

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210484

基于 ISSA-VMD 和二代小波的 sEMG 信号降噪研究*

吴 田^{1,2} 蔡 豪^{1,2} 梁加凯³ 徐 勇³ 黄梦婷^{1,2} 王南极^{1,2}(1.湖北省输电线路工程技术研究中心(三峡大学)宜昌 443002; 2.三峡大学电气与新能源学院 宜昌 443002;
3.国网金华供电公司 金华 321000)

摘要: 表面肌电(sEMG)信号是一种可以有效表征肌肉活动的弱生理信号,采集过程中易受到多种噪声干扰。为解决变分模态分解(VMD)参数经验设置的问题,并进一步消除 sEMG 信号中的噪声,提出了一种基于改进麻雀算法(ISSA)优化 VMD 和二代小波阈值法相结合的 sEMG 信号降噪法。首先,采用基于改进 T 混沌映射、自适应权重和麻雀数日动态变化的改进麻雀算法并将品质因子作为目标函数对 VMD 进行参数寻优,然后利用 ISSA 优化的 VMD 分解对预处理过的 sEMG 信号进行分解,通过谱相关分析区分信号分量和噪声分量,最后对信号分量进行二代小波阈值法降噪,得到降噪信号。结果表明:ISSA 较 SSA 有效提高了 VMD 参数寻优能力;在不同噪声等级下,基于 ISSA-VMD 和二代小波硬阈值的降噪法的降噪性能优于二代小波和 ISSA-VMD;基于 ISSA-VMD 与二代小波硬阈值降噪法处理实际 sEMG 信号,能有效去除噪声。

关键词: 表面肌电信号;麻雀算法;变分模态分解;二代小波;相关分析

中图分类号: TN911.7;TP212.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Research of noise reduction about sEMG signal based on ISSA-VMD and second generation wavelet

Wu Tian^{1,2} Cai Hao^{1,2} Liang Jiakai³ Xu Yong³ Huang Mengting^{1,2} Wang Nanji^{1,2}(1. Hubei Provincial Engineering Technology Research Center for Power Transmission Line (China Three Gorges University),
Yichang 443002, China; 2. College of Electrical Engineering & New Energy, China Three Gorges University,
Yichang 443002, China; 3. State Grid Jinhua Power Supply Company, Jinhua 321000, China)

Abstract: Surface Electromyography (sEMG) signal is a kind of weak physiological signal that effectively represent muscle activities; however, it is susceptible to many noise interferences in the acquisition process. In order to adaptively set key parameters of Variational Mode Decomposition (VMD) and further eliminate the noises in the sEMG signal, a sEMG signal denoising method based on Improved Sparrow Search Algorithm (ISSA) optimized VMD and second-generation wavelets threshold is proposed in this paper. Firstly, The VMD parameters setting was optimized by adopting ISSA based on improved tent chaotic mapping, adaptive weight and dynamic change of the population number of sparrows, and quality factors were used as objective function. The optimized VMD was used to decompose the pre-treated sEMG signal, and the signal and noise components were distinguished by the spectrum correlation analysis. Finally, the signal component was denoised by the second-generation wavelet threshold to obtain the denoising signal. The results are shown that: ISSA can effectively improve parameter optimization ability for VMD compared with SSA, the denoising method for sEMG signal based on ISSA-VMD and second-generation wavelet hard threshold has better denoising performance than other methods under different noise levels. For actual sEMG signals, the method based on ISSA-VMD and the second-generation wavelet hard threshold can effectively remove noise.

Keywords: surface electromyography(sEMG) signal; sparrow search algorithm (SSA); variational mode decomposition (VMD); the second generation wavelet; correlation methods

0 引 言

表面肌电(surface electromyography, sEMG)信号作为

一种能客观反映不同环境下人体肌肉信息的信号,被广泛应用于康复工程^[1]、工器具优化^[2]和舒适度评估^[3]等领域。但由于 sEMG 信号是一种非线性的弱生理电气信号,在采

收稿日期:2022-06-27

* 基金项目:国家自然科学基金(51807110)项目资助

集过程中易受到多种噪声的干扰^[4],使 sEMG 信号存在大量噪声,同时难以应用于各领域。因此,对 sEMG 信号进行降噪是有必要的。

现有研究主要使用经验模态分解(empirical mode decomposition,EMD)^[5]、集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition,EEMD)^[6]、改进的经验模态分解(modified ensemble empirical mode decomposition,MEEMD)^[7]和小波^[8]等数字滤波法对 sEMG 信号进行处理。MEEMD 较 EMD 和 EEMD 有效抑制了模态混叠问题,但该方法降噪效果受处理过程中加入的白噪声的数目影响,并且方法计算量大,易引入噪声。与 EMD、EEMD 和 MEEMD 相比,变分模态分解(variational mode decomposition,VMD)是一种有效处理非线性信号的分解方法,克服了模态混叠和端点效应等一系列缺点^[9-10];同时,合理设定 VMD 的参数能避免在分解过程中引入噪声。但 VMD 的关键参数主要凭借经验进行设置,在实际应用中存在一定的局限性^[11-12]。因此,有必要研究针对自适应分解 sEMG 信号的 VMD 关键参数设置方法。

