

基于稀疏分解的轴承双冲击特征提取*

严保康^{1,2}, 周凤星², 张瑞华³

(1. 武汉科技大学冶金装备及其控制教育部重点实验室 武汉, 430081)

(2. 武汉科技大学信息科学与工程学院 武汉, 430081)

(3. 江汉大学物理与信息工程学院 武汉, 430056)

摘要 旋转机械的轴承部件出现裂纹或凹坑时,会产生稀疏的双冲击信号,在故障早期时,双冲击信号会发生混叠现象。在稀疏分解过程中,传统的高斯最大原则无法准确提取故障信号原子。笔者通过分析冲击类故障双冲击信号的特点,研究双冲击混叠时时频因子与双冲击间隔之间的关系,构造冲击信号最优邻域,并提出一种邻域正交匹配追踪算法。在每次迭代中选取内积最大原子周围的部分原子构成子框架,计算振动信号在当前框架下的表示,再进一步计算残差信号,并进行下次迭代,直至满足迭代终止条件。通过仿真试验和故障实例分析发现,该方法能避免过匹配现象,并准确提取双冲击成分,从而计算出双冲击信号的时间间隔,对故障程度进行判定。

关键词 轴承; 双冲击信号; 稀疏分解; 框架; 邻域正交匹配追踪

中图分类号 TH133; TN911

引言

振动冲击信号提取一直是旋转机械设备故障诊断邻域的热点。时频分析、小波分析、经验模态分解、形态学分析等方法为故障准确判断提供了强有力的理论支持,为故障诊断邻域做出了巨大的贡献^[1-3]。

Mallat等^[4]提出的基于冗余字典的匹配追踪方法,通过遍历冗余字典中的每一个原子,根据内积最大化原则逐渐找到与信号结构最相近的原子。正交匹配追踪算法在匹配追踪算法的基础上,改进了残差的计算方式,使得每次选取的原子之间都是互不相关的,加快了算法的收敛速度并提高了算法的逼近性能^[5]。分段正交匹配追踪利用框架的思想,每次迭代选取大于阈值的原子构成子框架,计算信号的子框架表示,再进一步计算残差并迭代^[6]。基于压缩感知的故障预测方法从通过压缩感知和稀疏理论对多源故障信号进行有效分离^[7]。对故障中的噪声进行建模并稀疏表示,从而达到滤波的效果,最终实现特征信号的提取^[8]。

在轴承出现裂痕故障时,转动部件之间发生撞

击会产生冲击信号,而且在进入故障区域和离开故障区域均会产生冲击信号,即双冲击信号,且双冲击信号的时间间隔与裂痕宽度成正比。在故障早期,由于裂痕微小可能导致双脉冲信号出现混叠现象。在匹配追踪时若采用高斯最大原则,则会导致提取结果错误,如匹配追踪、正交匹配追踪都存在这种现象。分段正交匹配追踪由于采用框架思想,克服了双脉冲的混叠现象,但是在阈值选取上比较单一,往往导致选取的子框架过于冗余,增加了计算量。

根据故障信号产生机理和双脉冲信号的特点,笔者采用框架的思想,提出了邻域正交匹配追踪算法,每次迭代中选取内积最大原子周围的部分原子构成子框架,然后计算信号在该子框架下的表示,再进一步计算残差、迭代。通过分析邻域中尺度因子和位移因子的关系,将邻域中的原子数目降低到一个很小的范围,大大减少了计算量;由于框架思想的引入,双脉冲信号能被准确提取出来,从而精确判断故障的程度。

1 双脉冲信号产生原理

轴承故障主要分为安装不当造成的不对中故障

* 武汉科技大学冶金装备及其控制教育部重点实验室开放基金资助项目(2015B17);国家自然科学基金资助项目(61174106)

收稿日期:2014-02-17;修回日期:2014-03-25

和长期运行后磨损造成的故障。不对中故障信号在时域上表现为余弦信号,这类故障通过时频分析能较好地识别出来^[9]。磨损类故障由于外界硬粒物质进入轴承或者承载量太大,长期运行过程中使接触面表层出现凹坑甚至断裂,这类故障振动信号在时域上呈现为典型的冲击信号,其模型如式(1)所示

$$s = e^{-\frac{\pi(t-u)^2}{s^2}} \cos(vt + \omega) \quad (1)$$

其中: u, s, v, ω 依次为位移因子、尺度因子、频率因子和相位因子。

磨损类故障在继续运行中,由于冲击负荷会导致凹坑或裂纹逐步扩大,因此存在严重的安全隐患。准确提取故障冲击信号并对故障进行预判具有十分重要的意义。轴承部件在出现裂痕故障时,转动部件在进入裂痕区域和离开裂痕区域均会产生冲击信号,即出现双冲击信号。根据故障特征频率计算式(2)可推导出裂痕的宽度与双冲击时间间隔之间的关系,如式(3)所示

$$\begin{cases} f_i = \frac{1}{2}n | N_i - N_o | (1 + \frac{d}{D} \cos\alpha) \\ f_o = \frac{1}{2}n | N_i - N_o | (1 - \frac{d}{D} \cos\alpha) \\ f_b = \frac{1}{2} \frac{D}{d} | N_i - N_o | [1 - (\frac{d}{D} \cos\alpha)^2] \\ \Delta l = \frac{1}{2}\pi | N_i - N_o | \frac{D^2 - d^2 \cos^2\alpha}{D} \Delta t \end{cases} \quad (2)$$

$$\Delta l = \frac{1}{2}\pi | N_i - N_o | \frac{D^2 - d^2 \cos^2\alpha}{D} \Delta t \quad (3)$$

