

6-14-2018

Dynamic Blind Source Separation Method of Bearing Fault Diagnosis Based on GA-AW-PSO

Tianqi Zhang

Chongqing Key Laboratory of Signal and Information Processing (CQKLS & IP), Chongqing University of Posts and Telecommunications (CQUPT), Chongqing 400065, China;

Baoze Ma

Chongqing Key Laboratory of Signal and Information Processing (CQKLS & IP), Chongqing University of Posts and Telecommunications (CQUPT), Chongqing 400065, China;

Xingzi Qiang

Chongqing Key Laboratory of Signal and Information Processing (CQKLS & IP), Chongqing University of Posts and Telecommunications (CQUPT), Chongqing 400065, China;

Shengrong Quan

Chongqing Key Laboratory of Signal and Information Processing (CQKLS & IP), Chongqing University of Posts and Telecommunications (CQUPT), Chongqing 400065, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Original Article is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Dynamic Blind Source Separation Method of Bearing Fault Diagnosis Based on GA-AW-PSO

Abstract

Abstract: The adaptive particle swarm optimization based on genetic mechanism (GA-AW-PSO) is proposed, aiming at blind source separation for dynamic hybrid bearing signals. *The negentropy of separated signal is regarded as an objective function. The inertia weight is adjusted adaptively to reduce the invalid iterations according to the fitness difference. The introduction of genetic mechanism can increase diversity and is helpful for dynamic signal processing. The parameterized representation of orthogonal matrices can reduce the complexity of the algorithm.* The simulation results show that the proposed method is superior to traditional blind source separation for the dynamic mechanical hybrid analog signal. It can effectively separate the actual dynamic bearing signal and reach the purposes of fault detection.

Keywords

blind source separation, particle swarm optimization, genetic hybrids, bearing fault signal

Recommended Citation

Zhang Tianqi, Ma Baoze, Qiang Xingzi, Quan Shengrong. Dynamic Blind Source Separation Method of Bearing Fault Diagnosis Based on GA-AW-PSO[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(6): 2306-2314.

基于 GA-AW-PSO 的动态盲源分离轴承故障检测研究

张天骐, 马宝泽, 强幸子, 全盛荣

(重庆邮电大学 信号与信息处理重庆市重点实验室, 重庆 400065)

摘要: 针对动态混合轴承信号盲分离问题, 提出一种基于遗传机制改进的自适应惯性权重粒子群 (GA-AW-PSO) 方法。该方法以分离信号负熵作为目标函数, 依据粒子适应度差值自适应调节惯性权重, 以减少无效迭代次数; 同时引入遗传杂交机制, 增加了种群的多样性, 有利于处理动态混合信号; 此外, 为降低算法复杂度将正交矩阵表示为参数化的形式。仿真表明, 该方法对动态混合的模拟机械信号盲分离时性能优于传统算法; 能分离实际动态轴承信号, 达到了故障检测目的。

关键词: 盲源分离; 粒子群; 遗传杂交; 轴承故障信号

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 06-2306-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201806038

Dynamic Blind Source Separation Method of Bearing Fault Diagnosis Based on GA-AW-PSO

Zhang Tianqi, Ma Baoze, Qiang Xingzi, Quan Shengrong

(Chongqing Key Laboratory of Signal and Information Processing (CQKLS & IP), Chongqing University of Posts and Telecommunications (CQUPT), Chongqing 400065, China)

Abstract: The adaptive particle swarm optimization based on genetic mechanism (GA-AW-PSO) is proposed, aiming at blind source separation for dynamic hybrid bearing signals. The negentropy of separated signal is regarded as an objective function. The inertia weight is adjusted adaptively to reduce the invalid iterations according to the fitness difference. The introduction of genetic mechanism can increase diversity and is helpful for dynamic signal processing. The parameterized representation of orthogonal matrices can reduce the complexity of the algorithm. The simulation results show that the proposed method is superior to traditional blind source separation for the dynamic mechanical hybrid analog signal. It can effectively separate the actual dynamic bearing signal and reach the purposes of fault detection.

Keywords: blind source separation; particle swarm optimization; genetic hybrids; bearing fault signal

引言

轴承是一种应用广泛的旋转机械部件, 如果存在故障将影响机械的正常工作。因此, 有必要对轴承信号进行检测确保其无故障^[1]。由于轴承运转时

干扰较多并且工作环境复杂多变, 这就使得实际观测到的信号是由多个振动信号随机动态混和而成的, 对动态混合的机械信号盲分离处理有利于提高故障检测的精度。轴承信号表现出非线性和非平稳性, 很难有效对混叠的微弱故障信号提取特征信息^[2]。尤其在工程实践中, 轴承信号是随机动态混合的, 这就增加了故障检测的难度。

基于盲分离的机械故障检测方法已经得到了很大发展, 有许多性能可靠的算法。盲分离是一种有效的轴承故障检测方法, 仅根据观测信号统计独



收稿日期: 2016-08-09 修回日期: 2016-12-27;
基金项目: 国家自然科学基金(61671095, 61371164, 61275099);
作者简介: 张天骐(1971-), 男, 四川眉山, 博士, 教授, 研究方向为扩频信号盲处理、信号同步处理; 马宝泽(通讯作者 1990-), 男, 河北廊坊, 博士, 研究方向为盲源分离算法及应用。