理论上利用 VMD 分解能有效去除 sEMG 信号中的噪声,但实际处理后的信号中仍存在噪声。小波是一种基于傅里叶分析发展而来的分析方法,克服了窗口大小不随频率变化的缺点,能有效去除信号中的噪声,但计算速度慢,基函数选取困难。针对传统小波所存在的问题,SWELDEN S 在传统小波的基础上提出了二代小波变换,不仅保留了一代小波的优点,而且改善了其计算速度和基函数选取的问题。

为解决 VMD 关键参数经验设置的问题,并进一步消除 sEMG 信号中的噪声,本文基于 sEMG 信号的特点以及 VMD 分解和二代小波的优点,提出了基于改进麻雀算法(improved sparrow search algorithm,ISSA)优化的 VMD 和二代小波变换的 sEMG 信号降噪法。首先,采用 ISSA-VMD 和谱相关分析对 sEMG 信号进行降噪。然后,利用二代小波对预处理的信号进行二次降噪,得到降噪 sEMG 信号。再通过指标定量评估本算法对不同等级噪声的降噪性能,并与其它降噪算法进行比较。最后,通过对绝缘手套试验采集的实际 sEMG 信号进行降噪,验证本文提出的降噪法的降噪效果。

1 基于 ISSA-VMD 和二代小波的降噪法

1.1 变分模态分解

VMD 作为一种具有维纳滤波的特性和自适应信号分解的方法,有效解决了模态混叠和低频信号丢失问题,能很好地处理非线性信号,VMD 分解具体如下:

1)根据变分问题优化模型和约束条件初始化 VMD 的参数,变分问题优化模型和约束条件为:

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

式中: $u_k(t)$ 为原始信号 $f(t)$ 分解的 k 个模态分量, ω_k 为各分量的中心频率。

2)用增广 Lagrange 函数求解上式,将约束性变分问题变为非约束性变分问题如式(2):

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

3)利用交替方向乘法对(2)进行求解,迭代寻找模型的最优解。

$$u_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \hat{\lambda}(\omega)/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega | \hat{u}_k(\omega) |^2 d\omega}{\int_0^\infty | \hat{u}_k(\omega) |^2 d\omega} \quad (4)$$

式中: $u_k^{n+1}(\omega)$ 和 ω_k^{n+1} 分别为各分量的维纳滤波和频率中心。

从 VMD 分解过程可知,在实际应用中凭借经验选取 k 和 α 参数很可能达不到最佳分解性能甚至出现模态混叠,因此,如何自适应选取 VMD 的参数是准确分解的关键。

1.2 改进麻雀搜索算法

为了达到更好的分解效果和降噪效果,本文利用智能优化算法对 VMD 的关键参数 k 和 α 在合理取值范围进行寻优。麻雀算法(sparrow search algorithm,SSA)作为一种由麻雀觅食过程和反捕食过程演变而来的算法,有着较强的全局寻优能力和局部搜索能力,但存在初始种群分布不均匀、速度慢和后期易陷入局部最优解等问题^[13]。本文引入改进 T 混沌映射对初始种群进行优化,改善初始种群分布不均匀;引入自适应权重对发现者位置进行优化,改善寻优速度慢的问题;同时,对发现者、加入者和预警者数目进行优化,增强前期全局寻优能力和后期搜索能力,避免后期陷入局部最优解。ISSA 算法优化流程如图 1 所示,具体步骤如下:

1)根据改进 T 混沌映射产生序列 y_i ,并将其序列映射到不同个体麻雀以改善种群分布。

$$\begin{cases} y_{i+1} = 2y_i + \frac{rand(0,1)}{N \times T_{max}}, & y_i \leq 0.5 \\ y_{i+1} = 2(1 - y_i) + \frac{rand(0,1)}{N \times T_{max}}, & y_i > 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} X_i = b_{min} + (b_{max} - b_{min}) \times y_i \\ X_i \in (b_{min}, b_{max}) \end{cases} \quad (6)$$

式中: y_i 为混沌序列; $i=1,2,\dots,N$; y_1 为(0,1)的随机数;

