

基于量子计算的独立分量分析算法及应用*

黄晋英, 潘宏侠, 李悦, 常晓磊

(中北大学机械与动力工程学院 太原, 030051)

摘要 将量子优化原理应用于独立分量分析中,提出了量子独立分量分析算法(quantum independent component analysis,简称 QICA),针对 3 组特定信号进行了混合与分离的仿真实验,得到了较好的分离效果。将该算法用于齿轮箱振动信号的源分离及其故障诊断中,实验结果表明,该算法用于齿轮箱振动信号分离可以明显增强故障信息,降低齿轮箱故障诊断难度。

关键词 量子优化; 独立分量分析; 量子独立分量分析; 故障诊断

中图分类号 TH133; TH115; TN911

引言

齿轮箱是机械系统中常用设备,一旦发生故障,将可能导致整台设备停止运转,给生产造成巨大经济损失,甚至威胁工作人员的生命安全。所以,及时发现并排除故障对保证设备的正常运行和工作人员的生命安全具有重要意义。目前,齿轮箱的故障诊断有几个亟待解决的问题:a. 信号检测阶段,外来干扰的传入及现有干扰消除技术的缺陷,外来干扰噪声往往使后续特征提取困难,故障诊断准确性下降,有必要采取适当方法加以消除;b. 多通道传感器观测信息冗余及现有特征提取方法的不足,多通道传感器观测的信息冗余,将导致特征提取的信息冗余,特征维数扩张,诊断成本增加而精度下降;c. 复合故障(多故障同时并发)诊断难度加大,多故障并发时,不同故障特征相互混杂呈现出复杂征兆,并非多个单故障的简单线性叠加;d. 很多种故障的振动信号表现出强烈的非稳态性及非高斯性,对特征提取方法提出了较高要求。可见,有效地分离混合信号与特征提取手段是解决以上问题的关键^[1-2]。

笔者提出了基于量子优化的独立分量分析算法,通过仿真实验进行效果分析,并将该算法用于齿

轮箱振动信号的盲源分离及其故障诊断中。

1 独立分量分析原理

独立分量分析(independent component analysis,简称 ICA)的基本模型^[3]为

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} \quad (1)$$

其中: $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$; $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 表示 n 个观测信号,每个观测信号是由 m 个源信号 $s_j (j=1, 2, \dots, m)$ 线性混合而成; $\mathbf{A}_{n \times m}$ 为线性混合矩阵。

独立分量分析的目的就是找出分离矩阵 \mathbf{W} ,使其输出 $\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{X}$ 尽可能接近信源信号 $S(t)$ 的估计 $Y(t)$,达到源信号分离的目的。

ICA 算法实际上是一个优化问题,通常分 3 步实现:a. 中心化和白化预处理(whitening)去除信号之间的相关性,通常采用主成分分析(PCA)方法;b. 确立一个目标函数,通常是把分离矩阵 \mathbf{W} 作为因变量的目标函数 $L(\mathbf{W})$,它反映了输出随机向量 \mathbf{Y} 的各个成分之间的独立性,笔者主要以互信息最小化目标函数来推导求解盲源分离矩阵的寻优算法;c. 选择一个学习算法来优化目标函数,本研究采用量子算法进行优化^[4-5]。

* 国家自然科学基金资助项目(50875247);山西省自然科学基金资助项目(2009011026-1);中北大学基金资助项目(20130203)

收稿日期:2011-10-06;修回日期:2012-01-10

2 基于量子优化的 ICA 算法

2.1 分离矩阵量子编码

传统的编码方式主要有二进制、十进制和符号编码等,而在量子算法中采用的是基于量子位的编码方式。一个量子位可由其概率幅定义为 \mathbf{A} ,同理, m 个量子位可定义为 \mathbf{B}

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \alpha_1 \alpha_2 \cdots \alpha_m \\ \beta_1 \beta_2 \cdots \beta_m \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中

$$|\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1 \quad (i=1,2,\dots,m) \quad (4)$$