其中: f_i, f_o, f_b 分别为内圈、外圈、滚动体故障特征频率; n 为滚动体个数; d 为滚动体直径; D 为轴承节径; α 为接触角; N_i, N_o 分别为内圈、外圈旋转频率; Δt 为裂痕宽度; Δl 为双冲击信号时间间隔。

从式(3)中可以看出,冲击时间间隔与裂痕宽度成正比,与转频成反比,即外圈固定, $N_o = 0$ 时,内圈转频越高,裂痕宽度越小,冲击时间间隔越小,越容易发生双脉冲混叠现象。准确提取双脉冲时间间隔,根据式(3)能大致计算出裂痕的宽度,进而对故障安全运行时间进行有效预测。

2 稀疏表示提取双脉冲信号

2.1 稀疏分解理论

Mallat 等^[4]于1993年提出基于冗余字典的稀疏分解思想。Donoho 等^[6]于2004年建立起来的压缩传感(compressive sensing,简称CS)理论将稀疏分解思想推向了一个全新的高度。稀疏分解算法发展至今,常用的有匹配追踪算法(matching pursuit,简称MP)、基追踪算法(basis pursuit,简称BP)、框

架方法(method of frames,简称MOF)、最佳正交基算法(basis orthogonal best,简称BOB)、正交匹配追踪算法(orthogonal matching pursuit,简称OMP)、分段匹配追踪算法等^[10]。对信号进行稀疏分解的研究有极其深远的理论意义和广泛的应用价值。信号稀疏分解理论的数学描述为:

设集合 $D = \{g_i, i = 1, 2, \dots, M\}$, 且 D 构成 N 维 Hilbert 空间 R^N , 由于 $M \gg N$, 称 D 为冗余字典, D 中的元素不再满足正交性, 且 $g_{i2} = 1$ 。对于信号 $f \in R^N$, 在 D 中选取 $K (K \ll N)$ 个原子对信号 f 进行逼近

$$f_k = \sum_{i \in \Gamma_k} \langle f, g_i \rangle g_i \quad (4)$$

其中: Γ_k 为 g_i 的下标集合。

MP, OMP 等算法就是在每一次迭代过程中, 用原始信号或残差信号与冗余字典中所有原子做内积运算, 从字典中选取最能匹配信号的一个原子。

2.2 StOMP 提取双脉冲信号

在轴承振动信号分析中, 通常会涉及到振动冲击信号, 特别是缺损类故障, 由于在进入缺陷边缘和离开缺陷边缘都会产生脉冲衰减信号, 因此就出现了双脉冲衰减信号, 准确提取该双脉冲信号并计算双脉冲信号时间间隔可以有效确定轴承故障的类型和故障缺陷的程度。

首先, 假设双峰信号间隔为 u_0 , 表达式如下

$$s_{\text{sig}} = \frac{\alpha_1}{\sqrt{s_0}} e^{-\frac{\pi^2}{s_0^2}} + \frac{\alpha_2}{\sqrt{s_0}} e^{-\frac{\pi(t-u_0)^2}{s_0^2}} \quad (\alpha_1 \geq \alpha_2) \quad (5)$$

对信号进行稀疏分解的原子库原子模型为

$$g_{s,u} = \frac{2^{\frac{1}{4}}}{\sqrt{s}} e^{-\frac{\pi(t-u)^2}{s^2}} \quad (6)$$

其中: $\|g_{s,u}\|_2 = 1$; s 为尺度因子; u 为位移因子。

双脉冲信号与原子的内积表示为

$$s_g = \langle s_{\text{sig}}, g_{s,u} \rangle = \frac{2^{\frac{1}{4}} \sqrt{ss_0}}{\sqrt{s^2 + s_0^2}} (\alpha_1 e^{-\frac{\pi s^2}{s^2 + s_0^2}} + \alpha_2 e^{-\frac{\pi(u-u_0)^2}{s^2 + s_0^2}}) \quad (7)$$

MP, OMP 等在选取最佳原子中采用的内积最大原则不适合双脉冲信号, 因为双脉冲信号的间隔 u_0 小于一定范围时, 通过内积最大原则提取的原子往往不是需要的信号成分。例如, 当 $\alpha_1 = \alpha_2 = 1$, $u_0 = 50$, $s_0 = 32$, 可以计算出 $\langle s_{\text{sig}}, g_{32.0} \rangle = 0.86$, 而根据内积最大原则取得的原子则为 $g_{128.25}$, 此时 $\langle s_{\text{sig}}, g_{128.25} \rangle = 1.03$, 显然匹配的结果出现了错误。这对后面的迭代会造成很严重的影响而且还会引入多个原子以消除误差, 于是分解的结果就不是最稀

疏的。为了解决双脉冲混叠的现象,Donoho等^[6]提出了分段匹配追踪算法(stage-wise orthogonal matching pursuit,简称StOMP),即在每次迭代中设置一个阈值,将内积大于该阈值的原子均提取出来。即

$$\Gamma^k = \Gamma^{k-1} \cup \{i: |\langle \Phi_i, \Phi_i \rangle| \geq \lambda\} \quad (8)$$

$$\lambda = \frac{t \|\mathbf{r}_\Gamma^{k-1}\|_2}{\sqrt{N}} \quad (9)$$

其中: Γ_k 为第 k 次迭代的原子下标集合; \mathbf{r}_Γ^{k-1} 为第 $k-1$ 次迭代的残差信号; Φ_i 为原子库中原子集合; λ 为阈值; N 为信号长度;参数 t 建议取2~3之间的值。

