

基于 CEEMD-VMD-SIST 算法的 sEMG 信号降噪方法

李效, 张明, 张倩, 叶轩

(武汉纺织大学 电子与电气工程学院, 武汉 430000)

摘要: 针对基于表面肌电信号 (sEMG) 的手势识别中, 由于传统降噪算法对 sEMG 信号高频部分分解不当或存在频率混叠现象使得对含噪 sEMG 信号降噪效果不佳而导致手势识别精度大大降低的问题, 提出使用基于互补集合经验模态分解 (CEEMD) 与变分模态分解 (VMD) 组合的滑动区间软阈值 (SIST) 降噪算法 (CEEMD-VMD-SIST) 对含噪 sEMG 信号进行降噪处理; 使用 CEEMD 将含噪信号分解为从高频到低频的多个不同本征模态函数 (IMF), 根据自相关系数客观界定后续降噪模态分量范围, 对选中的模态分量采用 VMD 的 SIST 方法进行分解降噪并与部分剩余模态分量进行重构; 从实验结果中可以看出, 在不同信噪比下, 所提算法的降噪性能与传统降噪方法相比, 信噪比与均方根误差均有明显改善, 可以更大程度上保留信号的有用信息, 即所提算法的降噪性能更佳。

关键词: sEMG; 互补集合经验模态分解; 变分模态分解; 自相关系数; CEEMD-VMD-SIST

Denoising Method for sEMG Signal Based on CEEMD-VMD-SIST Algorithm

LI Xiao, ZHANG Ming, ZHANG Qian, YE Xuan

(School of Electronic & Electrical Engineering, Wuhan Textile University, Wuhan 430000, China)

Abstract: For gesture recognition based on surface electromyography (sEMG) signals, the sEMG signals have poor denoising characteristics such as improper decomposition of high-frequency parts or frequency aliasing in traditional denoising methods, resulting in a significant decrease in the gesture recognition accuracy, a sliding interval soft threshold (SIST) denoising algorithm based on complementary ensemble empirical mode decomposition and variational mode decomposition (CEEMD-VMD-SIST) is proposed for denoising the sEMG signals. The noisy signal is decomposed into multiple intrinsic mode functions (IMF) from high frequency to low frequency by using the CEEMD, and the modal component range of the signal is objectively determined according to the autocorrelation coefficients, the selected components are decomposed and denoised by the VMD-SIST and reconstructed with some remaining modal components. Experimental results show that compared with the traditional denoising methods and under different signal-to-noise ratios (SNR), the proposed algorithm significantly improves the denoising performances of SNR and root mean square error (RMSE), and preserves the useful components of signals to a large extent, the proposed algorithm has a better noise reduction performance.

Keywords: sEMG; CEEMD; VMD; autocorrelation coefficient; CEEMD-VMD-SIST

0 引言

表面肌电 (sEMG, surface electromyography) 信号作为一种生物信号, 包含了大量表征生物肌肉特征的信息, 因此可以通过对其进行检测与处理进而实现手势识别、机械外骨骼控制等的研究与应用, 例如通过对检测到的 sEMG 信号进行特征提取操作识别当前动作实现对机械外骨骼运动的控制。又因其能够超前肢体运动 30~150 ms 产生, 且采集过程无创, 如使用氯化银电极或 MYO 臂环即可实现 sEMG 信号的采集, 而备受国内外研究人员关注。

然而, sEMG 信号作为一种非线性非稳定信号, 强度极其微弱^[1], 其频率主要分布在 10~500 Hz, 通常在人体

这个复杂环境中极易被淹没, 而且在采集过程中也会不可避免地引入下面 3 种外界干扰: 基线漂移 (BW, baseline wandering)、工频干扰 (PLI, power line interference) 与高斯白噪声 (GWN, Gaussian white noise)^[2-3]。这其中基线漂移主要是由于电极、皮肤以及肌肉之间的相对位移导致的, 其频率范围通常为 1~10 Hz; 工频干扰则来自环境中的电磁噪声, 我国的工频干扰频率主要为 50 Hz; 高斯白噪声的频谱则分布于全频段, 与 sEMG 信号频谱范围相交。若根据频带分布情况, 这些干扰可分为非频率混叠与频率混叠两类, 前者可以使用经典滤波器滤除, 后者却很难做到。sEMG 信号中噪声的存在会大大影响后续基于 sEMG

收稿日期: 2023-05-05; 修回日期: 2023-06-09。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51477124)。

作者简介: 李效 (1995-), 男, 硕士研究生。

通讯作者: 张明 (1970-), 男, 博士, 副教授。

引用格式: 李效, 张明, 张倩, 等. 基于 CEEMD-VMD-SIST 算法的 sEMG 信号降噪方法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(4): 180

-187.