N 为种群数; T_{\max} 为最大迭代次数; X_i 为初始种群; b_{\min} 和 b_{\max} 分别为搜索空间的下限和上限。

2) 引入自适应权重, 将发现者位置更新为:

$$X_i^{n+1} = \begin{cases} X_i^n + \cos\left(\frac{\pi n}{2 \times T_{\max}}\right) \times \gamma_1 \times (X_i^n - X_{best}^n) & R_2 < ST \\ X_i^n + \gamma_2 \times L & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (7)$$

式中: X_i^n 为第 n 代的第 i 个麻雀的位置; X_{best}^n 为麻雀个体最优的位置; n 为当前迭代次数; γ_1 和 γ_2 分别为 $(0, 1)$ 的随机数和服从正态分布的随机数; L 为一行多维的全一矩阵; R_2 为一个 $[0, 1]$ 的警戒值; ST 为一个 $[0.5, 1]$ 的安全阈值。当 $R_2 < ST$ 时发现者继续在原地进行搜索食物, 引导种群得到更好的适应度; 当 $R_2 \geq ST$ 时发现者需立即向安全区域靠拢, 防止捕食者的出现。

3) 在觅食过程中, 如果发现者找到更优的食物源, 加入者会立即前往, 其位置更新为:

$$X_i^{n+1} = \begin{cases} \beta_2 \times \exp\left(\frac{X_{worst}^n - X_i^n}{i^2}\right), & i > \frac{N}{2} \\ X_{best}^n + |X_i^n - X_{best}^n| \times L \times A^+, & i \leq \frac{N}{2} \end{cases} \quad (8)$$

式中: X_{worst}^n 为麻雀个体最差的位置。当 $i > N/2$ 时, 第 i 个加入者将离开原觅食地, 向其他的食物产地进行转移。当 $i \leq N/2$ 时, 第 i 个加入者留在原地进行觅食。

4) 在觅食过程中出现危险时, 预警者离开原地向其余安全的食物源或向其余麻雀靠近, 其位置更新为:

$$X_i^{n+1} = \begin{cases} X_{best}^n + \gamma_3 \times |X_i^n - X_{best}^n|, & C_i \neq C_g \\ X_i^n + \gamma_4 \times \left(\frac{X_i^n - X_{best}^n}{(C_i - C_w) + \epsilon}\right), & C_i = C_g \end{cases} \quad (9)$$

式中: γ_3 和 γ_4 分别为服从正态分布的随机数和 $[-1, 1]$ 的随机数, $\epsilon = 10^{-50}$, C_i 为当前麻雀个体的适应度, C_w 为全局最差适应度。

为了提高算法前期全局搜索能力, 避免后期陷入局部最优解, 对发现者和预警者数目进行优化, 发现者和预警者数目动态变化为:

$$pNum(t+1) = pNum(t) \times \left(e^{-\frac{t}{T_{\max}}} + 1\right) \quad (10)$$

$$yNum = S_{\max} - \text{int}\left[\left(\frac{t}{T_{\max}}\right)^2 \times (S_{\max} - S_{\min})\right] \quad (11)$$

式中: $pNum$ 和 $yNum$ 分别为发现者和预警者数目; $pNum(1) = 0.3$; S_{\max} 和 S_{\min} 分别为最大和最小预警者个数, 取 $0.2 \times N$ 和 $0.05 \times N$ 。

1.3 适应度函数

选取恰当的适应度函数是改进麻雀算法寻优的关键。由 VMD 分解最优理论可知: 当模态分量数 k 和惩罚因子 α 选取合理时, VMD 分解各分量的能量之和等于原始信号

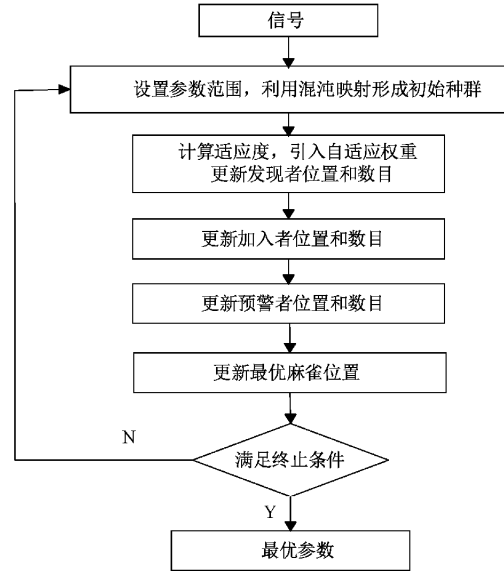


图 1 ISSA 算法优化流程

能量^[14], 残余分量频谱与原始频谱相关性低^[15]。本文选取品质因子 Q_i 作为衡量分解性能的好坏, 其数值越小, 表明分解效果越好。因为本文考虑了模态分量的区分度^[16], 进一步避免了模态混叠和虚假分量的可能。

$$Q_f = \frac{(E_{x_i} - \sum_{i=1}^k E_{VMF_i}) \times r}{\sum_{i=1}^k (H_i - \bar{H})^2} \quad (12)$$

