

文章编号:1006-1355(2020)06-0059-08

## 运用 RSS-QPSO 算法识别结构模态参数

崔竞元, 杨 杰, 程 琳, 徐笑颜, 陈诗怡

(西安理工大学 水利水电学院, 西安 710048)

**摘要:**运用智能优化模态参数识别方法识别多自由度系统模态时,容易出现早熟收敛和陷入局部最优;改进搜索能力算法多需多次迭代保证结果精度;将多模态信号转换为单模态信号的时频分析方法自身存在缺陷。从模态独立性和传统模态参数识别方法出发,提出一种将搜索空间缩减和量子粒子群算法结合(reducing search space with quantum-behaved particle swarm optimization algorithms, RSS-QPSO)的模态参数识别方法。结合数值算例和悬臂梁实验研究基于 RSS-QPSO 与量子粒子群算法(QPSO)的识别结果;在不同噪声环境下对比了 RSS-QPSO 与特征系统实现法(ERA)、随机子空间法(SS)、峰值拾取法(PP)识别结果。研究结果表明:RSS-QPSO 能够一定程度上克服早熟收敛和局部最优缺陷,频率和阻尼比识别精度较高,鲁棒性较强;振型识别精度略差,但鲁棒性好。

**关键词:**振动与波;多自由度系统;量子粒子群算法;模态参数识别;缩减搜索空间

中图分类号:TP206<sup>+</sup>.3

文献标志码:A

DOI编码:10.3969/j.issn.1006-1355.2020.06.010

## Identification of Structural Modal Parameters Using RSS-QPSO Algorithm

CUI Jingyuan, YANG Jie, CHENG Lin, XU Xiaoyan, CHEN Shiyi

(Institute of Water Resources and Hydro-electric Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** When using the intelligent optimization of modal parameter identification method for the modal identification of multi-DOF systems, it is easy for calculation to fall into a prematurely converge and a local optimum. The improved search-ability algorithm needs multiple iterations to ensure the necessary accuracy of the result. The time-frequency analysis method converting multi-modal signals to single-modal signals has its own defects. Therefore, based on modal independence and traditional modal parameter identification methods, a modal parameter identification method of "reducing search space with quantum-behaved particle swarm optimization" (RSS-QPSO) algorithm is proposed. Combining numerical examples and cantilever beam experiments, the recognition results of RSS-QPSO and QPSO are compared. The recognition results of RSS-QPSO, eigensystem realization algorithm (ERA), stochastic subspace identification (SSI), and peak picking algorithm (PP) are compared under different noise environments. The research results show that RSS-QPSO can overcome premature convergence and local optimization problems in a certain extent; the frequency and damping ratio recognition accuracy of RSS-QPSO is higher and its robustness is higher; the accuracy of mode shape recognition is slightly lower, but its robustness is better.

**Keywords:** vibration and wave; multi-DOF system; QPSO; modal parameter identification; reduced search space

模态参数表征的是结构的动力特性,能够反映

结构的整体性态,因此被广泛应用于结构健康监测和损伤诊断中。结构模态参数的识别方法有很多<sup>[1]</sup>,根据激励方式可分为人工激励和环境激励。人工激励法中,自由振动信号可仅利用输出数据进行模态参数识别,如特征系统实现算法(ERA)、Ibrahim时域法(ITD)等;但对于大体积工程结构难以激励起所有关心的模态;而环境激励,如地震、泄流、风等,因其激励方便、可假设激励为白噪声、可仅利用输出数据进行识别的特性,在工程中得到了广泛应用<sup>[2-3]</sup>。环境激励下的识别方法<sup>[4]</sup>按识别依据主要分为时域法、

收稿日期:2019-01-04

基金项目:国家自然科学基金青年科学基金资助项目

(51809212);

陕西省自然科学基金基础研究计划重点资助项目

(2018JZ5010);

陕西省水利科技计划资助项目(2018SLKJ-5)

作者简介:崔竞元(1995-),男,陕西省榆林市人,硕士研究生,主要研究方向为水利工程安全监测。

通信作者:杨杰,男,博士生导师。

E-mail: yjie9955@126.com

频域法和时频域法。其中时域的自由振动信号提取技术(自然激励技术<sup>[5]</sup>和随机减量法<sup>[6]</sup>)与自由振动信号模态识别方法结合可以进行环境激励下的识别。

自由振动信号的模态识别方法虽然识别精度较高,但识别结果的精度通常受限于模态试验的质量。智能优化模态参数识别方法以其优秀的抗噪性受到众多学者的关注;但传统智能优化算法识别多自由度体系时,搜索空间的大小随着阶数的增大呈指数式增大,寻优结果愈容易早熟收敛和陷入局部最优,影响结果的精度<sup>[7]</sup>。对此,常军等使用了搜索能力更强的量子粒子群算法<sup>[8]</sup>,邵永亮等<sup>[9]</sup>通过融合粒子群全局优化思想来改进帝国竞争算法,取得一定成效,但仍需多次迭代保证结果精度。这些研究仅针对算法搜索能力,而未针对模态识别问题的特性进行改进。部分学者利用时频分析的方法,如小波分析<sup>[10]</sup>、经验模态分解等<sup>[11]</sup>技术,将多自由度振动信号转换为单模态信号进行识别,但由于这些方法理论上复杂且本身存在一些问题容易导致识别误差<sup>[12]</sup>,如经验模态分解的端点飞翼,小波分析中小波基函数的选取具有主观性且对结果影响大<sup>[13]</sup>。为此,本文基于模态独立性和传统模态参数识别方法进行单模态识别和搜索空间缩减,进而采用QPSO算法进行多模态智能优化模态参数识别,以协调多阶模态之间的识别误差,提高识别精度和解决智能优化识别的高迭代次数、早熟收敛和局部最优问题。

