

采用 Pareto 人工鱼群算法的结构健康监测 传感器位置多目标优化

张笑华¹, 吴圣斌^{1,2}, 方圣恩¹, 陈凌秀¹

(1. 福州大学土木工程学院, 福建 福州 350108; 2. 中铁房地产集团(福州)有限公司, 福建 福州 350102)

摘要: 发展基于 Pareto 多目标人工鱼群算法(Multi-Objective Artificial Fish Swarm Algorithm, MO-AFSA), 解决结构健康监测中传感器位置多目标优化的问题。构建与观测模态线性独立性、结构损伤灵敏度和损伤信息冗余性有关的传感器位置多目标优化目标函数; 改进人工鱼群算法的追尾和觅食行为, 并引入外部档案集以处理寻优过程中的互不支配解, 结合 Pareto 概念选取与理想点欧式距离最近的 Pareto 解为最优解; 以三层平面钢框架结构为数值算例, 用基于 Pareto 人工鱼群算法求解传感器位置多目标优化方案, 并进行结构损伤识别。研究表明: 用所提方法得到的传感器测点在结构中均匀分布, 获取的结构损伤信息更为全面, 冗余性低, 振型独立性好, 能够较精确地识别损伤位置和损伤程度, 并且抗噪性能好。

关键词: 结构健康监测; 传感器位置优化; 人工鱼群算法; Pareto 多目标优化

中图分类号: TU311.3; TU392; O329 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2022)02-0351-08

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2022.02.010

引言

有效地测量结构的动力响应是研究结构灾变行为和健康监测首先遇到的关键问题之一。测量响应数据依赖于传感器系统, 然而布置在结构上的传感器数目受经济成本及现场安装效率等客观因素的限制^[1]。因此, 需对有限数目的传感器进行位置优化, 以获取尽可能多的测量信息。目前已有的传感器优化布置方法大体上可分为传统的位置优化方法和基于仿生智能算法的位置优化方法两大类。

Kammer^[2]提出的有效独立法(Effective Independence, Efi)是以模态坐标的估计误差最小为准则, 循环删除候选测点中对模态线性独立性贡献度最小的测点, 以获取对模态估计较优的传感器布置方案。Carne 等^[3]提出了 MinMAC 法, 用模态置信度(Modal Assurance Criteria, MAC)衡量各阶振型向量之间的独立性, 通过最小化 MAC 矩阵的非对角元素来选取传感器位置。Shi 等^[4]提出以识别结构损伤为目标的基于特征向量灵敏度的传感器位置优化方法。Zhang 等^[5]以最小化响应重构误差为目标方程, 同时优化位移计和应变传感器的位置。传统的传感器位置优化方法大部分用逐步削去法寻

优, 一般只能获得局部最优解。近些年, 不少学者利用仿生智能算法求解传感器位置优化问题。这些方法以有效独立法、MinMAC 法、基于特征向量灵敏度的方法或者其他传统方法的目标函数为基础, 利用遗传算法、猴群算法和粒子群算法等仿生智能算法寻优以获得传感器的布置方案^[6-8]。

大部分已有的传感器优化方法仅考虑单个优化目标函数, 例如观测模态的线性独立性最大, 对结构损伤最敏感, 响应重构误差最小等。而有效的结构健康监测, 不仅需要包含损伤敏感信息, 同时也需要模态参数估计的准确性。针对这个缺点, 学者们进一步研究了传感器位置多目标优化。传统方法大多是通过线性加权方式构造评价函数, 将多目标问题转化为单目标问题求解。刘伟等^[9]提出了有效独立-平均加速度幅值法(Effective Independence-Average Acceleration Amplitude, Efi-AAA), 在考虑模态独立性的同时选取模态动能较高的测点, 通过乘积法转化为单目标优化问题求解。李世龙等^[10]建立包含损伤灵敏度、模态独立性及模态能量的 Fisher 信息矩阵, 协调信息矩阵最大及条件数最小进行传感器多目标优化布置, 解决结构损伤识别的传感器位置优化问题。也有学者运用智能算法处理多目标的优化问题。王剑等^[11]通过非支配遗传算法兼顾多个目

标函数对输电铁塔结构进行了加速度传感器的位置优化,获取了兼顾各目标值的传感器布设方案。Lin等^[12]提出了面向结构损伤监测的传感器多目标位置优化方法,采用非支配排序遗传算法,对九层空间框架结构进行了传感器位置优化,实现了最佳的结构损伤监测。

人工鱼群算法是一种仿生智能算法,通过模拟鱼的追尾、觅食、聚群和随机行为寻找最多营养物质。其作为一种全局的优化算法,具有很强的求解性能,简单、高效、实用且具有并行性等优点,可以用于处理传感器位置优化这种复杂、高纬度及多变量的优化问题。本文考虑模态独立性、损伤敏感性及损伤信息冗余性三个目标函数,结合 Pareto 概念,改进人工鱼群算法,研究基于 Pareto 多目标人工鱼群算法的结构健康监测传感器位置多目标优化问题。

1 传感器位置优化目标函数

大部分的传感器位置优化算法仅仅考虑单个优化目标函数,本文将构造对结构损伤敏感性和损伤信息冗余性有关的优化目标函数,并结合考虑测量模态的线性独立性,提出传感器位置多目标优化的目标函数。

1.1 模态置信度

在模态测试中,安装传感器的测点需保证获取的各阶结构模态振型之间尽量正交。Carne等^[3]利用模态置信度准则 MAC 来衡量各阶振型之间的独立性,计算式如下:

$$MAC_{ij} = \frac{(\boldsymbol{\varphi}_i^T \cdot \boldsymbol{\varphi}_j)^2}{(\boldsymbol{\varphi}_i^T \cdot \boldsymbol{\varphi}_i)(\boldsymbol{\varphi}_j^T \cdot \boldsymbol{\varphi}_j)} \quad (1)$$