StOMP在一定程度上解决了双脉冲混叠的现象,但是由于Donoho在 t 值选取上除了给出2~3之间的建议值外,并没有给出直观的选取方法,而 t 值的随意改变又会对结果产生混乱的影响,因此限制了该方法的广泛应用^[11]。

3 邻域正交匹配追踪算法

3.1 原子选取策略

双脉冲信号产生混叠的现象主要是两个信号的时域间隔太小引起的,时域间隔满足什么条件才能够避免产生混叠现象就需要引入脉冲宽度的概念。

指定正态函数 $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-u)^2}{2\sigma^2}}$ 的曲线下方

与 x 轴上方范围内区域面积为1,根据正态函数的性质, $P(u-4\sigma < x \leq u+4\sigma) = 100.0\%$,即在 $[u-4\sigma, u+4\sigma]$ 范围内的面积无限接近总面积,于是定义 $\Delta u = 8\sigma$ 为曲线的宽度,则 $g_{s,u}$ 的脉冲宽度为 $\Delta u =$

$$\frac{8}{\sqrt{2\pi}} \sigma \approx 3.2 \sigma。$$

假设双脉冲信号不产生混叠现象的最大时域间隔为 u_{\max} ,则 u_{\max} 需满足式(10)

$$\frac{\sqrt{s_* s_0}}{\sqrt{s_*^2 + s_0^2}} (\alpha_1 e^{-\frac{\pi u_*^2}{s_*^2 + s_0^2}} + \alpha_2 e^{-\frac{\pi(u_* - u_{\max})^2}{s_*^2 + s_0^2}}) = \frac{1}{\sqrt{2}} (\alpha_1 + \alpha_2 e^{-\frac{\pi u_{\max}^2}{2s_*^2}}) \quad (10)$$

其中: u_* 和 s_* 为 s_g 取最大值时的最优解。

很显然,当 $\alpha_2 = \alpha_1$ 时, u_{\max} 最大,因此在后面的分析中,令 $\alpha_2 = \alpha_1 = 1$,即均以 u_{\max} 最大的情况作处理,从而保证在邻域原子选取中不会遗漏重要原子。

根据式(7)可知,求取 s_g 的最大值可以转变为关于 u 和 s 的二元函数极值问题。对 s_g 求一次偏导,可得

$$f_u = \frac{\partial s_g}{\partial u} = -\frac{2^{\frac{5}{4}} \pi \sqrt{ss_0}}{(s^2 + s_0^2)^{\frac{5}{2}}} \left[u e^{-\frac{\pi u^2}{s^2 + s_0^2}} + (u - u_0) e^{-\frac{\pi(u-u_0)^2}{s^2 + s_0^2}} \right] \quad (11)$$

$$f_s = \frac{\partial s_g}{\partial s} = \frac{2^{\frac{1}{4}} \sqrt{ss_0} (s_0^4 - s^4 + 4\pi u^2 s^2)}{2s(s^2 + s_0^2)^{\frac{5}{2}}} e^{-\frac{\pi u^2}{s^2 + s_0^2}} + \frac{2^{\frac{1}{4}} \sqrt{ss_0} (s_0^4 - s^4 + 4\pi(u-u_0)^2 s^2)}{2s(s^2 + s_0^2)^{\frac{5}{2}}} e^{-\frac{\pi(u-u_0)^2}{s^2 + s_0^2}} \quad (12)$$

令 $f_s = 0, f_u = 0$,可计算出二元函数 s_g 的驻点 $u_* = \frac{u_0}{2}, s_* = \frac{(\pi u_0^2 + \sqrt{4s_0^4 + \pi^2 u_0^4})}{2}$,且此时, $f_{uu} < 0, f_{ss} < 0, f_{us} = 0$,因此 $f_{us}^2 - f_{uu}f_{ss} < 0$, s_g 在驻点取得极大值。

当双峰间隔 $u_0 = \Delta u = 3.2s_0$,可计算出 s_g 的极大值 $s_{g\max} \approx 0.76$,而 $s_g = \langle s_{\text{sig}}, g_{s_0,0} \rangle \approx 0.84 > s_{g\max}$,因此不存在混叠现象,即当双峰信号双峰间隔大于脉冲宽度时,不存在混叠现象,使用传统的内积最大原则可以分离出双峰信号。因此, $u_0 < 3.2s_0, s_0 \leq s_* \leq 4\sqrt{2}s_0$,在原子库建立中,通常尺度因子被离散为 $s = 2^j$,因此 s_* 只在 $(s_0, 2s_0, 4s_0)$ 三个尺度下取值。

当 $s_* = s_0$ 时,需要满足下列条件

$$\begin{cases} \langle s_{\text{sig}}, g_{s_0, u_0/2} \rangle \geq \langle s_{\text{sig}}, g_{s_0, 0} \rangle \\ \langle s_{\text{sig}}, g_{s_0, u_0/2} \rangle \geq \langle s_{\text{sig}}, g_{2s_0, u_0/2} \rangle \\ \langle s_{\text{sig}}, g_{s_0, u_0/2} \rangle \geq \langle s_{\text{sig}}, g_{4s_0, u_0/2} \rangle \end{cases} \quad (13)$$

可解出: $u_0 < 0.69s_0$;同理,当 $s_* = 2s_0$ 时, $u_0 \leq 1.55s_0$;当 $s_* = 4s_0$ 时, $u_0 \leq 2.62s_0$ 。

因此,当使用内积最大原则确定的尺度因子和位移因子分别为 s_m 和 u_m 时,则最佳邻域的选取遵循以下规则:

- 1) $s = s_m, u \in [u_m - 0.69s_m, u_m + 0.69s_m]$;
- 2) $s = s_m/2, u \in [u_m - 0.78s_m, u_m + 0.78s_m]$;
- 3) $s = s_m/4, u \in [u_m - 0.66s_m, u_m + 0.66s_m]$ 。