## 1 模态参数识别原理

$N$ 自由度的黏性阻尼系统结构振动响应数学表达式为

$$y(t) = \sum_{i=1}^N Y_i e^{-\omega_{ni} \xi_i t} \sin(\omega_{di} t + \varphi_i) \quad (1)$$

$$\omega_{di} = \omega_{ni} \sqrt{1 - \xi_i^2} = 2\pi f_i \sqrt{1 - \xi_i^2}$$

式中: $i$ 为模态序号, $y(t)$ 为体系响应输出, $Y_i$ 为振幅, $\omega_{di}$ 为有阻尼的圆频率, $\omega_{ni}$ 为无阻尼的圆频率, $f_i$ 、 $\xi_i$ 和 $\varphi_i$ 分别为无阻尼的频率、阻尼比和初始相位角。

时域中模态参数识别的成本函数为

$$F(\theta) = \sum \|\hat{y}(t) - y(t)\|^2 / n \quad (2)$$

式中: $\hat{y}(t)$ 为基于预测模型的振动响应, $\|\cdot\|$ 为欧几里得范数, $n$ 为离散数据点的个数, $t$ 为离散数据的时间点。 $\theta = \{Y_i, f_i, \xi_i, \varphi_i\} (i = 1, \dots, N)$ 。优化目标为求解向量 $\theta$ 使 $F(\theta)$ 达到最小,数学模型如式(3)所示:

$$\begin{aligned} & \min F(\theta) \\ & \text{s.t. } \theta_i \in R \mid \theta_{i,\min} \leq \theta \leq \theta_{i,\max} (i = 1, \dots, N) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $\theta_{i,\max}$ 和 $\theta_{i,\min}$ 分别为参数的上、下限,可根据参

数的物理意义及对系统的先验知识确定,一般 $Y_i \in (0, 2 \cdot Y_{\max})$ ,  $f_i \in (0, f_s/2)$ ,  $\xi_i \in (0, 1)$ ,  $\varphi_i \in (-\pi, \pi)$ ,  $f_s$ 为采样频率, $Y_{\max}$ 为序列最大振幅。

## 2 量子粒子群算法基本理论

2004年,孙俊等<sup>[14]</sup>引入量子力学中的关于势阱理论到粒子群算法中,最优值即为势阱中势能最小的点,粒子状态(速度和位置)用波函数描述,即 $\phi(Y) = \frac{1}{\sqrt{L}} e^{\frac{-|Y|}{L}}$ ,其中: $L = \frac{1}{\beta} = \frac{h^2}{m_0 \gamma}$ ,  $m_0$ 为粒子的质量,表示粒子在空间某点出现的概率密度;采用蒙特卡洛抽样得到粒子的位置。其中粒子的更新方程为

$$P_m = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_i(t) = \left( \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m P_{i1}(t) \quad \dots \quad \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m P_{in}(t) \right) \quad (4)$$

$$p_{ij} = \varphi p_{ij} + (1 - \varphi) G_j \quad (5)$$

$$X_{ij}(t+1) = p_{ij}(t) \pm \alpha |p_{mj} - X_{ij}(t)| \ln \left[ \frac{1}{u_{ij}(t)} \right] \quad (6)$$

式中: $t$ 为迭代次数; $m$ 为粒子数; $n$ 为总维数; $P_m$ 为全部粒子的平均最好位置; $p_{ij}$ 为第 $i$ 个粒子第 $j$ 维度下的个体历史最优值; $G_j$ 为粒子群体的全体最优值; $\varphi$ 和 $u_{ij}(t)$ 服从(0,1)的均匀分布; $\alpha$ 为收缩扩张系数,一般随迭代而更新,初始一般取为0.8,更新公式为

$$\alpha = (\alpha_1 - \alpha_2) \frac{T_{\max} - t}{T_{\max}} + \alpha_2 \quad (7)$$

式中: $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$ 分别为 $\alpha$ 的初始值和最终值; $T_{\max}$ 为预设的最大迭代次数。

QPSO算法步骤简述如下。

(1) 初始化粒子群中各粒子的位置 $X_i(0)$ ,个体最优位置 $P_i(0)=X_i(0)$ ;

(2) 由式(4)计算本次迭代中所有粒子的平均最优位置 $P_m$ ;

(3) 对比粒子 $i$ 第 $t$ 次和第 $t-1$ 次迭代适应值,如果 $f[X_i(t)] > f[P_i(t-1)]$ ,则 $P_i(t) = P_i(t-1)$ ,否则 $P_i(t) = X_i(t)$ ;

(4) 计算该次迭代的全球最优位置,即 $G(t)$ ;

(5) 对比个体和群体的最优值更新全局最优值,如果 $f[P_i(t)] > f[G_i(t-1)]$ ,则 $G(t) = G(t-1)$ ,否则 $G(t) = P_i(t)$ 。

(6) 根据式(6)计算粒子的新位置;