<http://www.china-simulation.com>

• 2306 •

立性,在源信号和传输信道先验信息未知的情况下分离出估计源信号^[3]。文献[4]将盲分离算法、经验模态分解和小波包变换相结合对机械多故障信号进行处理。文献[5]通过主观贝叶斯推导出判决准则,应用到多传感器分布式检测融合算法解决机械信号检测中不确定性问题。文献[6]提出了将极值域均值模式分解和盲分离算法同时应用到单通道机械故障检测中。文献[7]利用粒子群算法并结合盲分离算法进行机械故障诊断。然而,传统轴承信号盲分离方法是在源信号平稳且混合信道静态的情况下处理的,实际故障轴承信号盲分离时,观测信号是在随机时变信道中混合产生的。因此,非平稳环境下的随机动态混合故障信号盲分离问题更具实际意义。

在粒子群算法基础上自适应调整其惯性权重并引入遗传算法对其优化,提出一种针对动态故障信号盲分离的盲分离方法。该算法的惯性权重会随着每个粒子迭代前后适应度间差值自适应的调整,消除了粒子惯性分量对下一次迭代的不利影响,这样可以减小无效迭代次数,加快收敛速度;同时引入遗传杂交机制,增加了种群多样性,使粒子不易陷入局部最优,这样可以有效解决随机动态混合轴承信号盲分离时的不稳定性问题;在此基础上,将分离正交矩阵以参数化的形式表示,可有效降低算法复杂度。实验表明,通过该算法对随机动态混合的模拟齿轮和轴承信号盲分离处理,在时域和频域上都很好的估计了源信号,并比传统算法有更好的分离效果;该算法也可有效分离实际动态轴承故障信号,进而可做到对轴承内圈和外圈的故障检测。

1 盲源分离模型

静态盲源分离描述为:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{A}$ 为 $m \times n$ 维静态混合矩阵; $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_n(t)]^T$ 为 n 维统计独立的机械源信号; $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_m(t)]^T$ 为 m 维观测信号。在 $\mathbf{s}(t)$ 和 $\mathbf{A}$ 均未知情况下,仅根据 $\mathbf{x}(t)$ 并通过盲源分离算法求取分离矩阵 $\mathbf{W}$, 代入下式可得 $\mathbf{y}(t)$ 。

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t) \quad (2)$$

式中: $\mathbf{y}(t) = [y_1(t), \dots, y_n(t)]^T$ 是 $\mathbf{s}(t)$ 的估计。盲源分离要求 y_i 之间保持统计独立^[8]。由于源信号和传输信道特性都是未知的, $\mathbf{y}(t)$ 在幅度和排列次序上具有随机性,这被称为盲源分离的模糊性。 $\mathbf{W}\mathbf{x}(t) = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{s}(t) = \mathbf{A}\mathbf{P}\mathbf{s}(t)$, $\mathbf{A}$ 为对角线上元素非零的非奇异对角矩阵,反映 $\mathbf{y}(t)$ 在幅度上不确定性; $\mathbf{P}$ 为置换矩阵,反映 $\mathbf{y}(t)$ 排序上不确定性。由于有用信息通常隐含在 $\mathbf{y}(t)$ 波形中,所以可忽略模糊性对机械故障信号盲分离的影响。

动态盲源分离描述为:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}(t)\mathbf{s}(t) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{A}(t)$ 为未知的 $m \times n$ 维动态随机时变混合矩阵。现有大多数机械故障盲源分离方法都假设 $\mathbf{A}(t)$ 为时不变的静态矩阵。然而,实际观测信号是故障机械信号经随机时变混合得到的动态信号,因此, $\mathbf{A}(t)$ 为时变随机矩阵更符合实际^[9]。

2 遗传杂交机制改进的自适应粒子群算法

2.1 粒子群算法

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)先是初始化粒子种群,由目标函数计算适应度值,使粒子向最优位置移动。根据粒子运动状态和适应度函数不断迭代更新粒子的速度和位置,最终找到全局最优位置^[10]。速度和位置更新公式如下:

$$V_{i,j}(t+1) = V_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - X_{i,j}(t)] + c_2 r_2 [p_{g,j} - X_{i,j}(t)] \quad (4)$$

$$X_{i,j}(t+1) = X_{i,j}(t) + V_{i,j}(t+1), j = 1, 2, \dots, D \quad (5)$$

式中: c_1 和 c_2 为学习因子; r_1 和 r_2 是分布于[0,1]区间的随机数; D 为粒子搜索空间维度; $\mathbf{X}_i = (X_{i,1}, X_{i,2}, \dots, X_{i,D})$ 为第 i 个粒子位置; $\mathbf{V}_i = (V_{i,1}, V_{i,2}, \dots, V_{i,D})$ 为第 i 个粒子速度; $\mathbf{P}_i = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,D})$ 为粒子个体最优位置; $\mathbf{P}_g = (p_{g,1}, p_{g,2}, \dots, p_{g,D})$ 为当前种群全局最优位置。

Shi.Y 最先将惯性权重 ω 应用到 PSO 算法中,惯性权重直接影响到粒子的更新速度和算法的收

敛性能^[11]。

$$V_{i,j}(t+1) = \omega(t)V_{i,j}(t) + c_1r_1[p_{i,j} - X_{i,j}(t)] + c_2r_2[p_{g,j} - X_{i,j}(t)] \quad (6)$$

式中： ω 是惯性权重。可以通过调节惯性权重值，使粒子搜索能力与收敛速度达到有效平衡。惯性权重可采用线性递减的方式，即在 $[0.95, 0.4]$ 内变化。这样使得前期惯性权重较大，具有良好的全局搜索能力，不易陷入局部最优；而后期惯性权重较小，又具有良好局部搜索能力，加速收敛。

$$\omega(t) = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times (t/N) \quad (7)$$