如果一个系统有 m 个量子位,则该系统可同时描述 2^m 个状态,然而在观测时,该系统将坍缩为一个确定的状态。

设分离矩阵 \mathbf{W} 为 $n \times m$ 矩阵,即观测信号为 n 个,源信号为 m 个。对该分离矩阵进行多量子比特编码,该矩阵中的每一个元素用一个 16 比特二进制数来表示,则 \mathbf{W} 矩阵编码为 $16 \times n \times m$ 位量子比特 \mathbf{C} ,如式(5)所示

$$\mathbf{C} = [c_{11} c_{12} \cdots c_{1m} c_{21} c_{22} \cdots c_{2m} \cdots c_{n1} c_{n2} \cdots c_{nm}] \quad (5)$$

$$c_{ij} = \begin{bmatrix} \alpha_{ij1} & \alpha_{ij2} & \cdots & \alpha_{ijk} \\ \beta_{ij1} & \beta_{ij2} & \cdots & \beta_{ijk} \end{bmatrix} \quad (k=1,2,\dots,16) \quad (6)$$

2.2 解空间变换

若将 $n \times m$ 阶矩阵连续优化问题的解看作是 $n \times m$ 维空间中的点或向量,则连续优化问题可表述为 $\max f(\omega_{11}, \omega_{12}, \dots, \omega_{nm})$,其中: $R_1 \leq \omega_{ij} \leq R_2$, $[R_1, R_2]$ 为 ω_{ij} 的定义域。经量子编码后,分离矩阵为量子域描述,但目标函数的计算要在实数域进行。解空间变换的目的是将得到的量子域分离矩阵转换到实数域,实际是编码过程的一个逆过程^[6]。

以上述 $n \times m$ 阶分离矩阵为例,分离矩阵中的每个元素包含 2×16 个量子比特概率幅,利用线性变换,可将这 2×16 个概率幅由量子空间映射到连续优化的解空间 Ω 。记分离矩阵中 ω_{ij} 的第 k 个量子位为 c_{ijk} ,则相应的解空间变量如式(8)和式(9)所示。

$$c_{ijk} = \begin{bmatrix} \alpha_{ijk} \\ \beta_{ijk} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\omega_{ijk}^{(1)} = \frac{1}{2} [R_2(1 + \alpha_{ijk}) + R_1(1 - \alpha_{ijk})] \quad (8)$$

$$\omega_{ijk}^{(2)} = \frac{1}{2} [R_2(1 + \beta_{ijk}) + R_1(1 - \beta_{ijk})] \quad (9)$$

2.3 基于量子旋转门的分离矩阵优化

量子化的分离矩阵 \mathbf{W} 是通过量子旋转门实现更新的,更新过程可表述为

$$\mathbf{W}^{(t+1)} = \mathbf{U}(\theta)\mathbf{W}^{(t)} \quad (10)$$

其中: t 为当前迭代次数; θ 为旋转角。

作为分离矩阵更新的执行机构,量子门 $\mathbf{U}(\theta)$ 可根据具体问题进行选择,通过改变旋转角 θ 可完成分离矩阵的更新。目前已有很多种量子门,笔者选择的量子旋转门^[7-8]为

$$\mathbf{U}(\theta) = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \quad (11)$$

设 α_0 和 β_0 为当前搜索到的全局最优解中某量子位的概率幅, α_1 和 β_1 为当前解中相应量子位的概率幅,记为

$$H = \begin{bmatrix} \alpha_0 & \alpha_1 \\ \beta_0 & \beta_1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

转角方向按如下方向选取:当 $H \neq 0$ 时,方向为 $-\text{sgn}(H)$;当 $H = 0$ 时,方向取正负均可。转角大小的确定目前仍无理论依据,通常取为

$$0.001\pi < \Delta\theta < 0.05\pi \quad (13)$$

根据上述方法确定旋转角大小及方向,应用量子旋转门进行相位旋转,不断更新分离矩阵在当前位置搜索到的最优解,直到找到全局最优解。综上所述,分离矩阵的更新过程为

$$\mathbf{C}^{(k+1)} = \mathbf{U}(\theta^{(k)})\mathbf{C}^{(k)} = \begin{bmatrix} \cos\theta^{(k)} & -\sin\theta^{(k)} \\ \sin\theta^{(k)} & \cos\theta^{(k)} \end{bmatrix} \mathbf{C}^{(k)} \quad (14)$$

其中: k 为迭代次数; $\mathbf{C}^{(k+1)}$ 和 $\mathbf{C}^{(k)}$ 分别为更新后和当前的分离矩阵量子编码,见式(5)和式(6); $\theta^{(k)}$ 为当前旋转角。

2.4 量子独立分量分析算法步骤

量子独立分量分析(QICA)算法步骤如下:

- 1) 测试信号白化预处理;
- 2) 最大迭代次数、收敛精度赋初值,分离矩阵 \mathbf{W} 初始化,初始分离矩阵编码;
- 3) 对测试信号进行 ICA 分解, $\mathbf{Y} = \mathbf{WZ}$, 并计算目标函数 ϵ

$$\epsilon = \sum_{i=1}^N H(y_k) - \lg |\det(\mathbf{W})| \quad (15)$$

- 4) 判断是否达到收敛条件,若达到收敛条件,

输出分离信号 \mathbf{Y} ; 否则根据式(14)更新 \mathbf{C} 矩阵, 采用解空间变换式(8)和式(9), 将 \mathbf{C} 矩阵变换到实数域, 得到更新后的分离矩阵 $\mathbf{W}^{(k+1)}$;

5) 返回步骤 3。

2.5 仿真信号 QICA 算法分解验证

为验证上述算法的有效性, 设计 3 个已知源信号的仿真实验, 包括方波信号、随机信号和锯齿波信号。3 个信号的表达式如下

$$x_1(t) = 2\text{square}(10t, 50)$$

$$x_2(t) = 2\text{rand}(1, N)$$

$$x_3(t) = \frac{PI}{2} \text{sawtooth}(90t)$$

对 3 个仿真信号采用随机矩阵进行混合, 再对混合后的信号采用 QICA 算法进行 ICA 分解来验证算法的可行性。图 1 为 3 个仿真信号(源信号)的时域曲线。图 2 为混合信号的时域曲线。图 3 为 QICA 算法分离出的分离信号的曲线。

由信号曲线比较可知, 混合信号无法判断出源信号的组成和特征, 而通过本研究涉及的分离算法分离出的曲线都与源信号极为相似, 只是幅值与顺

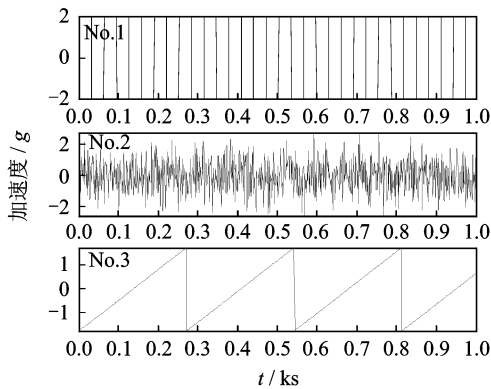


图 1 3 个仿真信号曲线

Fig. 1 Three simulation signals

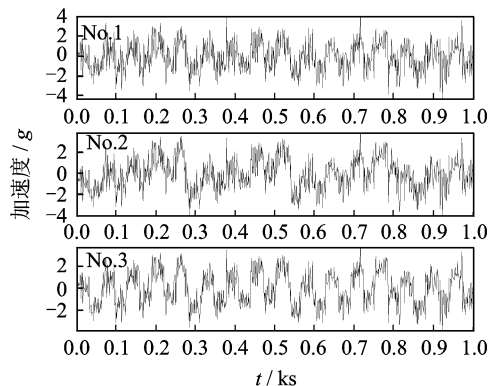


图 2 3 个混合信号曲线

Fig. 2 Three mixed signals

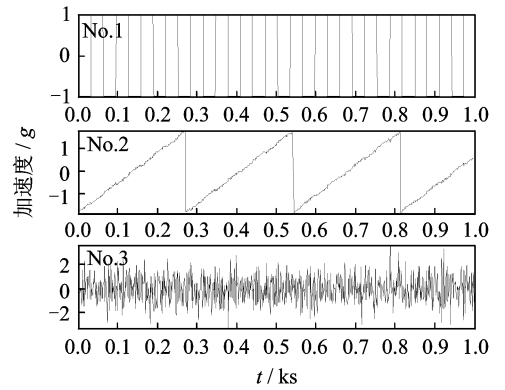


图 3 QICA 算法分离信号曲线

Fig. 3 Separated signals by QICA algorithm

序有所变化, 这是盲源分离的不确定性所造成的。在实际的工程应用中允许这种不确定性的存在, 所以 QICA 算法能够较好地分离源信号。

3 QICA 算法在齿轮箱故障诊断中的应用

3.1 QICA 算法用于齿轮箱振动信号的分离

笔者采用 QICA 算法对实验室故障诊断实验台齿轮箱的 3 种典型工况下的振动信号进行分离。该齿轮箱为二级传动装置, 由 3 根轴、4 个齿轮和 6 个轴承组成。3 种典型工况包括正常工况、轴承内圈故障工况和齿轮故障工况(断齿)。实验中输入轴转速设定为 1.2 kr/min, 3 个测点布置在靠近输入轴一侧的 3 个轴承座处的箱体上, 测试方向垂直向上, 测点分别定义为 4 测点(输出轴上方)、5 测点(中间轴上方)和 6 测点(输入轴上方)。图 4~9 为 3 种工