信号的手势识别准确率, 因此有必要对含噪 sEMG 信号进行降噪处理。

目前对被高斯白噪声污染的 sEMG 信号进行降噪是一个研究热点, 其目的主要是在尽可能地降噪的同时最大程度上保留 sEMG 信号中的有用信息。传统降噪算法主要有小波阈值降噪、小波包阈值降噪、经验模态分解 (EMD, empirical mode decomposition) 降噪等。其中小波阈值降噪因其简单有效而得到广泛应用, 如孙志杰等人^[4]在小波阈值降噪中通过调整小波基函数及其分解层数在布里渊光时域反射仪的降噪过程中取得了较好的降噪效果; 王晨等人^[5]在小波阈值降噪中通过调整小波母函数、分解层数、阈值规则和阈值函数的一系列参数在布里渊光时域反射仪的降噪过程中的降噪过程中取得了更好的降噪效果; 马东等人^[6]在小波阈值降噪中通过改进小波阈值及其小波阈值函数在 sEMG 信号的降噪过程中取得了很好的降噪效果。但因小波阈值降噪对高频系数的分解度不够以及频率混叠现象常常导致降噪效果不佳, 而小波包阈值降噪虽然提高了分解度但仍然存在频率混叠现象以及小波母函数选择、阈值设置等诸多参数选择的困难。鉴于 EMD 具有自适应性和设置参数较少的特点, 有学者将其与小波结合, 如席旭刚等通过使用 EMD 对 sEMG 信号进行分解, 利用自相关函数对其模态分量 (IMF, intrinsic mode function) 进行选择重构, 使用小波降噪算法对重构后信号进行处理, 取得了较好的降噪效果^[7]; 刘晓光等人^[8]通过使用 EMD 对 sEMG 信号进行分解, 利用样本熵对含噪 IMF 进行选择, 使用小波降噪算法对选中的 IMF 进行处理, 结果显示重构后的 sEMG 信号降噪效果较好; 石志远等人^[9]通过使用 EMD 对含噪信号进行分解, 利用互相关函数对 IMF 进行选择, 使用小波降噪算法对选中的 IMF 进行降噪处理, 结果显示重构后的信号降噪效果更好。该类算法重点对选中的 IMF 进行小波阈值降噪, 在提高分解度的同时, 一定程度上也改善了降噪效果, 但该方法并没有考虑两种分解算法本身的不足, 在实际使用中该分解算法容易导致各模态分量之间的频率混叠, 导致使用 Donoho 等提出阈值降噪效果不佳^[10-11]。遂有学者使用互补集合经验模态分解 (CEEMD, complementary ensemble empirical mode decomposition) 与小波包的联合降噪算法, 如董利超等人^[12]使用 CEEMD 对含噪信号进行分解并利用自相关函数客观界定含噪 IMF 范围, 利用小波包降噪算法对选中的 IMF 进行降噪处理, 重构后的心音信号取得良好降噪效果。只是该方法未能考虑到小波包分解方法存在的频率混叠问题, 而变分模态分解 (VMD, variational mode decomposition) 算法能够有效避免这样的问题, 如吴田等人^[13]在 sEMG 信号的降噪研究中直接使用 VMD 算法对信号进行分解, 该方法切实有效地避免了各 IMF 之间频率混叠问题, 取得了较好的降噪效果。

众所周知, GWN 是随机且均匀分布的。如果能先用 CEEMD 方法对噪声信号进行预处理, 初始中心频率更集中在低频处, 有利于后续的 VMD 处理。为此, 本文提出了一

种基于 CEEMD 与 VMD 的 sEMG 信号滑动区间软阈值 (SIST, sliding interval soft threshold) 降噪算法 (CEEMD-VMD-SIST), 该算法利用 CEEMD 对噪声信号进行预处理, 初始中心频率更集中在低频处, 有利于后续的 VMD 处理。首先, 采用 CEEMD 方法对噪声信号进行自适应分解, 得到一组本征模态函数 (IMF); 接着, 根据自相关系数客观地界定降噪信号的模态分量范围; 然后, 对选中的模态分量采用 VMD 进行分解, 由于为有限频带以及分量间中心频率互斥从而避开了模态混叠问题, 进而避免了因使用小波包而带来的模态混叠问题; 最后使用 SIST 算法对含噪 sEMG 信号进行阈值降噪处理。实验结果表明, 使用本文所提算法对含噪 sEMG 信号进行降噪处理, 与传统降噪算法相比, 其信噪比与均方根误差均有明显改善, 可以更大程度上保留有用信息。

1 CEEMD-VMD-SIST 降噪算法

1.1 CEEMD 算法

CEEMD 算法是以 EMD 为基础, 在集合经验模态分解 (EEMD, ensemble empirical mode decomposition) 的基础上进行改进的一种算法, 由于引入的是互补噪声, 所以在重构信号时的冗余噪声会在很大程度上被消除, 而无需进行上百次 EMD, 从而提高了计算效率^[14-15]。CEEMD 算法主要包括以下几个步骤:

1) 将 n 组正负成对的白噪声信号加入原始信号 $x(t)$ 中, 从而生成两组 IMF 集合:

$$\begin{pmatrix} m_1 \\ m_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x(t) \\ n(t) \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中, $n(t)$ 为辅助白噪声, 其幅值可选 $x(t)$ 标准差的 0.2~0.5 倍或可随噪声的强度而调整增大。 m_1 、 m_2 分别表示加入成对的正负白噪声后的信号。

2) 随后对集合中的每个信号进行 EMD 分解, 每个信号均得到一系列的 IMF, 其中第 i 个信号的第 j 个 IMF 表示为 imf_j^i ;

3) 对多组 IMF 进行求均值操作:

$$imf_j(t) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} imf_j^i(t) \quad (2)$$

式中, imf_j 为 $x(t)$ 经过 CEEMD 分解后的第 j 个 IMF, 能较好地保证信号的完整性, 同时能很好地解决 EMD 的模态混叠现象, 并能很大程度地解决集合经验模态分解导致的时间复杂度高的问题。将原始 sEMG 信号进行 CEEMD 分解前 5 层结果如图 1 所示, 图中可以看出信号的各个频段分量被很好地分离, 具有信号完整性。

1.2 VMD 算法

VMD 算法是首先构建一个变分模式分解模型, 接下来不断地迭代求解各个模态分量, 然后估计满足带宽之和最小的最优解^[16-17], 最后将输入信号 $f(t)$ 自适应地分解成有限带宽的 K 个本征模态函数 (BIMF, bandlimited intrinsic mode function), 该过程产生的约束变量模型如下:

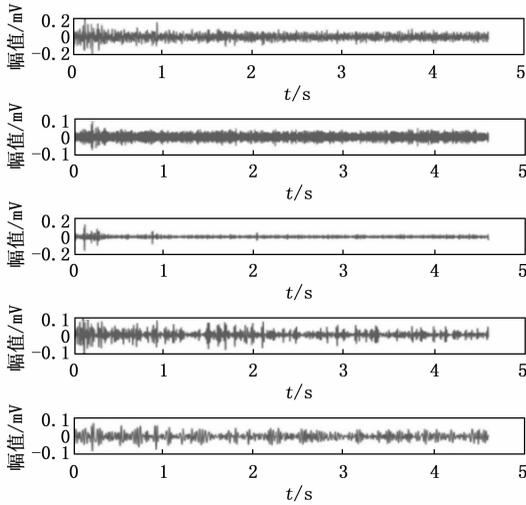


图 1 原始 sEMG 信号的 CEEMD 分解的前五层

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } f(t) = \sum_{k=1}^K u_k(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\{u_k\}$ 、 $\{\omega_k\}$ 分别表示分解后的 K 个 BIMF 分量和相应的中心频率。 ∂_t 代表函数对时间 t 的偏导数。 $\delta(t)$ 为狄拉克分布 (Dirac distribution) 函数。

为了求解约束变分模型的最优解, 引入惩罚因子 α 和 Lagrange 乘法算子 λ , 构建无约束的增广 Lagrange 函数, 表达式如下:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \quad (4)$$

采用交替方向的乘子算法 (ADMM, alternate direction method of multipliers) 来求取增广 Lagrange 函数中的“鞍点”^[18], 这其中迭代更新 (u_k) , (ω_k) 和 λ 的更新公式如下:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (5)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (6)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau [\hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega)] \quad (7)$$

式中, $\hat{\cdot}$ 表示傅里叶变换; τ 表示噪声容忍参数; n 表示迭代次数。

算法首先初始化设置 \hat{u}_k^1 、 $\hat{\omega}_k^1$ 、 $\hat{\lambda}^1$ 、 n , 然后迭代更新 u_k 、 ω_k 和 λ , 同时给定判别精度 ϵ , 直至满足迭代停止条件, 判别式如式 (8) 所示, 最后通过傅里叶逆变换输出 K 个 BIMF 分量。

$$\sum_{k=1}^K \frac{\|\hat{u}_k^{n+1}(\omega) - \hat{u}_k^n(\omega)\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n(\omega)\|_2^2} < \epsilon \quad (8)$$

影响 VMD 算法性能的参数主要包括模态数 M 、惩罚因子 α 、噪声容忍参数 τ 和判别精度 ϵ 。如果模态数过少, 会导致数据分割不足, 出现模态混叠, 而过多的模式数往往会导致额外噪声的产生。因此, 模态数 M 的选择会对性能产生影响, 针对本文 sEMG 降噪信号经过测试对比 M 取 12 为最佳, 其它参数一般设置为: α 为 3 000, τ 为 0, ϵ 为 $1e^{-7[19]}$ 。

1.3 基于 CEEMD 与 VMD 的 sEMG 滑动区间软阈值降噪

由上述 CEEMD 算法可知, 经 CEEMD 分解后的原始含噪信号被分解为若干个 IMF, 其分解过程可看作是自适应滤波过程, 即将含噪 sEMG 信号自适应地分解为一组从高频到低频的不同尺度的 IMF。对于含噪 sEMG 信号, 其经 CEEMD 分解后一般认为噪声多集中于低阶 IMF, 而有用信号的大部分能量多集中于高阶 IMF, 即低频段。因此, 分量阶数越小, 对应频率越高, 集中的能量越少, 必然会存在一个分界点 b , 使得 $imf^1 \sim imf^b$ 为噪声主导分量。

由于原始 sEMG 信号含噪水平不同, 导致分界点 b 发生变化, 即不存在一个普遍适用性的分界点 b , 因此, 这边需要一种客观判定标准来确定分界点 b 。

为了能够客观确定这个分界点 b , 本文采用自相关系数进行确定。自相关函数定义为:

$$R_x(t_1, t_2) = E[x(t_1)x(t_2)] \quad (9)$$

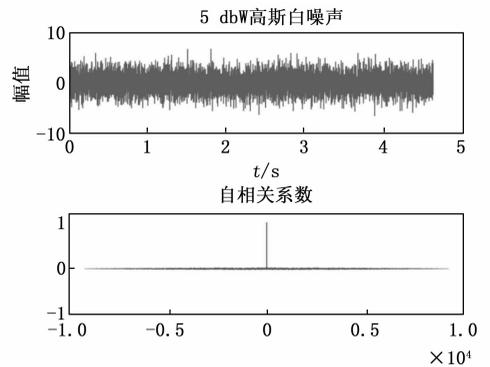


图 2 5 dBW 高斯白噪声及其自相关系数

随机信号的自相关系数反映了信号与自身在不同时间点时的相似程度, 白噪声随机性的值在除零点外每个时间点之间是弱相关, 图 2 表示强度为 5 dBW 的高斯白噪声及其自相关系数。而一般信号每个时间点的值之间都有一定的相关性, 其特点是强相关。因此高斯白噪声主导的 IMF 自相关系数体现出白噪声特性, 在零点处取极大值而其它点处约等于零; 而有用信号主导的 IMF 的自相关系数是在零点处取极大值, 但是其余时刻是向两侧震荡衰减至零, 如图 3 所示。

为了能够准确表示噪声与有用信号的相关程度, 本文采用归一化自相关函数^[20]:

$$\rho_x(j) = \frac{R_x(j)}{R_x(0)} \quad (10)$$

式中, $R_x(0)$ 和 $R_x(j)$ 分别为延迟时间为零和 j 的自相关系

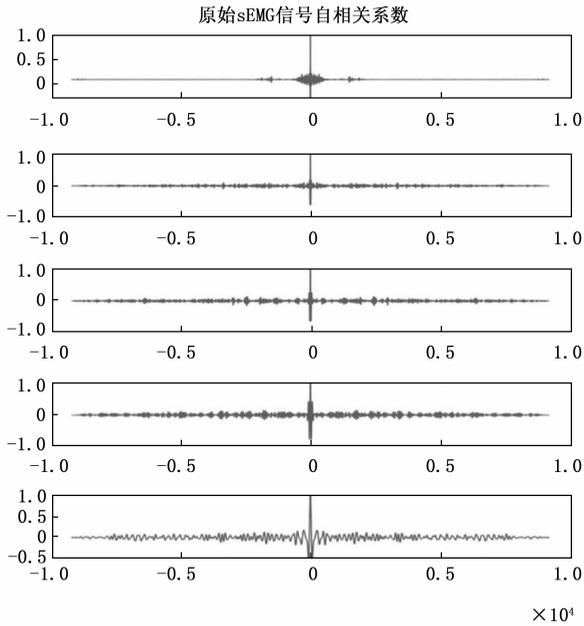


图 3 原始 sEMG 信号自相关系数

数。采用 CEEMD 算法分解 SNR=5 的某一 sEMG 信号得到的 IMF 自相关系数如图 4 所示, 显然能够通过设定幅值阈值由自相关系数波形确定分界点 b 。

