

改进的回溯正则化自适应匹配追踪算法及应用^①

孟 宗^② 潘作舟 李 晶 郭晓林

(燕山大学河北省测试计量技术及仪器重点实验室 秦皇岛 066004)

摘 要 针对压缩感知重构时存在的回溯过度问题,研究了一种改进的回溯正则化自适应匹配追踪 (IBRAMP) 算法。首先,利用自适应阈值随机地进行原子选取,并通过回溯剔除错误原子的方法来提高重构的正确率。其次,在回溯的同时,通过更新剔除原子序数对应的观测矩阵列来避免回溯过度问题。最后,对观测矩阵进行归一化处理,减少重构时间。实验结果表明,该算法在具备更高成功重构率的同时,能够大幅度减少重构时间。将其用于实际故障轴承信号的重构中,重构结果无论在时域还是在频域中,都能准确地反映实际轴承故障信号中的故障特征。

关键词 压缩感知, 重构, 正交匹配追踪 (OMP), 正则化, 回溯

0 引 言

众所周知,在奈奎斯特 (Nyquist) 采样定理为基础的传统数字信号处理框架下,若要从采样得到的离散信号中无失真地恢复模拟信号,采样速率必须至少是信号带宽的两倍^[1]。此时,采样频率仅由所采集信号频带决定,高频带信息采集受硬件限制,成本昂贵,且会产生海量数据造成数据冗余,数据的传输、存储、处理过程均受到采样过程限制。压缩感知 (compressed sensing, CS)^[2-6] 作为一种新型压缩采样方法,打破了传统的 Nyquist 采样定理的限制条件,用于信号重构的采样需求数量可以远低于观测维数,极大地缓解了带宽信号的处理压力^[7]。

信号重构作为压缩感知的重要环节,其关键问题是如何从仅有的低维数据中最大程度地恢复出原始的高维数据。目前采用的方法主要有^[8]: 凸优化类算法和贪婪类算法。其中,凸优化算法通过将非凸问题转化为凸问题的思想从而求解信号的逼近,具有较高的重构精度,但其复杂度较高、计算量较大、重构时间较长。贪婪类算法则是通过每次迭代

时选择一个局部最优解来逐步逼近原始信号,其框架简单、运算速度快,受到广大研究者青睐^[9]。传统贪婪类算法主要包括匹配追踪 (matching pursuit, MP)^[10] 算法、正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP)^[11] 算法、正则化正交匹配追踪 (regularized orthogonal matching pursuit, ROMP)^[9] 算法等,这些贪婪类算法都需要提前设定支撑集大小,其中设置支撑集大小与信号的稀疏度相关,而实际应用中待重构信号的稀疏度往往难以得到,导致传统贪婪类算法在实际应用中存在一定的局限性。基于此,文献[12]提出了一种回溯正则化自适应匹配追踪 (backtracking regularized adaptive matching pursuit, BRAMP) 算法,利用自适应阈值筛选原子^[13] 来克服传统贪婪算法需要已知稀疏度的缺点,并利用回溯方法来剔除支撑集中选入的错误原子,提升重构精度。然而,BRAMP 算法在回溯过程中存在回溯过度问题,导致正确原子有被剔除的可能。针对这一问题,本文研究了一种改进的回溯正则化自适应匹配追踪 (improved backtracking regularized adaptive matching pursuit, IBRAMP) 算法,在后向回溯过程

① 国家自然科学基金(51575472),河北省高等学校科学研究计划(ZD2015049)和河北省留学人员科技活动择优(C2015005020)资助项目。
② 男,1977年生,博士,教授;研究方向:振动信号分析与处理,旋转机械状态监测与故障诊断等;联系人,E-mail: mzyysu@ysu.edu.cn
(收稿日期:2018-04-12)

中,对回溯剔除原子所对应的观测矩阵列进行还原操作,保证被剔除的原子在下一次迭代过程中可以被再次选入,避免回溯过度的问题。同时通过对观测矩阵列进行归一化处理来简化重构的复杂度,解决回溯导致的重构时间过长问题。仿真和实验结果表明,IBRAMP 算法提高了重构率,减少了计算的复杂度,缩短了重构所需要的时间。

1 压缩感知基本理论

假设待采样信号 $\mathbf{x}$ 是长度为 N 的一维信号,在 Ψ 域中稀疏,稀疏度为 $K(K \ll N)$,得到压缩感知理论模型^[14,15]:

$$\mathbf{x} = \Psi\theta \quad (1)$$

利用一个 $N \times M$ 的观测矩阵 Φ 对 $\mathbf{x}$ 进行采样(其中 $M \leq N$),得到观测向量 $\mathbf{y}$, $\mathbf{y}$ 的长度为 M ,即:

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

因此可以得到:

$$\mathbf{y} = \Phi\Psi\theta \quad (3)$$

由于 $M \leq N$,利用观测矩阵 $\mathbf{y}$ 求信号 $\mathbf{x}$ 是一个欠定问题,无法直接求解。但当 $\mathbf{x}$ 为一稀疏信号时,可以转化为一个求解最小 l_0 范数问题,用公式表示即为:

$$\min \|\theta\|_0, \text{ s. t. } \mathbf{y} = \Phi\mathbf{x} = \Phi\Psi\theta \quad (4)$$