式中 $\boldsymbol{\varphi}_i, \boldsymbol{\varphi}_j$ 分别表示振型矩阵中的第 i 列和第 j 列振型向量。在 MAC 矩阵中,非对角元素 MAC_{ij} 表示第 i 和 j 阶振型向量间的独立性,其值越小,表明振型之间的独立性越好,也即选取的传感器布置测点越优。因此,以最小化 MAC 矩阵最大非对角元素为传感器位置优化的第一个目标函数^[8]:

$$f_1(\boldsymbol{X}) = \max_{i \neq j} \{ MAC_{ij} \} \quad (2)$$

式中 \boldsymbol{X} 表示传感器布置方案。

1.2 损伤信息敏感性

假设结构损伤只引起刚度扰动,忽略质量及阻尼的变化,根据摄动有限元法推导结构的损伤灵敏度矩阵,则第 i 阶振型对结构损伤的灵敏度矩阵 \boldsymbol{S}_i 为^[4]:

$$\boldsymbol{S}_i = \begin{bmatrix} \sum_{\substack{l=1 \\ l \neq i}}^M \frac{\boldsymbol{\varphi}_l^T \boldsymbol{k}_1 \boldsymbol{\varphi}_i}{\lambda_i - \lambda_l} \boldsymbol{\varphi}_i, & \sum_{\substack{l=1 \\ l \neq i}}^M \frac{\boldsymbol{\varphi}_l^T \boldsymbol{k}_2 \boldsymbol{\varphi}_i}{\lambda_i - \lambda_l} \boldsymbol{\varphi}_i, \\ \dots, & \sum_{\substack{l=1 \\ l \neq i}}^M \frac{\boldsymbol{\varphi}_l^T \boldsymbol{k}_N \boldsymbol{\varphi}_i}{\lambda_i - \lambda_l} \boldsymbol{\varphi}_i \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中 $\lambda_i, \boldsymbol{\varphi}_i$ 分别为结构的第 i 阶特征值及振型向量; N 为结构单元总数; M 为结构自由度总数, \boldsymbol{k}_i 为结构的第 i 单元在整体坐标体系下的单元刚度矩阵。则灵敏度 Fisher 信息阵 \boldsymbol{F} 按下式计算:

$$\boldsymbol{F} = \boldsymbol{S}^T \cdot \boldsymbol{S} \quad (4)$$

式中 $\boldsymbol{S} = [\boldsymbol{S}_1^T, \boldsymbol{S}_2^T, \dots, \boldsymbol{S}_z^T]^T$, z 为目标振型的阶数。当 \boldsymbol{F} 取极大值时,结构的损伤可获得最佳无偏估计^[13]。将信息阵 \boldsymbol{F} 改写为各自由度的损伤 Fisher 信息阵之和:

$$\boldsymbol{F} = \sum_{i=1}^M (\boldsymbol{S}^i)^T \cdot \boldsymbol{S}^i = \sum_{i=1}^M \boldsymbol{F}^i \quad (5)$$

式中 上标 i 表示第 i 个自由度, \boldsymbol{S}^i 表示对应第 i 个自由度的灵敏度矩阵。它的迹可用来表示该自由度对结构损伤的敏感性。迹的数值越大则表明该自由度对结构损伤越敏感,即选定的传感器位置对结构损伤越敏感。计算所有传感器候选测点对应自由度 Fisher 信息阵的迹,组成传感器候选测点的结构损伤敏感性评价向量 \boldsymbol{S}_v :

$$\boldsymbol{S}_v = [\text{tr}(\boldsymbol{F}^1), \text{tr}(\boldsymbol{F}^2), \dots, \text{tr}(\boldsymbol{F}^M)] \quad (6)$$

式中 $\text{tr}(\cdot)$ 表示求矩阵的迹。以最小化所选测点的 Fisher 信息阵迹总和的倒数为第二个目标函数:

$$f_2(\boldsymbol{X}) = 1/\text{sum}(\boldsymbol{S}_v(\boldsymbol{X})) \quad (7)$$

式中 $\boldsymbol{S}_v(\boldsymbol{X})$ 表示与布设方案 \boldsymbol{X} 对应的 Fisher 信息矩阵的迹。

1.3 损伤信息的冗余性

结构上的相近部位对结构损伤有着相似的损伤敏感性,当传感器布设在这些相近测点时,会导致损伤信息的冗余。为衡量这些冗余度,对结构自由度的损伤信息进行相关性分析。以候选位置 a 和 b 为例,这两个位置的损伤灵敏度相关性 r_{ab} 计算如下:

$$r_{ab} = \frac{\text{cov}(\boldsymbol{S}_f(a, :), \boldsymbol{S}_f(b, :))}{\sqrt{\text{D}(\boldsymbol{S}_f(a, :))} \sqrt{\text{D}(\boldsymbol{S}_f(b, :))}} \quad (8)$$

式中 $\boldsymbol{S}_f = [\boldsymbol{S}_1, \boldsymbol{S}_2, \dots, \boldsymbol{S}_z]$, cov 和 D 分别表示求协方差和方差; $\boldsymbol{S}_f(a, :)$ 为损伤灵敏度矩阵的第 a 行数据,对应候选位置 a 。

组合所有候选位置的损伤相关系数成矩阵 \boldsymbol{R}_s , 建立损伤信息冗余度的目标函数:

$$f_3(\boldsymbol{X}) = \|\boldsymbol{R}_s(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X})\|_2 \quad (9)$$

式中 $\boldsymbol{R}_s(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X})$ 表示在 \boldsymbol{R}_s 中提取与布设方案 \boldsymbol{X} 对