(7) 重复(2)至(6),直至满足循环结束条件。

## 3 RSS-QPSO模态参数识别算法

搜索空间缩减-量子粒子群模态参数识别方法简称为RSS-QPSO。其第一步是根据模态独立性,使用传统模态参数识别方法对各模态参数进行单独

估计,假设估计值与准确值的偏差在一定误差范围内;在第二步中,基于估计值和误差范围确定搜索空间,实现缩减参数搜索空间的目的,进而在时域中将多自由度系统模态参数识别问题转化为优化问题求解。算法可用于单通道和多通道识别,进行多通道识别时,频率和阻尼比可以取多通道的算数平均值,同时也可得到振型,算法细节如下。

#### Step 1 各模态参数初步估计

##### Step 1.1 使用峰值拾取法进行频率的识别。

##### Step 1.2 提取模态振动响应信号

根据模态频率通过带通滤波从实测冲击响应信号中提取相应模态的振动响应信号 $y_i(t)$ 。本文采用傅里叶滤波器以及自适应通带带宽。带宽计算方法如下。数组 $[0, f_1, \dots, f_i, \dots, f_n, fs/2]$ 由各阶频率、采样频率与端点组成, $f_i$ 为Step 1.1中识别出的第 $i$ 阶频率,使用 $x_i$ 表示数组中第 $i$ 个值,则第 $i$ 阶滤波带宽为 $((x_i + x_{i+1})/2, (x_{i+1} + x_{i+2})/2)$ 。

##### Step 1.3 阻尼比的估计。

对于第 $i$ 阶模态振动响应 $y_i(t)$ ,对任意两峰值点采用对数衰减率法<sup>[6]</sup>估计阻尼比,考虑噪声引起峰值衰减不稳定,估计值为区段内阻尼比的算数平均值,计算公式如下:

$$\xi_{ic} = \text{mean} \left( \sum_{\text{start}=1}^N \sum_{\text{end}=1}^{N-\text{start}} \frac{\log_{10} \left( \frac{A_{\text{start}}}{A_{\text{end}}} \right)}{2\pi f_{ic} (t_{\text{end}} - t_{\text{start}})} \right) \quad (8)$$

式中: $N$ 为振动信号的峰值个数; $t$ 为峰值时间, $A$ 为响应幅值; $\text{start}$ 和 $\text{end}$ 分别为振动响应时间先、后两点; $\text{mean}(\cdot)$ 为算数平均值计算符。

##### Step 1.4 振幅的估计。

对于第 $i$ 阶模态,频率值 $f_i$ 和阻尼比 $\xi_{ic}$ 已知,假设 $Y=1$ ,由式(1)得该阶模态的振动响应 $y_{\text{temp}}(t)$ ,则振幅的估计值为

$$Y_{ic} = \max(|\text{FFT}_t(n)|) / \max(|\text{FFT}_r(n)|) \quad (9)$$

式中: $\text{FFT}_t(n)$ 和 $\text{FFT}_r(n)$ 分别为 $y_{\text{temp}}(t)$ 和 $y_i(t)$ 的傅里叶谱; $Y_{ic}$ 为修正后的振幅值。

Step 1.5 重复step 1.2~step 1.4,估计每1阶的模态参数,得到一组模态参数初步估计值。

#### Step 2 采用QPSO进行模态参数识别

在时域中,基于step1的模态参数初步估计值确定取值范围,以式(2)成本函数,构建数学模型如下,采用QPSO算法进行模态参数识别。

$$\begin{aligned} \min F(\theta) = & (Y_1, \dots, Y_N, f_1, \dots, f_N, \\ & \xi_1, \dots, \xi_N, \varphi_1, \dots, \varphi_N) \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} Y_i \in (1 - a_{Y_{ic}}, 1 + a_{Y_{ic}}) \times Y_{ic} \\ f_i \in (1 - a_{f_{ic}}, 1 + a_{f_{ic}}) \times f_{ic} \\ \xi_i \in (1 - a_{\xi_{ic}}, 1 + a_{\xi_{ic}}) \times \xi_{ic} \\ \varphi_i \in (-\pi, \pi), \text{且}(1 - a \geq 0) \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

式中: $a_{Y_{ic}}$ 、 $a_{f_{ic}}$ 、 $a_{\xi_{ic}}$ 分别为第 $i$ 阶模态参数初步估计值的振幅、频率和阻尼比的取值范围修正系数,其值大小与各项参数在第一步中识别精度有关,一般可分别取1.5、0.15和0.5;当取值范围修正系数扩大为式(3)上下限时,RSS-QPSO退化为QPSO法。特别地,在寻优时,将Step 1模态参数初步估计值设置为一个位置不更新的粒子,避免粒子初始化导致的适应度过大。

## 4 数值实例分析

四自由度集中质量系统如图1中所示。参数为: $m_1=m_2=1.0 \text{ kg}$ ,  $m_3=m_4=0.9 \text{ kg}$ ,  $k_1=k_4=1\,000 \text{ N/m}$ ,  $k_2=k_3=800 \text{ N/m}$ ,  $c_1=c_2=0.6 \text{ N}\cdot\text{s/m}$ ,  $c_3=c_4=0.55 \text{ N}\cdot\text{s/m}$ ,系统初始为静止状态,激励为作用在 $m_1$ 的脉冲激励。结构的振动观测物理量是绝对加速度。采用Runge-Kutta算法来计算结构振动响应,采样频率是100 Hz。