通常为了简化计算量,可以通过求解一个形式更简单的 l_0 范数来得到相同的结果^[16],其中 δ 为一极小值:

$$\min \|\theta\|_0, \text{ s. t. } \|\mathbf{y} - \Phi\Psi\theta\|_2 \leq \delta \quad (5)$$

式(5)仍然是一个 NP-hard 的问题,此类问题计算困难且稳定性较差。为了简化求解过程,将 l_0 范数转化为 l_1 范数,从而将非凸优化问题转化为凸优化问题^[17],并利用线性规划重构了原始信号在变换域下的稀疏信号 θ' ,最后通过 Ψ 可以重构原始信号。

2 改进的回溯正则化自适应匹配追踪算法

2.1 回溯正则化自适应匹配追踪算法

BRAMP 算法通过设置的自适应门限来扩充支

撑集,从而逼近稀疏度。同时采用回溯删除错误原子的方式来保证重构的精度,当残差值低于设定的阈值时则重构成功,停止迭代,因此不需要提前已知信号的稀疏度。但该算法为了保证选入原子的正交性,在每次迭代过程中将选入原子对应的观测矩阵列中内容清零,避免原子的二次选入。在回溯过程中,由于只考虑将选入的错误原子剔除,而没有进行观测矩阵的同步更新,正确的原子也有被剔除的可能^[18]。正确原子一旦被剔除,其对应的观测矩阵中内容则被清空,无法被再次选入,影响算法本身的成功精度。其中,由于回溯导致的大量正确原子被剔除的现象称为回溯过度现象。

BRAMP 算法流程如下:

输入: $M \times N$ 测量矩阵 Φ , $M \times 1$ 数据向量 $\mathbf{y}$, 信号的稀疏度 K

初始化: 残差 $\mathbf{r}^0 = \mathbf{y}$, 初始支撑集 $T^0 = \emptyset$, 初始索引集 $\lambda^0 = \emptyset$ 。

迭代:

(1) 利用自适应门限来选择原子加入集合 J_k ;

(2) 对集合 J_k 中原子的相关系数进行正则化处理;

(3) 将最新得到的索引与支撑集合并,即 $T^k = T^{k-1} \cup \lambda^k$;

(4) 对 T 中索引对应的原子进行最小二乘处理,得到估计信号的非零系数;

(5) 对支撑集中的原子进行回溯,剔除错误原子,并进行残差值的更新;

(6) 如果迭代终止条件 $\|\mathbf{r}^k\|_2 \leq \varepsilon$ 成立,则停止迭代。

输出: 回溯更新后的支撑集 $\hat{T} = I_k$, 估计信号 $\hat{\mathbf{x}} = \Phi_{\hat{T}}^+ \mathbf{y}$ 。

2.2 改进的回溯正则化自适应匹配追踪算法

IBRAMP 算法针对 BRAMP 中存在的回溯过度现象给出解决策略:将观测矩阵 Φ 中的内容进行备份得到 Φ_1 ,每次迭代完毕后,回溯剔除的原子对应的清零矩阵列,利用备份观测矩阵 Φ_1 内的信息进行恢复。在下一次迭代计算残差 $\mathbf{r}^{k-1}$ 与观测矩阵列的相关系数值时,正确原子存在二次选入的机会。

相对传统贪婪算法来看,回溯过程的引入可以

提升重构算法的精度,但同时也增加了算法的运算量和运算所需要的时间。文献[19]指出,不论使用原始观测矩阵还是归一化形式来计算,贪婪算法都会产生相同解的支撑集^[18]。为了简化算法,对观测矩阵采用归一化处理。

观测矩阵归一化^[20],即对观测矩阵 Φ 进行列归一化,

$$\hat{\Phi} = \Phi W \quad (7)$$

其中 Φ 是主对角线上元素为 $1/\|\varphi_i\|$ 、其他位置元素为 0 的矩阵。即:

$$W_i = \text{diag}(\Phi_i^T \Phi_i)^{-1} \quad (8)$$

IBRAMP 算法流程如下:

初始化:残差 $r^0 = y$, 初始支撑集 $T^0 = \emptyset$, 初始索引集 $\lambda^0 = \emptyset$ 。观测矩阵 Φ 进行归一化处理。

迭代:

(1) 识别阶段:利用自适应参数 μ_1 来设置门限,选择原子加入集合 J_k ;

(2) 正则化阶段:对集合 J_k 中选入原子的相关系数进行正则化处理;

(3) 对观测矩阵 Φ 中内容进行备份,令 $\Phi_1 = \Phi$;

(4) 为了保证选入原子与残差之间的正交性,更新观测矩阵,即: $\{\Phi_\beta = 0 \mid \beta \in \lambda^k\}$;

(5) 支撑集 T 更新过程:将最新得到的索引与支撑集合并,即: $T^k = T^{k-1} \cup \lambda^k$;

(6) 更新估计信号:对 T 中对应的原子进行最小二乘处理,得到估计信号的非零系数;

(7) 回溯更新支撑集过程:设置删除参数 μ_2 ,对支撑集中原子进行回溯,剔除错误原子;

(8) 观测矩阵更新过程:为了保证回溯过程不会剔除正确的原子,将剔除原子对应的观测矩阵列向量进行还原,即: $\{\Phi_\gamma = \Phi_{1\gamma} \mid \gamma \in (T^k - I^k)\}$;