应的损伤相关系数; $\|\cdot\|_2$ 表示计算矩阵的2范数。该目标函数值越小,表示损伤信息冗余度越低。

1.4 传感器位置优化目标函数

为兼顾结构识别振型的独立性、损伤敏感性以及损伤信息冗余度等优化指标,传感器位置多目标优化的目标方程设置如下:

$$f(\mathbf{X}) = \min\{f_1(\mathbf{X}), f_2(\mathbf{X}), f_3(\mathbf{X})\} \quad (10)$$

式中 \mathbf{X} 的数值在候选传感器位置群里选取。

2 Pareto多目标人工鱼群算法

针对单目标传感器位置优化问题,作者在文献[14]中提出了改进的人工鱼群算法,但该算法无法直接用于处理传感器多目标优化问题。因此,本文引入Pareto优化机制,进一步改进人工鱼群算法,解决传感器多目标优化问题。在多目标鱼群算法中,人工鱼编码 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 、个体初始化、编码检验修正及距离衡量 d_{ij} 的计算均沿用文献[14]所用方法。

2.1 外部档案集

算法中的个体在寻优过程中极有可能找到与自身互不支配的解,因此设立了外部档案集。它既可以储存非支配解,同时也用于处理互不支配解。在算法寻优迭代过程中,鱼群中的各人工鱼寻找得到的互不支配解,都会暂时统一存放在外部档案集中。待一次寻优迭代结束后,外部档案集保存了算法寻优得到的大量互不支配解。为控制外部档案集存储的规模,需及时对外部档案集进行维护,做非支配排序,剔除劣解,保留非支配解。

2.2 追尾行为

追尾行为是人工鱼群算法加速收敛的寻优机制。在多目标优化中,所有非支配解都属于鱼群中的最优解。因此,人工鱼的追尾行为需首先选取视野范围内的非支配解中的一个作为追尾对象。这里引入动态视野的概念,计算如下:

$$visual^i = l_{\min}^i + \alpha(l_{\text{ave}}^i - l_{\min}^i) \quad (11)$$

式中 $visual^i$ 为第 i 条人工鱼的动态视野; l_{\min}^i 和 l_{ave}^i 分别为第 i 条人工鱼与同鱼群里的其他鱼之间的最小距离和平均距离; α 为控制参数,在(0,1)间取值,在后面算例中取值为0.5。

在该追尾行为中,执行多次追尾,并增加随机扰动项,以保持鱼群个体的多样性,追尾行为计算公式如下:

$$\mathbf{X}_{\text{follow}} = \mathbf{X}_i + \text{round}(\text{rand} \times \text{step} \times (\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_{\min})) + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (12)$$

式中 $\mathbf{X}_{\text{follow}}$ 为追尾之后新的人工鱼; \mathbf{X}_{\min} 为视野范围内食物浓度最高的人工鱼; rand 是介于0~1之间的一个随机数; $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为各分量服从(0,0.5)高斯分布的 n 维随机扰动向量。

多目标人工鱼群算法的追尾行为步骤如下:

步骤1:判断人工鱼 \mathbf{X}_i 是否属于非支配解,若是,则人工鱼 \mathbf{X}_i 在鱼群中没有可追尾的对象,进行觅食行为;否则执行步骤2。

步骤2:在人工鱼 \mathbf{X}_i 视野内的其他人工鱼中,若不存在非支配人工鱼,则进行觅食行为;否则随机选取一条非支配人工鱼(记为 \mathbf{X}_1)作为追尾对象。

步骤3:根据式(12),人工鱼 \mathbf{X}_i 向被选人工鱼 \mathbf{X}_1 追尾得到 $\mathbf{X}_{\text{follow}}$,对 $\mathbf{X}_{\text{follow}}$ 进行编码检验修正,并计算目标函数。

步骤4:比较 $\mathbf{X}_{\text{follow}}$ 与 \mathbf{X}_i 的支配关系,若 $\forall f_k(\mathbf{X}_{\text{follow}}) \leq f_k(\mathbf{X}_i)$ 且 $\exists f_k(\mathbf{X}_{\text{follow}}) < f_k(\mathbf{X}_i)$,其中 $k = 1, 2, \dots, r$,则 $\mathbf{X}_{\text{follow}}$ 支配 \mathbf{X}_i (记为 $\mathbf{X}_i < \mathbf{X}_{\text{follow}}$),认为追尾成功,人工鱼 \mathbf{X}_i 游向 $\mathbf{X}_{\text{follow}}$;若 $\mathbf{X}_{\text{follow}}$ 与 \mathbf{X}_i 的目标函数互有占优,表示个体互不支配(记为 $\mathbf{X}_i \simeq \mathbf{X}_{\text{follow}}$),则将 $\mathbf{X}_{\text{follow}}$ 存入外部档案集,否则遗弃 $\mathbf{X}_{\text{follow}}$ 。当未能找到支配 \mathbf{X}_i 的更优解时,则重复尾随,直至达到设定次数。

2.3 觅食行为

随着迭代的进行,鱼群中非支配解的个数增多,同时鱼群中的劣解减少,使得算法中选择执行追尾行为的人工鱼数量逐渐降低,此时算法的寻优方式主要通过人工鱼各自的觅食行为进行。为提高觅食行为的寻优性能,结合天牛须算法的左右须寻优原理及反向学习寻优策略^[15],设计了两种觅食行为模式:第一种是少数分量进行较大幅度的变动,称之为第一种强化觅食行为;另一种是较多分量进行小幅度变动,称之为第二种强化觅食行为。

人工鱼第一种觅食行为是选取自身若干个分量进行调整,以实现距离自身近的位置进行寻优。算法的第一种强化觅食行为步骤如下:

步骤1:确定觅食分量数 a_2 ,生成索引向量 \mathbf{C} ,并确定需进行调整的分量^[14]。

步骤2:对需调整的分量,根据天牛须算法的左右须寻优机制,分别按下式生成左须解 $\mathbf{X}_{\text{prey}}^{\text{left}}$ 及右须解 $\mathbf{X}_{\text{prey}}^{\text{right}}$:

$$\mathbf{X}_{\text{prey}}^{\text{left}} = \mathbf{X}_i(1, \mathbf{C}(1, 1; a_2)) - \text{round}(N(1; a_2) \times \Delta x) \quad (13)$$

$$\mathbf{X}_{\text{prey}}^{\text{right}} = \mathbf{X}_i(1, C(1, 1; a_2)) + \text{round}(N(1; a_2) \times \Delta x) \quad (14)$$

式中 $1; a_2$ 表示从向量 C 中取 1 到 a_2 个元素; $N(1; a_2)$ 表示 a_2 维服从 $(0, 1)$ 高斯分布的随机向量; Δx 为左右两须之间的距离。

然后利用反向学习原理,根据下式分别计算左须解及右须解的反向解 $\mathbf{X}_{\text{prey}}^{\text{left-}}$ 和 $\mathbf{X}_{\text{prey}}^{\text{right-}}$:

$$\mathbf{X}_{\text{prey},k}^{\text{left-}} = x_{\max} - x_{\text{prey},k}^{\text{left}}, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

$$\mathbf{X}_{\text{prey},k}^{\text{right-}} = x_{\max} - x_{\text{prey},k}^{\text{right}}, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (16)$$

式中 下标 k 表示第 k 个分量元素值; x_{\max} 为编码取值上界, n 为传感器布设数量。

如此,执行一次第一种强化觅食行为,可得到四个解,对应四套传感器候选方案。

步骤 3: 根据步骤 2 得到的四个解,计算目标函数值,进行非支配排序,仅将非支配解取出同人工鱼 \mathbf{X}_i 比较,若更优,则替换之,执行步骤 5; 否则执行步骤 4。

步骤 4: 若非支配解与 \mathbf{X}_i 形成互不支配关系,则个体暂时存入外部档案集,否则遗弃。

步骤 5: 觅食次数若未达到设定值,则重复觅食迭代; 否则,结束觅食。

人工鱼第二种觅食行为是较多分量小幅变动,按下式生成与人工鱼编码相同维度的觅食游动向量 \mathbf{V}_i :

$$\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}) = \text{round}(N(1, n)) \quad (17)$$

然后按下式生成左右须解 $\mathbf{X}_{\text{prey}}^{\text{left}}$ 及 $\mathbf{X}_{\text{prey}}^{\text{right}}$:

$$\mathbf{X}_{\text{prey}}^{\text{left}} = \mathbf{X}_i - \mathbf{V}_i \quad (18)$$

$$\mathbf{X}_{\text{prey}}^{\text{right}} = \mathbf{X}_i + \mathbf{V}_i \quad (19)$$

而左右须反向解 $\mathbf{X}_{\text{prey}}^{\text{left-}}$ 及 $\mathbf{X}_{\text{prey}}^{\text{right-}}$ 仍旧按照式 (15) 和 (16) 生成。其余步骤与第一种觅食行为相同。

在多目标优化算法中,需要个体做更多地独立觅食寻优,因此算法里人工鱼串联执行两种强化觅食行为。此外,若个体所在前沿层越靠前则个体越优秀。对前沿层的个体设置不同觅食尝试次数,使得较优个体有更多的机会找到非支配解,越靠前的前沿层个体,则设置越多的觅食尝试次数。

2.4 最优解集中合理方案的选取

前期算法侧重全局寻优,引入 NSGA-2 拥挤距离机制^[16],按拥挤距离越大则越优的原则,在外部档案集中选取非支配解替换鱼群中的劣解。而中后期算法优化重心转向寻找合理的非支配解。多目标鱼群算法寻优结束后,融合鱼群和外部档案集个体进行非支配排序得到最优化的 Pareto 最优解集。将 Pareto 最优解集中各解对应的各目标函数值归

一化:

$$\gamma_{ij} = \frac{f_j(\mathbf{X}_i) - f_j^{\min}}{f_j^{\max} - f_j^{\min}} \quad (20)$$

式中 γ_{ij} 表示最优解集中第 i 个解对应的第 j 个目标函数值归一化后的取值; f_j^{\min} 与 f_j^{\max} 分别表示当前最优解集中第 j 个目标函数的最小与最大值。

理想解是理论最优解,能够使各目标函数值达到最优。然而在多目标优化问题中,多目标函数之间经常相互冲突,导致理论最优解不存在。这里取当前解集中各目标函数的最优值组合作为理想解的替代。在目标函数空间,经过式 (20) 归一化处理后,理想解对应的归一化目标函数值为零。此时各 Pareto 最优解到理想解的欧式距离 L 可按下式计算^[17-18]:

$$L_i = \sqrt{\sum_{j=1}^r (\gamma_{ij})^2} \quad (21)$$

L 的数值越小表示对应解的各目标函数综合值越小,即表示对应的传感器布置方案越合理。因此,选取与理想点最近的 Pareto 最优解为最终优化的传感器布设方案。图 1 为基于 Pareto 的 MO-AFSA 算法流程图。需要说明的是该方法适用于加速度计、位移计以及应变计等位置的优化选择。

