 GA,BOA和IBOA算法收敛曲线

Fig.6 Convergence curves of GA, BOA and IBOA

表2 工况1的平均及最大识别误差

Tab.2 Mean and maximum identification errors for case 1 %

方法	无噪声		5% 噪声		10% 噪声	
	最大误差	平均值	最大误差	平均值	最大误差	平均值
GA	5.64	1.29	10.71	3.27	18.81	5.93
BOA	2.97	1.05	6.58	2.13	11.22	4.95
IBOA	0.72	0.20	3.30	1.23	7.57	2.37

表 3 GA, BOA 和 IBOA 的计算成本

Tab.3 Computational cost of GA, BOA and IBOA

方法	迭代次数	每次迭代时长/s	总时长/s
GA	200	15.94	3 188
BOA	200	22.65	4 530
IBOA	79	24.17	1 909

函数 obj_1 为测量加速度与计算加速度的差值,与分解层数无关,因此图 7 中的 obj_1 在不同分解层下展现同一识别结果。无噪声时,采用目标函数 obj_1 , IBOA 可以准确识别损伤单元的位置和程度,最大误差仅为 1.78%,随着噪声水平的增加,识别结果偏离真实值,10% 和 20% 噪声条件下的最大误差分别为 12.05% 和 24.22%。采用目标函数 obj_2 在高噪声时识别准确性明显优于 obj_1 ,3 个目标函数中 obj_3 取得最优的识别结果,20% 噪声条件下的最大误差仅为 11.43%,表明该方法对结构损伤更加敏感,有较强的噪声鲁棒性。

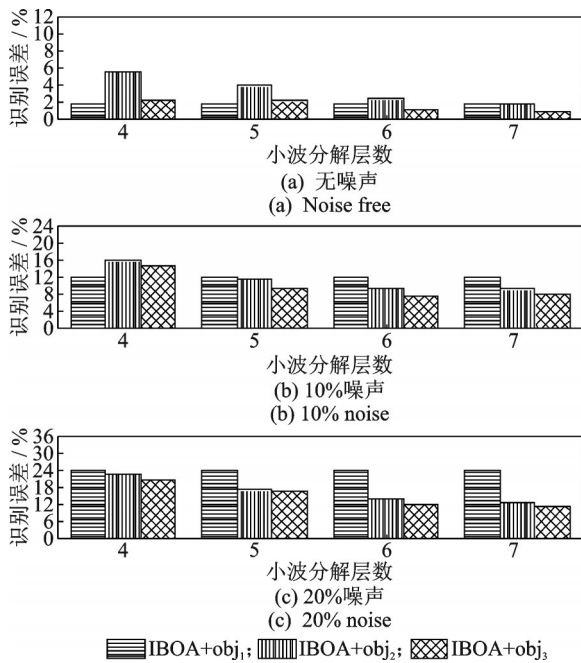


图 7 工况 2 不同目标函数的损伤识别结果

Fig.7 Damage identification results with different objective functions for case 2

基于小波包能量或小波包能量曲率的方法与分解层数有关,随着分解层数的增加,识别误差逐渐减小,但计算成本逐渐增大。不同分解层数下每次迭代计算时间如表 4 所示。综合考虑识别精度和计算成本,6 层小波包分解已满足要求。

表 4 不同分解层数下每次迭代计算时间

Tab.4 Calculation time for each iteration under different decomposition levels

方法	分解层数			
	4	5	6	7
IBOA+ obj_1	22.25	22.25	22.25	22.25
IBOA+ obj_2	31.32	33.99	35.73	38.14
IBOA+ obj_3	32.97	35.20	37.02	39.80

5 实验验证

采用洛斯阿拉莫斯国家实验室的 8 自由度弹簧-质量块实验^[22]来验证基于 IBOA 与小波包能量曲率的损伤识别方法。如图 8 所示,8 自由度弹簧-质量块实验装置由螺旋弹簧及其连接的 8 个质量块组成,每个质量块均是直径为 76.2 mm、厚度为 25.4 mm 的开孔铝盘,质量块和螺旋弹簧安装在抛光的钢棒上,质量块受约束后只能平移滑动。8 个质量块的质量为: m_1 为 559.3 g, $m_2 \sim m_8$ 均为 414.9 g;7 个螺旋弹簧刚度 $k_1 \sim k_7$ 均为 56.7 kN/m。质量块上安装了加速度传感器,第 1 质量块上安装了力传感器,可以测量激振器施加的冲击荷载和所有质量块的水平加速度响应。采样频率为 500 Hz,采样时间为 8 s,共采集 4 096 个数据点。

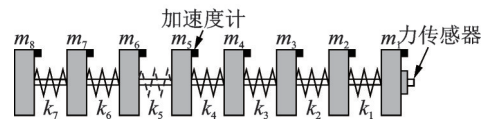
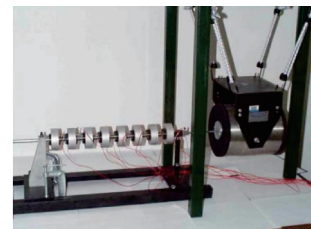