邻域原子的个数 $n = 4.26s_m$,原子个数通常远小于信号长度 N 。根据式(6)所示的原子表达式可知,原子库中的原子是非正交的,但是两两互不相关,即邻域原子构成的 $N \times n$ 维集合是列满秩的。

定义 Φ_n 为邻域原子构成的 $N \times n$ 维集合, \mathbf{r}_Γ^k 为第 k 次迭代的 $N \times 1$ 维残差信号,其中 $\mathbf{r}_\Gamma^0 = s_{\text{sig}}, A^k$ 为 \mathbf{r}_Γ^k 在矩阵 Φ_n 上投影的系数。由于 Φ_n 为列满秩,则 $\Phi_n^T \Phi_n$ 是正定且对称, A^k 可以根据下式计算

$$A^k = \Phi_n^{-1} \mathbf{r}_\Gamma^k = (\Phi_n^T \Phi_n)^{-1} \Phi_n^T \mathbf{r}_\Gamma^k \quad (14)$$

根据 A^k 选择系数最大的几个原子作为本次迭代的最佳原子。

3.2 算法和实现

在匹配追踪算法中,MP算法和OMP算法是最常用的两种算法,两种算法的不同点在于两种算法计算残差的方式不一样。MP算法中残差是由上次残差信号减去其在当前迭代选取的最佳原子中的投影。OMP算法残差则是原始信号减去其在前面迭代所选取的所有原子组成的集合中的投影。OMP较MP具有明显的优势:a.克服了MP引起的过匹配现象;b.具有更快的收敛速度;c.具有很好的逼近能力。

鉴于OMP算法上的优势,邻域正交匹配追踪算法(neighbor orthogonal matching pursuit,简称NOMP)在计算残差时也采用OMP的方法。算法的流程如下:

- 1) $r^0 = y, x^0 = 0, \Gamma^0 = \phi, k = 1$;
- 2) While 停止迭代条件不满足;
- 3) $c^k = \Phi^T r^k$;
- 4) $i^k = \arg \max_i |c_i^k|$;
- 5) $\Phi_n^k = f_{nb}(\Phi_{i^k}^k)$;
- 6) $j^k = f_{sa}(\Phi_n^k)$;
- 7) $\Gamma^k = \Gamma^{k-1} \cup j^k$;
- 8) $x_{\Gamma^k}^k = (\Phi_{\Gamma^k}^T \Phi_{\Gamma^k})^{-1} \Phi_{\Gamma^k}^T y$;
- 9) $r^k = y - \Phi_{\Gamma^k} x_{\Gamma^k}^k$;
- 10) $k = k + 1$;
- 11) End;
- 12) $x = x_{\Gamma^k}^k, r = r^k$ 。

以上流程中: y 表示源信号, r 表示残差, Φ 表示原子库, x 表示 y 在 Φ 中投影系数, Γ 表示原子下标集合, k 表示迭代次数, f_{nb} 函数表示求取最佳邻域, f_{sa} 函数表示求取最佳原子。

与StOMP相比较,NOMP的优势在于:在每次迭代中,大量减少了子框架的原子数量,降低了计算伪逆矩阵时的计算量,缩短了算法的时间。

4 仿真试验

为验证领域正交匹配在提取双冲击信号的有效性与优越性,设置式(15)所示为双冲击信号,式(16)模拟振荡衰减信号,信号长度为800, $s = 16, 32, 64, u \geq 0, k \leq 1$,通过改变 s, u, k 的值模拟不同类型的双冲击信号。

$$s_{\text{sig1}} = e^{-\frac{\pi(t-200)^2}{s^2}} + ke^{-\frac{\pi(t-200-u)^2}{s^2}} \quad (15)$$

$$s_{\text{sig2}} = e^{-\frac{\pi(t-200)^2}{s^2}} + ke^{-\frac{\pi(t-215)^2}{2^{10}}} \cos(500\pi t) \quad (16)$$

图1所示为不同类型的双冲击信号,图中的虚线部分均为合成信号的两个原子:Atom1和Atom2,实线部分为合成后的信号:Sig1。从图1中可以看出,当间隔小于一定范围时,信号出现了混叠现象,甚至只出现单峰。