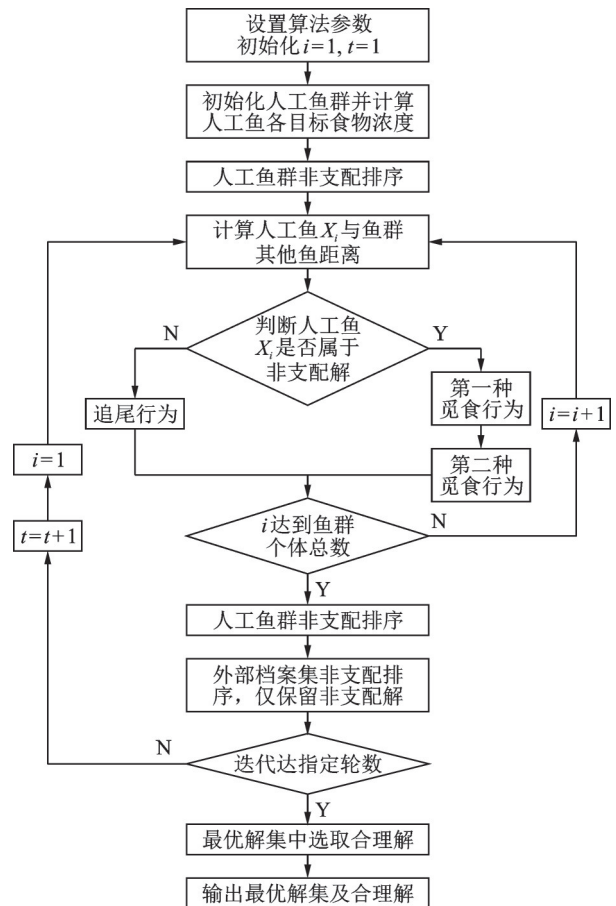


图 1 多目标人工鱼群算法流程图

Fig. 1 Flowchart of MO-AFSA

3 实例分析

3.1 传感器位置多目标优化

以三层平面钢框架结构为数值算例,运用基于 Pareto 的 MO-AFSA 进行加速度计的多目标优化布置。框架的尺寸信息如图 2(a)所示。有限元模型共划分为 107 个节点,108 个单元。节点 1 和节点 37 为固定端约束,去除固定端,其余节点均考虑为候选测点,共计 105 个。选取结构的前 6 阶振型进行计算分析,预设传感器数目为 8 个。

利用基于 Pareto 的 MO-AFSA 算法对钢框架结构的传感器位置进行优化。参数设置如下:鱼群规模 50,迭代轮次 150,游动步长 1,pre-number 的值为 5, follow-number 取值 5,觅食分量变动系数为 $M/4$ 。将鱼群与外部档案集合并,得到 Pareto 最优解集。图 3 为 Pareto 最优解集归一化后在目标空间的分布图和二维分布图,一共有 550 个 Pareto 最优解。图中可见 Pareto 最优解在解空间里分布均匀。Pareto