式中： $\omega(t)$ 为在第 t 次迭代时的惯性权重； N 为最大迭代次数； $\omega_{\max}$ 为惯性权重最大值； $\omega_{\min}$ 为惯性权重最小值。

2.2 粒子群算法改进

算法在每次迭代后总会有一部分粒子到达适应度值更优位置，而另一部分粒子会到达次优或更差位置。在下次迭代时位置越优的粒子迭代后会到达更优的位置；而次优或越差位置的粒子迭代后会到达更差的位置。最终位置越优的粒子经过多次迭代会接近或到达全局最优位置，其他粒子则相反。因此当粒子每次更新时，依据上一次迭代时适应度值变化，动态调整每个粒子的惯性权重，可对粒子种群全局寻优和快速收敛有很大帮助。

根据以上论述，可对 PSO 算法进行自适应惯性权重的改进。以迭代前后适应度差值为依据，将整个粒子群划分为两部分，即迭代后适应度值变优的部分和适应度值变差的部分。对于位置变优的那部分粒子，将其惯性权重设置线性递减方式即式(7)，确保种群能够快速收敛并全局寻优；对于位置变差的另一部分粒子，将其惯性权重设置为 0，消除了惯性分量对粒子速度和位置更新带来的不利影响^[12]。

$$\delta f[X_i(t)] = f[X_i(t)] - f[X_i(t-1)] \quad (8)$$

式中： $i=1,2,\dots,n$ ， n 为粒子数； $t \geq 2$ ； $f[X_i(t)]$ 表示在第 t 次迭代时第 i 个粒子的适应度值； $\delta f[X_i(t)]$ 表示在第 t 次迭代和第 $t-1$ 次迭代时第 i 个粒子适应度间差值。在当前迭代时各粒子惯性权

值动态调节取值表示如下：

$$\omega_i(t) = \begin{cases} \omega(t) & \delta f[X_i(t)] \geq 0 \\ 0 & \delta f[X_i(t)] < 0 \end{cases} \quad (9)$$

将式(9)代入式(6)就得到了自适应惯性权重粒子群算法(Adaptive inertia Weight Particle Swarm Optimization, AW-PSO)，AW-PSO 算法对静态信号盲分离处理时效果良好，很快准确搜索到全局最优；但是，应用到动态故障机械信号盲分离时，虽然收敛速度快，但很难搜索到种群全局最优^[13]。因此，本文参考遗传杂交概念，设定杂交比例 S_p 选取相应的粒子种群总数 M 随机两两杂交，其中， $S_p * M$ 是选取进行杂交的粒子个数。用杂交后的子代粒子取代原父代粒子，位置和速度杂交更新公式如下：

$$\begin{cases} X_m^c(t) = p_c X_m(t) + (1-p_c) X_n(t) \\ X_n^c(t) = (1-p_c) X_m(t) + p_c X_n(t) \end{cases} \quad (10)$$

式中： p_c 是遗传杂交概率；在第 t 次迭代时，子代粒子 X_m^c 和 X_n^c 是由父代粒子 X_m 和 X_n 经算数杂交得到的。父代粒子速度通过下式可得到子代粒子速度：

$$\begin{cases} V_m^c(t) = \frac{V_m(t) + V_n(t)}{|V_m(t) + V_n(t)|} |V_m(t)| \\ V_n^c(t) = \frac{V_m(t) + V_n(t)}{|V_m(t) + V_n(t)|} |V_n(t)| \end{cases} \quad (11)$$

在每次迭代后，将粒子种群中适应度变优那部分粒子通过式(10)和式(11)处理得到新的粒子位置和速度，增加种群多样性，能够更好的对动态信号进行盲分离。这就是本文用遗传机制改进的自适应惯性权重粒子群算法(Genetic Algorithm improved Adaptive inertia Weight Particle Swarm Optimization, GA-AW-PSO)。

3 基于 GA-AW-PSO 的盲分离算法

3.1 目标函数

依据中心极值定理，利用分离信号的负熵来定义 GA-AW-PSO 的适应度函数。用负熵来度量每路分离信号的独立性，当负熵极大时，分离信号间的非高斯性也最强^[14]。当分离信号的概率分布呈现

对称时, 第 i 路分离信号负熵可近似表示为

$$J_i(y_i) \cong \frac{1}{48} k_4^2(y_i) \quad (12)$$

式中: $k_4(y_i)$ 为第 i 路分离信号的四阶累积量, 即峭度。可归一化表示为

$$k_4(y_i) = \frac{E(y_i^4)}{E(y_i^2)^2} - 3 \quad (13)$$

为了使分离信号满足零均值和 $E(\mathbf{y}\mathbf{y}^T) = \mathbf{I}$ 这两个约束条件, 计算负熵之前需对分离信号进行中心化和预白化处理。因此, GA-AW-PSO 算法适应度函数表示为

$$f(\mathbf{y}) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{48} k_4^2(y_i) \quad (14)$$

在 $E(\mathbf{y}\mathbf{y}^T) = \mathbf{I}$ 的约束下, 适应度函数 $f(\mathbf{y})$ 越大表示 y_i 间分离效果越理想。

