

用 EMD 和小波消噪的加速度信号压缩重构新方法^①

吴建宁, 徐海东

(福建师范大学 数学与计算机科学学院, 福州 350007)

摘要: 针对噪声破坏加速度信号稀疏性、降低其压缩感知重构算法性能问题, 提出了一种用经验模态分解(EMD)和小波分析联合消噪的加速度信号压缩重构新方法. 该方法首先采用 EMD 和小波阈值联合消噪方法对加速度信号消噪处理, 保持加速度信号内在稀疏性; 然后基于压缩感知理论和加速度信号块结构信息, 采用块稀疏贝叶斯学习算法以高概率重构原始加速度信号. 采用 USC-HAD 人体日常行为数据库中的加速度信号验证本文方法的有效性. 实验结果表明, 本文所提方法的信噪比和均方根误差明显优于未经消噪处理的压缩感知重构算法, 能够有效抑制加速度信号噪声, 增大加速度信号稀疏度, 提高加速度信号压缩重构算法性能.

关键词: 去噪; 加速度信号; 经验模态分解(EMD); 小波阈值; 压缩感知(CS)

New Method for Compression and Reconstruction of Acceleration Signal Using EMD and Wavelet Denoising

WU Jian-Ning, XU Hai-Dong

(College of Mathematics and Computer Science, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

Abstract: In order to solve the issue of the deterioration of reconstruction performance in compressed sensing (CS) for acceleration signal with poor sparsity that is produced by noise, this paper proposed a new method for perfect reconstruction of acceleration signal by using empirical mode decomposition (EMD) and wavelet denoising. Its basic idea is that the best sparsity of acceleration signal is firstly gained by using EMD and wavelet threshold denoising method. And then, considering CS and acceleration signal with block structure, block sparse Bayesian learning algorithm is applied to perfectly reconstruction original acceleration signal. The acceleration signal from human activity dataset USC-HAD is selected to test the effectiveness of the proposed method. The experimental results show that when compared to traditional CS algorithm without pre-denoising processing, the proposed method can obtain the best value of signal-to-noise ratio and root mean square error. Also, these results suggested that our proposed method has the superior ability of denoise for gaining best sparsity of acceleration signal, which significantly improve the reconstruction performance of CS.

Key words: denoising; acceleration signal; empirical mode decomposition (EMD); wavelet threshold; compressed sensing(CS)

基于惯性传感器的人体动作识别在老年人日常活动监测、慢性疾病监护及康复辅助训练方面具有十分重要的实际意义^[1]. 然而实现长时间的运动检测, 需要采集大量的加速度信号, 如何保证在体域网远程监护中心为医生的后续分析与诊断提供重构精度较高的加速度信号, 同时降低传感器节点的采集、计算和传

输功耗成为目前体域网人体步态监测所面临的主要问题之一^[2]. 近年来, 压缩感知(compressed sensing, CS)^[3]理论的提出为解决该问题提供了一种新的技术途径并迅速成为研究热点. 它是一种新的数据处理方式, 该方法通过欠采样技术, 可以在远低于奈奎斯特采样频率的条件下, 从采样数据中以近似高概率或精确重构

^① 基金项目:福建省自然科学基金(2013J01220);福建省高等学校教学改革研究项目(JAS14674);福建师范大学本科教学改革项目(I201302021);福建师范大学 2014 年研究生教育改革研究项目(MSY201426)

收稿时间:2015-03-01;收到修改稿时间:2015-04-07

原始信号。目前,该方法广泛应用于信号压缩、重构与去噪^[4]等方面。在基于信号稀疏性的前提下,CS 将采样和压缩合并在一起,通过采集少量数据就能精确重构出原始数据,突破了奈奎斯特采样定律的限制。这对于现实应用中需要处理大数据量的压力起到了缓解作用。将压缩感知理论应用于体域网加速度信号的采集和恢复,利用测量维数大大减少的测量序列对其进行分析和处理,不仅可以有效降低处理过程中的运算量和复杂度,还能够降低加速度信号的采集成本。但是,在实际采集加速度信号的过程中,由于受仪器、人体抖动等方面的影响,所采集的加速度信号不仅含有各种动作对应的真实信号,还包含了各种噪声,破坏了其在变换域(如 DCT 域)上的稀疏性,这严重影响后续 CS 重构算法对加速度信号的恢复精度。因此,如何有效降低信号噪声,提高信号在其变换域上的稀疏性,从而提高 CS 算法的重构精度显得尤为重要。