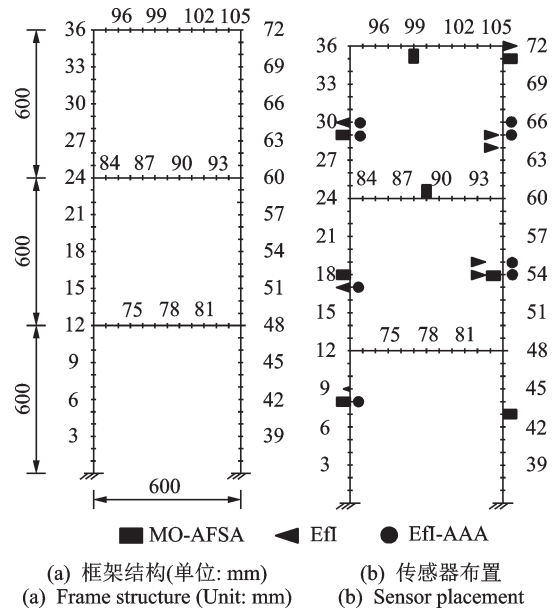


图 2 框架结构和传感器布置

Fig. 2 Planar frame structure and sensor placement

最优解集的各目标函数归一化后,计算各 Pareto 最优解与理想点的欧式距离。选取与理想点距离最近的解为最终传感器布置方案。

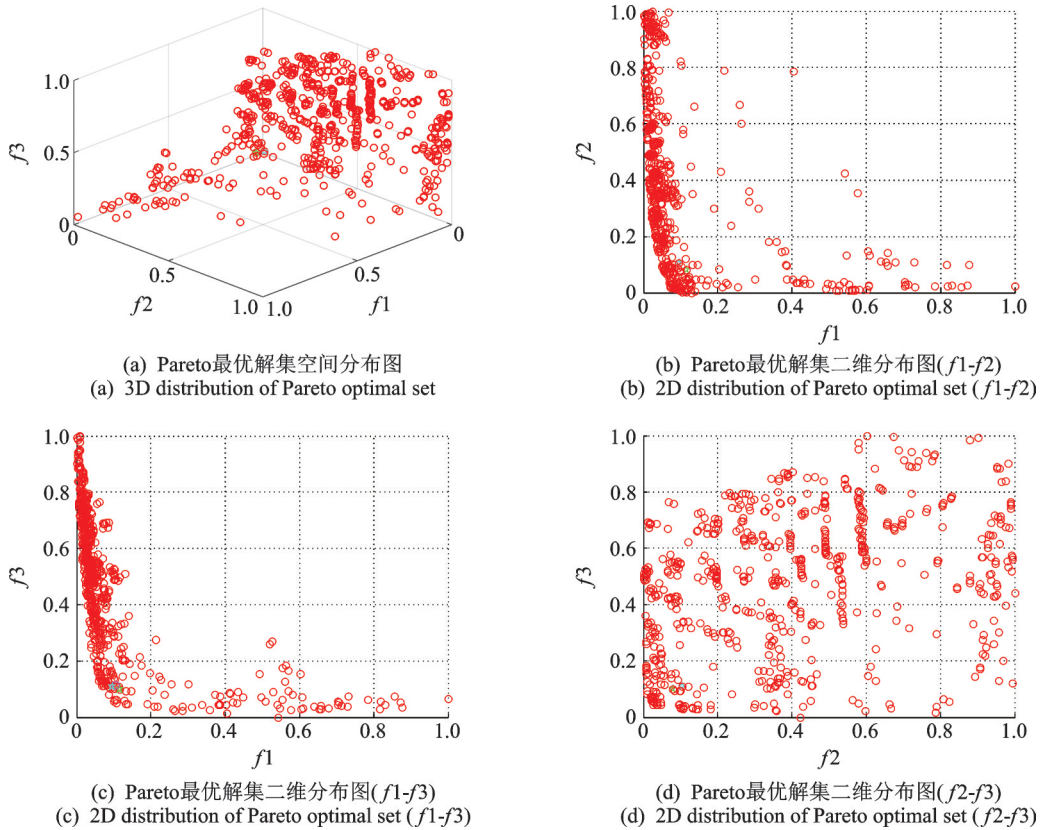


图 3 Pareto 最优解集空间分布图
Fig. 3 Distribution of Pareto optimal set

为了对比分析,也分别运用 Efi 及 Efi-AAA 对该框架进行相同数量传感器的位置优化。三种方案布置结果如图 2(b)所示。由图 2(b)可见,Efi 法计算得到的布置方案在节点 54 及 55,64 及 65 出现测

点聚集现象;Efi-AAA 法获得的布置方案在节点 29,30,54 及 55,65,66 出现测点聚集;而 MO-AFSA 法选取的测点整体分布较为均匀,未出现测点聚集。根据三种方法的传感器布置方案,提取相应振型信

息计算 MAC 矩阵非对角元素的最大值、损伤信息矩阵的迹及损伤信息相关性矩阵 2 范数, 计算结果如表 1 所示。

表 1 三种布置方案计算的各指标比较

Tab. 1 Comparison of results obtained by MO-AFSA, Efl and Efl-AAA

指标	算法		
	MO-AFSA	Efl	Efl-AAA
MAC 非对角元最大值	0.070	0.171	0.346
损伤信息矩阵迹	41.035	42.838	50.419
损伤信息相关矩阵 2 范数	4.030	7.003	6.900

由表 1 可以看到, MO-AFSA 法获得的 MAC 矩阵非对角元最大值和损伤信息相关矩阵 2 范数在三者中最小, 表明用本文提出的 MO-AFSA 优化传感器位置得到的结构振型独立性更好, 而且损伤信息冗余性更低。尽管 Efl 及 Efl-AAA 得到的结构损伤

敏感性指标数值大于 MO-AFSA 计算的结果, 但 Efl 及 Efl-AAA 的损伤冗余度指标却分别高出 73.8% 及 71.22%。由图 2(b) 可见, Efl 及 Efl-AAA 得到的测点会聚集在结构响应较强的部位, 出现较大的信息冗余。MO-AFSA 计算得到的布设方案虽对损伤敏感性较低, 但是选取的测点在结构中均匀分布, 获取的结构损伤信息更为全面, 冗余性更低。

图 4(a)~(c) 为三种传感器布设方案对应的 MAC 矩阵的柱状图。从图中可以看到, 相比于 Efl 和 Efl-AAA, 用 MO-AFSA 得到的 MAC 非对角元值均较小。图 5 画出了三种方案每阶模态列向量 MAC 非对角元最大值的折线图。MO-AFSA 得到的前 6 阶模态向量非对角元最大值均在 0~0.1 之间, 而另外两种方法得到的非对角元最大值出现了大于 0.3 或者接近 0.2 的情况。以上分析结果表明 MO-AFSA 法获得的各阶模态振型之间具有更好的独立性。