式中: E_{x_i} 为原始信号的能量值, E_{VMF_i} 为 VMF 分量的能量值, r 为 VMD 分解残余分量与原始信号的相关系数, H_i 为各 VMF 分量的信息熵, \bar{H} 为 k 个 VMF 信息熵的平均值。

1.4 基于 ISSA-VMD 和二代小波的降噪流程

为了消除 sEMG 信号中的噪声和经验设置 VMD 关键参数的局限性, 本文利用 ISSA 对 VMD 关键参数 k 和 α 进行优化, 结合 VMD 分解和二代小波的优点, 建立了基于 ISSA-VMD 和二代小波变换的 sEMG 信号降噪法, 流程图如图 2 所示, 具体步骤如下:

1) 通过电生理信号采集装置采集不同状态下人体 sEMG 信号, 并对其进行带通滤波和平滑滤波等预处理。

2) 对处理后的信号 x_i 进行 ISSA-VMD 分解, 得到 k 个 VMF 分量。

3) 计算各 VMF 分量的频谱相关系数, 以 0.1 为界限剔除伪分量, 得到有效分量。

4) 对上述得到的有效分量进行二代小波降噪重构, 得到降噪信号。

2 仿真分析

为了验证 ISSA 对 VMD 关键参数的寻优效果和基于 ISSA-VMD 和二代小波变换的降噪法的优越性, 本文采用

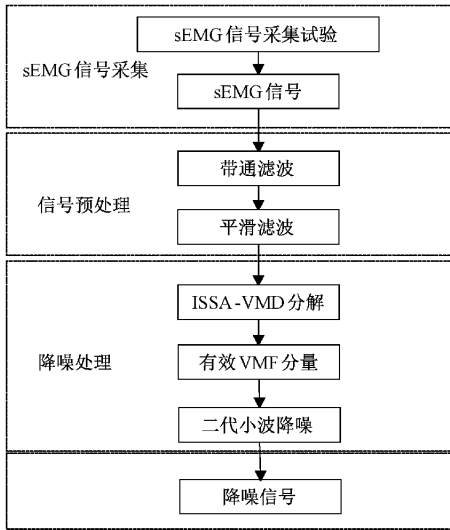


图 2 流程图

NinaPro 肌电数据库 1 中一名健康志愿者采集的 sEMG 信号作为仿真数据^[17-18],该数据噪声较少,可作为纯净信号,采集频率为 2 000 Hz。

以加入 5 dB 噪声的 sEMG 信号为例,验证 ISSA 对 VMD 关键参数的寻优效果,并与遗传算法 (genetic algorithm, GA)、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 和 SSA 进行比较。各优化算法参数设置如下:种群规模设置为 50,迭代次数为 50,模态分量数寻优范围为 [1, 2 000],惩罚因子寻优范围为 [2, 20];SSA 的安全阈值为 0.8,发现者和预警者为 10;ISSA 的安全阈值为 0.8;GA 的交叉概率和变异概率设置为 0.85 和 0.1;PSO 的学习因子 C1 和 C2 设置为 1.5,开始和结束的惯性权重分别设置为 0.9 和 0.4。二代小波变换的基函数选取 sym8 小波,分解层数设置为 3 层。原始 sEMG 信号和加入 5dB 噪声的 sEMG 信号如图 3 所示,各寻优算法适应度值变化曲线如图 4 所示。

