

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211676

# 基于 VMD-HDNLM 的下肢肌电噪声信号 处理方法研究<sup>\*</sup>

宋永献<sup>1,2</sup> 王祥祥<sup>1</sup> 夏文豪<sup>1</sup>

(1. 江苏海洋大学 连云港 222005; 2. 南京晓庄学院 南京 211171)

**摘要:** 针对归一化最小均方(NLMS)算法初始滤波效果较差以及非局部均值(NLM)滤波鲁棒性较差的问题,本文提出一种基于变分模态分解(VMD)-豪斯多夫距离非局部均值(HDNLM)滤波改进模型。对于下肢肌电信号中的电力线干扰和高斯白噪声,利用 VMD 对含噪声信号进行分解,通过 HDNLM 对分解信号进行滤波,并把滤波输出的信号进行叠加,最后利用信噪比(SNR)和改进的均方根误差(IRMSE)来评价算法的性能。实验结果表明,在 16 块肌肉肌电信号中,当噪声幅值是 0.1~0.2 M 时,NLM 及其改进 NLM(INLM)相对于 VMD-HDNLM 和 NLMS,其平均滤波的效果较好;但是当肌电信号噪声幅值是 0.3~0.5 M 时,VMD-HDNLM 的 IRMSE 值相对于 NLM、NLMS 和 INLM 平均提高 0.64%、1.84%、3.11% 和 13.95%、12.77%、11.07% 以及 1.05%、1.74%、2.85%。与此同时,VMD-HDNLM 算法要比 NLM、INLM 算法取得 IRMSE 较小值的参数范围更广,其鲁棒性较好,在实际情况中取得较优值的概率更大。

**关键词:** 变分模态分解;豪斯多夫距离;非局部均值;归一化最小均方;信噪比;改进的均方根误差

**中图分类号:** TN911.72 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## Research on noise signal in lower extremity EMG signal based on VMD-HDNLM algorithm

Song Yongxian<sup>1,2</sup> Wang Xiangxiang<sup>1</sup> Xia Wenhao<sup>1</sup>

(1. Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China; 2. Nanjing Xiaozhuang University, Nanjing 211171, China)

**Abstract:** For the problem of poor initial filtering effect of normalized least mean square (NLMS) algorithm and poor robustness of non-local means (NLM) filtering, this paper proposed an improved model based on variational modal decomposition (VMD)-Hausdorff distance non-local means (HDNLM) filtering. For the power line interference and white Gaussian noise in lower extremity the EMG signal, VMD was used to decompose the noisy signal, HDNLM was used to filter the decomposed signal, and the filtered output signal was superimposed, finally, the performance of the algorithm was evaluated by signal-to-noise ratio (SNR) and improved root mean square error (IRMSE). The experimental results show that the NLM and its improved NLM (INLM) are better filtered on average compared to VMD-HDNLM and NLMS when the noise amplitude is 0.1~0.2 M in 16 muscle EMG signals, but when the EMG noise amplitude was 0.3~0.5 M, the IRMSE values of VMD-HDNLM increased by 0.64%, 1.84%, 3.11% and 13.95%, 12.77%, 11.07% and 1.05%, 1.74%, 2.85% on average relative to NLM, NLMS and INLM. At the same time, the VMD-HDNLM algorithm has a wider range of parameters than the NLM and INLM algorithms to obtain a smaller value of IRMSE, its robustness is better, and the probability of obtaining a better value in actual situations is greater.

**Keywords:** variational mode decomposition; Hausdorff distance; non-local means; normalized least mean square; signal-to-noise ratio; improved root mean square error

## 0 引言

人体下肢肌电信号是人体下肢活动时伴随的电信号变

化,是神经肌肉系统共同作用的结果。但是,实际生活中,采集的肌电信号往往包含有噪声,为了能够更准确估计生物个体的动作,因此获取的信号要进行滤波<sup>[1]</sup>。肌电信号

收稿日期:2022-10-12

<sup>\*</sup> 基金项目:江苏省“六大人才高峰”高层次人才培养资助项目(2019-XYDXX-243)、江苏省产学研合作项目(BY2022538)、江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SY202129X)资助

可以作为一些康复设备的控制信号,如假肢手、手臂和下肢。一个相对干净的信号对医疗和康复治疗来说至关重要,因此需要对信号进行预处理。许多研究者对脑电信号、心电信号、肌电信号等一维信号提出滤波方法,甚至把二维图像信号去噪方法运用到一维信号滤波。