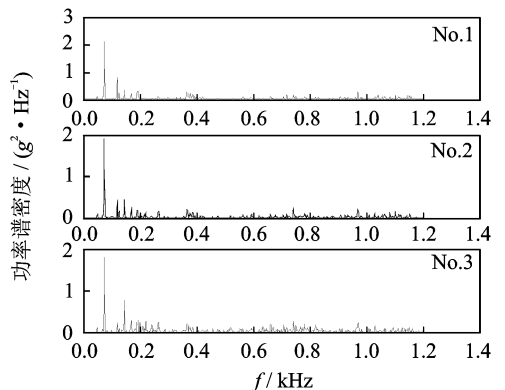


图 4 正常工况 3 个测点振动加速度测试信号功率谱密度曲线

Fig. 4 Power spectrum density of three vibration acceleration signals under normal state

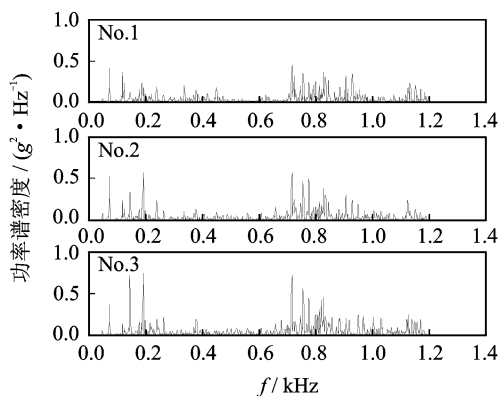


图5 轴承内圈故障工况3个测点振动加速度测试信号功率谱密度曲线

Fig. 5 Power spectrum density of three vibration acceleration signals under bearing inner ring fault state

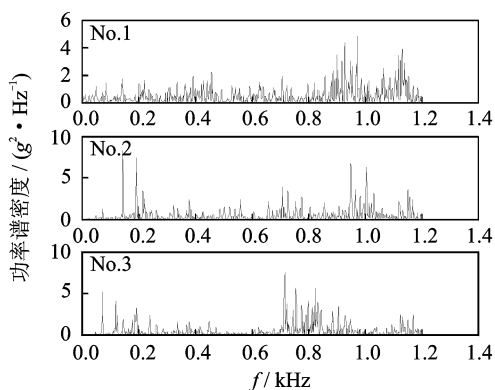


图8 轴承内圈故障工况分离出源信号功率谱密度曲线

Fig. 8 Power spectrum density of source signals separated under bearing inner ring fault state

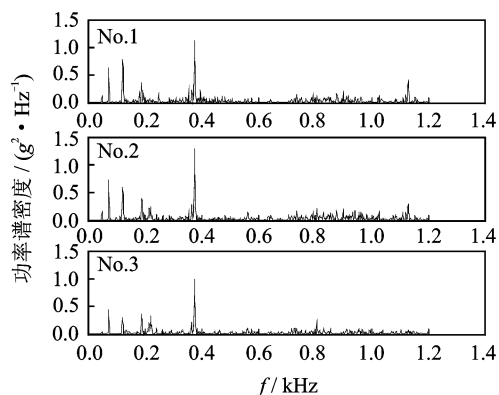


图6 断齿故障工况3个测点振动加速度测试信号功率谱密度曲线

Fig. 6 Power spectrum density of three vibration acceleration signals under gear broken state

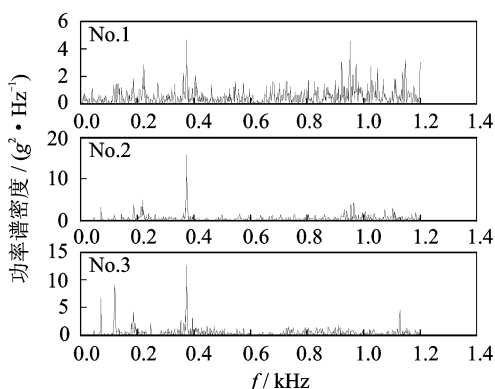


图9 断齿故障工况分离出源信号功率谱密度曲线

Fig. 9 Power spectrum density of source signals separated under gear broken fault state