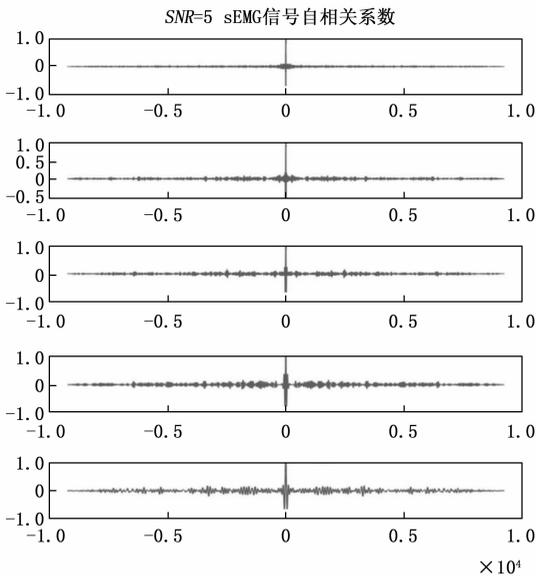


图 4 sEMG 信号自相关系数 (SNR=5)

实际 sEMG 信号的能量主要集中在 50~150 Hz, 此外信号中含有很多尖峰和凸起, 为了能够保存信号的更多细节, 本文仅对 $imf^1 \sim imf^b$ 进行降噪处理, 并将其与剩余未处理分量进行重构, 即可得到降噪后信号。

本文所提算法流程如图 5 所示, 其步骤如下:

首先, 对原始含噪信号进行预处理, 采用最大最小值归一化与零均值处理方法。

其次, 对预处理后含噪信号进行 CEEMD 算法处理,

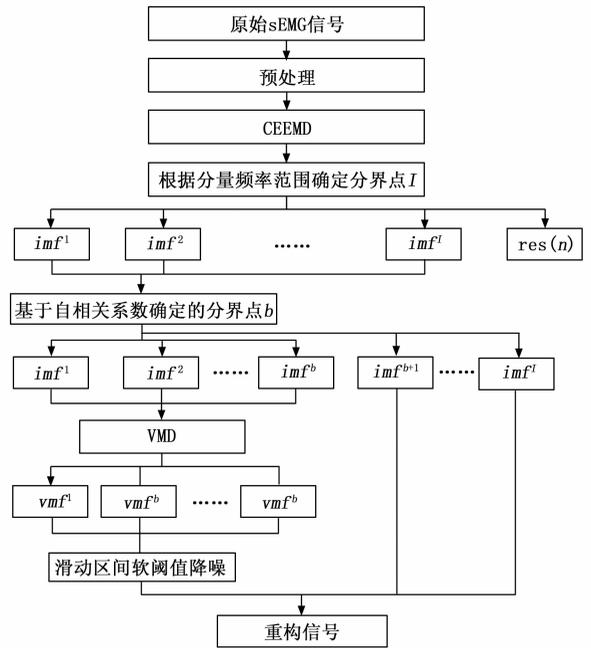


图 5 本文所提算法流程图

经 CEEMD 分解得到的公式为:

$$d(n) = \sum_{i=1}^I imf^i(n) + res(n) \quad (11)$$

式中, $d(n)$ 表示信号分解结果; $imf^i(n)$ 表示 CEEMD 的第 i 个分量; I 表示分解层数, 由信号的频谱范围决定; 这里 $res(n)$ 表示分解后的残差。将频谱范围低于 20 Hz 的分量作为残差 $res(n)$ 去掉以减小基线漂移的影响。

再次, 根据自相关系数分析法对分量进行分类, 得到白噪声主导的分量 $imf^1 \sim imf^b (b < I)$ 。然后对高斯白噪声主导的分量使用 VMD 进行处理, 处理结果表示为: $vmf^i = VMD(imf^i)$, 这其中 vmf^i 表示 imf^i 进行 VMD 操作后的模态分量矩阵。这里对 vmf^i 中每个分量 vmf^i 进行滑动区间分割, 该方法有利于提高降噪后信号的连贯性, 另外通过对区间大小的调整可以有效地改善信噪比。

然后, 采用滑动区间软阈值方法进行降噪其表达式如公式 (12) 所示:

$$\hat{S}(I_{i,j}) = \begin{cases} C * S(I_{i,j}) \frac{|S(e_{i,j})| - T_i}{|S(e_{i,j})|}, & |S(e_{i,j})| > T_i \\ 0, & |S(e_{i,j})| \leq T_i \end{cases} \quad (12)$$

式中, $\hat{S}(I_{i,j})$ 表示降噪后的区间信号分量; $S(I_{i,j})$ 表示使用滑动区间分割在区间 $[i, j]$ 上的区间分量, $S(e_{i,j})$ 表示区间信号分量的极值, 这里取数值最大的量。并采用补偿因子 $C=1.25$ 补偿软阈值造成的幅值损失, T_i 则是根据 Donoho 等提出的阈值公式求得的分量阈值, 其计算式为^[10]:

$$T_i = \sigma_i \sqrt{2 \ln L} \quad (13)$$

式中, L 为 vmf^i 的长度, σ_i 为 vmf^i 的噪声方差, 它的表达

式为:

$$\sigma_i = \frac{\text{median}(|\text{vmf}_j^i|)}{0.6745} \quad (14)$$

式中, vmf^i 为 imf^i 进行 VMD 操作后的模态分量矩阵中的第 j 个分量。

最后, 对 $\text{vmf}^1 \sim \text{vmf}^b$ 和 $\text{imf}^{b+1} \sim \text{imf}^l$ 进行重构, 得到降噪后的信号。