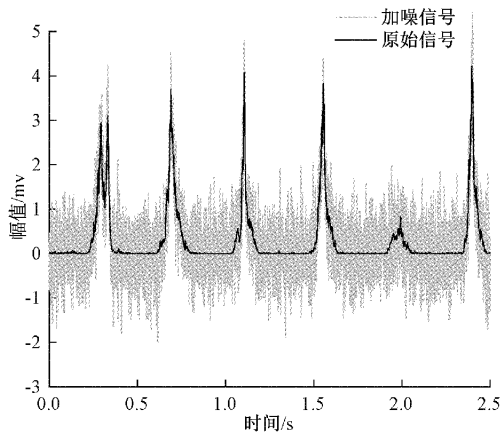


图 3 原始信号与加噪信号

由图 4 可知,GA-VMD 最优品质因子 Q_f 在迭代完 6 次稳定于 0.021,PSO-VMD 最优品质因子 Q_f 在迭代完

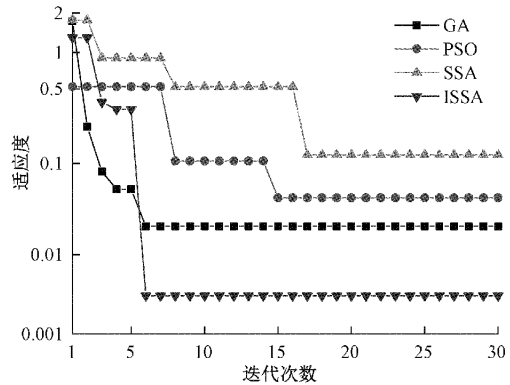
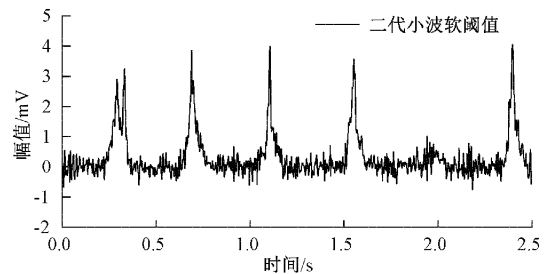


图 4 不同寻优算法的适应度值变化曲线

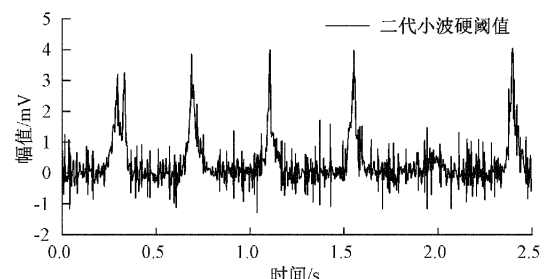
15 次稳定于 0.044,SSA-VMD 最优品质因子 Q_f 在迭代完 17 次稳定于 0.121,而 ISSA-VMD 最优品质因子 Q_f 在迭代完 6 次稳定于 0.003。对比 GA、PSO 和 SSA 算法适应度值曲线可以发现,PSO、SSA 在收敛速度上比较接近,但在搜索能力上 PSO 更优于 SSA;而 GA 在搜索能力和收敛速度上比 PSO 和 SSA 更优。对比 GA 和 ISSA 算法适应度值变化曲线,发现 GA 和 ISSA 在收敛速度上基本一致,但 GA 算法可能由于在进化前期适应度较好的个体控制选择过程,导致其陷入局部最优解;而 ISSA 能有效地跳出局部最优解,在搜索空间进一步寻找最优值。

为了验证本文所提出的降噪算法的优越性,分别利用二代小波软阈值、二代小波硬阈值、ISSA-VMD 与二代小波软阈值、ISSA-VMD 与二代小波硬阈值对上述 sEMG 信号进行降噪处理,结果如图 5 所示。

为了客观对比各降噪算法的降噪效果,选取波形相似系数(NCC)、均方误差(MSE)及信噪比(SNR)作为降噪性能评估指标^[19]。信噪比数值越大代表着重构信号的噪声越少,波形相似系数数值越大代表着重构信号与原始信号越相似。



(a) 二代小波软阈值



(b) 二代小波硬阈值

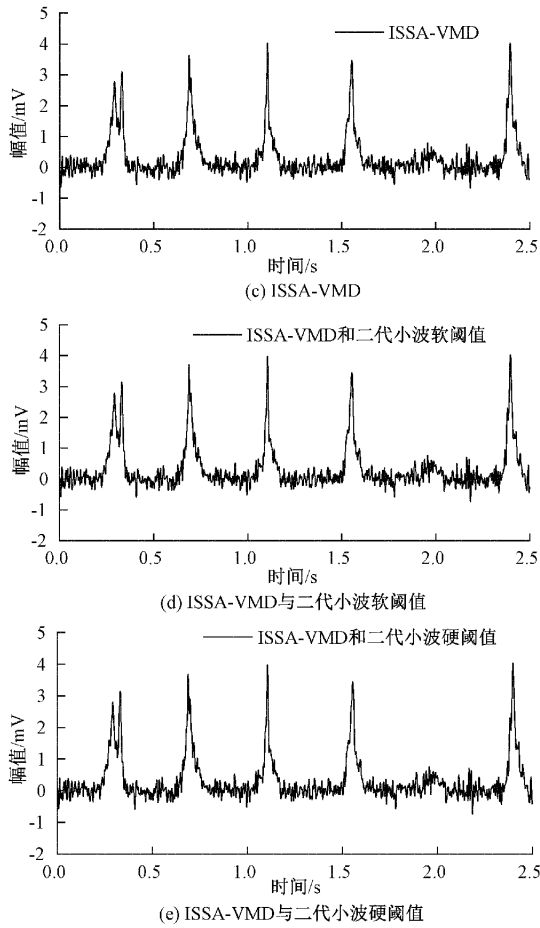


图5 各算法对加噪5 dB的sEMG信号降噪结果

1) 波形相似系数(NCC)定义为重构信号相对于原始信号波形的畸变程度,如式(13)所示。

$$NCC = \frac{\sum_{i=1}^N x'_i \times x_i}{\sqrt{(\sum_{i=1}^N (x'_i)^2)(\sum_{i=1}^N x_i^2)}} \quad (13)$$