(9) 残差更新过程;

(10) 如果迭代终止条件 $\|r^k\|_2 \leq \varepsilon$ 成立,则停止迭代。

输出:回溯更新后的支撑集 $\hat{T} = I_k$, 估计信号 $\hat{x} = \Phi_{\mu}^+ y$ 。

为了让选入的原子数目更具有随机性,利用自适应参数 μ_1 来控制自适应的门限。定义 μ_1 的计算

公式:

$$\mu_1 = a + (1 - a) \cdot \text{rand}(1), a \in (0, 1) \quad (6)$$

设置删除参数 μ_2 ($\mu_2 \in (0, 1)$) 来控制删除门限。

3 实验结果对比及分析

3.1 仿真分析

为了论证 IBRAMP 算法相较于其他算法的优越性,在此分别与 OMP 算法, ROMP 算法, RAMP 算法以及 BRAMP 算法进行比较。实验所采用的仿真信号为 $N = 256$ 的 Gauss 随机信号,其中观测矩阵 Φ 为 128×256 的 Gauss 随机矩阵,即压缩比为 0.5。自适应参数 $a = 0.4, \mu_2 = 0.6$, 算法的迭代终止的阈值大小为 ε , 其中 $\varepsilon = 10^{-3}$ 。仿真计算机的硬件配置为 Intel(R) Core(TM) i3-4170 CPU, 3.70GHz 主频, 8.00GB 内存。软件环境为 64 位 Windows7 操作系统下的 Matlab R2014a。

(1) 稀疏度 $K = 60$ 时, 5 类贪婪类算法对压缩后的稀疏仿真信号的重构结果和重构误差如图 1 所示。定义重构误差 $e_1 = (\hat{x} - x)$ 作为重构性能的判别标准, $\hat{x}$ 为重构后的稀疏信号, x 为原始稀疏信号。

图 1 展示了 5 种不同的贪婪类算法对同一稀疏信号的重构效果,从重构误差和重构后的图像上可以看出:ROMP 算法重构误差最大,重构后得到的稀疏信号相较于原信号产生了大量错误信号。RAMP 算法、OMP 算法、BRAMP 算法的重构效果相差不大,IBRAMP 算法相对其他 4 种算法的重构效果最好,重构误差的数量级为 10^{-15} , 重构信号与原信号最接近。

(2) 不同稀疏度 K 情况下, 5 种算法的重构精度由成功重构率来表示,其中成功重构的标准设定为:当重构得到的信号与原始信号的最大误差值小于设定的阈值 ε_1 (即 $\max_{i \in N}(|\hat{x}_i - x_i|) \leq \varepsilon_1$) 时,视为成功重构出了原始信号,文中的阈值 ε_1 设为 10^{-3} 。在不同稀疏度情况下,每种算法运算 500 次(成功重构概率 = 成功重构次数总和/500)。5 种算法的成功重构率如图 2 所示。