在过去几十年里,信号滤波算法得到飞速发展,非局部均值滤波(non-local means, NLM)算法<sup>[2-5]</sup>、可变步长最小均方算法<sup>[6-7]</sup>、集合经验模态分解<sup>[8]</sup>、自适应算法<sup>[9]</sup>等算法广泛运用到一维信号处理。例如,文献[10]提出一种基于豪斯多夫距离的 NLM 算法,该算法利用豪斯多夫距离比欧几里得距离更有效地保持信号细节,其目的是改进传统的欧氏距离计算的权重模型,算法鲁棒性比传统 NLM 算法要好。文献[11]提出利用小波变换进行分解,然后将其重构使用 NLM 算法进行滤波,最后利用均方误差(mean square error, MSE)和信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)对算法性能进行评估,但是由于 NLM 算法中,块内不同的点将以相同的比例计算,会导致鲁棒性较差。文献[12]提出软阈值 NLM 滤波算法,实验结果表明对于部分图像,其性能要优于 3 维块匹配。文献[13]提出一种基于 NLM 和经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)混合技术的滚动轴承故障诊断新方法,模拟和真实轴承振动信号分析结果表明, NLM、EMD 和包络分析的混合特征提取技术成功地提取了脉冲噪声信号的特征,但是 EMD 算法容易模态混叠。文献[14]提出最小均方(least mean square, LMS)和最小二乘法(recursive least square, RLS)算法对于子宫肌电信号进行去噪,在 MATLAB 模拟噪声环境下进行仿真,利用 SNR 作为性能指标,与小波变换和 0.34~1 Hz 带通滤波进行了比较,结果表明,RLS 的算法与其他测试算法相比,性能得到改善,但是该算法计算量较大。文献[15]采用离散小波变换、归一化最小均方(normalized least mean square, NLMS)算法、非递归滤波算法和递归滤波算法对电力线噪声破坏的心电信号进行去噪,然后对四种算法进行比较,找到受损心电信号进行去噪的较好算法,实验结果表明 NLMS 滤波相对于另外三种算法滤波效果是较优的,但是该算法在初始滤波效果较差。文献[16]提出利用变分模态分解(variational modal decomposition, VMD)去除肌电信号中的电力线干扰、基线漂移、高斯白噪声,与递归滤波算法、EMD、集合经验模态分解相比, VMD 滤波效果是较优的。文献[17]提出一种基于误差熵准则的自适应滤波方法来消除肌电信号中的心电伪影,该算法在信噪比提高和光谱相干性方面具有良好的性能。

针对当前算法在初始阶段滤波效果较差以及鲁棒性较差的缺点。本文提出一种基于 VMD 和豪斯多夫非局部均值(Hausdorff distance non-local means, HDNLM)滤波模型,对于肌电信号中的电力线干扰和高斯白噪声,利用 VMD 对含噪声信号进行分解,通过 HDNLM 对分解信号进行滤波,并把滤波输出的信号进行叠加,最后利用 SNR

和改进的均方根误差(improved root mean square error, IRMSE)来评价算法的性能。

## 1 滤波算法设计

本文利用 VMD 对信号进行分解,对每个分解后的信号利用 HDNLM 进行再滤波,将每个输出信号进行叠加,得到滤波过后信号,利用性能指标验证本文所提算法的优越性。本节主要通过分析 NLMS 算法、NLM 滤波、改进的非局部均值(improved non-local mean, INLM)滤波、HDNLM 滤波、VMD 的基本原理基础上,设计一种基于变分模态分解-豪斯多夫非局部均值(variational modal decomposition-Hausdorff distance non-local means, VMD-HDNLM)滤波模型算法。