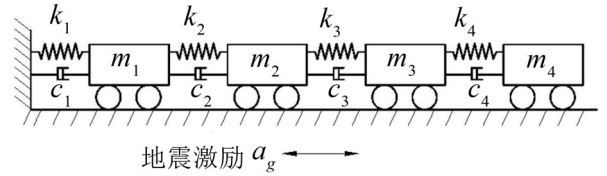


图1 4自由度集中质量系统

### 4.1 QPSO和RSS-QPSO模态参数识别方法对比

以 $m_2$ 通道数据为例,使用QPSO和RSS-QPSO进行模态参数识别。粒子数目为100,迭代次数为1 000。两方法的收敛对比图见图2;识别结果见表1。

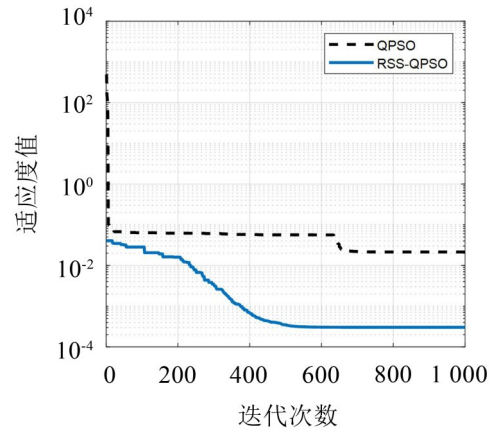


图2  $m_2$ 通道下RSS-QPSO与QPSO法收敛对比图

由表1可知,相较RSS-QPSO(step 1),RSS-QPSO(step 2)各项参数的识别精度明显提高,说明RSS-QPSO(step 2)有助于提高精度。

由图2可知,RSS-QPSO和QPSO两方法分别在746和764步适应度值开始趋于稳定,稳定后的适应



表1  $m_2$ 通道下QPSO和RSS-QPSO (step 1、2) 模态参数识别

模态参数	阶数	理论值	QPSO		RSS-QPSO (step 1)		RSS-QPSO (step 2)	
			识别值	误差/(%)	识别值	误差/(%)	识别值	误差/(%)
频率/ Hz	1	5.172	0.012	-99.768	5.176	0.077	5.172	0.000
	2	13.524	13.524	0.000	13.477	-0.348	13.524	0.000
	3	21.872	21.870	-0.009	21.875	0.014	21.872	0.000
	4	26.019	26.027	0.031	25.977	-0.161	26.019	0.000
阻尼比/ (%)	1	0.144	0.665	375.000	0.148	2.778	0.144	0.000
	2	0.346	0.348	-0.571	0.367	6.069	0.346	0.000
	3	0.510	0.509	-0.196	0.537	5.294	0.510	0.000
	4	0.620	0.589	-5.000	0.637	2.742	0.620	0.000
振幅/ $\times 10^{-5}$	1	3.974	$2.754 \times 10^3$	$6.920 \times 10^4$	4.000	0.654	3.992	0.453
	2	3.681	3.689	0.217	2.969	-19.343	3.682	0.027
	3	1.396	1.271	-8.954	1.467	5.086	1.398	0.143
	4	1.341	1.401	4.474	1.327	-1.044	1.344	0.224

度值分别为  $3.029 \times 10^{-4}$  和  $2.142 \times 10^{-2}$ , 理论解的适应度为  $3.937 \times 10^{-4}$ 。由表1可知, QPSO的第1阶误差较大, 考虑到QPSO的适应度大于RSS-QPSO (step 2) 和理论解, 且适应度在236步中未发生变化, 可以认为QPSO早熟收敛, 陷入局部最优。将能够使适应度降低的粒子解称为有益解, 其主要原因是QPSO的搜索空间维度高、范围大, 粒子随机产生有益解的概率小, QPSO为了跳出局部最优需要大量迭代次数产生有益解; RSS-QPSO取值范围较小, 随机产生有益解的概率更高; 说明基于缩减搜索空间的RSS-QPSO算法所需迭代步数少, 稳定后的适应度更接近全局最优解, 收敛速度快。

对于RSS-QPSO搜索空间缩减的比例, 本算例中使用式(10)中的默认取值范围修正系数, 以取值范围上下限的差值表示该项物理量的搜索空间范围, 总的搜索空间由不同物理量的搜索空间通过乘积计算。则RSS-QPSO的搜索空间占QPSO的  $6.637 \times 10^{-25}$ ; 当带宽系数扩大一倍, 占比为  $2.719 \times 10^{-21}$ 。显而易见, 搜索空间缩减效果明显, 能够避免产生无益解, 减少迭代次数, 提升算法效率; 同时取值范围修正系数越小, 效果越好。

#### 4.2 不同噪声条件下的识别效果对比

分别采用RSS-QPSO算法和ERA、SSI、PP进行模态参数识别; 为了反映算法的鲁棒性, 对结构响应加0%、5%、10%、30%的白噪声, 其中噪声百分比采用信噪比SNR衡量(即高斯白噪声与原始信号两者的标准差的均方根之比); RSS-QPSO的粒子数目为100, 迭代次数为1000; 统计了4个通道的平均值(平均RSS-QPSO)和单通道( $m_2$ 通道RSS-QPSO)识别结果, 频率和阻尼比识别结果见表2和表3; 在30%噪声情况下基于各方法识别出来的振型与理论