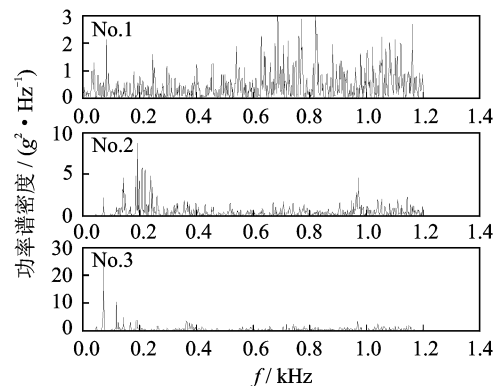


图7 正常工况分离出源信号功率谱密度曲线

Fig. 7 Power spectrum density of source signals separated under normal state

功率谱密度基本相同,是由多种源信号混合而成的,但不同故障工况下对应测点的振动加速度信号功率谱密度存在差异,可以识别故障。3个测点与1个测点的测试结果相同,多测点无法增强故障信息。

由 QICA 算法分离出的 3 个源信号功率谱密度差异较大,分离后正常工况下 3 个信号的主要峰值频率为 80 Hz 和 200 Hz,为转动频率 20 Hz 的偶数倍;内圈故障工况下在 800 Hz 附近出现大量峰值;断齿故障工况在 400 Hz 出现 1 个很清晰的峰值,初步判断断齿故障特征频率为 400 Hz。分离结果表明,采用盲源分离技术可有效增强故障信息。

3.2 齿轮箱振动信号特征提取

为进一步验证 QICA 方法对齿轮箱故障信息增强的效果,测试输入轴转速分别为 300, 600, 900, 1 200 和 1 500 r/min 这 5 种转速下的共 250 个样

况下典型测试信号及其量子 ICA 算法分离出的源信号的功率谱密度曲线图。

测试信号曲线表明,3 个测点振动加速度信号

本,并对测试信号进行 QICA 分解,分别提取测试信号和分离出源信号的峭度指标和裕度指标 2 个特征参量。为了消除幅值不确定性带来的影响,对信号进行归一化处理,使样本特征向量归一化为 0~1 之间的数,增强样本相似性。归一化公式为