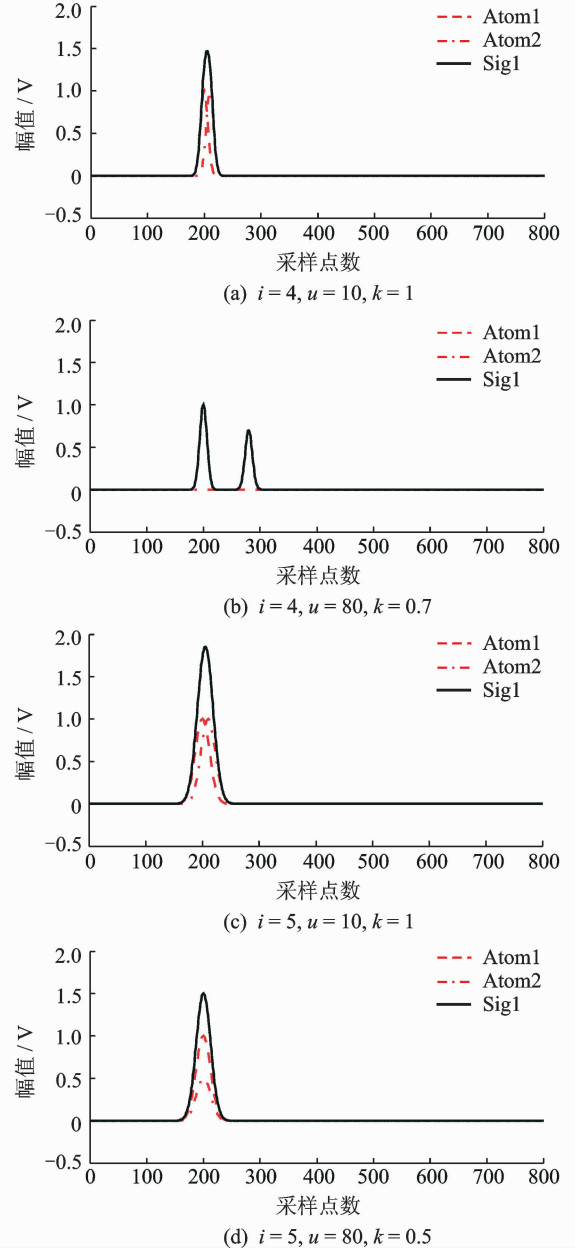


图1 不同参数的双冲击信号

Fig. 1 Twin impulses with different parameters

不同尺度和间隔的双冲击信号,在使用内积最大原则进行最佳原子匹配时,计算出的最佳原子尺度如表1所示。

从表1可以看出:a.双冲击信号在尺度不变时,在一定范围内,随着间隔的增大,最佳原子尺度也随之增大,超过这个范围,最佳原子的尺度与双冲击信号尺度一致,即没有出现混叠现象;b.随着双冲击

信号尺度的增大,出现混叠现象的间隔也随之增大,且与 NOMP 算法中邻域选取的规则基本吻合;c. 双冲击信号中两个信号的幅值变化对间隔和最佳尺度的影响不大,同幅值的双冲击信号基本能表征不同幅值的双冲击信号。

表 1 不同间隔和尺度双冲击信号的最佳原子尺度

Tab. 1 The best scale factor to the twin impulses with different scale factors and interval

尺度因子	s=16		s=32		s=64	
	位移	最佳尺度	位移	最佳尺度	位移	最佳尺度
k=1.0	[26,42]	64	[51,84]	128	[100,168]	256
	[12,25]	32	[24,50]	64	[46,99]	128
	[0,11]	16	[0,23]	32	[0,45]	64
	[43,800]		[24,800]		[46,800]	
k=0.9	[26,39]	64	[51,77]	128	[101,154]	256
	[13,25]	32	[24,50]	64	[46,100]	128
	[0,12]	16	[0,23]	32	[0,45]	64
	[13,800]		[24,800]		[46,800]	
k=0.8	[27,35]	64	[53,70]	128	[104,139]	256
	[13,26]	32	[24,52]	64	[46,103]	128
	[0,12]	16	[0,23]	32	[0,45]	64
	[13,800]		[24,800]		[46,800]	
k=0.7	[29,30]	64	[56,60]	64	[47,110]	128
	[13,28]	32	[24,55]	32	[0,46]	64
	[0,12]	16	[0,23]	128	[47,800]	256
	[13,800]		[24,800]		[111,119]	

图 2 为选取的出现混叠现象的双冲击信号,图 3~图 5 分别为使用 OMP、StOMP 和 NOMP 算法后提取的最佳原子和匹配后的残差信号。

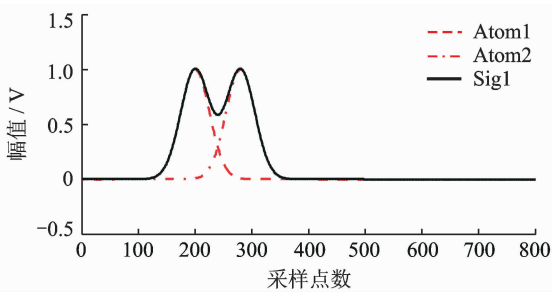
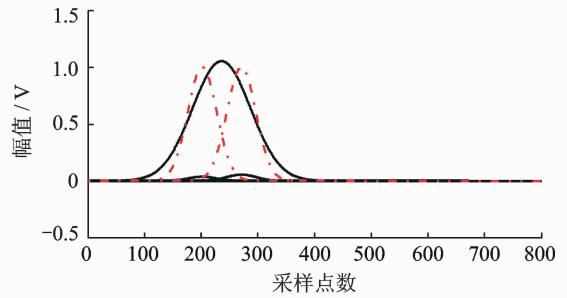


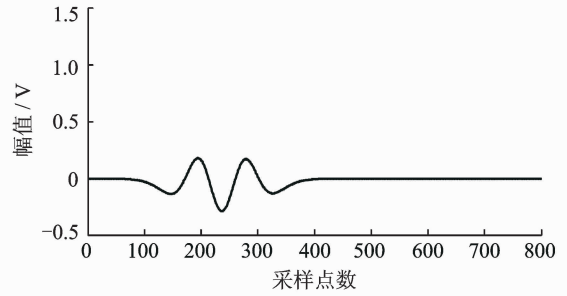
图 2 原始信号

Fig. 2 Original signal

从图 3~图 5 可以看出:使用 OMP 算法,传统的内积最大原则选取的第 1 个最佳原子位移在双峰信号正中间,尺度也比双冲击信号大,使得分解后的结果出现混乱;而 StOMP 和 NOMP 采用框架的思想,提取的原子与源信号组成的原子基本吻合,且残差信号幅值很小,即匹配误差比较小,匹配程度较高。同时使用 NOMP 算法运行时间为 0.71 s,使用