2 实验与分析

2.1 降噪效果评估指标

为了能够评估降噪性能, 本文将采用信噪比 (SNR, signal-to-noise ratio) 与均方根误差 (RMSE, root mean square error) 两个指标进行评估各种算法的降噪效果, 更大的 SNR、更小的 RMSE 代表更佳的降噪性能。

$$\text{SNR} = 10 \log \left[\frac{\sum_{i=1}^L x(i)^2}{\sum_{i=1}^L (s(i) - x(i))^2} \right] \quad (15)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (s(i) - x(i))^2} \quad (16)$$

式中, $x(i)$ 为原始 sEMG 信号, $s(i)$ 为降噪后的 sEMG 信号, L 为信号长度。

2.2 实验及分析

为了验证提出的降噪算法, 本文搭建了 sEMG 信号的数据采集与手势识别系统, 如图 6 所示, 该系统的数据采集部分首先由前端采集电路使用差分放大方式对 sEMG 信号进行采集, 采样频率为 1 000 Hz, 然后采用单片机通过蓝牙无线通信方式向上位机发送数据, 最后上位机将接收到的原始数据保存为文本格式供后续处理。

同时为了更好地展示本文所提出的 CEEMD-VMD-SIST 算法的降噪性能, 将与小波降噪、EMD 联合小波降噪、CEEMD 联合小波包降噪这 3 种算法进行降噪效果的对比测试。

实验将采用某一手指动作的 sEMG 信号, 如图 7 所示, 通过向图 7 所示的原始 sEMG 信号中分别叠加不同大小的高斯白噪声, 以模拟不同信噪比的含噪 sEMG 信号。本文中, 将参数 I 与 b 分别设置为 8 和 5。

采用上述 4 种降噪算法分别对不同信噪比的信号进行降噪, 降噪效果图分别如图 8~10 所示, 其中图 (a) 为小波降噪算法处理结果, 图 (b) 为 EMD 联合小波降噪算法处理结果, 图 (c) 为 CEEMD 联合小波包降噪算法处理结果, 图 (d) 为本文所提算法的降



图 6 实验平台

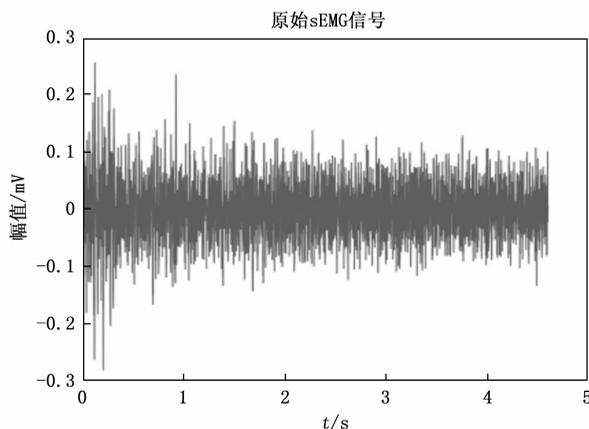


图 7 原始 sEMG 信号

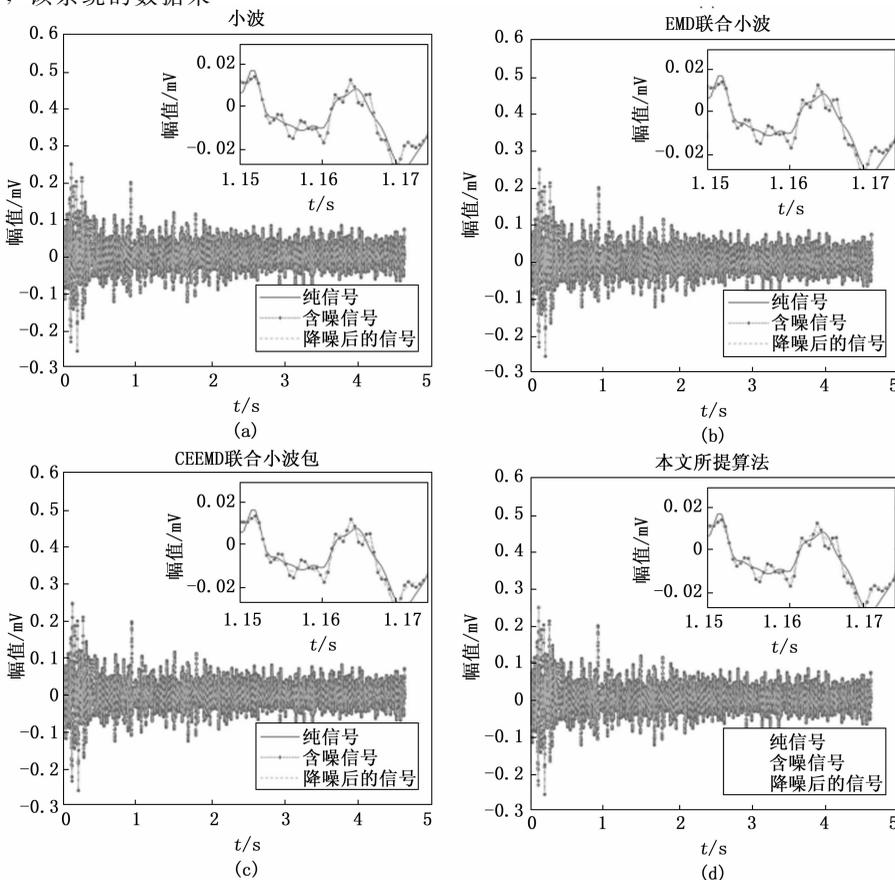


图 8 4 种算法降噪性能比较 (SNR=15)