图 8 8 自由度弹簧-质量块实验
Fig.8 Experimental 8-DOF spring-mass system

5.1 模型修正

为了更准确识别结构损伤,减小模型误差的影响,需修正有限元模型,使该体系的理论频率与实测频率更加吻合。模型修正前后频率的理论值和实测值如表 5 所示。模态分析结果表明,此结构的第 1 阶模态为平动,实验中并未识别出该模态,因此缺失第 1 阶模态。模型修正前,前 5 阶频率的实测值与理论

值的最大相对误差为 5.87%，模型修正后仅为 1.01%，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 5 模型修正前后频率理论值和实测值

Tab.5 Measured and theoretical frequencies before and after updating

模态阶数	实测值/ Hz	模型修正前		模型修正后	
		理论值/ Hz	误差/%	理论值/ Hz	误差/%
2	22.62	21.91	3.14	22.54	0.35
3	44.54	43.34	2.69	44.86	0.72
4	65.95	63.56	3.62	66.17	0.33
5	86.56	81.48	5.87	85.68	1.01
6	99.53	96.49	3.05	100.22	0.69
7	113.14	107.64	4.88	111.25	1.69
8	133.28	114.66	13.97	117.77	11.64

5.2 结构损伤识别结果

将第 5 弹簧替换为另一个线性弹簧模拟损伤，新弹簧刚度比原始弹簧低 14%，损伤后 $k_5=49.0$ kN/m ($\mu_5=0.14$)。使用 IBOA 和目标函数 obj_3 识别结构损伤，本实验与简支梁算例选取相同参数，小波函数为 $db20^{[19]}$ ，分解层数为 6。

图 9 为弹簧-质量块体系损伤识别结果。首先，笔者提出的方法能够有效定位损伤位置以及量化损伤程度，第 5 弹簧识别损伤程度为 15.64%，与真实损伤的误差仅为 1.64%；其次，第 2, 3, 7 弹簧存在较明显的识别误差，分别为 5.61%，3.95% 和 4.87%。这是由于实验中质量块和钢棒间存在摩擦力，所用弹簧刚度与理论值不完全一致，且测量信号中存在噪声。本实验结果表明，即使考虑以上不利因素，基于 IBOA 与小波包能量曲率的方法仍然可以较好地识别结构损伤位置和程度。

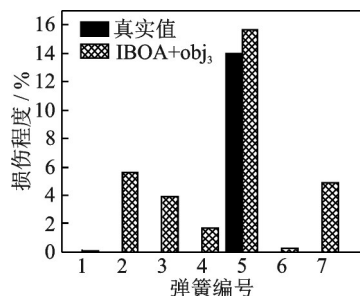


图 9 弹簧-质量块体系损伤识别结果

Fig.9 Identification results of spring-mass system

6 结论

1) 与 GA 和 BOA 等群智能算法相比，由于引入聚类竞争学习机制和混沌精英学习机制，IBOA 搜索能力更强，可以更好地平衡全局搜索和局部搜索之间的关系，加快收敛速度，显著减少计算成本。

2) 与加速度响应和小波包能量等指标相比，小波包能量曲率对结构损伤更加敏感，且有较强的噪声鲁棒性，即使考虑噪声和模型误差等不利因素，笔者提出的基于改进蝴蝶优化算法与小波包能量曲率的方法仍能有效识别结构的损伤位置和程度。

3) 小波包分解层数增加，计算成本逐渐增大，选择分解层数时，应综合考虑识别精度和计算成本。

参 考 文 献

- [1] 袁颖,周爱红. 结构损伤识别理论及其应用[M]. 北京: 中国大地出版社, 2008: 1-16.
- [2] 韩东颖,时培明. 基于频率和当量损伤系数的井架钢结构损伤识别[J]. 工程力学, 2011, 28(9): 109-114.
HAN Dongying, SHI Peiming. Damage identification of derrick steel structures based on frequency and equivalent damage coefficient [J]. Engineering Mechanics, 2011, 28 (9): 109-114. (in Chinese)
- [3] ZHOU J, LI Z, CHEN J L. Damage identification method based on continuous wavelet transform and mode shapes for composite laminates with cutouts [J]. Composite Structures, 2018, 191: 12-23.
- [4] KHATIR S, WAHAB M A, BOUTCHICHA D, et al. Structural health monitoring using modal strain energy damage indicator coupled with teaching-learning-based optimization algorithm and isogeometric analysis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 448: 230-234.
- [5] ZHU H P, MAO L, WENG S. A sensitivity-based structural excitation using transmissibility concept [J]. Journal of Sound and Vibration, 2014, 333(26): 7135-7150.
- [6] 张纯,陈林,宋固全,等. 基于 l1 正则化无迹卡尔曼滤波的结构损伤方法[J]. 工程力学, 2017, 34(8): 76-84.
ZHANG Chun, CHEN Lin, SONG Guquan, et al. Structural damage identification by unscented Kalman filter with l1 regularization [J]. Engineering Mechanics, 2017, 34(8): 76-84. (in Chinese)
- [7] WANG X J, ZHANG G C, WANG X M, et al. Output-only structural parameter identification with evolutionary algorithms and correlation functions [J].