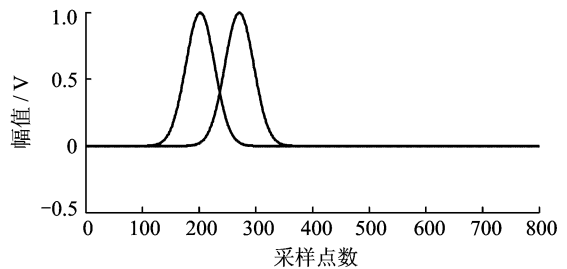
(a) 提取的原子
(a) Extracted atoms



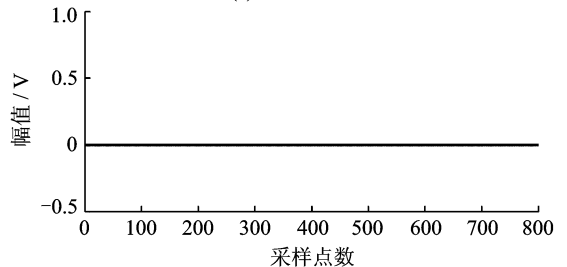
(b) 残差
(b) Residual

图 3 仿真信号 sig 1 的 OMP 分解后信号

Fig. 3 Decomposition signal with OMP of sig 1



(a) 提取的原子
(a) Extracted atoms



(b) 残差
(b) Residual

图 4 仿真信号 sig 1 的 StOMP 分解后信号

Fig. 4 Decomposition signal with StOMP of sig 1

StOMP 算法运行时间为 1.02 s, NOMP 算法在匹配误差与 StOMP 差不多的情况下,速度更快。

由于振荡衰减信号是脉冲衰减信号被余弦信号调制产生的,因此在算法处理中,只需加上与之相对应的余弦信号进行匹配即可。图 6 所示是式(16)的双冲击振荡衰减信号的波形及其使用 NOMP 算法