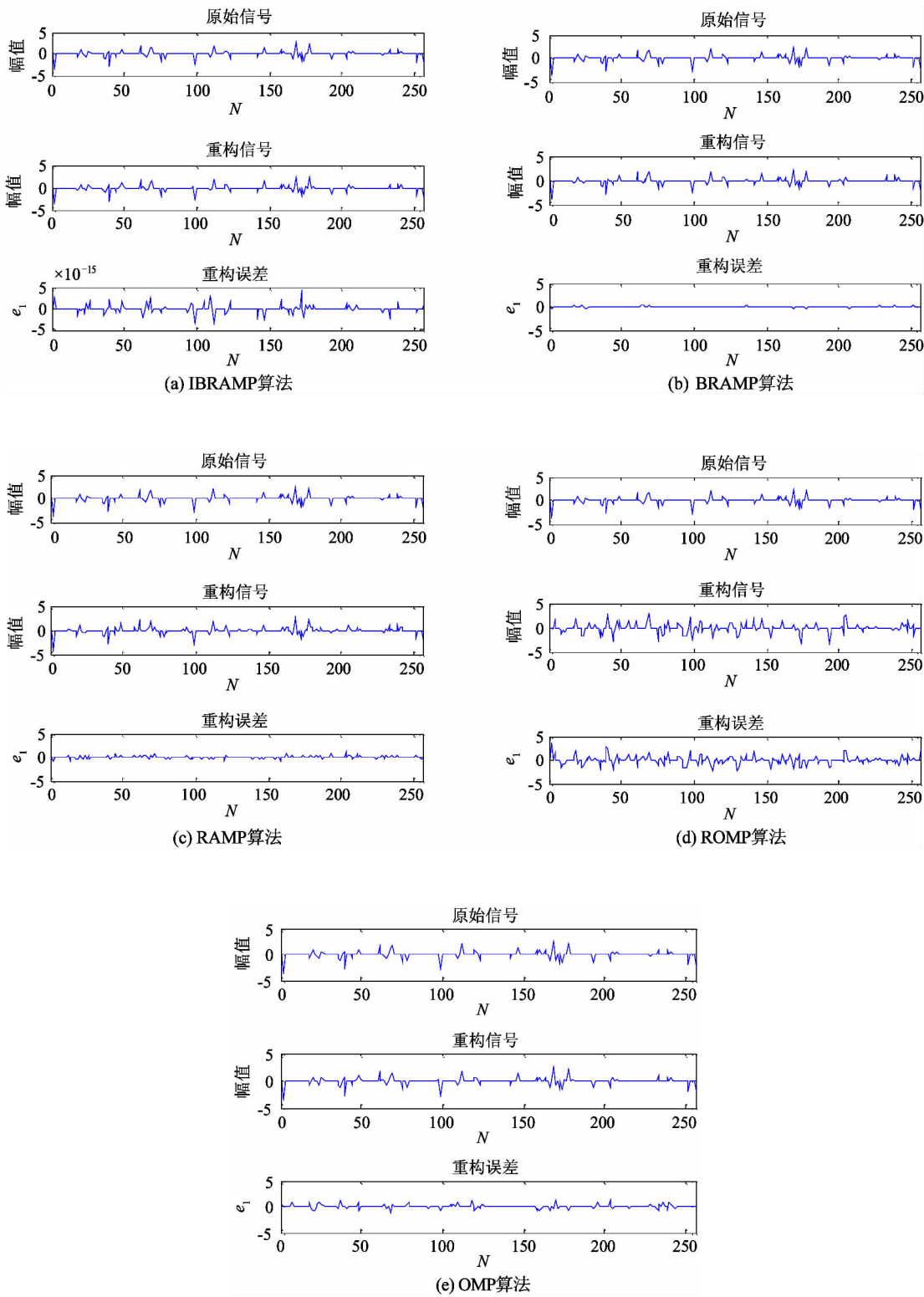


图 1 5 种贪婪类算法对一维信号的重构效果

从图 2 可以看出,ROMP 算法的成功重构率最低。RAMP 算法与 OMP 算法成功重构率曲线很接近,BRAMP 算法的成功重构率要略高于二者。IBRAMP 算法成功率相较于 BRAMP 算法有了很大

的提升,在稀疏度 $K = 65$ 时,依旧有着高达 49.8% 的成功重构概率。其中 BRAMP 算法在 RAMP 算法的基础上增加了回溯剔除错误原子的步骤,但相对于 RAMP 算法来看提升的并不明显,这与回溯过度

现象有很大的关系。当回溯过程中将剔除原子的观测列清零后却不进行更新操作,将导致正确原子无法被二次选入,影响重构精度。

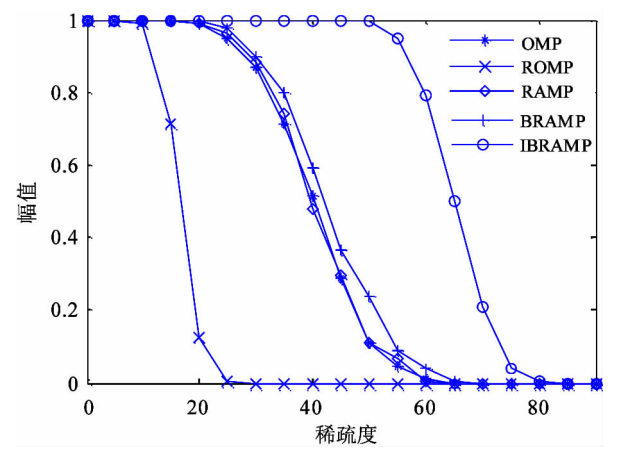


图 2 成功重构概率随稀疏度的变化情况

(3) 稀疏度 K 不同时,5 种贪婪类算法重构总时间随稀疏度的变化情况(500 次的时间和)如图 3 所示。

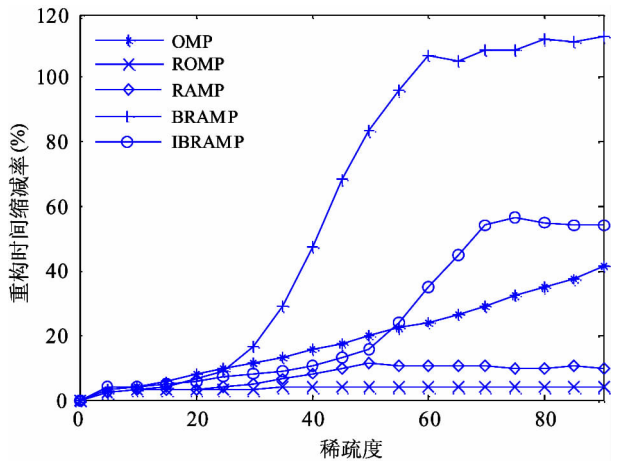


图 3 重构时间随稀疏度的变化情况

由图 3 可以看出,在重构时间方面,ROMP 算法最快,RAMP 算法其次,BRAMP 算法重构时间最长,IBRAMP 算法和 OMP 算法位于中间位置。IBRAMP 算法相较于 BRAMP 算法,由于不会产生回溯过度的情况,重构的时间大大缩短。但 IBRAMP 算法为保证重构精度引入的回溯过程会增加运算量和运算的时间,因此 IBRAMP 算法的运算时间要长于 RAMP 算法,这是以牺牲一部分的重构时间来换取