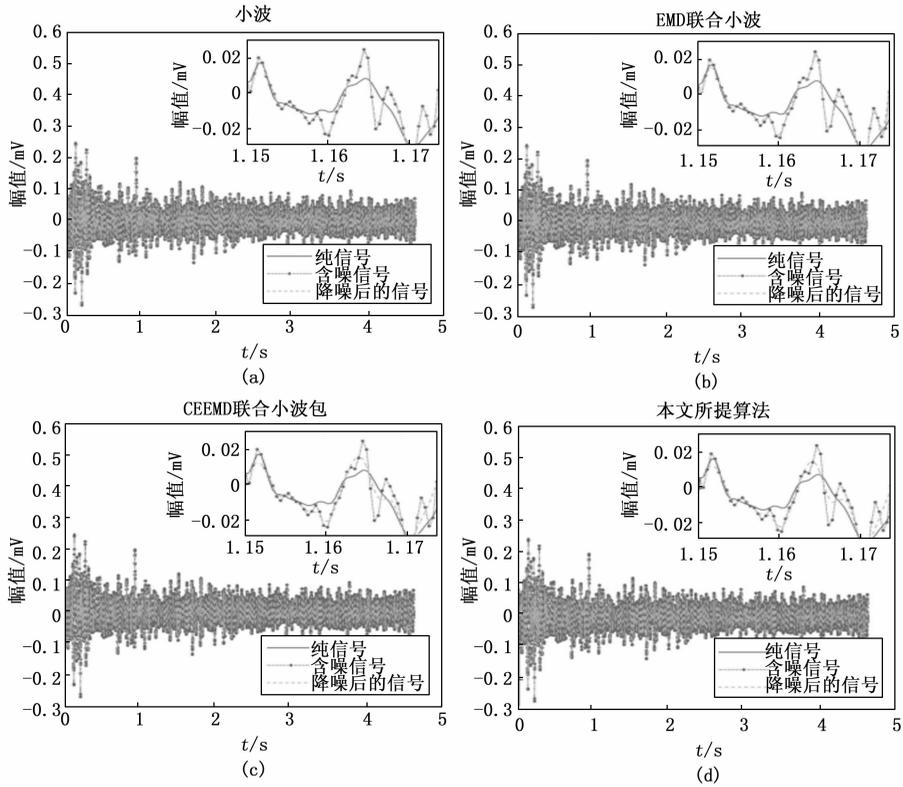


图 9 4 种算法降噪性能比较 (SNR=10)

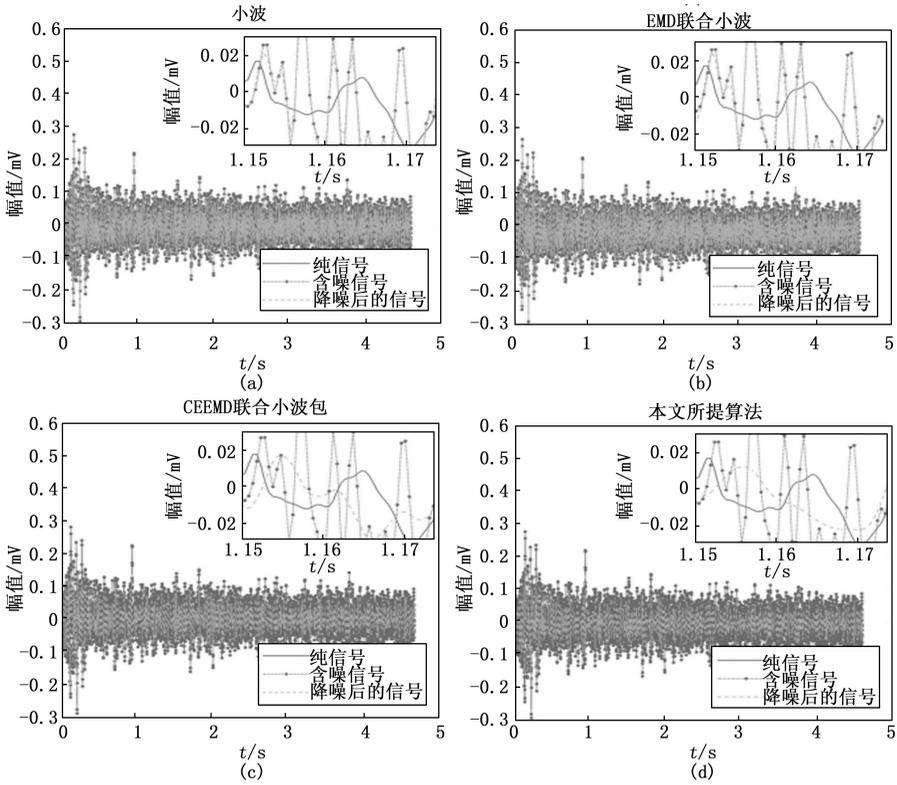


图 10 4 种算法降噪性能比较 (SNR=0)

噪处理结果, 图中的小图部分则表示信号的局部放大图。

2.3 降噪性能分析

在图 8~10 中, 小波、EMD 联合小波的降噪结果不是

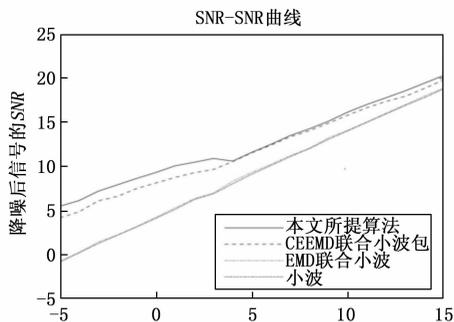
很理想, 信号中大量的高频噪声未消除。从局部放大图展示的结果中可明显看出在同一噪声水平下, 本文所提算法性能较好, 且该优势随着噪声水平的提高而越发明显。

