

环境激励下结构模态参数识别的量子粒子群算法

常 军, 刘大山

(苏州科技学院土木工程学院, 江苏 苏州 215011)

摘要: 环境激励下的结构模态参数可以通过不同点输出信号的互功率谱识别出来. 将包含结构模态参数的互功率谱理论公式与不同点输出信号计算得到的互功率谱之差作为目标函数, 通过搜索模态参数的取值而使目标函数最小, 从而将优化问题转化为模态参数识别问题. 量子粒子群算法是一种基于群体智能理论的优化算法. 论文将量子粒子群算法应用到上述优化问题中识别环境激励下的结构模态参数. 最后采用数值模拟的简支梁对该方法进行有效性验证. 结果表明, 量子粒子群可以有效地识别环境激励下的结构模态参数.

关键词: 量子粒子群优化算法; 环境激励; 互功率谱; 结构模态参数识别

中图分类号: U441

文献标志码: A

文章编号: 1006-7930(2014)04-0508-05

以结构动力学为基础的传统结构模态参数识别方法是以结构的输入和输出信号为基础的. 而在实际工程中, 由于结构尺寸大导致人工激励困难且价格昂贵, 从而限制了其应用. 研究表明以大地脉动及其他环境因素共同对结构产生的环境激励基本满足白噪声的特性, 这使得基于环境激励的结构模态参数识别成为了可能. 环境激励方法因其无需激励设备、不影响结构正常使用、试验简便、所需人力少、不受结构形态和大小的限制、实验费用低、不会对结构产生局部损伤等优点, 而备受业内人士青睐. 近年来, 环境激励方法的发展已有长足的进展, 比较成熟的方法有频域法、时域法和时频域法三种. 其中频域法有峰值法、频域分解法、最小二乘复频域法等; 时域法有, 时间序列分析方法、随机减量法、ITD 方法和自然激励法、随机子空间方法、最小二乘复指数法和特征系统实现法等. 时频法有魏格纳分布和短时傅里叶变换、小波变换和 Hilbert-Huang 变换法等^[1-2].

量子粒子群算法(QPSO)是在粒子群(PSO)算法基础上发展起来的一种基于群体智能理论的优化算法, 因其具有计算精确、所需参数少、编程简单、容易收敛且收敛速度快等优势而备受关注^[3-8]. 本文通过将环境激励下结构模态参数识别问题转化为优化问题, 进而采用 QPSO 算法进行模态参数识别.

1 量子粒子群优化算法(QPSO)

QPSO克服了粒子群算法(PSO)的致命缺陷: 容易陷入局部最优而无法得到全局最优结果^[4-5].

在QPSO中, 引入了 δ 势阱, 假设粒子在以 p 点为中心的 δ 势阱中, 因为粒子的速度和位置在量子空间中不能同时确定, 所以粒子的状态用波函数 $\phi(Y) = (1/\sqrt{L})e^{Y/L}$ 描述, 其中 $L = 1/\beta = \hbar^2/m\gamma$, m 为离子质量. 波函数的物理意义是: 波函数的平方是粒子在空间某点出现的概率密度. 采用蒙特卡罗法得出粒子的位置方程为^[4-5]:

$$X = P \pm (L/2) \ln(1/u) \quad (1)$$

式中: $u \sim U(0,1)$, L 为 δ 势阱的特征长度, 它随着时间变化.

粒子的更新方程为^[4-5]

$$P_m = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^m P_i(t) = \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m P_{i1}(t), \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m P_{i2}(t), \dots, \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m P_{in}(t) \right) \quad (2)$$

$$p_{id} = \varphi p_{ij} + (1 - \varphi) G_j \quad (3)$$

$$X_{ij}(t+1) = P_{ij}(t) \pm \alpha \left| P_{mj} - X_{ij}(t) \right| \ln \left[1/u_{ij}(t) \right] \quad (4)$$

式中: m 为粒子数; n 为维数; $\varphi \sim U(0,1)$; p_{ij} 为由个体经验知识确定的最优值; G_j 为由群体知识确定的群体最优值; α 为收缩扩张系数; 它是 QPSO 算法除群体规模和迭代次数以外的唯一控制参数, 可按下式确定^[4-5]:

$$\alpha = (\alpha_1 - \alpha_2) [(I_{\max} - t)/I_{\max}] + \alpha_2 \quad (5)$$

收稿日期: 2013-12-27

修改稿日期: 2014-07-23

基金项目: 国家科技支撑计划课题项目(2012BAJ11B01); 江苏省自然科学基金项目(BK20141180); 苏州科技学院科研基金项目(XKZ201304)

作者简介: 常军(1973-), 男, 博士, 副教授, 主要从事结构健康监测方面的研究. E-mail: changjun21@126.com

其中: α_1, α_2 分别为 α 的初始值和终值, t 为迭代次数. I_{\max} 为允许最大迭代次数.