3.2 正交矩阵参数化表示

由式(14)中对分离信号的约束条件可知, 在分

离过程中, 只要分离矩阵满足正交条件就可以保证 $\mathbf{y}(t)$ 的成功分离。处理 n 阶矩阵时需求解 n^2 个未知数, 计算量较大; 由于 n 阶正交矩阵的自由度为 $n(n-1)/2$, 所以将其参数化表示可显著降低计算复杂度。通过 Cayley 变换, 任何一个行列式不等于 1 的 n 阶正交矩阵都可以转换成旋转矩阵的乘积形式, 用参数向量 $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{n(n-1)/2}\}$ 表示^[15]。正交矩阵表示为: $B_{2 \times 2}(\theta) = [\cos \theta, -\sin \theta; \sin \theta, \cos \theta]$ 其中, 参数向量 $\theta \in [0, 2\pi]$ 。

3.3 基于 GA-AW-PSO 的盲分离方法

GA-AW-PSO 算法用粒子位置表示正交分离矩阵, 正交矩阵参数化表示后可使粒子搜索维度 D 从 n^2 降到了 $n(n-1)/2$, 提高了算法效率; 自适应选取惯性权重, 使粒子向全局最优位置移动; 引入遗传杂交机制提高了种群多样性, 可有效对动态信号进行盲分离, 算法流程如图 1 所示。

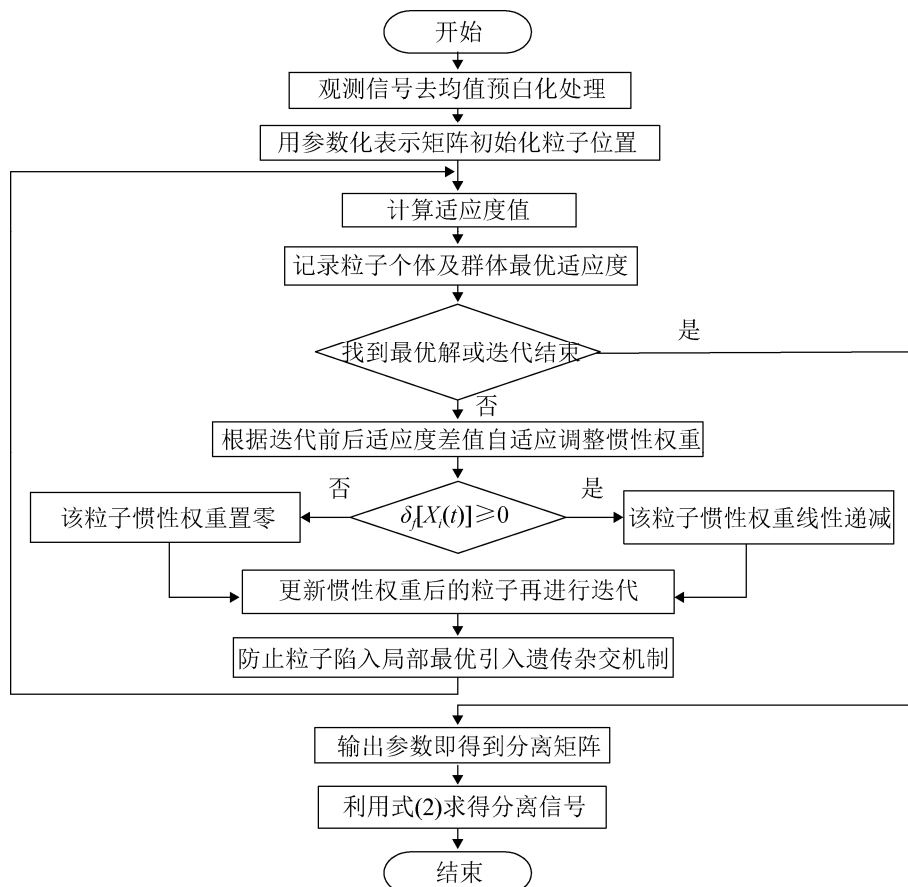


图 1 GA-AW-PSO 算法流程图

Fig. 1 The flowchart of GA-AW-PSO

具体步骤如下:

1) 首先对观测动态混合故障机械信号 $\mathbf{x}(t)$ 采样, 进行中心化和预白化处理;

2) 粒子种群初始化, 随机生成分离矩阵作为各粒子初始位置同时随机初始化各粒子速度; 初始化学习因子 c_1 、 c_2 及惯性权重最大值 $\omega_{\max}$ 、惯性权重最小值 $\omega_{\min}$;

3) 根据分离矩阵和式(2)可计算出 $y(t)$, 然后利用式(13)和式(14)计算得出各粒子的适应度值;

4) 再依据适应度值迭代更新 $\mathbf{P}_i$ 、 $\mathbf{P}_g$;

5) 当 $t \geq 2$ 时, 利用式(8)和式(9)自适应调整每个粒子的惯性权重值;

6) 根据遗传杂交概率选取相应数目的粒子两两随机杂交产生同等数目的子代粒子, 子代的位置和速度由式(10)和式(11)确定;

7) 将步骤 5) 中得到的惯性权重代入式(6)再结合步骤 6) 迭代更新各粒子的速度和位置;

进入循环状态, 达到循环终止条件就输出结果; 否则返回步骤 3) 继续搜索。

4 仿真实验

4.1 模拟机械信号仿真

本文将模拟齿轮和轴承信号作为盲分离实验的源信号, 以此验证 GA-AW-PSO 算法有效性。齿轮振动信号模型为

$$s_1(t) = \sum_{i=1}^n A_i(t) \cos(2\pi i f t + \varphi_i) \quad (15)$$

式中: f 为齿轮啮合频率; φ_i 为第 i 次谐波相位。

轴承振动信号模型为:

$$s_2(t) = \sin(2\pi f_1 t) [1 + \alpha \sin(2\pi f_2 t)] \quad (16)$$

式中: α 为调幅系数; f_1 为轴承的内或外圈频率; f_2 为滚子旋转频率。依据振动信号模型构造的两路源信号为

$$\begin{cases} s_1(t) = 3(1.5 + t) \cos(250\pi t - 2) \\ s_2(t) = \sin(150\pi t) [1 + \sin(20\pi t)] \end{cases} \quad (17)$$