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[5]是近年来发展起来的一种全新的多尺度信号分析方法,该方法在处理非线性、非平稳信号方面具有优越的性能,在信号处理领域研究中受到很大的关注。由于加速度信号是一种典型的非平稳、非线性信号,EMD 算法在加速度信号去噪方面的应用研究也越来越广泛^[6]。对于非线性、非平稳信号,EMD 方法基于信号的局部变化特性,自适应地将复杂的信号分解成一系列固有模态函数(intrinsic mode function, IMF),这些模态函数能够对输入信号进行不同尺度的描述,而且具有正交性、完备性和自适应性等特点。虽然 EMD 去噪具有较好的去噪特性,但单纯地舍弃高频分量,丢失了高频分量中的有效信息,影响重构信号的完整性。而小波变换是一种具有多尺度、低熵性以及去相关性等性质的信号处理方式,在抑制随机噪声方面具有较强的优势,是目前比较成熟的信号分析方法。因此,将 EMD 分解与小波变换结合起来进行信号去噪受到普遍关注,并已成功应用于脑电^[7]、地震信号^[8]等去噪应用中。

稀疏表示是实现压缩感知的前提,加速度信号的稀疏度直接影响其压缩感知的重构性能,而噪声的存在影响了加速度信号的稀疏性。目前已有一些关于含噪信号压缩感知的重构算法,如文献[9]针对噪声分布已知的情况下,通过修改 BP 算法中的约束条件提出了 BPDN 算法,文献[10]在未知信号和噪声的条件下,

将寻找稀疏解的问题转化为求解二次约束规划问题,并提出了梯度投影稀疏重建算法。然而这些算法针对的噪声是大多是压缩采样过程中引入的噪声,当原始信号含有较多噪声时重构效果就显得较差。为此,降低原始信号的噪声干扰,提高信号的稀疏性及重构算法准确性,是压缩感知从理论走向实际亟待解决的问题。

针对噪声对加速度数据稀疏性的破坏及对 CS 重构算法的影响,结合 EMD 处理非平稳、非线性信号的良好分析性能及小波阈值去噪在抑制信号噪声方面的优势,本文提出了将 EMD 联合小波阈值去噪法用于加速度信号的分析,并结合压缩感知理论,提出了一种基于 EMD 联合小波阈值的加速度信号压缩感知去噪重构方法。首先,应用 EMD 联合小波阈值法对含噪声的加速度信号进行预处理,降低噪声干扰,提高加速度信号稀疏性,接着采用 CS 技术对处理后的加速度信号进行稀疏采样,最后,应用 CS 重构算法恢复原始加速度信号。

1 基于 EMD 和小波阈值的含噪信号压缩感知去噪重构模型

基于 EMD 联合小波阈值的含噪信号压缩感知去噪重构模型如图 1 所示,首先为获得较为干净的加速度信号,应用 EMD 联合小波阈值对含噪加速度信号进行预去噪处理,然后对处理后的加速度信号进行 CS 压缩,最后利用 CS 重构算法恢复出原始加速度信号。下面详细介绍模型中的各部分具体内容。



图 1 模型框图

1.1 经验模态分解

经验模态分解(EMD)是由 Hung 等^[5]提出的一种针对非线性、非平稳信号的数据处理方法。它依据信号自身的时间尺度将信号分解成有限个并且为数不多的固有模态函数(IMF)。其中,IMF 需满足 2 个条件:①在整个信号长度上,过零点的个数与极值点的个数需相同或者相差一个,此条件称为过零点条件;②在任意时刻,极大值点上定义的上包络线和下包络线的均值需为零,此条件称为均值条件。

对于一维含噪信号 $x(t) = s(t) + n(t)$ ，其中， $s(t)$ 为纯净加速度信号； $n(t)$ 为噪声信号。EMD 分解过程如下：

首先找到信号 $x(t)$ 上的所有极大、极小值点，分别对其进行三次样条插值得到信号的上包络线 x_{\max} 和下包络线 x_{\min} ，并计算其均值 $m_1(t)$ ：

$$m_1(t) = (x_{\min}(t) + x_{\max}(t)) / 2 \quad (1)$$

将原始数据减去均值后得到第一个分量，即

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (2)$$

若 $h_1(t)$ 满足 IMF 的 2 个条件，则 $h_1(t)$ 即为第一个 IMF，否则将 $h_1(t)$ 当作新的信号重复以上步骤，即：

$$h_{12}(t) = h_1(t) - m_{11}(t) \quad (3)$$

重复以上过程 k 次，直到 h_{1k} 和 $h_{1(k-1)}$ 之间的方差满足终止条件为止，将 h_{1k} 视为一个 IMF，即

$$h_{1k}(t) = h_{1(k-1)}(t) - m_{1k}(t) \quad (4)$$

并设 $C_1 = h_{1k}(t)$ ，求得此时的残余分量 $r_1(t)$ ：

$$r_1(t) = x(t) - C_1 \quad (5)$$

将残余分量重复以上过程，直到最终的 IMF 被分离出来。至此，原始信号的 EMD 分解过程结束。最终原始信号 $x(t)$ 可以表示为 n 个 IMF 分量和一个残余分量信号 $r_n(t)$ 之和，即

$$x(t) = \sum_{i=1}^n C_i + r_n(t) \quad (6)$$

其中，残余分量 $r_n(t)$ 代表信号的平均趋势。而各个 IMF 分量分别包含了信号从高到低不同频率的成分，且每个频率段所包含的频率成分随信号本身的变化而变化。