2) 均方误差(MSE)定义为原始信号与重构信号差值的平方的平均值,如式(14)所示。

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - x'_i)^2 \quad (14)$$

3) 信噪比(SNR)定义为原始信号功率与噪声信号功率的比值,如式(15)所示。

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - x'_i)^2} \right) \quad (15)$$

式中: x_i 为原始信号, x'_i 为重构信号。均方误差两者数值越小。

同时,为了验证本算法和其它算法对不同噪声等级的降噪性能,分别对加入5、10、15 dB噪声的sEMG信号进行降噪,计算各评估指标值,结果如表1~3所示。

表1 加噪5 dB的sEMG信号降噪后指标值

	NCC	MSE	SNR
二代小波软阈值	0.961 4	0.044 2	10.809 0
二代小波硬阈值	0.938 9	0.072 7	8.650 5
ISSA-VMD	0.967 2	0.120 1	11.585 4
ISSA-VMD与二代小波软阈值	0.967 9	0.036 1	11.692 2
ISSA-VMD与二代小波硬阈值	0.968 0	0.036 0	11.700 8

表2 加噪10 dB的sEMG信号降噪后指标值

	NCC	MSE	SNR
二代小波软阈值	0.987 5	0.013 4	15.992 9
二代小波硬阈值	0.781 0	0.023 9	13.481 6
ISSA-VMD	0.991 2	0.062 5	17.539 0
ISSA-VMD与二代小波软阈值	0.991 1	0.009 4	17.522 4
ISSA-VMD与二代小波硬阈值	0.991 2	0.009 4	17.535 3

表3 加噪15 dB的sEMG信号降噪后指标值

	NCC	MSE	SNR
二代小波软阈值	0.994 8	0.005 6	19.802 3
二代小波硬阈值	0.992 8	0.007 7	18.382 9
ISSA-VMD	0.995 3	0.051 5	20.272 5
ISSA-VMD与二代小波软阈值	0.995 2	0.005 2	20.140 5
ISSA-VMD与二代小波硬阈值	0.995 3	0.005 0	20.254 4

分别对比表1~3中各方法的评估指标可知:在不同噪声等级下,二代小波软阈值的降噪效果优于二代小波硬阈值。与二代小波阈值法相比,ISSA-VMD降噪方法能更好地抑制噪声,与原始信号相似度更高,但其MSE大一个数量级。对比本文所提出方法和ISSA-VMD降噪方法的评估指标,ISSA-VMD和二代小波硬阈值方法的评估指标SNR略低于ISSA-VMD,MSE较ISSA-VMD小一个数量级。基于ISSA-VMD和二代小波硬阈值的sEMG信号的降噪方法有着更好的适应性,噪声抑制效果更佳,与原始信号相似度更高。

3 实验及分析

3.1 实验对象、装置及方法

1) 实验对象、装置

为了验证本算法对实际sEMG信号的降噪性能,通过采集典型作业工况下4名上肢肌肉及关节无相关疾病的健康男性穿戴3种(A-C)绝缘手套后右臂肱二头肌的sEMG信号,上肢sEMG信号的采集装置为美国iWorx公司的IX-BIO8八通道电生理数据采集仪,试验数据的显示和导出采用LabScribe软件。试验对象具体信息如表4所示,IX-BIO8八通道sEMG采集器如图6所示。

表 4 试验对象基本信息

被试者	年龄/ 岁	身高/ cm	体重/ kg	性别	臂展/ cm	上臂放松围/ cm	上臂紧张围/ cm	惯用手	BMI 指数
I	23	176	60	男	168	27	30	右手	19.4
II	24	169	70	男	171	31	33	右手	24.5
III	25	168	68	男	165	26	28	右手	24.1
IV	23	172	63	男	167	26	28	右手	21.3



图 6 X-BIO8 八通道 sEMG 采集器

2) 实验方法

试验前的准备工作如下: 1) 对被试者采集处的皮肤进行脱毛、清洗、酒精消毒等预处理。2) 被试者进行 5 min 热身运动。3) 在被试人员右臂肱二头肌的肌腹部分最隆起处贴上间距为 2 cm 的电极, 参考电极置于两电极中心线距离两电极 5 cm 处。4) 利用绷带对线圈和导联线进行固定。