采样频率 $f_s = 2$ kHz, 采样点为 1000, 得到的两路模拟机械振动源信号时域和频域波形如图 2 所

示。可以看出, 模拟齿轮振动信号频域波形在频域为 126 Hz 时, 出现了最大峰值; 模拟轴承振动信号频域波形在频域为 76 Hz 时, 出现了最大峰值。

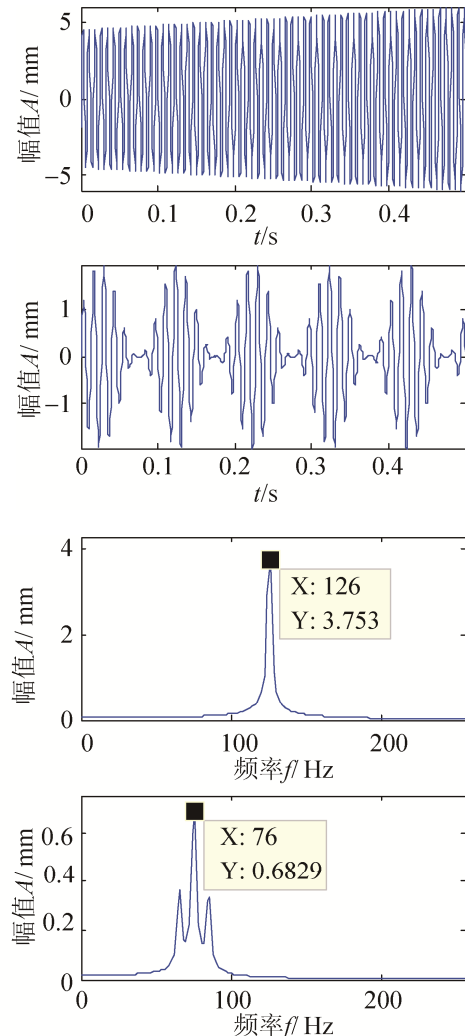


图2 源信号时域和频域波形

Fig. 2 The waveform of source signals in time domain and frequency domain

非平稳环境下的时变混合矩阵可表示为 $\mathbf{A} = \mathbf{A}_0 + \alpha \{\text{randn}[\text{size}(\mathbf{A}_0)]\}$, 令矩阵的初始值为 $\mathbf{A}_0 = [1.0, 0.5; -0.6, 0.4]$, 参数 $\alpha = 0.003$, $\text{randn}[\text{size}(\mathbf{A}_0)]$ 为与 $\mathbf{A}_0$ 同维的随机矩阵。源信号在混合时每一个采样点都对应不同的矩阵, 即混合信号是随机动态变化的。将两路模拟机械源信号经时变混合矩阵 $\mathbf{A}\mathbf{X}$ 进行随机动态混合, 得到的观测信号时域和频域波形如图 3 所示。

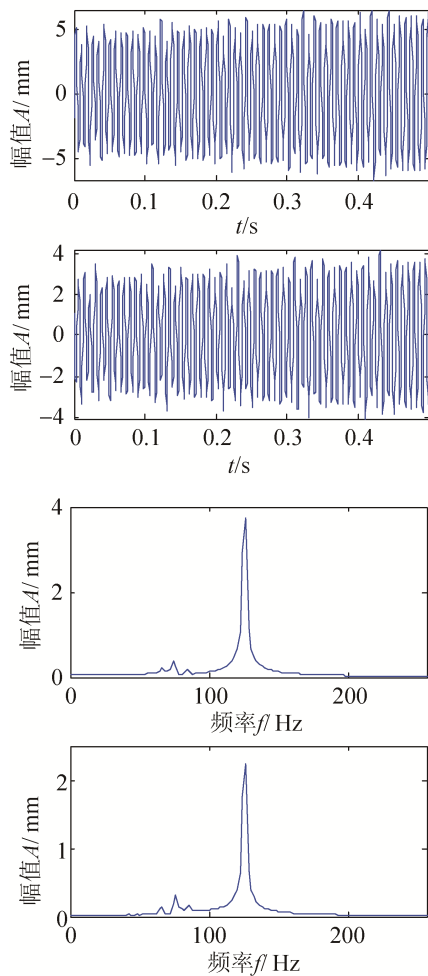


图3 动态混合信号时域和频域波形

Fig. 3 The waveform of dynamic mixed signals in time domain and frequency domain

GA-AW-PSO 算法个参数为: 种群总数 $M=20$; 粒子搜索维度 $D=1$; 学习因子 $c_1=c_2=2$; 惯性权重 $\omega_{\max}=0.95$; $\omega_{\min}=0.4$; 遗传杂交概率 $p_c=0.9$; 选取遗传比例 $S_p=0.2$; 最大迭代次数 $N=50$ 。利用 GA-AW-PSO 算法对动态混合观测信号进行盲分离处理, 得到的时域和频域波形如图 4 所示。