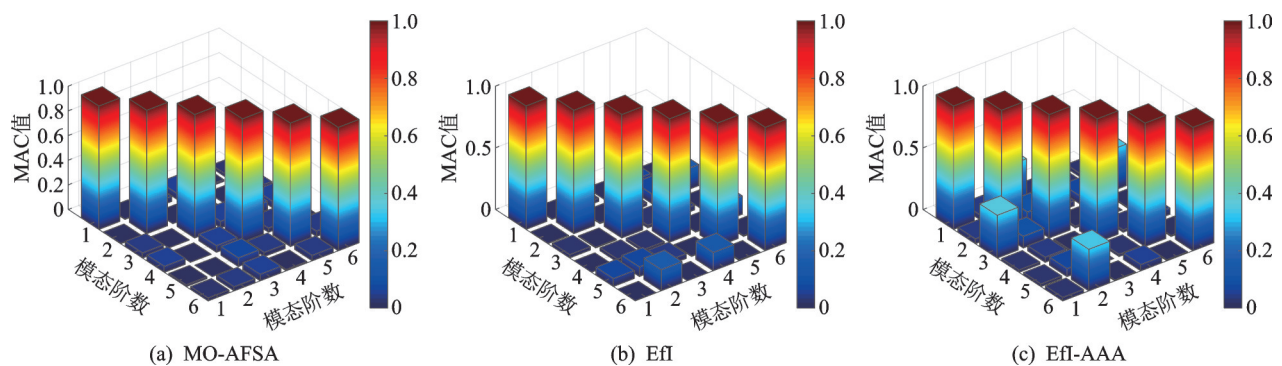


图 4 三种传感器布设方法得到的 MAC 值

Fig. 4 MAC values obtained by MO-AFSA, Efl and Efl-AAA

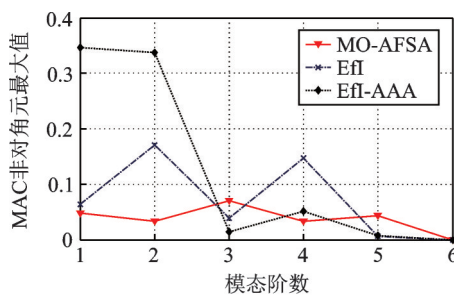


图 5 每阶模态列向量 MAC 非对角元最大值

Fig. 5 Maximum MAC off-diagonal values in each of the modes

3.2 结构损伤识别

通过降低单元的弹性模量来模拟框架结构的损伤, 将第 4 单元的损伤程度设置为 40%。根据前文 MO-AFSA, Efl 和 Efl-AAA 计算获得的测点方案, 分别提取结构损伤前后前 6 阶振型数据, 通过 L_1 正则化损伤识别方法识别结构损伤^[19]。按下式对振型

数据施加噪声:

$$\varphi_{ij}^a = \varphi_{ij}(1 + \varepsilon_\varphi r) \quad (22)$$

式中 φ_{ij} 和 φ_{ij}^a 分别为施加噪声前后的振型数据; ε_φ 为噪声水平; r 为在 $[-1, 1]$ 区间取值的随机数。

振型数据按无噪声和分别添加 2%, 5% 两种噪声水平 3 种情况进行处理。由于 3 种传感器布置方案在 3 种噪声工况里均基本未识别出结构第 51~108 单元的损伤, 因此图 6 仅展示了结构前 50 个单元的损伤识别结果。当无噪声影响时, 3 种传感器布置方案均能较精确地识别单元 4 的损伤位置和损伤程度, 且 MO-AFSA 的识别精度略高于其他两种布设方案的识别结果。当噪声水平为 2% 时, Efl 方法对单元 4 的损伤程度识别存在 35.9% 的误差, 且在单元 18 和单元 40 出现损伤误判; Efl-AAA 方法基本未识别出单元 4 的损伤, 却在预设损伤单元 4 的对称位置单元 40 处识别出了损伤; 而文中提出的 MO-AFSA 方法能较好地识别出单元 4 的损伤, 识

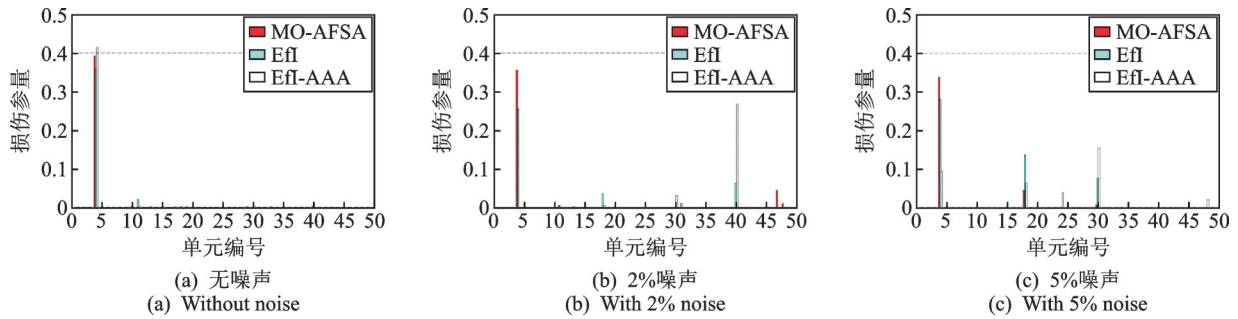


图6 三种传感器方案损伤识别结果

Fig. 6 Comparison of damage detection results

别结果为35.64%,对其他单元的损伤误判也较少。当噪声水平为5%时,MO-AFSA方法识别到单元4存在33.8%的损伤,对其他未损单元的损伤误判较小;而Efi和Efi-AAA对单元4的损伤识别结果都较差,且误判单元18和30有损伤。

识别结果表明,文中提出的MO-AFSA方法在有噪声污染的情况下,相比于其他两种方法,仍旧可以有效地识别出结构的损伤,对损伤位置和损伤程度的识别结果精度较高,出现误判的情况较少。

4 总 结

(1) 构建了与观测模态线性独立性、结构损伤灵敏度和损伤信息冗余性有关的优化目标函数,用于优化选取结构健康监测系统中的传感器位置。

(2) 发展了基于Pareto的多目标人工鱼群算法。结合Pareto概念,改进了人工鱼群算法的追尾和觅食行为,并引入外部档案集以处理寻优过程中的互不支配解,选取与理想点欧式距离最近的Pareto解为最优解。

(3) 数值模拟分析了平面三层框架结构传感器位置多目标优化的过程。分析结果表明,与Efi法及Efi-AAA法相比,用MO-AFSA法最终选取的传感器布设方案,测点在结构中均匀分布,获取的结构损伤信息更为全面,冗余性低,振型独立性好。

(4) 对平面三层框架结构进行了损伤识别。MO-AFSA传感器位置优化方法在无噪声和有噪声的情况下,均能较好地识别结构损伤,对未损单元的误判情况较少,相比于Efi法及Efi-AAA法,抗噪性能更好。

参考文献:

[1] Sun H, Büyük Ztürk O. Optimal sensor placement in structural health monitoring using discrete optimization [J]. Smart Materials & Structures, 2015, 24(12): 125034.
[2] Kammer D C. Estimation of structural response using

remote sensor locations [J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 1997, 20: 501-508.