1.2 小波阈值去噪

小波阈值去噪是一种最简单的小波域信号去噪方法。所谓的小波阈值去噪就是把小波系数的幅值与给定的阈值进行比较，若小波系数的幅值小于给定阈值，则对应的小波系数置零；若小波系数的幅值大于给定阈值，则把对应的小波系数保留下来或进行收缩。常用的阈值处理方法有硬阈值法和软阈值法，硬阈值函数的表达式为

$$\hat{d}_{j,k} = \begin{cases} d_{j,k}, & |d_{j,k}| > \lambda \\ 0, & |d_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (7)$$

软阈值函数的表达式为

$$\hat{d}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(d_{j,k})(|d_{j,k}| - \lambda), & |d_{j,k}| > \lambda \\ 0, & |d_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (8)$$

其中， $d_{j,k}$ 为小波变换系数， $\hat{d}_{j,k}$ 为阈值处理后的小波变换系数， λ 为给定的阈值参数。

传统的小波阈值去噪方法的实现步骤如下：①选取合适的小波基，将含噪信号 $x(t)$ 变换到小波域，得到小波系数 $d_{j,k}$ ；②选取合适的阈值 λ ，对小波系数进行阈值处理；③将阈值处理后的小波系数 $\hat{d}_{j,k}$ 进行小波逆变换，得到去噪后的信号 $x'(t)$ 。

1.3 压缩感知

设一维信号 $x \in R^{N \times 1}$ ，可以用一组正交基 $\Psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N]$ 的线性组合来表示，即

$$x = \sum_{i=1}^N \psi_i \alpha_i = \Psi \alpha \quad (9)$$

其中， Ψ 为 $N \times N$ 维的正交基矩阵， $\alpha_i = \langle x, \psi_i \rangle$ 为投影系数， $\alpha = \Psi^T x$ 为投影系数向量。当 α 中仅有 $K \leq N$ 个非零系数时，称 α 为信号 x 的稀疏表示。

压缩感知的一个重要前提是信号应具有稀疏性，当信号 x 是 K -稀疏时，根据压缩感知理论可以通过一个与正交基矩阵不相关的测量矩阵 $\Phi \in R^{M \times N}$ 对稀疏信号进行非线性、自适应的线性观测获得观测向量 $y \in R^M$ ：

$$y = \Phi x \quad (10)$$

将式(9)代入式(10)，得

$$y = \Phi x = \Phi \Psi \alpha = A \alpha \quad (11)$$

其中， $A = \Phi \Psi$ 为 $M \times N$ 维的传感矩阵。A 需满足限制等距条件(restricted isometry property, RIP)^[11]，即对任意 K -稀疏向量 v ，存在一常数 $\delta_k \in (0, 1)$ 使得传感矩阵 A 满足：

$$(1 - \delta_k) \|v\|_2^2 \leq \|Av\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|v\|_2^2 \quad (12)$$

由于测量值 y 的维数 M 远小于信号 x 的维数 N ，故从测量值 y 中直接求解信号 x 是一个病态问题。然而，当式(9)满足 K -稀疏时，根据信号稀疏分解理论中的稀疏分解算法，可以通过求解式(13)中 l_0 范数下的最优化问题，得到稀疏系数 $\hat{\alpha}$ ，再代入式(9)可获得重构信号 \hat{x} 。

$$\alpha = \min \|\alpha\|_0 \quad \text{s.t. } y = \Phi x = \Phi \Psi \alpha \quad (13)$$

然而，由于式(13)是一个 NP-hard 问题，难以求解，通常转化为求解 l_1 范数下的最优化问题^[9]：

$$\alpha = \min \|\alpha\|_1 \quad \text{s.t. } y = \Phi x = \Phi \Psi \alpha \quad (14)$$

目前，针对式(14)的 l_1 最优化问题，常用的求解方法包括基追踪法(basis pursuit, BP)^[12]、匹配追踪法(matching pursuit, MP)^[13]和正交匹配追踪法(orthogonal

matching pursuit, OMP)^[14]等。

当压缩传感过程中含有噪声时, CS 模型可表示为:

$$y = A\alpha + v \quad (15)$$

针对体域网中惯性传感器采集的人体加速度信号是一种非稀疏性信号, 本文采用块稀疏贝叶斯学习算法(block sparse bayesian learning, BSBL)^[15]重构加速度信号. 该算法是由 Zhang 等人提出的通过利用块稀疏性信号的块内相关性来提高 CS 算法的重构准确性, 并成功地将该算法应用到非稀疏性胎儿心电图信号和脑电信号无线传输中^[16]. BSBL 算法是目前已知算法中唯一能够在高概率下高质量恢复非稀疏性信号的压缩感知重构算法.