高的重构质量。

(4) 稀疏度 K 不同时,观察观测矩阵进行归一化和不进行归一化处理,重构时间的缩短情况用重构时间缩短率来表示,将其作图如图 4 所示。其中,重构时间缩短率为:

$$\text{重构时间缩短率} = (\text{归一化前重构时间} - \text{归一化后重构时间}) / \text{归一化前重构时间} \quad (7)$$

由图 4 可以看出,当稀疏度 $K < 65$ 时,归一化处理比未进行归一化,在重构时间上缩短了 10% 以上。当 $K \geq 65$ 时,由于 IBRAMP 算法的成功重构率低于 50%,即 IBRAMP 算法无法保证重构质量,这时对观测矩阵进行归一化与否对重构时间的缩短已经没有太大的帮助。因此,观测矩阵的归一化处理可以在一定程度上缩短信号的重构时间。

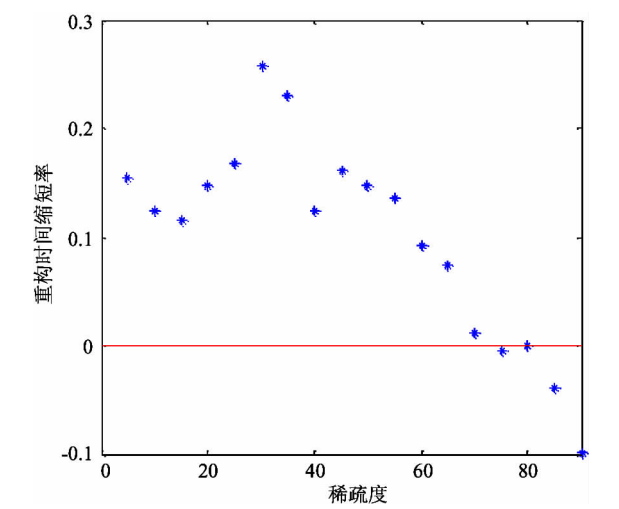


图 4 归一化与否的重构时间随稀疏度的缩短情况

(5) 为了进一步分析回溯过度现象,在图 5 中展示了由于未及时更新观测矩阵,BRAMP 算法对正确原子的剔除情况。

由图 5 可以看出,当稀疏度 K 超过 25 后,剔除的正确原子数量呈线性增长,影响 BRAMP 算法的重构精度。结合图 2 中 BRAMP 算法的成功重构率曲线可以看出,当稀疏度 K 超过 25 后,算法的成功重构率开始快速下降,可见回溯过度现象与 BRAMP 算法的重构性能密切相关。

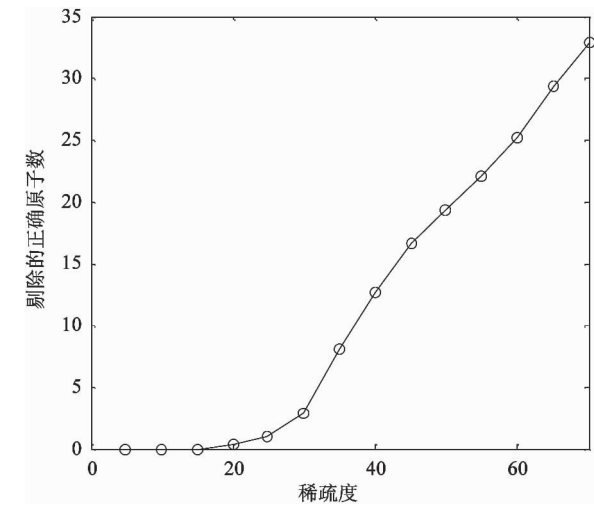


图5 BRAMP 算法在不同稀疏度下由于回溯过度剔除的正确原子数

3.2 实际信号分析

贪婪类算法具有良好的抗噪性和稀疏表示能力,适用于提取齿轮和轴承的冲击故障特征^[21]。在该文中选取西储大学对于故障齿轮内圈所采取到的信号作为实验信号,截取其中的信号长度 $x = 1024$,采集信号长度为 $y = 512$,即压缩比为 0.5。观测矩阵 Φ 为 512×1024 的 Gauss 随机矩阵。采用 DCT 变换对信号进行稀疏化处理,以重构稀疏信号和原稀疏信号之间的重构误差 e_1 作为稀疏信号恢复效果的判断依据,其中,IBRAMP 算法的重构稀疏信号与重构误差如图 6 所示。

从图 6 中可以看到,轴承故障信号进行 DCT 处理后得到的 DCT 域稀疏信号,经 IBRAMP 算法进行重构后,重构信号与原信号几乎一致,重构误差数量级小,重构效果好。由此可以看出 IBRAMP 算法在信号重构方面的效果很好。

重构的稀疏信号进行逆 DCT 变换后可以得到重构后的故障信号,为了判别重构后的故障信号与原始故障信号的接近程度,定义相对误差 $e_2 = \text{norm}(\hat{x} - x) / \text{norm}(x)$ 作为判别标准。分别利用 5