振型对比见图3。

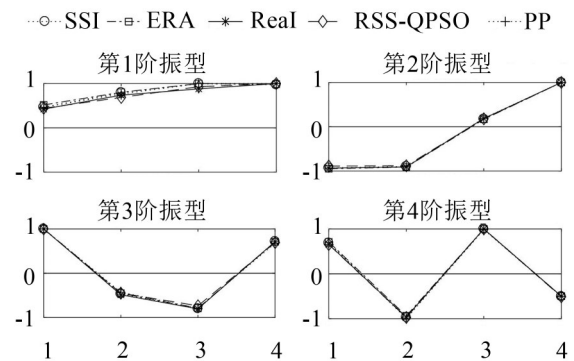


图3 30%噪声水平下基于不同识别方法所得振型图

为了测量结构识别振型和理论振型的准确度, 模态置信准则(MAC)是广泛采用的准则, 表达式为

$$\text{MAC}(\tilde{\phi}_i, \phi_i) = \frac{(\tilde{\phi}_i^T, \phi_i)^2}{(\tilde{\phi}_i^T, \tilde{\phi}_i)(\phi_i^T, \phi_i)} \quad (12)$$

式中:  $\phi_i$ 、 $\tilde{\phi}_i$  分别表示理论和识别相应的模态振型矩阵。MAC的数值落在0和1之间, 数值越大, 说明所识别模态振型越接近理论模态振型。不同噪声水平下结构置信MAC值识别结果见表4。

4自由度系统数值分析结论如下:

(1) 由表2可知, 统计不同噪声环境下SSI、ERA、PP、平均和 $m_2$ 通道RSS-QPSO的频率识别结果, 绝对误差平均值分别为0.035%、0.065%、0.019%、0.007%和0.010%, 方差分别为  $8.974 \times 10^{-7}$ 、 $5.391 \times 10^{-7}$ 、 $3.469 \times 10^{-8}$ 、 $2.146 \times 10^{-8}$  和  $4.418 \times 10^{-8}$ 。可知平均RSS-QPSO、单通道RSS-QPSO、PP、SSI和ERA识别精度依次递减; 平均、单通道RSS-QPSO和PP鲁棒性相近, 优于SSI和ERA。

(2) 由表3可知, 统计不同噪声环境下SSI、ERA、PP、平均和 $m_2$ 通道RSS-QPSO的阻尼比识别结果, 绝对误差平均值分别为22.478%、75.377%、

表2 不同噪声水平下数值信号频率识别结果

加噪/ (%)	阶 次	真实 值/Hz	SSI		ERA		PP		平均RSS-QPSO		$m_2$ 通道RSS-QPSO	
			识别 值/Hz	误差/ (%)	识别 值/Hz	误差/ (%)	识别 值/Hz	误差/ (%)	识别 值/Hz	误差/ (%)	识别 值/Hz	误差/ (%)
0	1	5.172	5.172	0.000	5.180	0.155	5.170	-0.039	5.172	0.000	5.172	0.000
	2	13.524	13.524	0.000	13.531	0.052	13.525	0.007	13.524	0.000	13.524	0.000
	3	21.872	21.872	0.000	21.875	0.014	21.870	-0.009	21.872	0.000	21.872	0.000
	4	26.019	26.019	0.000	26.018	-0.004	26.018	-0.004	26.019	0.000	26.019	0.000
5	1	5.172	5.174	0.039	5.182	0.193	5.170	-0.039	5.173	0.019	5.172	0.000
	2	13.524	13.525	0.007	13.531	0.052	13.525	0.007	13.524	0.000	13.524	0.000
	3	21.872	21.872	0.000	21.874	0.009	21.870	-0.009	21.872	0.000	21.871	-0.005
	4	26.019	26.021	0.008	26.019	0.000	26.018	-0.004	26.018	-0.004	26.020	0.004
10	1	5.172	5.170	-0.039	5.180	0.155	5.170	-0.039	5.173	0.019	5.171	-0.019
	2	13.524	13.525	0.007	13.533	0.067	13.522	-0.015	13.524	0.000	13.524	0.000
	3	21.872	21.869	-0.014	21.875	0.014	21.870	-0.009	21.871	-0.005	21.870	-0.009
	4	26.019	26.018	-0.004	26.019	0.000	26.024	0.019	26.019	0.000	26.018	-0.004
30	1	5.172	5.192	0.387	5.183	0.213	5.171	-0.019	5.175	-0.058	5.168	0.077
	2	13.524	13.528	0.030	13.534	0.074	13.518	-0.044	13.524	0.000	13.524	0.000
	3	21.872	21.869	-0.014	21.876	0.018	21.864	-0.037	21.869	0.014	21.865	0.032
	4	26.019	26.021	0.008	26.013	-0.023	26.016	-0.012	26.019	0.000	26.018	0.004