该算法首先假设稀疏信号 α 具有块(block)结构, 即

$$\alpha = [\underbrace{\alpha_1, \dots, \alpha_{d_1}}_{\alpha_1^T}, \dots, \underbrace{\alpha_{d_{g-1}+1}, \dots, \alpha_{d_g}}_{\alpha_g^T}]^T \quad (16)$$

在该模型中信号 α 可被划分为 g 块, 且非零元素通常集中在少数的几个块内. 该算法假设 α 满足一个多元高斯分布, 且每块 α_i 相互独立:

$$p(\alpha_i) = N(0, \gamma_i B_i), \quad i=1, \dots, g \quad (17)$$

其中, γ_i 是一个非负参数, 用于决定块 α_i 的稀疏性, 即当 $\gamma_i = 0$, 对应的块 $\alpha_i = 0$; B_i 是一个正定矩阵, 用于描述块内元素之间的相关结构. 将式(17)记为 $p(\alpha) \sim N(0, \Sigma_0)$, Σ_0 是以 $\gamma_i B_i$ 为对角线元素的对角矩阵. 该算法同时假设式(15)中的噪声 v 服从 $p(v) = N(0, \lambda I)$ 分布, 则 α 的后验概率分布为

$$p(\alpha | y; \lambda, \{\gamma_i, B_i\}_{i=1}^g) = N(\mu_\alpha, \Sigma_\alpha) \quad (18)$$

其中, $\mu_\alpha = \Sigma_0 A^T (\lambda I + A \Sigma_0 A^T)^{-1} y$,

$$\Sigma_\alpha = (\Sigma_0^{-1} + \lambda A^T A)^{-1}.$$

利用第二类最大似然估计法可以估计出式(18)中的所有参数, 即

$$L(\Theta) = \log |\lambda I + A \Sigma_0 A^T| + y^T (\lambda I + A \Sigma_0 A^T)^{-1} y \quad (19)$$

其中, Θ 表示所有的参数 $\lambda, \{\gamma_i, B_i\}_{i=1}^g$.

当参数 $\lambda, \{\gamma_i, B_i\}_{i=1}^g$ 被估计出来后, 可得信号 α 的最大后验(maximum a posteriori, MAP)估计为 $\hat{\alpha} = \mu_\alpha$.

2 含噪加速度信号压缩感知去噪重构流程

使用 EMD 分解含噪加速度信号相当于用窄带滤

波器对加速度信号进行自适应滤波, 分解后得到一系列的 IMF 分量及残余分量 RSE, 各模态分量的频率随着模态阶数的增大而降低, 而趋势项则是频率最低的成分. 信号的噪声成分主要分布在高频段, 也就是主要集中在前几个分量中. 低频段 IMF 中则含有信号的较多重要信息. 若单纯地采用舍弃包含较多噪声的高频段 IMF, 而对剩余的 IMF 分量进行重构获得去噪后信号, 这种方法虽然能够很大程度上消除信号中的大部分噪声成分, 但同时也丢失了高频段 IMF 中的部分有用信息, 导致去噪效果并不理想. 由于小波分析相比傅里叶分析而言, 在时频域上具有较好的局部化特性, 采用小波阈值去噪法去除含噪信号经 EMD 分解后的高频 IMF 中的随机噪声, 可提取信号中的有效信息. 故本文使用 EMD 联合小波阈值去噪法对含噪加速度信号进行预处理, 获得较为理想的加速度信号, 为下一步加速度信号压缩感知重构奠定基础. 根据加速度信号的非平稳特性, 本文选定软阈值方法进行阈值处理.

基于 EMD 联合小波阈值的含噪加速度信号压缩感知去噪重构方法的具体实现步骤如下:

- ①对原始信号 $x(t)$ 进行 EMD 分解, 得到各 IMF 分量 $IMF_1 \sim IMF_n$;
- ②选择含噪声较大的 IMF 分量 IMF_i , 选取适当的阈值 λ 对 IMF_i 进行小波阈值处理, 提取出高频分量中的有用成分;
- ③对小波阈值去噪后的 IMF 分量以及其他 IMF 分量进行叠加, 获得去噪后的加速度信号;
- ④对处理后的加速度信号采用随机测量矩阵 Φ 计算其线性测量值 $y = \Phi x$;
- ⑤基于测量值 y 、稀疏基 Ψ 以及随机测量矩阵 Φ , 通过 BSBL 算法得到重构稀疏系数 α ;
- ⑥利用重构的稀疏系数 α , 通过 $\hat{x} = \Psi \alpha$ 重构出原始加速度信号 \hat{x} .