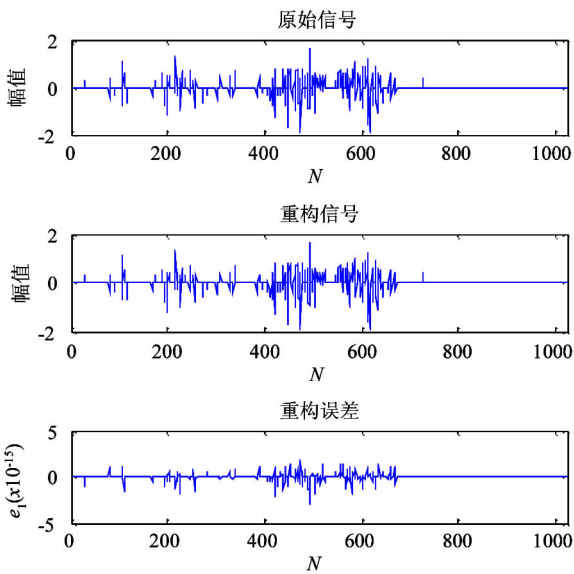


图6 DCT 稀疏后轴承故障信号的重构结果

种贪婪类算法,对原始故障信号在 DCT 域内的稀疏信号进行重构,重构得到的结果进行逆 DCT 变换,得到的故障信号在时域中的图像如图 7 所示。

从图 7 中可以看出,IBRAMP 算法重构出的故障轴承内圈信号与实际故障轴承内圈信号相吻合,都具有由于故障所产生的脉冲波动。其它 4 种贪婪算法则无法准确重构出这些脉冲波动,而这可能会对后期故障特征的提取产生影响。为了进一步验证各重构信号在时域中的重构质量,计算各重构信号与实际信号之间的相对误差和重构时间,如表 1 所示。

由表 1 可以看出,IBRAMP 算法的重构相对误差值最小,即 IBRAMP 算法在时域中具备最高的重构质量。此外,在重构时间方面,IBRAMP 算法在经过观测矩阵归一化处理后,其重构时间低于 OMP 算法,仅次于 ROMP 算法。

对比 5 种贪婪算法在时域中的重构质量后,需要进一步验证 5 种贪婪类算法所重构的信号能否在频域中准确反映故障特征。对重构后内圈故障信号

表 1 5 种算法对故障轴承信号的重构相对误差和时间(重构 500 次取均值)

算法	IBRAMP	BRAMP	RAMP	ROMP	OMP
相对误差 e_2	0.3156	0.6382	0.7336	1.2835	0.7918
重构时间(s)	0.6575	1.1482	0.8635	0.4452	0.6735