表3 不同噪声水平下数值信号阻尼比识别结果

加噪/ (%)	阶 次	真实值/ (%)	SSI		ERA		PP		平均RSS-QPSO		$m_2$ 通道RSS-QPSO	
			识别 值/(%)	误差/ (%)	识别 值/(%)	误差/ (%)	识别 值/(%)	误差/ (%)	识别 值/(%)	误差/ (%)	识别值/ (%)	误差/ (%)
0	1	0.144	0.144	0.000	0.216	0.144	0.160	11.111	0.144	0.000	0.144	0.000
	2	0.350	0.346	0.000	0.371	0.346	0.347	0.289	0.346	0.000	0.346	0.000
	3	0.510	0.510	0.000	0.521	0.510	0.511	0.196	0.51	0.000	0.51	0.000
	4	0.620	0.620	0.000	0.619	0.620	0.624	0.645	0.62	0.000	0.62	0.000
5	1	0.140	0.182	26.389	0.271	0.139	0.160	11.111	0.139	-4.167	0.139	-3.472
	2	0.350	0.343	-0.867	0.369	0.347	0.347	0.289	0.347	-0.867	0.347	0.289
	3	0.510	0.515	0.980	0.524	0.518	0.511	0.196	0.518	0.588	0.518	1.569
	4	0.620	0.619	-0.161	0.620	0.619	0.624	0.645	0.619	0.000	0.619	-0.161
10	1	0.140	0.277	92.361	0.389	0.144	0.175	21.528	0.144	-4.861	0.144	0.000
	2	0.350	0.357	3.179	0.378	0.353	0.335	-3.179	0.353	1.445	0.353	2.023
	3	0.510	0.510	0.000	0.535	0.519	0.503	-1.373	0.519	0.784	0.519	1.765
	4	0.620	0.604	-2.581	0.631	0.609	0.611	-1.452	0.609	-2.097	0.609	-1.774
30	1	0.140	0.461	220.139	1.332	0.126	0.157	9.028	0.126	20.833	0.126	12.5
	2	0.350	0.373	7.803	0.420	0.366	0.344	-0.578	0.366	-2.023	0.366	-5.78
	3	0.510	0.542	6.275	0.561	0.537	0.490	-3.922	0.537	-2.353	0.537	-5.294
	4	0.620	0.626	0.968	0.662	0.596	0.603	-2.742	0.596	6.613	0.596	3.871

4.268 %、2.914 %和 2.406 %，方差分别为 0.311、0.396、0.005、0.003 和 0.001。由表可知 RSS-QPSO（平均和单通道）、PP、SSI 和 ERA 识别精度和鲁棒性

依次递减；同时，不同噪声水平下，平均 RSS-QPSO 的部分参数误差较  $m_2$  通道大，说明噪声对不同通道下 RSS-QPSO 识别结果的影响具有随机性，且多通

道算数平均由于是对不同通道的噪声影响进行了平均,故提高了识别精度。

(3)由表4可知,在不同噪声环境下振型的识别方面,随着噪声的增加,各方法MAC值均有一定下降;对比不同噪声水平的MAC结果的平均值和方差可知,RSS-QPSO对振型的识别精度略差于SSI、ERA,优于PP,且最小值为99.785%,可以满足一般工程需要;4种方法中RSS-QPSO的方差最小,表明其有良好的鲁棒性。

表4 不同噪声水平下数值信号结构MAC值识别结果

加噪/ (%)	阶 数	SSI/ (%)	ERA/ (%)	PP/ (%)	RSS- QPSO/(%)
0	1	100.000	99.997	99.905	99.998
	2	100.000	99.999	99.987	99.993
	3	100.000	99.990	99.994	99.965
	4	99.999	99.941	99.980	99.843
5	1	99.988	99.987	99.905	99.984
	2	99.998	99.999	99.987	99.998
	3	99.999	99.990	99.994	99.931
	4	99.999	99.945	99.980	99.867
10	1	99.981	99.981	99.978	99.984
	2	99.996	99.995	99.980	99.998
	3	99.998	99.981	99.988	99.931
	4	99.982	99.883	99.973	99.867
30	1	99.551	99.489	99.199	99.924
	2	99.992	99.981	99.963	99.993
	3	99.984	99.958	99.992	99.798
	4	99.975	99.865	99.870	99.785
平均值		99.965	99.936	99.917	99.929
方差		0.011	0.015	0.036	0.005

## 5 实验验证

为了验证上述理论分析,搭建悬臂梁试验平台进行试验模态分析获得其结构的模态参数,检验RSS-QPSO算法的识别精度和鲁棒性。悬臂梁试件为280 mm×30 mm×3.5 mm的铝合金,采用压板固定,模拟固定约束;激励为采用锤击法,在悬臂梁垂直于板面方向进行测试;根据测点与约束点之间距离进行测点布置,每间隔40 mm设置1个响应点,共设置6个,并按照顺序编号1至6,点4为激励点,点5

为加速度响应信号采集点;设备采用INV-4便携式智能信号采集处理分析系统、DLF-4四合放大器及B&K的电压式加速度传感器、MSC-1型小弹性力锤(带橡胶头),采样频率为1 280 Hz。试验装置示意图如图4所示。

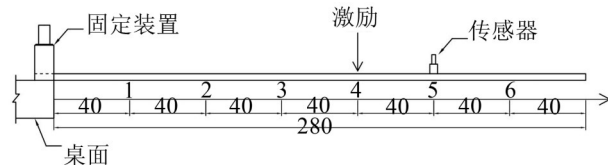


图4 试验装置示意图

为研究方法的鲁棒性,分别对实验原信号和原信号加30%白噪声序列进行研究。因为对于真实结构无法获取其真实的模态参数,为了说明方法的可用性,使用SSI、ERA、PP对实测信号进行识别;为了量化不同方法识别结果存在的差异,采用相对极差(%)(极差与平均值的比值)衡量,其结果见表5。由表5可知对于原信号的识别,频率的相对极差不高于1.0%;阻尼比中第1阶阻尼比相对极差明显大于其他阶,其他阶的相对极差不高于10%,说明阻尼比的识别精度通常低于固有频率。将参数平均值作为参考值,统计原信号以及30%噪声下实测信号基于各方法的识别结果及误差,如表6所示。原信号与30%噪声下实测信号与基于RSS-QPSO识别结果的生成信号波形、频谱和差值图见图5至图10。