QPSO算法过程:

- 1) $t=0$ 时, 确定粒子的初始位置 $X_i(0)$, 个体最优位置为 $P_i(0) = X_i(0)$; 2) 计算粒子群的平均最好位置 p_m ;
- 3) 粒子 i 的当前位置 $X_i(t)$ 的适应值, 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) 确定新的全局最优位置, 如果 $f[P_i(t)] > f[G(t-1)]$ 则 $G(t) = G(t-1)$, 否则 $G(t) = P_i(t)$; 5) 计算随机点的位置;
- 6) 计算粒子的新位置; 7) 若未达到终止条件, 返回到步骤2), 否则结束.

2 基于环境激励的结构模态参数识别

L 个白噪声激励下的 N 阶结构 m 点和 n 点输出信号的互功率谱 $G_{mn}(j\omega)$ 为^[16]:

$$G_{mn}(j\omega) = \sum_{p=1}^L \sum_{q=1}^L H_{mp}^*(j\omega) G_{pq}(j\omega) H_{nq}(j\omega) \quad (6)$$

式中: $H_{nq}(j\omega)$ 为频响函数. $G_{pq}(j\omega)$ 为 p 点和 q 点的互功率谱, 在白噪声激励下, 它与频率无关, 可常数 C_{pq} 表示, 则式(6)可写成^[16]:

$$G_{mn}(j\omega) = \sum_{p=1}^L \sum_{q=1}^L C_{pq} H_{mp}^*(j\omega) H_{nq}(j\omega) \quad (7)$$

令 $G_{mn}^{pq}(j\omega) = C_{pq} H_{mp}^*(j\omega) H_{nq}(j\omega)$, 则

$$G_{mn}(j\omega) = \sum_{p=1}^L \sum_{q=1}^L G_{mn}^{pq}(j\omega) \quad (8)$$

频响函数可以表示为^[16]:

$$H_{mn}(j\omega) = \sum_{r=1}^N [a_r^{mn} / (j\omega - \lambda_r) + a_r^{mn*} / (j\omega - \lambda_r^*)] \quad (9)$$

式中, $a_r^{mn} = Q_r \Phi_r^m \Phi_r^n$, Φ_r^m 是第 r 阶振型的第 m 个元素.

将(9)式代入(8)式得^[16]:

$$G_{mn}^{pq}(j\omega) = C_{pq} \sum_{r=1}^N [a_r^{mp} / (-j\omega - \lambda_r) + a_r^{mp*} / (-j\omega - \lambda_r^*)] \sum_{s=1}^N [a_r^{nq} / (j\omega - \lambda_r) + a_r^{nq*} / (j\omega - \lambda_r^*)] \quad (10)$$

整理得到^[16]:

$$G_{mn}^{pq}(j\omega) = C_{pq} \left\{ \sum_{r=1}^N [A_r^{pqmn} / (-j\omega - \lambda_r) + A_R^{pqmn*} / (-j\omega - \lambda_r^*)] + \sum_{r=1}^N [B_r^{pqmn} / (-j\omega - \lambda_r) + B_R^{pqmn*} / (-j\omega - \lambda_r^*)] \right\} \quad (11)$$

考虑所有激励点, 得到^[16]:

$$G_{mn}(j\omega) = \sum_{r=1}^N [A_r^{mn} / (-j\omega - \lambda_r) + A_R^{mn*} / (-j\omega - \lambda_r^*)] + \sum_{r=1}^N [B_r^{mn} / (-j\omega - \lambda_r) + B_R^{mn*} / (-j\omega - \lambda_r^*)] \quad (12)$$

式中: $A_r^{mn} = Q_r \Phi_r^m \sum_{p=1}^L \sum_{q=1}^L C_{pq} \Phi_r^p \sum_{s=1}^N (a_r^{nq*} / (-\lambda_r - \lambda_s^*) + a_r^{nq} / (-\lambda_r - \lambda_s)) = \Phi_r^m D_r^m$, $B_r^{mn} = Q_r \Phi_r^n \sum_{p=1}^L \sum_{q=1}^L C_{pq} \Phi_r^q \sum_{s=1}^N [(a_r^{mp*} / (-\lambda_r - \lambda_s^*) + a_r^{mp} / (-\lambda_r - \lambda_s))] = \Phi_r^n D_r^n$