$$\bar{C}_k = \frac{C_k - C_{\min}}{C_{\max} - C_{\min}} \quad (16)$$

其中: C 为信号的任一特征参量。

图 10,11 为 4 测点测试信号的特征参量分布图。图 12,13 为 QICA 分离出的第 1 个源信号的特征参量分布图。其中,横坐标所表示的样本数从小

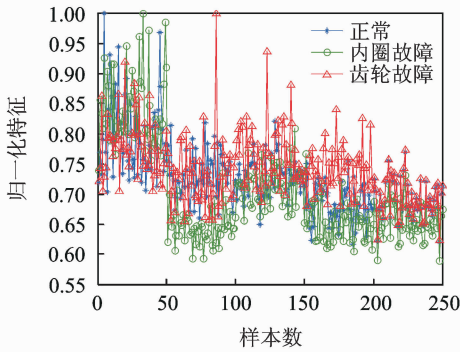


图 10 测试信号峭度指标分布图

Fig. 10 Kurtosis index distribution of testing signals

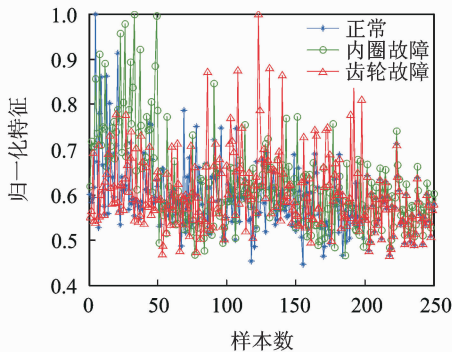


图 11 测试信号裕度指标分布图

Fig. 11 Margin index distribution of testing signals

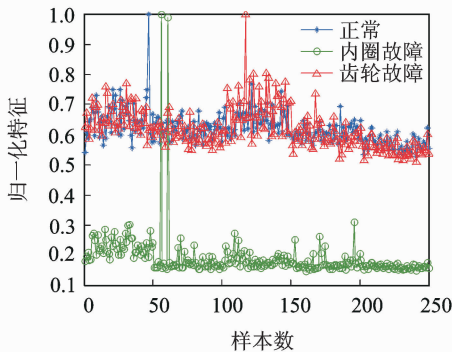


图 12 源信号峭度指标分布图

Fig. 12 Kurtosis index distribution of source signals separated

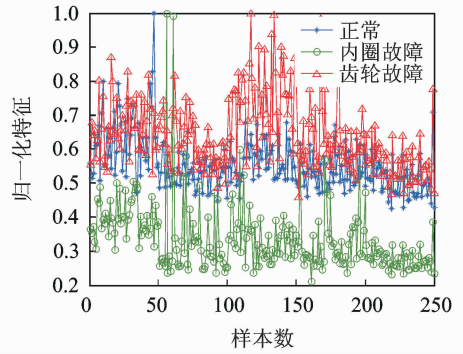


图 13 源信号裕度指标分布图

Fig. 13 Margin index distribution of source signals separated

到大为 5 种转速下的测试样本,转速逐渐升高,每种转速下包括 50 个测试样本。

由以上 2 种信号的特征参数分布图可以看出,测试信号的 2 种特征分布中,3 种工况都混叠在一起,无法有效区分;而源信号的特征分布虽没有将 3 种工况彻底分开,但已把 3 种工况大致分为 2 类,只是正常工况和断齿故障的特征曲线有所混叠,但混叠处的曲线也能够较为清晰地分辨出不同的工况。与测试信号的特征参量分布图相比较,测试信号经 QICA 方法分离后,所包含的故障信息明显增强,量子独立分量分析算法用于故障诊断中有助于提高故障诊断准确性。

4 结束语

基于独立分量分析的齿轮箱故障诊断技术,对于解决齿轮箱故障诊断问题提供了一个新的方法。笔者在研究量子优化的基础上,提出了 QICA 算法,通过仿真实验验证了算法的可行性。将所提出的 QICA 算法应用于齿轮箱振动信号的分离中,分离结果表明,振动信号经盲源分离后,其故障信息明显增强,可以有效区分齿轮箱的 3 类典型故障。

参 考 文 献

[1] 王宇,迟毅林,伍星. 基于盲源分离的设备状态监测与故障诊断[J]. 铁道技术监督,2007,35(2):11-12.
Wang Yu, Chi Yilin, Wu Xing. Equipment condition monitoring and fault diagnosis based on blind source separation[J]. Railway Quality Control, 2007,35(2): 11-12. (in Chinese)

[2] Huang Jinying, Pan Hongxia. Application of particle

- swarm optimization blind source separation technology in fault diagnosis of gearbox[J]. Journal of Control South University of Technology, 2008, 15(S2): 409-415.
- [3] 屈微, 刘贺平. 基于独立分量分析特征提取的故障诊断系统[J]. 北京科技大学学报, 2006, 28(7): 700-703.
Qu Wei, Liu Heping. Fault diagnosis system based on ICA feature[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2006, 28(7): 700-703. (in Chinese)
- [4] 黄晋英, 毕世华, 潘宏侠, 等. 独立分量分析在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2008, 28(2): 126-130.
Huang Jinying, Bi Shihua, Pan Hongxia, et al. Application of independent component analysis to fault diagnosis of gearbox[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2008, 28(2): 126-130. (in Chinese)
- [5] Ye Hongxian, Yang Shixi, Yang Jiangxin, et al. Vibration sources identification with independent component analysis[C]//Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, Dalian, China: [s. n.], 2006: 5814-5818.
- [6] 杨俊安, 解光军, 庄振全, 等. 量子遗传算法及其在图像盲分离中的应用研究[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(7): 847-852.
Yang Jun'an, Xie Guangjun, Zhuang Zhenquan, et al. Quantum genetic algorithm and its application to blind image separation[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2003, 15(7): 847-852. (in Chinese)
- [7] 李士勇, 李盼池. 量子计算与量子优化算法[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2009: 12-20, 118-148.
- [8] Khorsand A R, Akbarzadeh M R. Quantum gate optimization in a meta-level genetic quantum algorithm[C]//2005 IEEE International Conference on Systems Society. Waikoloa: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, Man and Cybernetics. 2005: 3055-3062.



第一作者简介:黄晋英, 女, 1971年3月生, 教授。主要研究方向为检测诊断与控制。曾发表《独立分量分析在齿轮箱故障诊断中的应用》(《振动、测试与诊断》2008年第28卷第2期)等论文。
E-mail: jyhuang@nuc.edu.cn