从两路信号的时域波形可以明显得出第一路分离信号是模拟轴承振动信号的估计; 第二路分离信号是模拟齿轮振动信号的估计。从频域波形可以看出, 分离信号最大峰值出现在 76 Hz 和 126 Hz, 与模拟信号最大峰值相对应。图 5 为分离信号的分组散点图, 图中两条对角线说明了源信号和分离信号有很高的相似性, 同时也体现了盲分离模糊性即信号排序改变了。

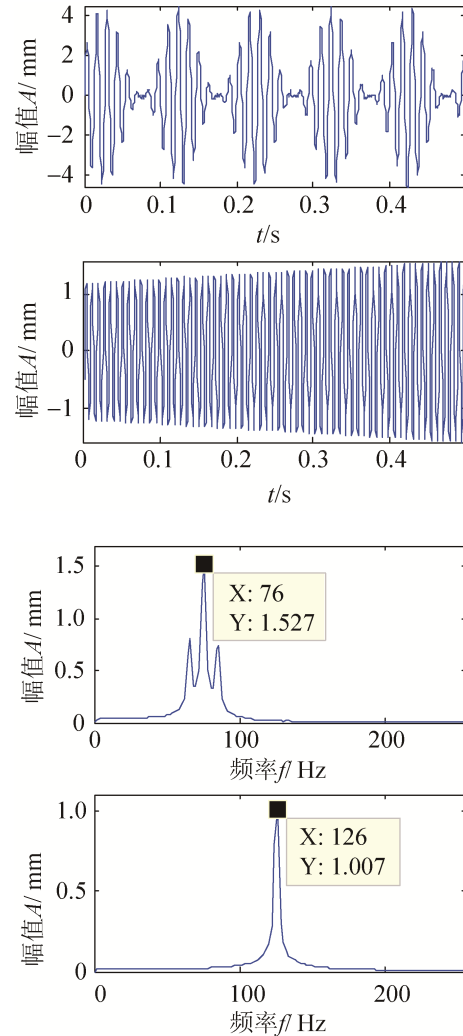
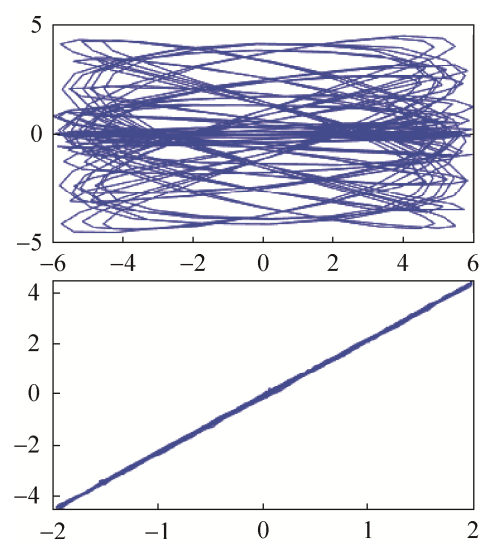


图4 分离信号时域和频域波形

Fig. 4 The waveform of separated signals in time domain and frequency domain



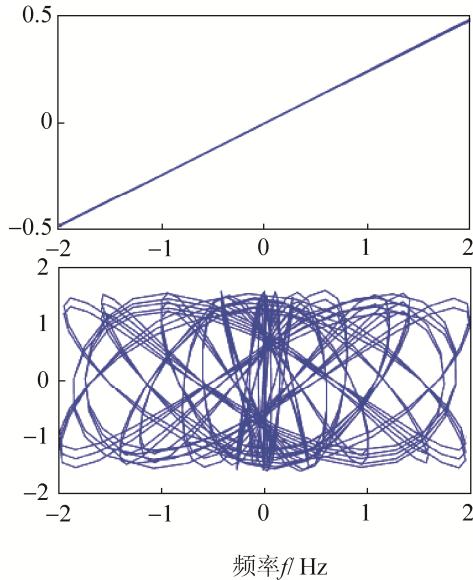


图5 分离信号分组散点图

Fig. 5 Grouping scatterplot of separated signals

为了比较本文算法的有效性,使用基于信号波形的相似系数作为评价性能指标^[16]。

$$\xi_{ij} = \xi(y_i, s_j) = \frac{\left| \sum_{k=1}^M y_i(k) s_j(k) \right|}{\sqrt{\sum_{k=1}^M y_i^2(k) \sum_{k=1}^M s_j^2(k)}} \quad (18)$$

当 $y_i = c s_j$ (c 为常数) 时, $\xi_{ij} = 1$; 当 y_i 与 s_j 相互独立时, $\xi_{ij} = 0$ 。当 ξ_{ij} 越接近于 0, 说明 $s(t)$ 和 $y(t)$ 越不相干, 即相互独立; ξ_{ij} 越接近于 1, 说明分离信号和源信号在波形方面的越接近, 可以认为盲源分离效果比较理想。引入 EASI 算法和 WPSO 算法与本文 GA-AW-PSO 算法比较, 其中 EASI 算法的非线性激活函数选取 $f(\mathbf{y}) = \mathbf{y}^3$, 步长选取 0.005; 对同样的动态混合信号进行盲源分离, 进行 100 次蒙特卡洛仿真取平均相似系数的分离结果如表 1 所示。

表1 相似系数对照表

Tab. 1 The comparison table of similarity coefficient

算法	模拟齿轮振动信号平均相似系数		模拟轴承振动信号平均相似系数	
	最大值		最大值	
	最小值	最小值	最小值	最小值
EASI	0.903 3	0.226 3	0.973 9	0.428 6
AW-PSO	0.994 1	0.490 3	0.910 3	0.209 9
GA-AW-PSO	0.997 2	0.016 2	0.997 0	0.016 0