建立目标函数如下:

$$F(\theta) = \frac{1}{T} \left\| G(k) - \hat{G}(k) \right\|^2 \quad (13)$$

式中: $G(k)$ 为根据实测响应信号求得的互功率谱, $\hat{G}(k)$ 为根据式(12)计算的互功率谱, $\|\bullet\|$ 表示欧几里德范数. 进而将结构模态参数识别转化为最小值优化问题, 即寻找一组 θ 使得目标函数 $F(\theta)$ 最小:

$$\begin{cases} \min F(\theta), \theta = (A_1, A_2, \Lambda A_r, B_1, B_2, \Lambda B_r, \lambda_1, \lambda_2, \Lambda \lambda_r) \\ st \theta \in R^n \mid \theta_{\min, r} \leq \theta_r \leq \theta_{\max, r} \end{cases} \quad (14)$$

其中: $\theta_{\min, r}$ 和 $\theta_{\max, r}$ 分别为第 r 待识别参数取值的下限和上限.

结构频率阻尼为:

$$\begin{cases} \omega_i = \sqrt{\lambda_i \lambda_i^*} \\ \xi_i = -(\lambda_i \lambda_i^*) / (2\omega_i) \end{cases} \quad (15)$$

由公式(12)可以看出, 留数 A_r^{mn} 同测点 m 处的第 r 阶振型 Φ_r^m 成比例, 留数 B_r^{mn} 同测点 n 处的第 r 阶振型 Φ_r^n 成比例. 通过拟合各相应点同参考点之间的互功率谱求出模态振型.

3 实例分析

采用有限元程序 ANSYS 建立长 10 m, 宽 200 mm, 高 250 mm 的等截面混凝土简支梁的数值模型,如图 1 所示,材料弹性模量为 2.8E04 MPa,密度为 2 500 kg/m³. 按瑞利阻尼设置阻尼比,其中第 1 阶和第 6 阶设置为 1.0%,其余按照公式计算而得.

将简支梁划分为 20 等份,每份长 0.5 m,除两端支座处,共 19 个节点,在每个节点处施加由 Matlab 程序产生的不同的白噪声模拟环境激励.并在梁上 19 个节点处采集加速度,采样频率为 200 Hz,采样时长 5 min. 计算不同点采集加速度的互功率谱. 分别采用文中提出 QPSO 算法、随机子空间方法(SSI)和峰值法进行结构模态参数识别. 其中, QPSO 算法是采用作者自编的以前述理论为基础的 MATLAB 程序对输出信号进行分析的,对于该案例,离子数目取 100,迭代次数为 10 000 次,识别结果如表 1 所示. 为了研究该方法的抗噪性,对输出信号识别结果分别加入 5%、10%、20%和 30%的噪声(噪声最大幅值与响应信号最大幅值之比),采用文中所述方法进行识别,结果见表 2. 不同噪声水平下 QPSO 算法识别的前六阶阵型如图 2-7 所示. 表 1、2 中的理论值为由 ANSYS 程序分析出的模态参数.