3 仿真结果与分析

3.1 评价指标与实验数据集

实验采用的加速度信号来自于美国 Southern California 大学提供的一个公开的人体日常行为数据库 USC-HAD^[17], 该数据库包括 14 位不同采集者的 12 类动作, 对每种动作, 每位采集者都采集 5 次位于右前臀的传感器数据, 共计 840 个样本, 本文选取了其中 1 位采集者行走时的加速度数据作为原始加速度信

号. 为了比较本文方法与原始 CS 重构算法的加速度信号去噪重构质量, 在这里采用以下 2 个评估指标.

1) 均方根误差(root mean square error, RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(i) - \hat{x}(i))^2} \quad (20)$$

其中, N 为信号长度; $x(i)$ 为原始参考信号, 即不含噪声的信号; $\hat{x}(i)$ 为参考信号的估计值, 即重构信号. RMSE 越小, 重构效果越好.

2) 信噪比(signal to noise ratio, SNR)

$$SNR(dB) = 10 \times \log_{10} \frac{\|x\|_2^2}{\|x - \hat{x}\|_2^2} \quad (21)$$

其中, SNR 表示重构信号 \hat{x} 和原始参考信号 x 的波形相似度. SNR 越大, 去噪重构效果越好.

3.2 基于 EMD 联合小波阈值的压缩感知对加速度信号去噪重构

为了比较, 采用传统 CS 重构算法对相同加速度信号分析, 其算法设计如下:

步骤 1: 生成随机测量矩阵 Φ , 利用 $y = \Phi x$ 对 N 维加速度信号 x 进行随机投影得到 M 维观测值 y .

步骤 2: 通过 BSBL 重构算法, 利用观测值 y 、随机测量矩阵 Φ 、稀疏基 Ψ , 基于 $y = \Phi \Psi \alpha$ 得到重构稀疏系数 $\hat{\alpha}$.

步骤 3: 基于重构稀疏系数 $\hat{\alpha}$, 通过 $\hat{x} = \Psi \hat{\alpha}$ 得到重构加速度信号 \hat{x} .

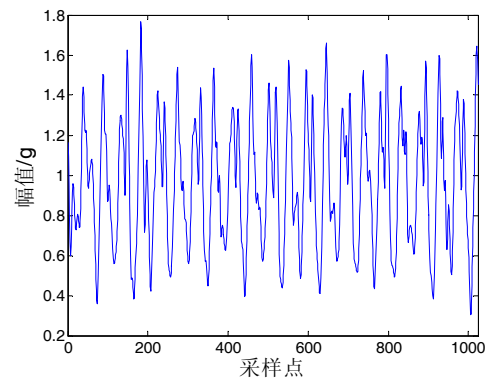
对于上述提出的算法, 本研究实验参数设置如下: 随机测量矩阵采用高斯随机矩阵, 稀疏基采用 DCT 基, CS 采样率(M/N)设为 50%, 重构算法采用 BSBL 框架中的边界优化(bound optimization, BO)算法, BSBL-BO 算法中的参数采用对应文献[16]中的设置. 选取一段加速度传感器信号作为原始加速度信号, 采样点数 $N=1024$, 采样频率为 100Hz, 通过往原始加速度信号上叠加高斯白噪声(SNR=10dB)构成含噪信号, 原始加速度信号和加噪的加速度信号如图 2 所示. 图 3 给出的是基于 EMD 分解算法对加速度信号的分解图, 共有 8 个 IMF 分量, 对应于 IMF1~IMF8, 趋势项为 RES.

EMD 算法对于非线性非平稳信号(如加速度信号)去噪具有较好的应用前景, 但也存在一些问题, 如利用 EMD 算法将含噪信号分解为若干个 IMF 分量后, 对于哪几个 IMF 为噪声成分很难判断, 因此通常根据噪声主要分布在高频段 IMF 且所含能量较小, 而信号

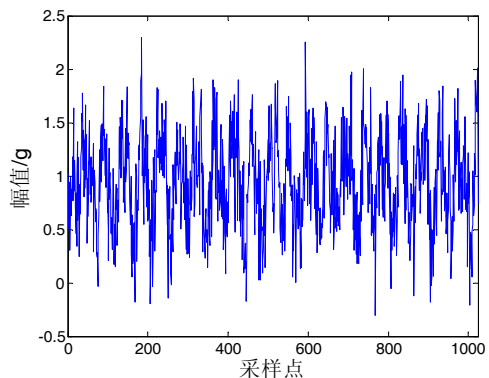
能量主要集中于低频段 IMF 的思想来判断. 为有效判断噪声所在的 IMF 分量, 重构原始加速度信号, 本文依据加速度信号经 EMD 分解后的各 IMF 能量比值关系^[18]的变换适当选取模态个数, 即

$$i_k = \frac{\sum_{i=1}^n IMF_k(t)}{\sum_{i=k+1}^n IMF_{k+1}(t)} \quad (22)$$

其中, k 的取值范围为 $[1, n-1]$.