在处理模拟动态混合的机械信号时, 经 EASI 和 AW-PSO 算法得到的分离信号相似系数最小值都比较大, 说明分离效果不理想, 不适用于动态信号盲分离。GA-AW-PSO 算法分离效果良好, 说明引入的遗传杂交机制能有效解决动态信号盲分离问题, 为实际机械故障信号动态盲分离处理提供依据。

4.2 实际轴承信号故障检测

为了验证 GA-AW-PAO 算法在实际应用中的有效性, 本文对深沟球轴承内圈和外圈信号进行盲分离实验, 已达到故障检测目的。轴承内外圈故障信号数据来自 Case Western Reserve University (CWRU), 采样频率为 48 kHz, 电机负载为 0, 转速为 1 797 r/min, 即 $f_r = 1\,797/60 = 29.95$ Hz。轴承型号为 6205-2RS JEM SKF, 内圈直径为 25 mm, 外圈直径为 52 mm, 滚子直径为 7.94 mm, 节径为 39 mm, 滚子数为 9, 滚子接触角为 0。根据上述轴承参数可计算出内圈特征频率为 $f_i = 162.21$ Hz, 外圈特征频率为 $f_o = 104.34$ Hz。当轴承内外圈故障同时存在时, 两路故障轴承信号经时变信道混合后得到的动态观测信号时域波形如图 6 所示。

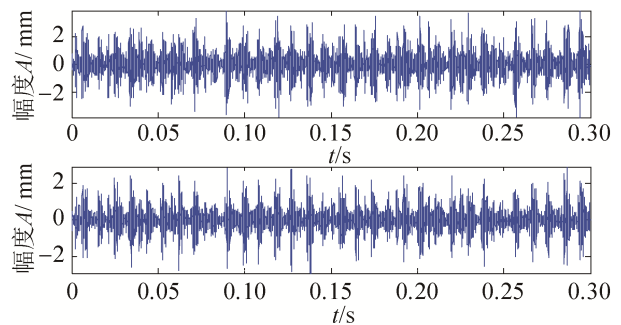


图6 观测轴承信号时域波形

Fig. 6 The waveform of observed bearing signals in time domain

利用 GA-AW-PSO 算法对图 6 所示的动态观测信号进行盲分离处理, 分离信号时域波形如图 7 所示。为了更准确地说明 GA-AW-PSO 算法有效性, 同时, 对分离信号进行频谱分析如图 8 所示。

从图 8 中可看出第一路分离信号在 161.1 Hz 处出现了最大峰值, 与内圈故障信号理论特征频率

162.21 很接近(误差范围内)。由于轴承频率调制作用理论上在 $f_i - 2f_r = 162.21 - 2 \times 29.95 = 102.31$ Hz 应出现峰值, 与实际值 102.5 Hz 相当接近; 理论在 $f_i - f_r = 132.261$ Hz 处, 即 131.8 Hz 处也出现了峰值; 58.59 Hz 是其二倍频, 虽然基频处没有明显峰值, 但故障特征频率峰值十分明显有效反映了内圈故障。第二路分离信号在 108.4 Hz 处出现了最大峰值, 与外圈故障信号理论特征频率 107.34 Hz 也很接近(误差范围内)。29.3 Hz 和 61.5 Hz 是其基频和二倍频实际值, 76.17 Hz 则是 $f_i - f_r$ 的实际值, 同样故障特征频率峰值明显比其他峰值大可有效反映了外圈故障。由此可知, GA-AW-PSO 算法对实际轴承信号盲分离可有效检测内圈和外圈故障。

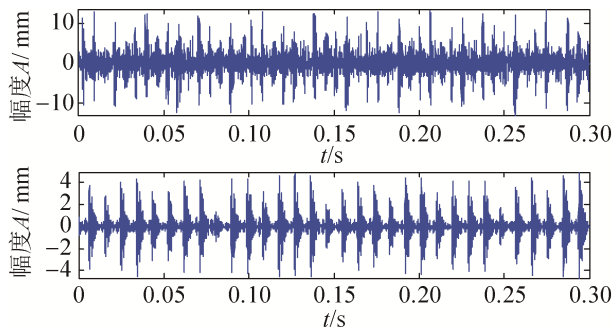


图7 分离轴承信号时域波形

Fig. 7 The waveform of separated bearing signals in time domain

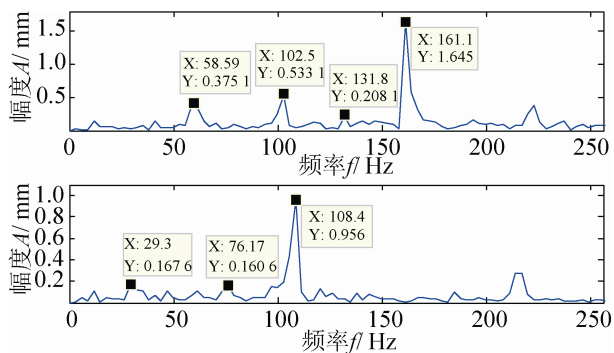


图8 分离轴承信号频域波形

Fig. 8 The waveform of separated bearing signals in frequency domain

5 结论

在实际轴承故障源信号盲分离中, 源信号随机动态混合的盲分离问题更有现实意义。针对此问

题, 本文在 PSO 算法基础上, 提出了基于 GA-AW-PSO 的动态轴承故障信号的盲分离方法。该方法利用每个粒子迭代前后适应度值的变化自适应调整惯性权重, 消除了粒子惯性分量对下一次迭代的不利影响, 有效增强算法性能; 同时引入遗传算法杂交机制, 增加了种群多样性使粒子不易陷入局部最优, 有效解决随机动态混合的轴承信号盲分离问题; 在此基础上, 将分离正交矩阵以参数化的形式表示可有效降低算法复杂度。实验表明, GA-AW-PSO 算法能有效分离动态混合的模拟齿轮和轴承信号, 分离性能优于 EASI 和 AW-PSO 算法; 将该方法应用到实际轴承故障动态信号盲分离中, 进一步验证了该方法的可行性, 能有效地检测出轴承内圈和外圈的故障。