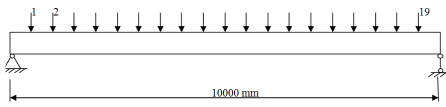


图 1 简支梁模型
Fig. 1 Simple support beam model

表 1 采用不同方法得到的计算结果
Tab.1 Identification results obtained by different methods

模态参数		一阶	二阶	三阶	四阶	五阶	六阶
频率/Hz	理论值	3.034 6	12.132 4	27.275 5	48.434 3	75.567 3	108.622 2
	QPSO	识别值	3.045 1	12.152 4	27.156 0	47.915 8	74.063 1
		误差/%	0.345 3	0.164 9	0.291 4	1.070 4	1.990 6
							3.720 4
	SSI	识别值	3.025 4	12.103 3	27.075 9	47.421 7	72.759 8
		误差/%	0.303 2	0.239 9	0.731 8	2.090 7	3.715 2
							5.189 5
	峰值法	识别值	3.017 8	12.076 6	27.015 2	47.699 5	71.488 8
		误差/%	0.553 6	0.459 9	0.954 3	1.517 1	5.397 2
							7.446 6
阻尼比/%	理论值	1.000 0	0.352 0	0.352 5	0.494 7	0.715 8	1.000 0
	QPSO	识别值	1.038 5	0.378 7	0.399 4	0.593 5	0.887 9
		误差/%	3.850 0	7.585 2	13.305 0	19.971 7	24.043 0
							34.080 0
	SSI	识别值	1.047 6	0.418 3	0.452 1	0.644 9	0.976 7
		误差/%	4.760 0	18.835 2	28.255 3	30.361 8	36.448 7
							75.330 0
	峰值法	识别值	1.035 4	0.404 8	0.460 1	0.651 0	1.088 8
		误差/%	3.540 0	16.022 7	30.524 8	31.594 9	52.109 5
							96.430 0
振型/MAC	QPSO	0.987 2	0.999 9	1.000 0	0.999 7	0.999 9	0.999 9
	SSI	0.990 3	0.973 1	0.931 9	0.903 2	0.879 3	0.854 7
	峰值法	0.991 5	0.992 3	0.961 2	0.876 2	0.765 6	0.704 3

表 2 采用 QPSO 算法识别的不同噪声水平下的计算结果
Tab.2 Identification results of different noise level by QPSO

模态参数	噪声水平	一阶	二阶	三阶	四阶	五阶	六阶
频率/Hz	0%	理论值	3.034 6	12.132 4	27.275 5	48.434 3	75.567 3
		识别值	3.045 1	12.152 4	27.156 0	47.915 8	74.063 1
		误差/%	0.345 3	0.164 9	0.291 4	1.070 4	1.990 6
	5%	识别值	3.045 0	12.152 2	27.193 8	47.921 7	74.064 2
		误差/%	0.344 2	0.162 7	0.299 6	1.058 2	1.989 1
							3.714 6
	10%	识别值	3.045 2	12.152 1	27.193 9	47.922 0	74.064 8
		误差/%	0.348 0	0.162 0	0.299 4	1.057 5	1.988 4
							3.715 7
	20%	识别值	3.042 7	12.152 3	27.192 7	47.928 5	74.053 1
		误差/%	0.266 5	0.164 3	0.303 5	1.044 2	2.003 9
							3.715 2
	30%	识别值	3.044 5	12.141 7	27.196 7	48.131 8	74.297 2
		误差/%	0.329 2	0.076 8	0.289 0	0.624 5	1.680 8
							3.722 6
阻尼比/%	0%	理论值	1.000 0	0.352 0	0.352 5	0.494 7	0.715 8
		识别值	1.038 5	0.378 7	0.399 4	0.593 5	0.887 9

续表 2							
5%	误差/%	3.850 0	7.585 2	13.305 0	19.971 7	24.043 0	34.080 0
	识别值	1.038 8	0.377 5	0.408 4	0.606 7	0.876 6	1.343 2
	误差/%	3.880 0	7.244 3	15.858 2	22.640 0	26.464 4	34.320 0
	识别值	1.036 8	0.379 3	0.410 1	0.610 0	0.869 8	1.354 3
	误差/%	3.680 0	7.755 7	16.340 4	23.307 1	21.514 4	35.430 0
	识别值	1.031 5	0.378 9	0.403 5	0.608 1	0.873 8	1.377 5
10%	误差/%	3.150 0	7.639 2	14.468 1	22.923 0	22.073 2	37.550 0
	识别值	1.040 0	0.396 6	0.358 9	0.580 9	0.889 4	1.468 9
20%	误差/%	4.000 0	12.681 8	1.815 6	17.427 4	24.252 6	46.890 0
	识别值						
振型/MAC	0%	0.987 2	0.999 9	1.000 0	0.999 7	0.999 9	0.999 9
	5%	0.988 9	0.999 9	0.997 4	0.999 5	0.999 7	0.999 7
	10%	0.987 2	0.999 9	1.000 0	0.999 7	0.999 9	0.999 9
	20%	0.986 9	0.999 9	0.997 4	0.999 5	0.999 8	0.999 7
	30%	0.984 1	1.000 0	1.000 0	0.999 6	0.999 9	0.999 9

表中 MAC 为模态判定准则^[16]:

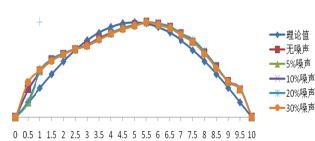


图 2 第一阶模态振型
Fig.2 The 1st modal shape

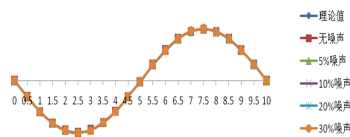


图 3 第二阶模态振型
Fig.3 The 2nd modal shape

若 MAC 接近于 1, 则向量相同, 若接近于 0, 则不同.