(a) 加速度信号



(b) 含噪信号

图 2 原始加速度信号和加入随机噪声后的含噪信号 (SNR=10dB)

本文根据式(22)确定加速度信号噪声所在的模态阶数为 IMF1~IMF2. 从图 3 可以看出, IMF1、IMF2 含有信号的绝大部分噪声, 为有效提取高频分量中的有用信息成分, 本文采用小波软阈值法对 IMF1、IMF2 分量进行阈值去噪, 去噪后的 IMF1、IMF2 分量(分别以 f_1 、 f_2 表示)如图 4 所示. 从图 4 可以看出, 经小波阈值滤波后的 IMF 分量保留了原始信号中的有效信息, 降低了噪声对信号稀疏性的破坏, 为后续的 CS 压缩与精确重构提供了保证.

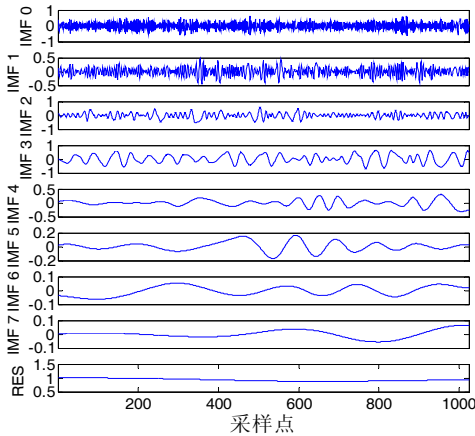
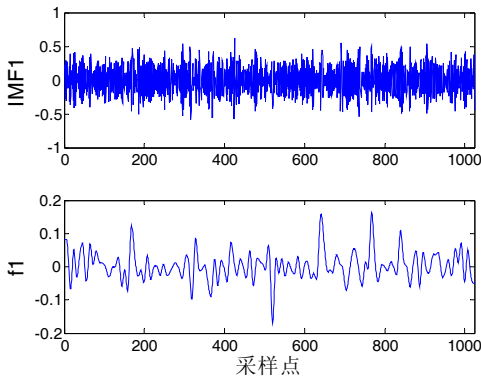
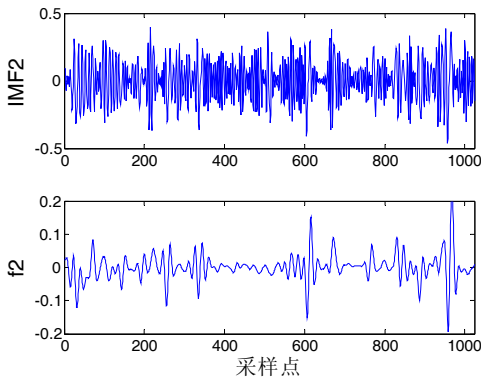


图 3 含噪加速度信号的经验模态分解



(a)IMF1 分量和 f1 分量



(b) IMF2 分量和 f2 分量

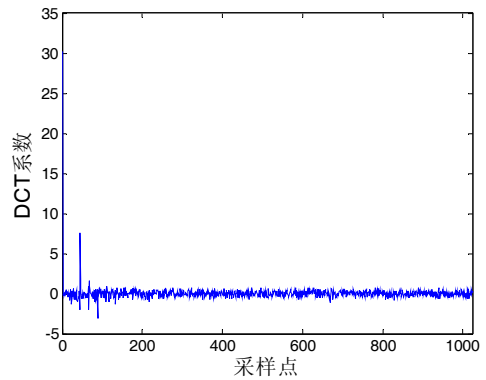
图 4 含噪信号经 EMD 分解后的前两个分量与小波阈值去噪后的分量

图 5(a)和(b)给出了含噪加速度信号通过本文方法处理后的加速度数据经离散余弦变换的 DCT 系数和直接经离散余弦变换的 DCT 系数,从中可以看出,本文算法下的加速度信号 DCT 系数比传统 CS 算法下的

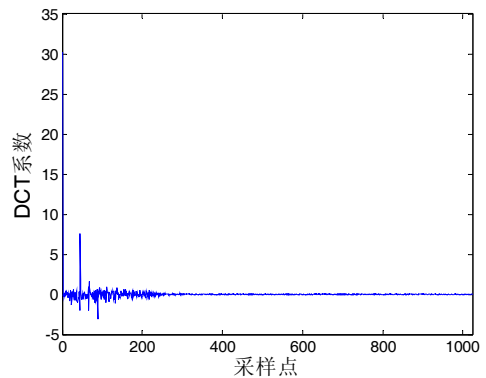
DCT 系数更为稀疏,相应的重构加速度信号如图 5 中(c)和(d)所示.