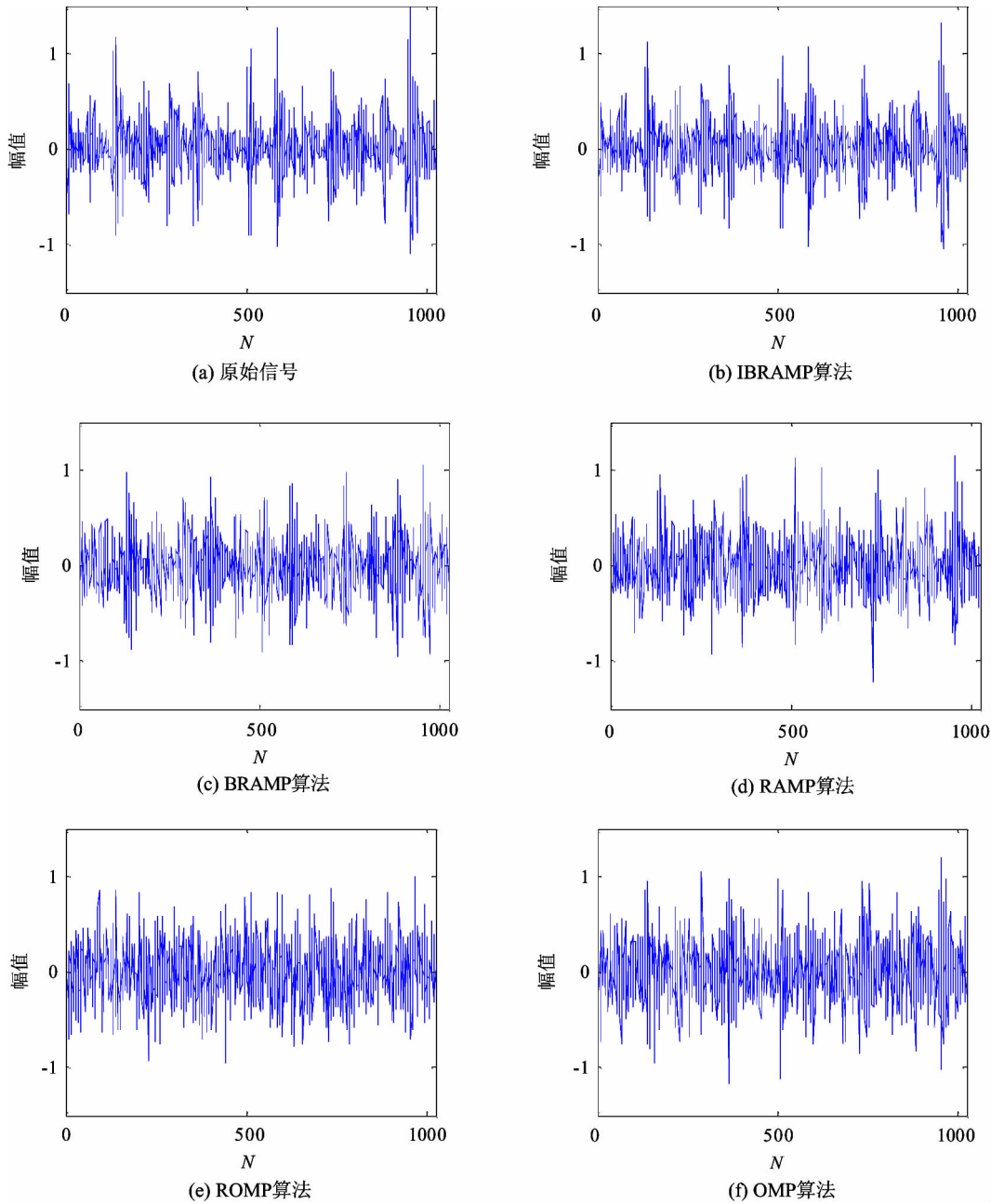


图 7 5 种贪婪类算法对故障轴承内圈信号的重构结果

作 Hilbert 变换得到其包络曲线,再对包络曲线进行谱分析,得到各算法的包络谱图如图 8 所示。

由图 8 可以看出,5 种贪婪算法对故障轴承内圈信号的重构结果求包络谱图后,除了 ROMP 算法由于重构误差太大无法找到轴承内圈的故障造成的振动频率,其他 4 种算法和原信号都在轴承内圈故障频率 164.1 Hz 处具有一个谱峰。但 BRAMP 算法,RAMP 算法以及 OMP 算法相对原信号,谱峰的位置都有很大程度的降低,并且总的频谱形状都有

改变,而 IBRAMP 算法则在很大程度上保留了原信号频谱的内容和形状。因此,IBRAMP 算法相对其他 4 类贪婪类算法具有最佳的重构效果。

4 结 论

(1)本文研究了一种 IBRAMP 算法,在 BRAMP 算法的基础上针对回溯过程中可能产生的回溯过度情况进行了改进,在剔除错误原子的同时,更新对应的观测矩阵列的内容。IBRAMP 算法无论从成功重