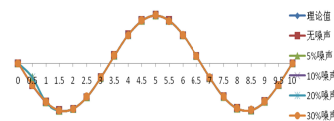


图 4 第三阶模态振型
Fig.4 The 3rd modal shape

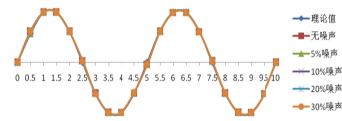


图 5 第四阶模态振型
Fig.5 The 4th modal shape

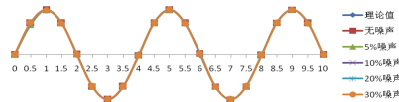


图 6 第五阶模态振型
Fig.6 The 5th modal shape

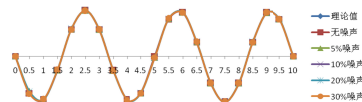


图 7 第六阶模态振型
Fig.7 The 6th modal shape

由表 1 及图 2-6 的识别结果可以清楚地看出: 论文的 QPSO 算法能够比较精确地识别出模态参数, 且比 SSI 算法和峰值法的精度要高. 根据表 2 及图 2-6 的识别结果可以发现, 不同噪声水平对 QPSO 算法基本没有影响, 识别结果没有多大变化. 究其原因应该是文中所述方法的互功率谱的原因, 因为互功率谱具有较强的抗噪性, 这与文献[16]的结论完全相同.

4 结论

通过将由结构不同部位的输出信号计算而得到的互功率谱与包含待识别模态参数的理论互功率谱公式差值的最小化作为目标函数, 进而将优化问题转化为模态参数识别问题. 为了使得目标函数最小, 采用量子粒子群算法寻求理论频响函数公式中所包含的模态参数, 进而识别出结构模态参数.

采用QPSO算法、SSI方法及峰值法对一简支梁进行模态参数识别, 结果表明: (1)QPSO算法能够有效地识别出结构模态参数, 且识别精度比SSI方法和峰值法要高得多; (2)通过对不同噪声水平影响下的结构输出信号分析, 表明QPSO算法能够精确地识别出结构的模态参数, 即该法具有较强的抗噪性; (3)不同噪声水平对QPSO算法识别结果基本没有影响, 识别结果没有多大变化. 究其原因应该是文中所述方法的互功率谱的原因, 因为互功率谱具有较强的抗噪性. 文中所述基于量子粒子群算法将对结构健康监测和结构状态评估的发展起到一定的促进作用.