为进一步验证本文算法的优越性,观察随着测量次数 M 的变化,比较两种算法下的加速度信号平均 SNR 变化情况.其中,对于每一个 M 值,由于每次程序运行时所产生的随机测量矩阵(高斯随机测量矩阵 Φ)均不同,故重复实验次数 20 次,取其平均值作为最终的 SNR 进行绘图,实验结果如图 6 所示,从中可以看出,本文方法比传统 CS 方法的恢复效果更好,SNR 值至少提高 3dB.

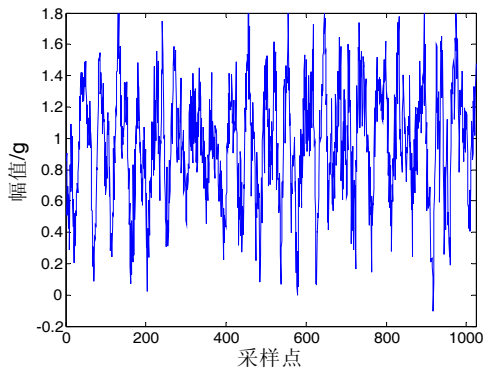
为验证本文算法对含噪加速度信号的去噪重构效果的鲁棒性,对不同噪声水平下的加速度信号进行实验,结果如表 1 所示.由表 1 中的实验数据可知,基于 EMD 联合小波阈值的压缩感知去噪重构方法是比较可行的.它与传统 CS 算法的最大不同之处,就是考虑了噪声对加速度信号稀疏性的影响,在压缩重构前先对原始含噪数据进行预去噪处理,降低了噪声干扰,提高了信号稀疏性,而不是传统的直接重构原始数据,因此在一定程度上提高重构信号信噪比(SNR),降低重构信号的均方根误差(RMSE).



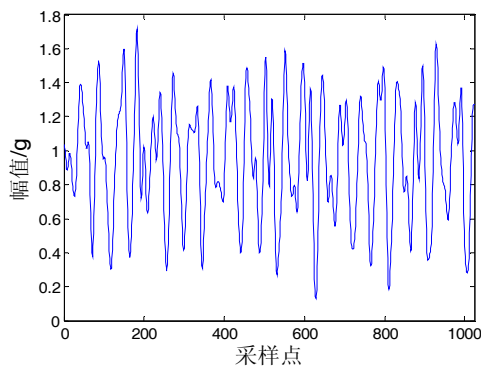
(a)传统 CS 算法下加速度信号的 DCT 系数



(b)本文算法加速度信号的 DCT 系数



(c)传统 CS 方法重构结果



(d)本文方法去噪重构结果

图 5 各种方法对含噪加速度信号的重构效果对比

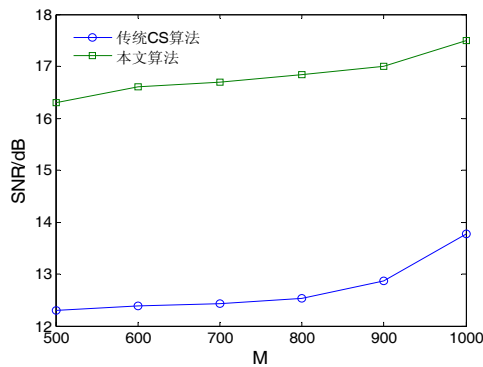


图 6 在不同测量维数下, 本文算法与传统 CS 算法的重构信号 SNR 比较

表 1 不同噪声水平下两种方法重构后的加速度信号信噪比和均方根误差

信号噪声 (SNR/dB)	传统 CS 算法		本文算法	
	SNR/dB	RMSE	SNR/dB	RMSE
2	8.0797	0.3989	10.2592	0.3104
4	9.6438	0.3332	13.2294	0.2205
6	10.5768	0.2903	14.5676	0.1980
8	11.0663	0.2829	15.9432	0.1613
10	12.3600	0.2437	16.3459	0.1540

4 讨论与分析

实验结果表明, 经验模态分解(EMD)在处理非平稳信号方面具有较强的优势. 从图 2 可以看出, 通过对实测加速度数据测试得出 IMF3~IMF8 和趋势项 RES 为真实的加速度信号, 而对应的 IMF1~IMF2 是噪声成分(含有少量的有效信息), 需要去除, 即可提取噪声背景下的干净加速度信号. 单纯地去除高频噪声, 会抑制高频中的有效信息. 若将 EMD 分解与小波阈值去噪相结合, 对 EMD 去噪要舍弃的含噪声较多的高频 IMF 分量进行小波阈值去噪, 则可以保留这些分量中的有效信息, 相应的实验结果如图 3 所示. 经过预处理后的加速度信号能够保持较好的稀疏性, 这为下一步的压缩感知应用提供一定的优势. 若使用传统 CS 重构方法恢复含噪加速度信号, 重构信号难以去噪, 降低重构精度. 本文所提方法可有效去噪, 保持加速度信号内在稀疏性, 提高重构性能, 使其波形较平滑(如图 5 所示). 从表 1 的重构比较结果也可以看出, 基于 EMD 联合小波阈值的压缩感知去噪重构方法比传统 CS 方法去噪重构质量较好, 信噪比较高, 重构误差较低.