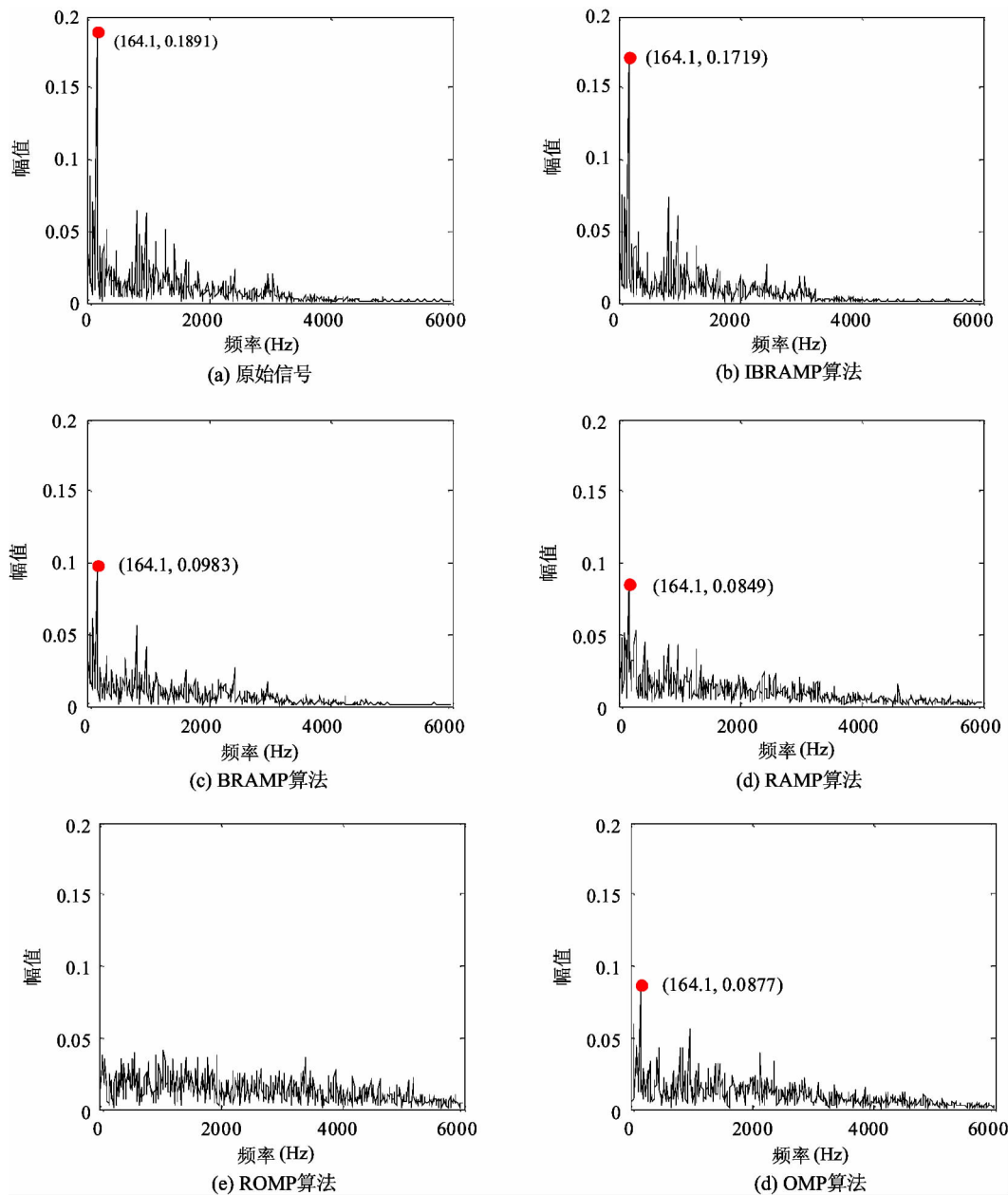


图8 5种贪婪类算法对故障轴承内圈信号的重构结果的包络谱图

构率还是重构时间上来看都要优于 BRAMP 算法。

(2) 针对该算法由于包含回溯过程而导致的重构时间过长的问题,对观测矩阵进行归一化的处理,实现了在保证较高重构率的前提下重构时间的缩短。IBRAMP 算法实现了归一化、正交化以及回溯思想的结合,是一种兼顾了重构性能和运算效率的算法。

参考文献

[1] 任越美, 张艳宁, 李映. 压缩感知及其图像处理应用研究进展与展望[J]. 自动化学报, 2014, 40(8):

1563-1574

[2] Candes E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles; exact signal recognition from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transaction on Information Theory*, 2006, 52(2):489-509

[3] Donoho D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4):1289-1306

[4] Qaisar S, Bilal R M, Lqbal W, et al. Compressive sensing: From theory to applications, a survey[J]. *Journal of Communications and Networks*, 2013, 15(5): 443-456

[5] Cans S E, Tao T. Near optimal signal recovery from random projection: universal encoding strategies[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(12):

- 5406-5425
- [6] 戴琼海,付长军,季向阳. 压缩感知研究[J]. 计算机学报, 2011, 34(3): 425-434
- [7] 司菁菁, 候肖兰, 程银波. 面向混合支撑集模型的分布式压缩感知重构算法[J]. 高技术通讯, 2015, 25(12): 1017-1024
- [8] 任建, 许会, 李邦宇, 等. 压缩感知算法的关键参数设置研究[J]. 高技术通讯, 2014, 24(5): 525-530
- [9] Needell D, Vershynin R. Uniform uncertainty principle and signal recovery via regularized orthogonal matching pursuit[J]. *Foundations of Computational Mathematics*, 2009, 9(3): 317-334
- [10] Mallat S G, Zhang Z F. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(12): 3397-3415
- [11] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching Pursuit[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655-4666
- [12] 孟祥瑞, 赵瑞珍, 岑翼刚. 用于压缩采样信号重建的回溯正则化自适应匹配追踪算法[J]. 信号处理, 2016, 32(2): 186-192
- [13] 刘亚新, 赵瑞珍, 胡绍海. 用于压缩感知信号重建的正则化自适应匹配追踪算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(11): 2713-2717
- [14] Baraniuk R G. A lecture on compressive sensing[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 4(24): 118-121
- [15] 李云鹤, 吴绍华, 张巧玲, 等. 基于压缩感知的 IR-UWB 系统的抗量化噪声对策研究[J]. 高技术通讯, 2015, 25(4): 334-343
- [16] 张有仑. 压缩感知中的贪婪类重构算法研究[D]. 北京: 北京理工大学信息与电子学院, 2016. 1-58
- [17] 刘冰, 付平, 孟升卫. 基于正交匹配追踪的压缩感知信号检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(9): 1959-1964
- [18] 王锋, 孙桂玲, 张建平, 等. 基于压缩感知的加速前向后向匹配追踪算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(10): 2538-2545
- [19] Elad M. 稀疏与冗余表示—理论及其在信号与图像处理中的应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2015. 33-35
- [20] 李燕, 王耀力. 回溯正则化分段正交匹配追踪算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(12): 3398-3401
- [21] 何国林, 丁康, 林慧斌. 基于匹配追踪的齿轮箱耦合调制振动信号分离方法研究[J]. 机械工程学报, 2016, 52(1): 102-108

Improved backtracking regularized adaptive matching pursuit algorithm and its application

Meng Zong, Pan Zuozhou, Li Jing, Guo Xiaolin

(Key Laboratory of Measurement Technology and Instrumentation of Hebei Province,
Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

Abstract

An improved backtracking regularized adaptive matching pursuit (IBRAMP) algorithm is proposed to overcome the problem of excessive backtracking in compressed sensing reconstruction. Firstly, the set adaptive threshold selects atoms randomly and improves the correctness of reconstruction using the method of backtracking to reject the wrong atoms. Secondly, for the retrospective process, the excessive backtracking problem is avoided by updating the observation matrix corresponding to the atomic number. Finally, the observation matrix is normalized to reduce the reconstruction time. The experimental results show that the IBRAMP algorithm can significantly reduce the reconstruction time while obtaining higher success precision. When applying the IBRAMP algorithm to the reconstructing of the actual fault bearing signal, the reconstructed results can accurately reflect the fault features in the actual bearing fault signal, whether in the time domain or in the frequency domain.

Key words: compressed sensing, reconstruction, orthogonal matching pursuit (OMP), regularization, backtracking