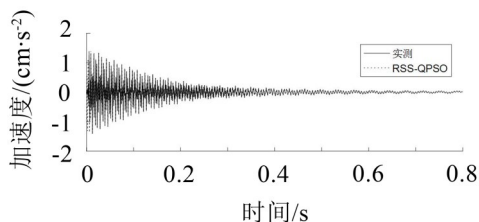


图5 0%噪声水平下实测信号波形图

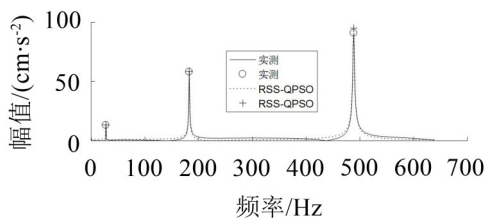


图6 0%噪声水平下实测信号频谱图

表5 0%噪声水平下基于3种方法实测信号识别结果统计表

	阶数	SSI	ERA	PP	平均值	相对极差
频率/Hz	1	27.540	27.547	27.500	27.529	0.171
	2	182.547	182.471	182.500	182.506	0.042
	3	488.434	488.383	488.750	488.522	0.075
阻尼比/(%)	1	0.283	0.246	0.324	0.264	29.562
	2	0.321	0.345	0.305	0.323	12.374
	3	0.264	0.260	0.270	0.265	3.779

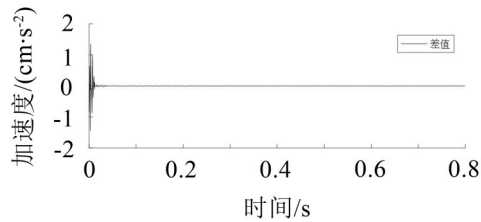


图7 0%噪声水平下RSS-QPSO与实测信号差值图

采用最优适应度反映RSS-QPSO在不同噪声水平下的拟合情况,原实测信号最优适应度为0.012,30%噪声水平下为0.0685;且由图7和图10可知,RSS-QPSO与实测信号拟合的残差较小;由图6和图9可知,各固有频率处的RSS-QPSO幅值与实测信号的幅值相近,拟合效果较好。

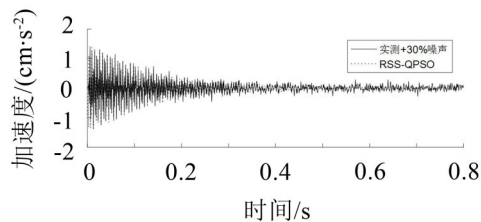


图8 30%噪声水平下实测信号波形图

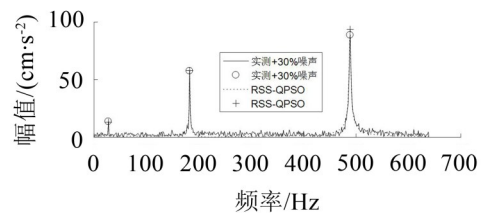


图9 30%噪声水平下实测信号频谱图

不同方法之间的精度对比见表6。0%噪声水平下实测信号基于RSS-QPSO的频率识别结果误差

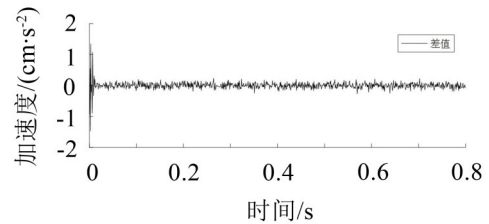


图10 30%噪声水平下RSS-QPSO与实测信号差值图

不大于0.03%,阻尼比识别结果误差不大于5%,优于其他方法。在30%噪声水平下实测信号基于RSS-QPSO的识别结果中第1阶频率误差最大,由图9可知第1阶的频谱幅值较小,与固有频率10%邻域噪声频谱最大幅值的比值约为3:1,可能是两者幅值差小,第1阶模态受噪声干扰较大所导致,但第1阶的阻尼比精度仍优于其他方法;除第1阶外,频率相对误差不大于0.04%,阻尼比相对误差不大于6%,优于其他方法。

对比噪声对识别结果的影响。统计加入30%噪声引起SSI、ERA、PP和RSS-QPSO的最大识别误差增量(除第1阶),频率最大识别误差增量分别为0.022%、0.115%、0%和0.011%;阻尼比最大识别误差增量分别为18.576%、4.151%、4.529%和4.953%;所以基于RSS-QPSO频率识别的鲁棒性仅次于PP法,基于RSS-QPSO、PP和ERA法阻尼比识别的鲁棒性相近;且在30%噪声水平下,RSS-QPSO较其他方法各阶阻尼比精度最高。