结果表明, 采用本文所提方法不仅有效抑制噪声, 并且还可保持加速度信号中完整的有用信息, 具有较强的实用价值. EMD 算法在分解信号过程中, 可能存在模态混叠现象, 导致某一个固有模态函数分量包含不同尺度的信号, 可考虑采用改进的 EMD 分解方式, 如互补集合经验模态分解(CEEMD)方式结合压缩感知技术对信号去噪重构.

5 结语

本文提出一种基于 EMD 和小波阈值联合消噪的加速度信号重构新方法. 该方法可有效对原始加速度信号消噪, 保持加速度信号有用信息完整性和内在稀疏性, 有效提高 CS 重构算法性能, 解决传统 CS 重构算法未考虑原始加速度信号所含噪声对重构性能的影响, 为进一步加速度信号分析提供技术支撑.

致谢

感谢美国 Southern California 大学人体步态运动数据库 USC-HAD.

参考文献

- 1 肖玲,李仁发,罗娟.体域网中一种基于压缩感知的人体动作识别方法.电子与信息学报,2013,35(1):119-125.
- 2 宫继兵,王睿,崔莉.体域网 BSN 的研究进展及面临的挑战.计算机研究与发展,2010,47(5):737-753.
- 3 Donoho DL. Compressed sensing. IEEE Trans. on Information Theory, 2006, 52(6): 1289-1306.
- 4 Zhao RZ, Liu XY, Li CC, Sciabassi RJ, Sun MG. Wavelet denoising via sparse representation. Science in China Series F: Information Sciences, 2009, 52(8): 31-33.
- 5 Huang NE, Shen Z, Long SR, Wu MC, Shih HH, Zheng QN, Yen NC, Tung CC, Liu HH. The empirical mode decomposition and the hibert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. Proc. of the Royal Society of London Series a Mathematical Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- 6 刘新厂,柴晓冬,郑树彬,朱文发,蒋启榛.惯性测量单元中加速度信号的去噪处理.仪表技术与传感器,2013,(10):97-99.
- 7 Kabir M, Shahnaz C. An ECG signal denoising method based on enhancement algorithms in EMD and wavelet domains. TENCON 2011: 2011 IEEE Region 10 Conference. Bali: IEEE. 2011. 284-287.
- 8 王姣,李振春,王德营.基于 CEEMD 的地震数据小波阈值去噪方法研究.石油物探,2014,53(2):164-172.
- 9 Donoho DL, Tsaig Y. Extensions of compressed sensing. Signal Processing, 2006, 86(3): 533-548.
- 10 Figueiredo MAT, Nowak RD, Wright SJ. Gradient projection for sparse reconstruction: application to compressed sensing and other inverse problem. Journal of Selected Topics in Signal Processing: Special Issue on Convex Optimization Methods for Signal Processing, 2007, 1(4): 586-598.
- 11 Candes EJ, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principle: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. IEEE Trans. on Information Theory, 2006, 52(4): 489-509.
- 12 Chen SS, Donoho DL, Saunders MA. Atomic decomposition by basis pursuit. SIAM Review, 2001, 43(1): 129-159.
- 13 Mallat SG, Zhang Z. Matching pursuits with time frequency dictionaries. IEEE Trans. on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397-3415.
- 14 Tropp JA, Gilbert AC. Signal recovery from partial information via orthogonal and matching pursuit. IEEE Trans. on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- 15 Zhang Z, Rao BD. Extension of SBL algorithm for the recovery of block sparse signals with intra block correlation. IEEE Trans. on Signal Processing, 2013, 61(8): 2009-2015.
- 16 Zhang Z, Jung TP, Makeig S, Rao BD. Compressed sensing for energy-efficient wireless telemonitoring of noninvasive fetal ECG via block sparse Bayesian learning. IEEE Trans. on Biomedical Engineering, 2013, 60(2): 300-309.
- 17 Zhang M, Sawchuk AA. USC-HAD: a daily activity dataset for ubiquitous activity recognition using wearable sensors. Proc. of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing. Pittsburgh. ACM. 2012. 1036-1043.
- 18 高建虎,陈杰,张履谦.基于压缩感知和 EMD 的 SAR 海洋内波探测方法.中国仪器仪表学会.第九届全国信息获取和处理学术会议论文集 II.沈阳:仪器仪表学报,2011:139-144.