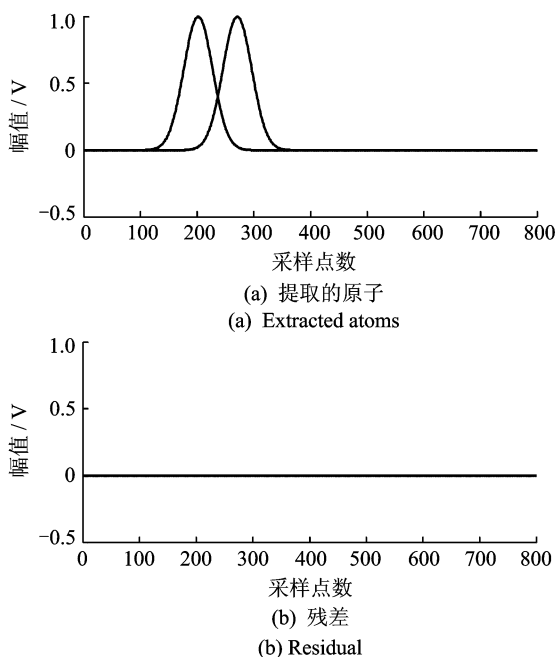


图5 仿真信号 sig 1 的 NOMP 分解后信号
Fig. 5 Decomposition signal with NOMP of sig 1

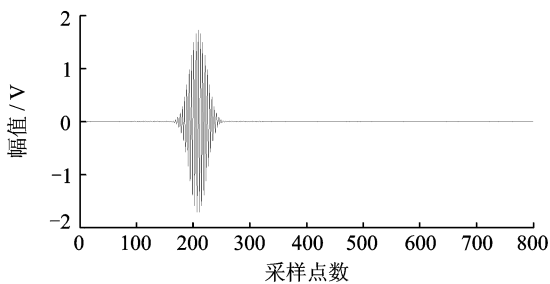


图6 双冲击振荡衰减信号 sig 2
Fig. 6 Twin impulses oscillator signal of sig 2

处理后的波形,图6中的信号从直观上无法分辨出组成信号的两个原子。

图7中 NOMP 分解后的信号原子位移分别是 201, 215, 尺度因子均为 32, 频率因子为 495, 与原始

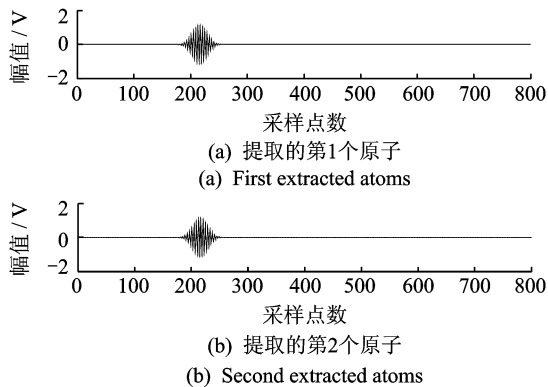


图7 仿真信号 sig 2 的 NOMP 分解信号
Fig. 7 Decomposition signal with NOMP of sig 2

信号组成的两个原子比较接近。从图8的残差信号也能看出匹配误差较小,通过 NOMP 分解后,双冲击振荡衰减信号能被有效分离出来。

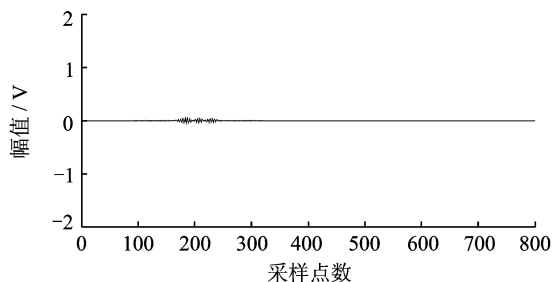


图8 仿真信号 sig 2 的 NOMP 分解后残差信号
Fig. 8 Residual signal of sig 2

5 应用实例

为验证邻域正交匹配算法在轴承故障诊断中的有效性,分别用滚动轴承外圈故障和内圈故障进行试验。试验轴承型号为 N205EM, 滚动体直径为 7.5 mm, 节径为 39.5 mm, 滚动体个数为 12 个, 接触角为 0° 。在内圈和外圈上切割宽为 0.7 mm, 深为 0.7 mm 的槽模拟轴承裂纹故障, 采集信号传感器为 IMI M626B03 型号的加速度传感器, 采样频率为 20 kHz。图9~图11为转速 600 r/min 时内圈故障振动信号及采用 NOMP 方法分解后的信号及其残差信号。图12~图14为转速 600 r/min 时外圈故障振动信号及采用 NOMP 方法分解后的信号及其残差信号。表2、表3分别为内圈、外圈故障 NOMP 分解后的原子参数。

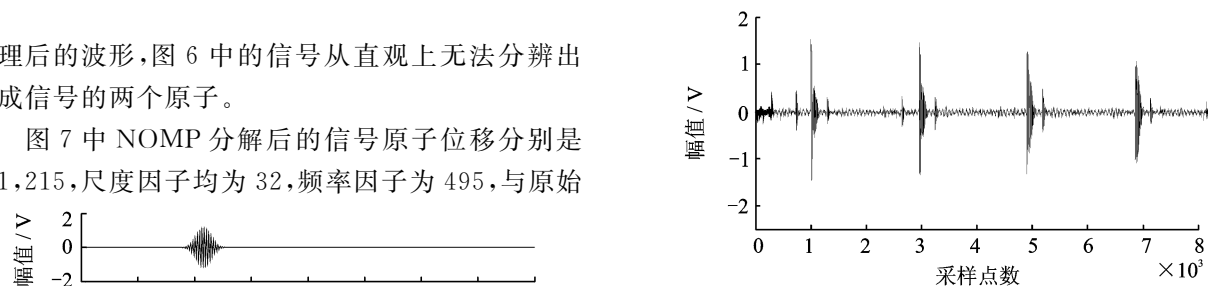


图9 转速 600 r/min 内圈故障振动信号
Fig. 9 Vibration signal of inner fault at 600 r/min

从图9中的内圈故障振动信号中可以看出,随着轴承的转动,故障冲击信号在传感器方向的幅值较大,然后逐渐减小直至下次出现在传感器方向,因此大幅值冲击信号出现的频率应该与转频一致,而所有冲击信号出现的频率应与故障特征频率一致,由于部分方向信号幅值太小无法检测到,但是根据

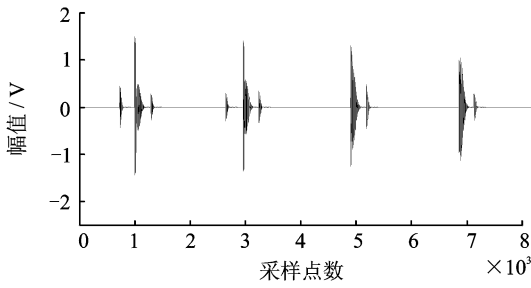


图 10 600 r/min 内圈故障信号的 NOMP 分解
Fig. 10 NOMP of inner fault at 600 r/min

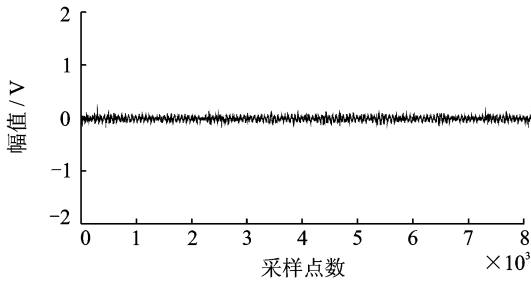


图 11 600 r/min 内圈故障信号 NOMP 分解后残差信号
Fig. 11 Residual signal after NOMP of inner fault at 600 r/min

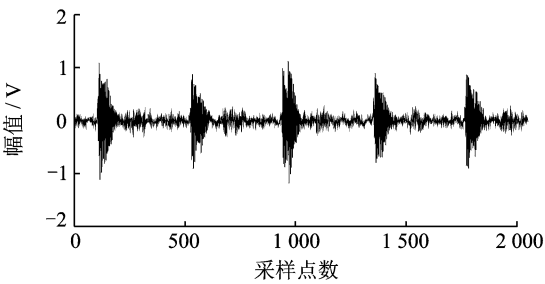


图 12 转速 600 r/min 外圈故障振动信号
Fig. 12 Vibration signal of outer fault at 600 r/min

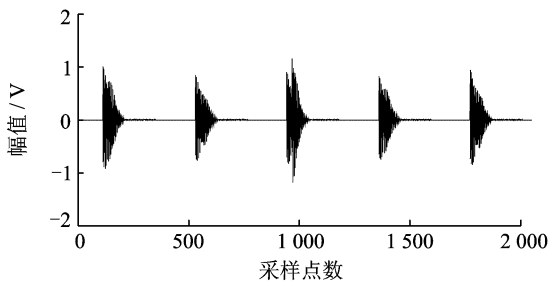


图 13 600 r/min 外圈故障信号的 NOMP 分解信号
Fig. 13 NOMP of outer fault at 600 r/min

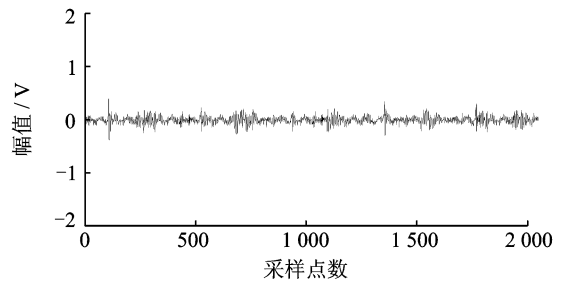


图 14 600 r/min 外圈故障信号 NOMP 分解后残差信号
Fig. 14 Residual signal after NOMP of outer fault at 600 r/min

min 相吻合;故障频率计算值为 74.4 Hz 与理论值 71.4 Hz 接近。

表 2 转速 600 r/min 的内圈故障信号 NOMP 分解后的原子
Tab. 2 The atoms extracted through NOMP to the inner fault signal at 600 r/min