CEEMD 联合小波包降噪算法与本文所提算法的降噪效果接近,都能够有效地去除信号中的高频噪声,在信噪比较大时降噪结果基本一致,但随着信噪比的减小,两者略有差异,需进一步分析。

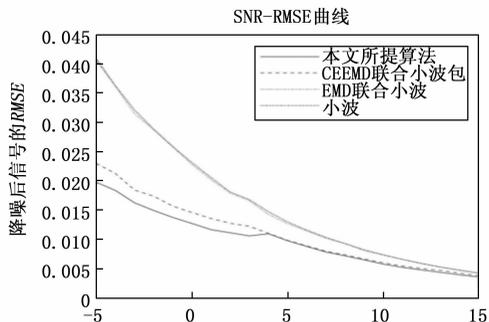
为了更加精确地比较各种降噪算法的降噪效果,本文使用 SNR 和 RMSE 两个指标来评价算法的降噪效果。采用同 2.2 节中的信号和算法,并取不同信噪比进行实验得到图 11 与表 1 所示。

表 1 多种噪声水平下 4 种算法降噪效果

输入信号 信噪比/dB	指标	本文所 提算法	CEEMD 联合 小波包算法	EMD 联合 小波算法	小波算法
15	SNR	20.324 5	19.824 4	18.902 1	18.819 5
	RMSE	0.003 6	0.003 8	0.004 2	0.004 3
14	SNR	19.458 1	18.859 7	17.997 0	17.827 8
	RMSE	0.004 0	0.004 3	0.004 7	0.004 8
13	SNR	18.589 9	17.965 0	17.018 2	16.939 6
	RMSE	0.004 4	0.004 7	0.005 3	0.005 3
12	SNR	17.807 0	17.391 0	16.065 2	15.979 9
	RMSE	0.004 8	0.005 0	0.005 9	0.005 9
11	SNR	17.044 2	16.681 9	15.063 6	15.032 5
	RMSE	0.005 3	0.005 5	0.006 6	0.006 6
10	SNR	16.180 2	15.832 3	14.132 1	14.059 6
	RMSE	0.005 8	0.006 0	0.007 3	0.007 4
9	SNR	15.152 8	14.935 8	13.279 0	13.115 0
	RMSE	0.006 5	0.006 7	0.008 1	0.008 3
8	SNR	14.286 0	14.074 3	12.084 5	12.057 1
	RMSE	0.007 2	0.007 4	0.009 3	0.009 3
7	SNR	13.529 7	13.379 3	11.259 9	11.137 8
	RMSE	0.007 9	0.008 0	0.010 2	0.010 4
6	SNR	12.541 5	12.435 8	10.268 1	10.152 4
	RMSE	0.008 8	0.008 9	0.011 5	0.011 6
5	SNR	11.634 1	11.571 1	9.363 3	9.169 3
	RMSE	0.009 8	0.009 9	0.012 7	0.013 0
4	SNR	10.637 9	10.577 7	8.353 7	8.077 2
	RMSE	0.011 0	0.011 1	0.014 3	0.014 7
3	SNR	10.934 0	9.691 8	7.030 2	6.943 4
	RMSE	0.010 6	0.012 2	0.016 6	0.016 8
2	SNR	10.505 8	9.320 8	6.389 1	6.292 5
	RMSE	0.011 1	0.012 8	0.017 9	0.018 1
1	SNR	10.102 5	8.789 1	5.334 6	5.181 9
	RMSE	0.011 7	0.013 6	0.020 2	0.020 6
0	SNR	9.349 1	8.157 6	4.281 3	4.172 1
	RMSE	0.012 7	0.014 6	0.022 8	0.023 1
-1	SNR	8.678 3	7.540 0	3.233 8	3.191 5
	RMSE	0.013 8	0.015 7	0.025 7	0.025 9
-2	SNR	7.955 4	6.643 1	2.284 7	2.258 2
	RMSE	0.014 9	0.017 4	0.028 7	0.028 8
-3	SNR	7.232 8	6.140 2	1.491 7	1.324 3
	RMSE	0.016 2	0.018 4	0.031 5	0.032 1
-4	SNR	6.173 4	4.905 4	0.300 5	0.274 1
	RMSE	0.018 4	0.021 2	0.036 1	0.036 2
-5	SNR	5.532 2	4.224 7	-0.693 6	-0.775 8
	RMSE	0.019 8	0.023 0	0.040 5	0.040 8



(a) SNR指标比较



(b) RMSE指标比较

图 11 多种信噪比下 4 种算法降噪效果

图 11 展示了不同信噪比下 4 种降噪算法的 SNR 和 RMSE 指标对比曲线,表 1 为图 11 中多种信噪比下 4 种算法降噪效果的 SNR 和 RMSE 具体指标的计算值。图 11 (a) 中展示了使用 4 种降噪算法处理后, sEMG 信号的 SNR 均可以得到不同程度的提升,这其中特别是本文所提算法的降噪效果最佳。图 11 (b) 中则展示了使用 4 种降噪算法处理后的所取得的 RMSE,其中本文所提算法所取得的 RMSE 值最小。

此外,从图 11 与表 1 中还可以看出,虽然 CEEMD 联合小波包算法的降噪结果与本文所提算法最为接近,但是随着噪声水平的提高可以明显看出本文所提算法所得 SNR 与 RMSE 两个指标均明显优于前者,即本文所提算法在强噪声条件下也能获得良好的降噪效果,自适应降噪能力更好。

3 结束语

为了改善对 sEMG 信号的降噪效果,本文提出了一种

基于 CEEMD-VMD-SIST 降噪算法。通过使用原始 sEMG 信号进行实验,结果表明本文所提算法:

1) CEEMD 与 VMD 组合克服了模态混叠的不足,同时也摆脱了小波类算法的参数选择困难问题。

2) 相比其它降噪算法,在不同噪声水平下特别是噪声水平较高的情况下能够取得更好的降噪效果。

因此, 本文所提算法的降噪性能与其它 3 种降噪算法相比, 信噪比与均方根误差这两个指标均有明显改善, 且原始 sEMG 信号经处理后, 在后续手势识别中取得了更好的识别效果。

参考文献:

- [1] 李 莉, 李 华, 李 建. 基于 PCA 与核 LDA 的表面肌电信号特征识别 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (2): 575-577.
- [2] ZHANG X, ZHOU P. Filtering of surface EMG using ensemble empirical mode decomposition [J]. Medical Engineering & Physics, 2013, 35 (4): 537-542.
- [3] 李佳妮, 王云峰. 表面肌电信号的降噪处理 [J]. 传感器与微系统, 2017, 36 (7): 42-44, 49.
- [4] 孙志杰, 崔 宁, 白 清, 等. 小波阈值降噪提高 BOTDR 测量精度研究 [J]. 传感技术学报, 2022, 35 (11): 1546-1552.
- [5] 王 晨, 席丽霞, 张阳安, 等. 提升小波阈值联合累加平均的 BOTDR 系统降噪方案 [J]. 中国激光, 2021, 48 (17): 95-103.
- [6] 马 东, 杨 铮, 王立玲. 基于改进小波去噪算法的 sEMG 研究 [J]. 东北师大学报 (自然科学版), 2019, 51 (3): 77-81.
- [7] 席旭刚, 武 昊, 罗志增. 基于 EMD 自相关的表面肌电信号降噪方法 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35 (11): 2494-2500.
- [8] 刘晓光, 李奂良, 娄存广, 等. 基于样本熵与经验模态分解的表面肌电信号降噪 [J]. 激光杂志, 2019, 40 (9): 143-146.
- [9] 石志远, 徐卫明, 周 波, 等. 基于经验模态分解和小波阈值的自适应降噪方法 [J]. 海洋测绘, 2021, 41 (6): 54-57.
- [10] DONOHO D L, KERKYACHARIAN G, PIICARD D, et al. Density estimation by wavelet thresholding [J]. The Annals

of Statistics: An Official Journal of the Institute of Mathematical Statistics, 1996, 24 (2): 508-539.

- [11] 刘晓光, 李奂良, 娄存广, 等. 基于样本熵与经验模态分解的表面肌电信号降噪 [J]. 激光杂志, 2019, 40 (9): 143-146.
- [12] 董利超, 郭兴明, 郑伊能. 基于 CEEMD 的心音信号小波包去噪算法研究 [J]. 振动与冲击, 2019, 38 (9): 192-198.
- [13] 吴 田, 蔡 豪, 梁加凯, 等. 基于 ISSA-VMD 和二代小波的 sEMG 信号降噪研究 [J]. 电子测量技术, 2023, 46 (2): 93-100.
- [14] 史艳楠, 齐朋磊, 王 裕, 等. 基于 STA/LTA 改进的 CEEMD-SVD 微震信号降噪算法 [J]. 振动与冲击, 2023, 42 (5): 113-121.
- [15] 李晓辉, 佟 鑫, 曹敬立, 等. 基于 CEEMD-IBA-LSSVM 的微电网短期负荷预测研究与应用 [J]. 计算机测量与控制, 2023, 31 (3): 49-55.
- [16] 吴科伟, 封远鹏, 王 超, 等. 基于 MPA-VMD 的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 噪声与振动控制, 2023, 43 (2): 112-119.
- [17] 俞燕萍, 罗鹏斌, 杨先明, 等. 基于 VMD 的相控阵超声信号降噪方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2022, 30 (7): 261-266.
- [18] 丁国荣, 王文波. 基于变分模态分解和高阶统计量的梯级故障诊断研究 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (3): 42-47.
- [19] XIAO F, YANG D, GUO X, et al. VMD-based denoising methods for surface electromyography signals [J]. Journal of Neural Engineering, 2019, 16 (5): 1-13.
- [20] 许敏华, 高发荣, 陈辉辉, 等. 人体步态平衡影响因素相关性分析 [J]. 控制工程, 2017, 24 (s1): 140-145.

(上接第 179 页)

- [13] LI J K, WANG P S, XIONG P F, et al. Practical stereo matching via cascaded recurrent network with adaptive correlation [C] // Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 16242-16251.
- [14] 王 翀, 查易艺, 顾颖程, 等. 基于 Vision Transformer 和语义学习的视频描述模型 [J]. 印刷与数字媒体技术研究, 2023 (5): 49-59.
- [15] LIU J Y, LI H, KONG W H. Multi-level learning counting via pyramid vision transformer and CNN [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 123: 1-11.
- [16] KRITCHAYAN I, PREESAN R, TEERAPONG P. Enhanced feature pyramid vision transformer for semantic segmentation on thailand landsat-8 corpus [J]. Information, 2022, 13 (5): 259-259.
- [17] CHEN L C, ZHU Y K, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation [C] // European Conference on Computer Vi-

sion, 2018: 801-818.

- [18] SHI X B, LI B J, WANG W E L, et al. Classification algorithm for EEG-based motor imagery using hybrid neural network with spatio-temporal convolution and multi-head attention mechanism [J]. Neuroscience, 2023, 527: 64-73.
- [19] FU R R, LIANG H F, WANG S W, et al. Transformer-BLS: an efficient learning algorithm based on multi-head attention mechanism and incremental learning algorithms [J]. Expert Systems with Applications, 2024, 238 (PA) .
- [20] WU X Q, YAN X F. A spatial pyramid pooling-based deep reinforcement learning model for dynamic job-shop scheduling problem [J]. Computers and Operations Research, 2023: 160.
- [21] WU Y N, JUN C, NING M, et al. DBPFNet: a dual-band polarization image fusion network based on the attention mechanism and atrous spatial pyramid pooling [J]. Optics letters, 2023, 48 (19): 5125-5128.