- Smart Materials and Structures, 2020, 29(3): 035018.
- [8] DING Z H, LI J, HAO H. Structural damage identification by sparse deep belief network using uncertain and limited data [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2020, 27(5): e2522.
- [9] 颜欣桐,徐龙河.基于遗传算法的钢筋混凝土框架-剪力墙结构失效模式多目标优化[J].工程力学, 2018, 35(4): 69-77.
- YAN Xintong, XU Longhe. Multi-objective optimization of genetic algorithm-based failure mode for reinforced concrete frame-shear wall structures [J]. Engineering Mechanics, 2018, 35(4): 69-77. (in Chinese)
- [10] 姜绍飞,任晖,骆剑彬.基于云计算的框架结构参数并行辨识算法[J].工程力学, 2018, 35(4): 135-143.
- JIANG Shaofei, REN Hui, LUO Jianbin. A parallel identification algorithm on physical parameters of frame structures based on cloud computing [J]. Engineering Mechanics, 2018, 35(4): 135-143. (in Chinese)
- [11] 陈承滨,余岭,潘楚东,等.基于蚁狮优化算法与迹稀疏正则化的结构损伤识别[J].振动与冲击, 2019, 38(16): 71-76.
- CHEN Chengbin, YU Ling, PAN Chudong, et al. Structural damage identification based on ant lion optimization algorithm and trace sparse regularization [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(16): 71-76. (in Chinese)
- [12] 杨振伟,周广东,伊廷华,等.基于分级免疫萤火虫算法的桥梁振动传感器优化布置研究[J].工程力学, 2019, 36(3): 63-70.
- YANG Zhenwei, ZHOU Guangdong, YI Tinghua, et al. Optimal vibration sensor placement for bridges using gradation-immune firefly algorithm [J]. Engineering Mechanics, 2019, 36(3): 63-70. (in Chinese)
- [13] DING Z H, HUANG M, LU Z R. Structural damage detection using artificial bee colony algorithm with hybrid search strategy [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2016, 28: 1-13.
- [14] ARORA S, SINGH S. Butterfly algorithm with levy flights for global optimization [C]//2015 International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPCC). Wagnaghat, India: IEEE Press, 2015: 220-224.
- [15] ARORA S, SINGH S. Butterfly optimization algorithm: a novel approach for global optimization [J]. Soft Computing, 2019, 23(3): 715-734.
- [16] ARORA S, SINGH S. Node localization in wireless sensor networks using butterfly optimization algorithm [J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2017, 42(8): 3325-3335.
- [17] ZHOU H Y, ZHANG G C, WANG X J, et al. A hybrid identification method on butterfly optimization and differential evolution algorithm [J]. Smart Structures and Systems, 2020, 26(3): 345-360.
- [18] 任宜春,张杰峰,刘哲峰.钢筋混凝土梁损伤的小波包识别方法[J].振动、测试与诊断, 2011, 31(5): 605-609.
- REN Yichun, ZHANG Jiefeng, LIU Zhefeng. Damage identification of reinforced concrete beam based on wavelet packet [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(5): 605-609. (in Chinese)
- [19] 朱劲松,孙雅丹.基于小波包能量的桥梁损伤识别指标[J].振动、测试与诊断, 2015, 35(4): 715-721.
- ZHU Jinsong, SUN Yadan. Wavelet packet energy based damage detection index for bridge [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(4): 715-721. (in Chinese)
- [20] 王鑫,胡卫兵,孟昭博.基于小波包能量曲率差的古木结构损伤识别[J].振动与冲击, 2014, 33(7): 153-159.
- WANG Xin, HU Weibing, MENG Zhaobo. Damage detection of an ancient wood structure based on wavelet packet energy curvature difference [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(7): 153-159. (in Chinese)
- [21] 余竹,夏禾,GOICOLEA J M,等.基于小波包能量曲率差法的桥梁损伤识别实验研究[J].振动与冲击, 2013, 32(5): 20-25.
- YU Zhu, XIA He, GOICOLEA J M, et al. Experimental study on bridge damage identification based on wavelet packet energy curvature difference method [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(5): 20-25. (in Chinese)
- [22] DUFFEY T A, DOEBLING S W, FARRAR C R, et al. Vibration-based damage identification in structures exhibiting axial and torsional response [J]. Journal of Vibration and Acoustics, 2001, 123(1): 84-91.



第一作者简介:周宏元,男,1981年6月生,博士、教授。主要研究方向为工程结构防护和损伤识别。曾发表《Structural damage detection based on cross-correlation function with data fusion of various dynamic measurements》(《Journal of Sound and Vibration》2022, No. 541)等论文。

E-mail: hzhou@bjut.edu.cn

通信作者简介:王小娟,女,1982年6月生,博士、副教授。主要研究方向为结构健康监测及损伤识别。

E-mail: xiaojuanwang@bjut.edu.cn