原子	尺度因子 s	位移因子 u	频率因子 v
1	64	724	745
2	128	997	750
3	128	1 024	750
4	64	1 289	745
5	64	2 641	750
6	128	2 951	750
7	128	2 979	750
8	64	3 238	745
9	128	4 901	750
10	128	4 927	755
11	64	5 182	745
12	128	6 854	755
13	128	6 879	750
14	64	7 130	745

表 3 转速 600 r/min 的外圈故障信号 NOMP 分解后的原子
Tab. 3 The atoms extracted through NOMP to the outer fault signal at 600 r/min

原子	尺度因子 s	位移因子 u	频率因子 v
1	64	112	800
2	64	134	805
3	64	530	800
4	64	554	805
5	64	941	805
6	64	966	800
7	64	1 358	805
8	64	1 380	805
9	64	1 771	805
10	64	1 795	805

相邻冲击信号间隔可以计算出故障频率实际值。从图 10 和图 11 看到,使用 NOMP 能很好地将故障信号从噪声中分离出来。根据表 2 中匹配原子的数据,特别是位移因子的数据,利用式(3)可估算出裂痕宽度大约为 0.78 mm,同样根据已知采样频率和原子的间隔可计算出转频 10.2 Hz,与转速 600 r/

从图 12 中的波形可以看出,由于外圈固定,无法体现转频信息,且冲击信号幅值比较稳定。图 13 和图 14 表明,NOMP 能有效将故障冲击信号分离

出来。根据表3中的匹配原子数据可以计算出裂痕宽度大约为0.71 mm,与实际值接近;故障频率为48.2 Hz,与理论值48.6 Hz吻合。

6 结束语

为了有效提取故障中存在混叠现象的双脉冲信号,本研究NOMP采用框架思想,通过每次迭代将信号在子框架中进行表示,避免了内积运算中高斯最大原则引起的错误,实现了双脉冲信号的分离。

在构造子框架中,由于采用的邻域方法,相对StOMP的阈值方法,在算法精确度相仿的情况下,大量减少了矩阵运算中的计算量,缩短了运算时间。

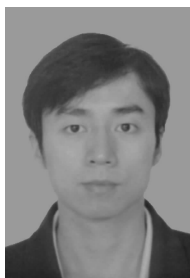
在仿真试验和故障实例应用中,通过数据和波形比较表明,NOMP方法在故障诊断中对故障裂痕程度的提取和判断提供了很好的解决方案。

参 考 文 献

- [1] 宋平岗,周军,陈健亨. 形态滤波优化算法用于滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(5): 757-762.
Song Pinggang, Zhou Jun, Chen Jianheng. Fault diagnosis method of rolling bearings based on optimized morphological filter algorithm [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(5): 757-762. (in Chinese)
- [2] 王晶,陈果,郝腾飞. 滚动轴承早期故障的多源多方法融合诊断技术[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(5): 869-874.
Wang Jing, Chen Guo, Hao Tengfei. Multiple sources and multiple methods about integration of diagnostic techniques based on ball bearing of vibration [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(5): 869-874. (in Chinese)
- [3] 袁幸,朱永生,张优云. 基于模型辨识的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(1): 12-17.
Yuan Xing, Zhu Yongsheng, Zhang Youyun. Rolling element bearings fault diagnosis based on physical model identification [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(1): 12-17. (in Chinese)
- [4] Mallat S G, Zhang Zhifeng. Matching pursuit with

time-frequency dictionaries [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993,41(12): 3397-3415.

- [5] Pati Y C, Rezaiifar R, Krishnaprasad P S. Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition [C]// The 27th Conference on Signal Systems and Computers. California: IEEE,1993:40-44.
- [6] Donoho D L, Tsaig Y, Drori I, et al. Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 58(2): 1094-1121.
- [7] Gurbuz A C, Cevher V, McClellan J H. Bearing estimation via spatial sparsity using compressive sensing [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(2): 1358-1367.
- [8] Sun Qiyu. Sparse approximation property and stable recovery of sparse signals from noisy measurements [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(10): 5086-5090.
- [9] 王宏超,陈进,董广明. 基于最小熵解卷积与稀疏分解的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 机械工程学报, 2013, 49(1): 88-94.
Wang Hongchao, Chen Jin, Dong Guangming. Fault diagnosis method for rolling bearing's weak fault based on minimum entropy deconvolution and sparse decomposition [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1): 88-94. (in Chinese)
- [10] 栗茂林,梁霖. 基于稀疏表示的故障敏感特征提取方法[J]. 机械工程学报, 2013, 49(1): 73-80.
Li Maolin, Liang Lin. Sensitive feature extraction of machine faults based on sparse representation [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1): 73-80. (in Chinese)
- [11] 李小薪. 稀疏表示的分段匹配寻踪方法[D]. 广州:华南理工大学, 2009.



第一作者简介:严保康,男,1987年6月生,博士生。主要研究方向为设备故障监测与故障诊断。
E-mail:ybk870610@126.com