故综合考虑频率和阻尼比,RSS-QPSO是一种识别精度较高、鲁棒性较强的模态参数识别方法,但可能存在对于振幅与噪声幅值相近的频率成分识别精度下降的缺陷。

表6 不同噪声水平下的实测信号识别结果

噪声水平	参数	阶数	参考值	SSI		ERA		PP		RSS-QPSO	
				识别值	误差/(%)	识别值	误差/(%)	识别值	误差/(%)	识别值	误差/(%)
0	频率/Hz	1	27.529	27.540	0.040	27.547	0.065	27.500	-0.105	27.531	0.007
		2	182.506	182.547	0.022	182.471	-0.019	182.500	-0.003	182.511	0.003
		3	488.522	488.434	-0.018	488.383	-0.028	488.750	0.047	488.404	-0.024
	阻尼比/(%)	1	0.264	0.283	7.197	0.246	-6.818	0.324	22.727	0.271	2.652
		2	0.323	0.321	-0.619	0.345	6.811	0.305	-5.573	0.320	-0.929
		3	0.265	0.264	-0.377	0.260	-1.887	0.270	1.887	0.263	-0.755
30	频率/Hz	1	27.529	29.182	6.005	27.512	-0.062	27.500	-0.105	27.345	-0.668
		2	182.506	182.586	0.044	182.681	0.096	182.500	-0.003	182.492	-0.008
		3	488.522	488.334	-0.038	488.337	-0.038	488.750	0.047	488.364	-0.032
	阻尼比/(%)	1	0.264	7.127	2599.621	20.100	7513.636	0.322	21.970	0.207	-21.591
		2	0.323	0.261	-19.195	0.352	8.978	0.296	-8.359	0.304	-5.882
		3	0.265	0.265	0.000	0.249	-6.038	0.258	-2.642	0.265	0.000



## 6 结 语

采用搜索空间缩减策略,解决模态参数智能优化识别的早熟收敛和陷入局部最优的问题。通过上述数值模拟和实验的实例分析,得出以下结论:

(1) 相较于 QPSO, RSS-QPSO 能够有效缩减搜索空间,提高寻优的收敛速度,缩减迭代次数以及得到更优的最终适应度,在一定程度上可以避免早期收敛和局部最优。

(2) RSS-QPSO 对于频率和阻尼比的识别精度较高,鲁棒性较强,且多通道识别结果的算数平均可提高精度,但可能存在振幅与噪声幅值相近的频率成分识别精度下降的缺陷;对于振型识别结果较 SSI、ERA 差,但优于 PP,能够满足工程需求,且鲁棒性好。

(3) 如何结合具体问题特性是智能模态参数识别方法优化的重要研究方向。而结合模态独立性进行搜索空间缩减,势必能够为模态参数识别问题特性结合提供一个参考,进而促进结构健康监测领域的发展。

### 参考文献:

- [1] 顾培英,邓昌,吴福生. 结构模态分析及其损伤诊断[M]. 南京:东南大学出版社,2008: 39-97.
- [2] 冯慧玉,冷建成,赵海峰,等. 环境激励下自升式海洋平台损伤诊断[J]. **船舶工程**,2019,41(8):121-125.
- [3] 张建伟,李火坤,练继建,等. 基于环境激励的厂房结构损伤诊断与安全评价[J]. **振动、测试与诊断**,2012,32(4): 670-674+694-695.
- [4] 刘宇飞,辛克贵,樊健生,等. 环境激励下结构模态参数识别方法综述[J]. **工程力学**,2014,31(4):46-53.
- [5] 钟军军,董聪. 环境激励下识别结构模态自然激励-时域分解法[J]. **振动与冲击**,2013,32(18):121-125.
- [6] 逯静洲, SUNG H S. 基于随机减量法的分布式结构模态参数识别[J]. **振动与冲击**,2017,36(17):48-54.
- [7] GALEWSKI M A. Modal parameters identification with particle swarm optimization[J]. **Key Engineering Materials**,2013, 597: 119-124.
- [8] CHANG J, NAGARAJAIAH S. Quantum-behaved particle swarm optimization-based structural modal parameter identification under ambient excitation[J]. **International Journal of Structural Stability and Dynamics**, 2016, 16 (5): 237-255.
- [9] 邵永亮,常军. 运用改进帝国竞争算法识别结构模态参数[J]. **噪声与振动控制**,2017,37(2):152-157.
- [10] 常军,巩文龙. 量子粒子群结合小波变换识别结构模态参数[J]. **振动与冲击**,2014,33(23):42-46.
- [11] 赵斌,封周权,陈政清. 环境激励下基于 ESMD 的结构模态参数识别方法[J]. **噪声与振动控制**,2019,39(5):173-178.
- [12] 秦世强,康俊涛,孔凡. 桥梁工作模态分析中阻尼比识别的离散性研究[J]. **振动、测试与诊断**,2016,36(1):42-48+196.
- [13] 朱圆. 基于信号处理的齿轮箱故障诊断方法研究[D]. 成都:电子科技大学,2017.
- [14] 孙俊. 量子行为粒子群优化算法研究[D]. 无锡:江南大学,2009.
- [10] RAI A, UPADHYAY S H. Bearing performance degradation assessment based on a combination of empirical mode decomposition and  $k$ -medoids clustering [J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2017, 93: 16-29.
- [11] 张淑清,包红燕,李盼,等. 基于 RQA 与 GG 聚类的滚动轴承故障识别[J]. **中国机械工程**,2015,26(10):1385-1390.
- [12] 段晨东,张荣. 基于改进经验小波变换的机车轴承故障诊断[J]. **中国机械工程**,2019,30(6):631-637.
- [13] 肖启阳,李健,孙洁娣,等. 基于 EWT 及模糊相关分类器的管道微小泄漏检测[J]. **振动与冲击**,2018,37(14):122-129.
- [14] 李从志,郑近德,潘海洋,等. 基于精细复合多尺度散布熵与支持向量机的滚动轴承故障诊断方法[J]. **中国机械工程**,2019,30(14):1713-1719+1726.
- [15] 赵荣珍,李霁蒲,邓林峰. EWT 多尺度排列熵与 GG 聚类的轴承故障辨识方法[J]. **振动、测试与诊断**,2019,39(2):416-423+451.

(上接第58页)