参考文献 References

- [1] DOEBLING S W, FARRAR C R, PRIME M B. Damage identification and health monitoring of structural and mechanical system from changes in their vibration characteristics: A literature review [R]. Los Alamos: Los Alamos National Laboratory, 1996.
- [2] 沈方伟, 杜成斌. 环境激励下结构模态参数识别方法综述[J]. 电子测试, 2013(5):179-181.
SHEN Fangwei, DU Chengbin. An overview of modal identification from ambient responses[J]. Electronic Test, 2013(5):179-181.
- [3] LIU Jing, XU Wenbo, SUN Jun. Quantum-behaved particle swarm optimization with mutation operator[C]//Proceedings of 17th international conference on tools with artificial intelligence, Hongkong(China), 2005:3078-3093.
- [4] SUN Jun, XU Wenbo, FENG Bin. Adaptive parameter control for quantum-behaved particle swarm optimization on individual level[C]//Proceedings of IEEE international conference on system, 2005:3049-3054.
- [5] SUN Jun, XU W, Fang W. Quantum-behaved particle swarm optimization with a hybrid probability distribution[C]// In: PRICAI 2006:TRENDS IN Artificial Intelligence, 2006, 737-746.
- [6] 公茂盛, 谢礼立, 欧进萍. 结构振动台模型模态参数识别新方法研究[J]. 振动工程学报, 2010,23(2): 230-236.
GONG Maosheng, XIE Lili, OU Jinping. A method for modal parameter identification of structural shaking table model[J]. Journal of Vibration Engineering, 2010, 23(2):230-236.
- [7] 黄宇, 韩璞, 刘长良等. 改进量子粒子群算法及其在系统辨识中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(20): 114-122.
HUANG Yu, HAN Pu, LIU Changliang, et al. An improved quantum particle swarm optimization and its application in system identification[J]. Proceedings of the CSEE. 2011, 31(20):114-122.
- [8] 沈佳宁, 孙俊, 须文波. 运用QPSO算法进行系统辨别的研究[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(9): 67-70.
SHEN Jianing, SUN Jun, XU Wenbo. System identification based on QPSO algorithm[J]. Computer engineering and application, 2009, 45(9): 67-70.
- [9] 胡峰, 吴波, 胡友民等. 利用粒子群优化算法实现阻尼比和频率的精确识别[J]. 振动与冲击, 2009, 28(7):8-11.
HU Feng, WU Bo, HU Youmin, et al. exact evaluation of damping frequency based on particle optimization algorithm[J]. Journal of vibration and shock, 2009, 28(7): 8-11.
- [10] 王峰, 邢科义, 徐小平. 系统辨识的粒子群优化算法[J]. 西安交通大学学报, 2009(2): 116-120.
WANG Feng, XING Keyi, XU Xiaoping. A system identification method using particle swarm optimization[J]. Journal of Xi'an jiaotong university, 2009(2): 116-120.
- [11] 许东文, 贾春玉, 崔艳超等. 基于量子粒子群算法的BP网络板型模式识别研究[J]. 燕山大学学报, 2011, 35(1):35-39.
XU Dongwen, JIA Chunyu, CUI Yanchao, et al. Study on BP network flatness pattern recognition based on quantum particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Yanshan University. 2011, 35(1):35-39.
- [12] 徐小平, 钱富才, 刘丁, 等. 基于PSO算法的系统辨识方法[J]. 系统仿真学报. 2008(13): 3525-3528.
XU Xiaoping, QIAN Fucui, LIU Ding, et al. Method of system identification based on PSO algorithm[J]. Journal of system simulation, 2008(13): 3525-3528.
- [13] 许少华, 王浩, 王颖, 等. 一种改进的量子粒子群优化算法及其应用[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(20): 34-37.
XU Shaohua, WANG Hao, WANG Ying, et al. Improved quantum particle swarm optimization algorithm and its application[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(20):34-37.
- [14] 常军, 张启伟, 孙利民. 稳定图方法在随机子空间识别模态参数中的应用[J]. 工程力学, 2007, 24(2): 39-44.
CHANG Jun, ZHANG Qiwei, SUN Limin. Application of stabilization diagram to modal parameter identification by stochastic subspace method[J]. Engineering Mechanics, 2007, 24(2): 39-44.
- [15] 曹树谦, 张文德, 萧龙翔. 振动结构模态分析——理论实验与应用[M]. 天津: 天津大学出版社, 2001: 35-40
CAO Shuqian, ZHANG Wende, XIAO Longxiang. Vibration structural modal analysis——theory, experiments and application[M]. Tianjin: Tianjin University Press. 2001: 35-40.
- [16] 申凡, 郑敏, 鲍明. 用互功率谱进行未知激励下的模态振型识别[J]. 南京理工大学学报, 2000, 24(2): 117-120
SHEN Fan, ZHENG Min, BAO Ming. Identification of mode shape by fitting cross-power spectra under unknown excitation[J]. Journal of Nanjing university of science and technology, 2000, 24(2):117-120.

Quantum-behaved particles swarm optimization for structural modal parameters identification under ambient excitation

CHANG Jun, LIU Dashan

(School of Civil Engineering, University of Science and Technology of Suzhou, Suzhou 215011, China)

Abstract: Modal parameters of structure under ambient excitation can be identified by cross power spectrum calculated from structural outputs of different parts. The difference between theoretical formula of cross power spectrum, including structural modal parameters to be identified, and the cross power spectrum calculated from structural output-only data, will be adopted as an objection function of optimization issue. The optimal objective value can be gained through searching reasonable modal parameters and Quantum-behaved Particle Swarm Optimization as a swarm intelligence optimization algorithm, will be used in the optimization issue above to identify the structural modal parameters under the ambient excitation. Finally, the modal parameters identification method based on Quantum-behaved Particle Swarm Optimization presented herein is verified by a numerical simulation of a simple-supported beam. The results show that Quantum-behaved Particle Swarm Optimization can effectively identify the structural modal parameters under ambient excitation.

Key words: quantum-behaved particle swarm optimization; ambient excitation; cross power spectrum; structural modal parameters identification

(本文编辑 吴海西)