被试者分别穿戴 3 种绝缘手套, 手持相同的绝缘操作杆在操作杆前方画圆, 达到疲劳状态停止。使用软件采集被试者右臂肱二头肌的 sEMG 信号, 并用摄像机录像。为避免试验偶然性, 被试者休息 15 min 后按照规定动作进行 5 次试验。试验现场如图 7 所示。

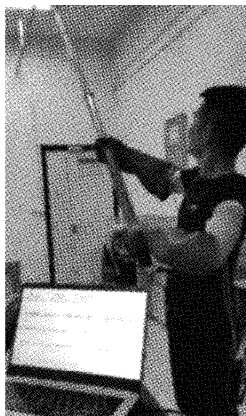
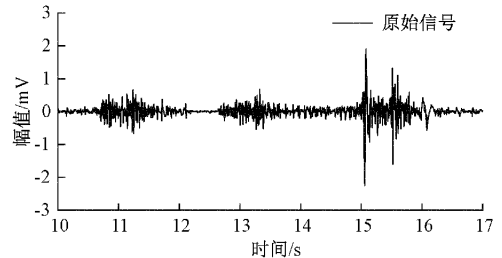


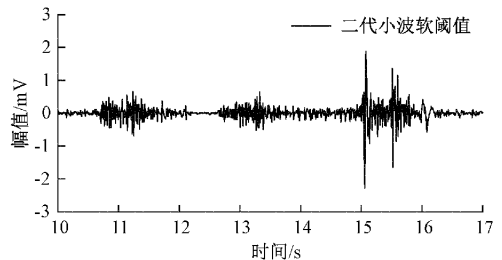
图 7 试验现场

3.2 结果分析

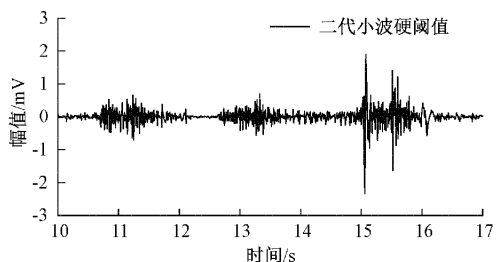
为了验证基于 ISSA-VMD 和二代小波的降噪算法对实际 sEMG 信号降噪的优越性, 选取被试者 IV 穿戴 A 型手套时采集的 sEMG 信号(噪声明显)作为测试信号, 运用基于 ISSA-VMD 和二代小波的降噪法和其它算法对上述信号进行降噪处理, 并计算各评估指标值。降噪信号如图 8 所示, 评估指标值结果如表 5 所示。



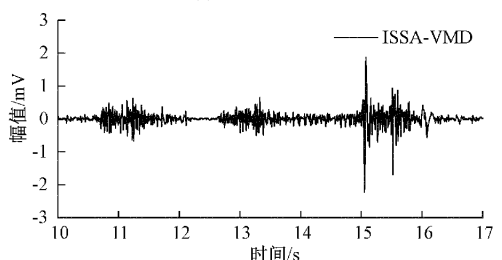
(a) 原始信号



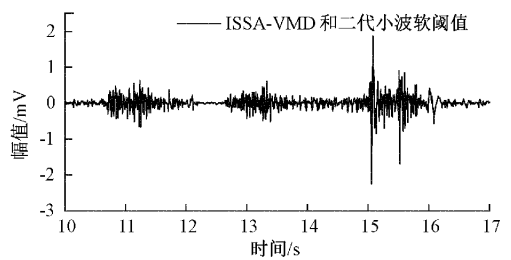
(b) 二代小波软阈值



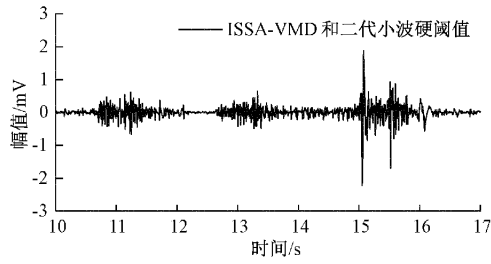
(c) 二代小波硬阈值



(d) ISSA-VMD



(e) ISSA-VMD 与二代小波软阈值



(f) ISSA-VMD与二代小波硬阈值

图 8 降噪信号

表 5 实际 sEMG 信号降噪后指标值

	NCC	MSE	SNR
二代小波软阈值	0.994 0	0.004 5	19.201 2
二代小波硬阈值	0.992 3	0.005 8	18.125 7
ISSA-VMD	0.995 0	0.013 8	19.967 2
ISSA-VMD 与二代小波软阈值	0.995 6	0.003 4	20.594 2
ISSA-VMD 与二代小波硬阈值	0.998 0	0.001 5	24.060 6