- [3] Carne T G, Dohrmann C R. A modal test design strategy for model correlation [C]. Proceedings of SPIE—The International Society for Optical Engineering, 1994, 2460: 927.
[4] Shi Z Y, Law S S, Zhang L M. Optimum sensor placement for structure damage detection [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2000, 126(11): 1173-1179.
[5] Zhang X H, Zhu S, Xu Y L, et al. Integrated optimal placement of displacement transducers and strain gauges for better estimation of structural response [J]. International Journal of Structural Stability and Dynamics, 2011, 11(3): 581-602.
[6] Tongpadungrod P, Rhys T D L, Brett P N. An approach to optimise the critical sensor locations in one-dimensional novel distributive tactile surface to maximize performance [J]. Sensors & Actuators A: Physical, 2003, 105(1): 47-54.
[7] Rao A R M, Anandakumar G. Optimal placement of sensors for structural system identification and health monitoring using a hybrid swarm intelligence technique [J]. Smart Materials and Structures, 2007, 16(6): 2658-2672.
[8] 伊廷华, 张旭东, 李宏男. 基于改进猴群算法的传感器优化布置方法研究 [J]. 计算力学学报, 2013, 30(2): 218-223.
Yi Tinghua, Zhang Xudong, Li Hongnan. Immune monkey algorithm for optimal sensor placement [J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2013, 30(2): 218-223.
[9] 刘伟, 高维成, 李惠, 等. 基于有效独立的改进传感器优化布置方法研究 [J]. 振动与冲击, 2013, 32(6): 59-67.
Liu Wei, Gao Weicheng, Li Hui, et al. Improved optimal sensor placement methods based on effective independence [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(6): 59-67.
[10] 李世龙, 马立元, 李永军, 等. 一种多目标传感器优化布置方法及其应用 [J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36

- (6): 1196-1203.
- Li Shilong, Ma Liyuan, Li Yongjun, et al. Multi-objective optimal sensor placement method and its application [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2016, 36(6): 1196-1203.
- [11] 王剑, 王璋奇. 输电铁塔双轴加速度传感器多目标优化布置[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(2): 277-285.
- Wang Jian, Wang Zhangqi. Multi-objective optimization placement of the biaxial accelerometer for transmission towers [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(2): 277-285.
- [12] Lin J F, Xu Y L, Law S S. Structural damage detection-oriented multi-type sensor placement with multi-objective optimization [J]. *Journal of Sound Vibration*, 2018, 422: 568-589.
- [13] 刘晖, 瞿伟廉, 袁润章. 基于灵敏度分析的结构损伤识别中的传感器优化配置[J]. *地震工程与工程振动*, 2003, 23(6): 85-90.
- Liu Hui, Qu Weilian, Yuan Runzhang. Optimum sensor placement for structural damage detection based on sensitivity study [J]. *Earthquake Engineering and Engineering Vibration*, 2003, 23(6): 85-90.
- [14] 吴圣斌, 张笑华, 王黎园, 等. 基于改进人工鱼群算法的传感器优化布置[J]. *南昌大学学报(工科版)*, 2019, 41(3): 253-259.
- Wu Shengbin, Zhang Xiaohua, Wang Liyuan, et al. Optimal sensor placement based on improved artificial fish swarm algorithm [J]. *Journal of Nanchang University (Engineering & Technology)*, 2019, 41(3): 253-259.
- [15] Jiang X Y, Li S. BAS: Beetle antennae search algorithm for optimization problems [J]. *International Journal of Robotics and Control*, 2018, 1(1):1.
- [16] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197.
- [17] 伊廷华, 张旭东, 李宏男. 基于小生境猴群算法的传感器优化布置方法研究[J]. *工程力学*, 2014, 31(9): 112-119.
- Yi Tinghua, Zhang Xudong, Li Hongnan. The niching monkey algorithm for optimal sensor placement [J]. *Engineering Mechanics*, 2014, 31(9): 112-119.
- [18] 方国华, 黄显峰. 多目标决策理论、方法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2011.
- [19] 周述美, 鲍跃全, 李惠. 基于结构灵敏度分析与稀疏约束优化的结构损伤识别方法[J]. *振动与冲击*, 2016, 35(9): 135-140.
- Zhou Shumei, Bao Yuequan, Li Hui. Structural damage identification based on structural sensitivity analysis and sparse restrains optimization [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(9): 135-140.

Multi-objective sensor optimal placement for structural health monitoring based on Pareto artificial fish swarm algorithm

ZHANG Xiao-hua¹, WU Sheng-bin^{1,2}, FANG Sheng-en¹, CHEN Ling-xiu¹

(1.College of Civil Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;

2.China Railway Construction Real Estate Fuzhou CO. LTD., Fuzhou 350102, China)

Abstract: An artificial fish swarm algorithm based on Pareto multi-objective optimization is proposed for optimal sensor placement in structural health monitoring. The modal independence, damage sensitivity and damage redundancy are firstly utilized to establish the sensor multi-objective optimization function. Then the rear-end and foraging behaviors in the artificial fish swarm algorithm are improved, and the external file sets are introduced for the centralized processing of the mutually non-dominating solutions in the optimization process. The Pareto solution with the closest Euclidean distance at the ideal point is considered as the final optimal solution. A planar frame structure is finally used as a numerical study to verify the proposed artificial fish swarm algorithm based on Pareto multi-objective optimization for sensor optimal placement. The results obtained from the proposed method give a fairly uniform spacing for the sensor locations, and the information obtained by the measurements is more comprehensive, with low redundancy and good mode independence. The damage detection results also indicate the robustness of the proposed method.

Key words: structural health monitoring; sensor optimal placement; artificial fish swarm algorithm; Pareto multi-objective optimization

作者简介: 张笑华(1980—),女,博士,副教授。电话:(0591)22865382;E-mail:cexhzhang@fzu.edu.cn。