参考文献:

- [1] 杨宇, 何知义, 李紫珠, 等. ASTFA-BSS 方法及其在齿轮箱复合故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2015, 26(15): 2051-2056.
Yang Yu, He Zhi-yi, Li Zi-zhu, et al. ASTFA-BSS method and its application in composite fault diagnosis for gearbox[J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(15): 2051-2056.
- [2] 孟宗, 马钊, 刘东, 等. 基于小波半软阈值消噪的盲源分离方法[J]. 中国机械工程, 2016, 27(3): 337-342.
Meng Zong, Ma Zhao, Liu Dong, et al. Blind source separation based on wavelet semi-soft threshold denoising[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(3): 337-342.
- [3] 陈寿齐, 沈越泓, 许魁. 基于复杂度追踪的递归最小二乘盲源分离算法[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(3): 658-660.
Chen Shou-qi, Shen Yue-hong, Xu Kui. RLS for Blind Source Separation Using Complexity Pursuit[J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(3): 658-660.
- [4] LI Zhixiong, YAN Xinping, TIAN Zhe, et al. Blind vibration component separation and nonlinear feature extraction applied to the nonstationary vibration signals for the gearbox multi-fault diagnosis[J]. Measurement (S0263-2241), 2013, 46(1): 259-271.
- [5] 徐小力, 刘秀丽, 蒋章雷, 等. 基于主观贝叶斯推理的多传感器分布式故障检测融合方法[J]. 机械工程学报, 2015, 51(7): 91-98.

- Xu Xiao-li, Liu Xiu-li, Jiang Zhang-lei, et al. Multi-sensor Distributed Fault Detection Method Based on Subjective Bayesian Reasoning[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(7): 91-98.
- [6] 孟宗, 梁智. 基于EMMD和BSS的单通道旋转机械故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(3): 635-642.
- Meng Zong, Liang Zhi. Fault diagnosis method for single channel rotating machinery based on EMD and BSS[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(3): 635-642.
- [7] 任伟建, 陶琳. 基于粒子群算法的抽油机故障诊断研究[J]. 系统仿真学报, 2012, 24(2): 482-487.
- Ren Wei-jian, Tao Lin. Research on pump-jack fault diagnosis method based on particle swarm optimization[J]. Journal of System Simulation, 2012, 24(2): 482-487.
- [8] Pal M, Roy R, Basu J, et al. Blind source separation: A review and analysis[C]// Oriental Cocosda Held Jointly with 2013 Conference on Asian Spoken Language Research and Evaluation. Gurgaon, India, 2013: 1-5.
- [9] 季策, 杨坤, 陶奕名, 等. 一种非平稳环境下的自适应变步长盲源分离算法[J]. 控制与决策, 2016, 31(4): 735-739.
- Ji Ce, Yang Kun, Tao Yi-ming, et al. An adaptive variable step-size blind source separation algorithm in non-stationary environment[J]. Control and Decision, 2016, 31(4): 735-739.
- [10] SHI Y H, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer[C]// Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 1998). Piscataway: IEEE, 1998: 69-73.
- [11] SHI Y H, EBERHART R C. Parameter selection in particle swarm optimization[C]// 7th International Conference, Evolutionary Programming VII. Berlin Heidelberg: Springer, 1998, 1447: 591-600.
- [12] 马宝泽, 张天骐, 江晓磊, 等. 基于自适应惯性权重粒子群优化的多跳频信号盲源分离[J]. 电讯技术, 2016, 56(6): 675-680.
- Ma Bao-ze, Zhang Tian-qi, Jiang Xiao-lei, et al. Blind source separation of multi-frequency-hopping signals based on adaptive inertia weight PSO algorithm[J]. Telecommunication Engineering, 2016, 56(6): 675-680.
- [13] 高鹰, 谢胜利, 许若宁, 等. 基于粒子群优化算法的稀疏信号盲分离[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(8): 2264-2266.
- Gao Ying, Xie Sheng-li, Xu Ruo-ning, et al. Blind sparse source separation based on particle swarm optimization[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(8): 2264-2266.
- [14] 丁志中, 叶中付. 基于负熵准则盲分离方法的剖析与研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(13): 2999-3004.
- Ding Zhi-zhong, Ye Zhong-fu. Study of approach of blind source separation based on negentropy[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(13): 2999-3004.
- [15] 汤影, 李建平. 利用参数表示任意维数正交矩阵的ICA新算法[J]. 自动化学报, 2008, 34(1): 31-39.
- Tang Ying, Li Jian-ping. A new algorithm of ICA: using the parametrized orthogonal matrixes of any dimensions[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(1): 31-39.
- [16] 牛龙, 马建仓, 王毅, 等. 一种新的基于峰度的盲源分离开关算法[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(1): 185-188.
- Niu Long, Ma Jian-cang, Wang Yi, et al. A new switching algorithm of blind source separation based on kurtosis[J]. Journal of System Simulation, 2005, 17(1): 185-188.