由图 8 和表 5 可知:基于 ISSA-VMD 和二代小波硬阈值的 sEMG 信号降噪法优于其它方法;主要表现在:其方法在局部处理更佳,能有效保留有用信号,去除噪声信号。同时,在 5 种方法中,该方法评估指标 MSE 最小,SNR 和 NCC 最大,与仿真结果基本一致。

4 结 论

针对 VMD 的关键参数主要依靠经验设置和 sEMG 信号的信噪比低的问题,本文建立了基于 ISSA-VMD 和二代小波的 sEMG 信号降噪法,通过仿真和试验对该方法进行验证,得到以下结论:

ISSA 相对 GA、PSO、SSA 在 VMD 参数优化过程中收敛最快,并且其最优品质因子 $Q_i(0.003)$ 更优,验证了本文所提出的改进算法 ISSA 有着更强的寻优能力。

结合 ISSA 和品质因子对 VMD 的关键参数进行优化,其评估指标 SNR 和 NCC 高于二代小波阈值法。二代小波软阈值法降噪效果优于二代小波硬阈值法,各评估指标均更优。

本文所提出的基于 ISSA-VMD 和二代小波的 sEMG 信号降噪方法,在不同噪声等级下,对噪声有着很好的抑制效果,波形相似系数最高,均方差最低。

参考文献

[1] 史小华,卢浩,廖梓宇,等. 基于表面肌电信号的下肢康复主动训练[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(17): 61-66.

[2] ODAH E, ABUQASMI EH I, AL_KHAT EE B N, et al. Gender considerations in optimizing usability design of hand-tool by testing hand stress using sEMG

signal analysis [J]. AEJ-Alexandria Engineering Journal, 2018, 57(4):2897-2901.

[3] VARGHESE A, AKSHAYA K B, PRAKASH S A, et al. Analysis of motorcycle rider's posture using sEMG signals[C]. Smart Sensors Measurements and Instrumentation; Select Proceedings of CISCON 2020. Springer Singapore, 2021: 471-481.

[4] 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.

[5] 杜明家,胡保华,肖飞云,等. 基于经验模态分解的牵张反射起始点检测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020,34(4):27-32.

[6] SUN Z Y, XI X G, YUAN C M, et al. Surface electromyography signal denoising via EEMD and improved wavelet thresholds [J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2020,17(6):6945-6962.

[7] 武壮,王勇,肖飞云. 基于 MEEMD 和二代小波阈值的表面肌电信号去噪处理[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2021,44(7):869-874,908.

[8] 马东,杨铮,王立玲. 基于改进小波降噪算法的 sEMG 研究[J]. 东北师大学报(自然科学版), 2019, 51(3):77-81.

[9] KRISHNAMANI D B, KARTHICK P A, SWAMINATHAN R. Variational mode decomposition based differentiation of fatigue conditions in muscles using surface electromyography signals[J]. IET Signal Processing, 2020, 14(10): 745-753.

[10] 陈再航,刘晓波,聂远航. 基于自适应 VMD 的含 DG 配电网谐振接地故障选线方法[J]. 国外电子测量技术, 2022,41(1):146-152.

[11] 肖洒,陈波,沈道贤,等. 改进 VMD 和阈值算法在局部放电去噪中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11):206-214.

[12] 王祺,王小鹏,王博辉. 基于优化变分模态分解算法的回波信号降噪[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(20):79-92.

[13] 王红君,李万丰,赵辉,等. 基于改进 VMD-SSA 的直流微电网故障检测技术研究[J]. 电工电能新技术, 2022,41(2):53-62.

[14] ZHANG Y G, LI R X, ZHANG J H. Optimization scheme of wind energy prediction based on artificial intelligence[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2021,28(29):39966-39981.

[15] 齐咏生,白宁,高胜利,等. 基于 AVMD 和谱相关分析的风电机组轴承故障诊断[J]. 太阳能学报, 2019, 40(7):2053-2063.

[16] 蔡宇琦,方瑞明,彭长青,等. 基于 ANHGA-VMD 和耦合隐马尔可夫模型的有载分接开关机械故障诊

- 断[J]. 高电压技术, 2021, 47(11): 3949-3959.
- [17] 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.
- [18] ATZORI M, GIJSBERTS A, KUZBORSKIJ I, et al. Characterization of a benchmark database for myoelectric movement classification [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2015, 23(1): 73-83.
- [19] 付伟, 李宁. 基于改进 EEMD 的局部放电信号降噪方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(12): 156-162.

作者简介

吴田, 博士, 副教授, 主要研究方向为带电作业、高电压与绝缘技术等。

E-mail: wutian_08@163.com

蔡豪, 硕士研究生, 主要研究方向为高电压与绝缘技术、机器学习、人工智能。

E-mail: 1070470961@qq.com