### 1.1 NLMS 算法

传统的 LMS 算法中,滤波是通过调整滤波器的系数来实现的, LMS 公式如下:

$$f(n+1) = f(n)x(n) \quad (1)$$

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2)$$

$$f(n+1) = f(n) + \alpha x(n)e^T(n) \quad (3)$$

式中:  $f(n)$  为滤波器系数,  $\alpha$  为滤波器步长, 收敛速度依赖于  $\alpha$ ,  $d(n)$  为理想信号,  $x(n)$  为输入信号,  $y(n)$  为输出信号,  $e(n)$  为误差信号。为了改变步长的大小, 提出一种可变步长算法。即式(4):

$$\alpha_1 = \alpha / (xx^T + \eta) \quad (4)$$

式中:  $\alpha$  于式(3)中提到,  $\eta$  是为了防止分母为 0, 其值不应该太大或太小。

### 1.2 NLM 算法

由于许多一维信号具有一定的重复规律, NLM 在脑电信号去噪中表现出良好的性能, 因此将利用它来去除下肢肌电信号的噪声。计算公式如下:

$$u = v + n \quad (5)$$

其中,  $u$  代表含噪声的信号, 即输入信号,  $v$  代表理想信号,  $n$  代表噪声信号。一个样本  $s$  的平均估计是在搜索邻域  $\mathbf{N}(s)$  内不同点  $t$  的加权集合, 可以计算为:

$$v_1(s) = 1/(z(s)) \left( \sum w(s,t) \cdot u(s) \right) (t \in \mathbf{N}(s)) \quad (6)$$

$$z(s) = \sum_t w(s,t) \quad (7)$$

式中:  $w(s,t)$  为权重,  $v_1(s)$  是在样本  $s$  点滤波输出,  $z(s)$  是搜索领域内权重累加。权重计算公式如下:

$$w(s,t) = \exp\left(-\frac{d}{\lambda_1^2}\right) \quad (8)$$

$$d = \|\mathbf{N}(s) - \mathbf{N}(t)\|_2^2 \quad (9)$$

式中:  $d$  表示高斯加权欧几里得距离,  $\mathbf{N}(s)$  是以  $s$  为中心的领域块,  $\lambda_1$  是平滑参数, 它的值影响滤波效果的好坏,  $s, t$  分别是样本点。

### 1.3 INLM 滤波

在权重  $w$  计算上, 文献[18]提出与(8)不同的计算方

式,公式如下:

$$\omega(s, t) = \exp\left(-\left(\frac{d}{\lambda_1^2}\right)^{os}\right) \quad (10)$$

通过调节  $os$ , 改变滤波效果。

#### 1.4 变分模态分解

VMD 是对 EMD<sup>[19]</sup> 的一种改进。它能更好地将信号分解, 本文利用 VMD 对信号进行分解<sup>[20]</sup>, 其过程如下:

- 1) 初始化  $\{u_k^1\}, \{\omega_k^1\}, \lambda_k^1$  和  $n=0$ ;
- 2)  $n=n+1$ , 进入循环;
- 3) 根据

$$u_k^{n+1} = \frac{f(\omega) - \sum_{i < k} u_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} u_i^n(\omega) + 0.5\lambda^n(\omega)}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (11)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (12)$$

进行更新, 直至分解个数达到  $k$  时停止内循环;

- 4) 根据  $\lambda$  的公式进行更新;

$$\lambda^{n+1}(\omega) = \lambda^n + \tau(f(\omega) - \sum_k u_k^n(\omega)) \quad (13)$$

- 5) 给定精度  $\epsilon$ , 若满足停止条件:

$$\sum_k \|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2 / \|u_k^n\|_2^2 < \epsilon \quad (14)$$

停止循环; 否则继续进入步骤 2) 继续循环。

其中  $u_k$  为分解后单分量调幅调频信号,  $\omega_k$  为调频信号的中心频率,  $\lambda$  为拉格朗日乘数,  $n$  为迭代次数。当满足设计精度时, 将分解后的信号作为输入信号, 输入到 HDNLM 滤波算法。

#### 1.5 HDNLM 滤波与 VMD-HDNLM 搭建

豪斯多夫距离是一种计算两组空间中最小距离最大值方法<sup>[21]</sup>, 采用豪斯多夫距离来减少噪声对距离的影响, 避免了欧氏距离在结构块中不同点以相同比例参与距离计算的缺陷, 具有较强的抗干扰能力和容错能力。假设两组有限点  $A = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_m\}$  和  $B = \{b_1, b_2, b_3, \dots, b_n\}$ , 则  $A$  和  $B$  之间的豪斯多夫距离定义为:

$$H(A, B) = \max\{h(A, B), h(B, A)\} \quad (15)$$

其中:

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (16)$$

$$h(B, A) = \max_{b \in B} \min_{a \in A} \|b - a\| \quad (17)$$

式中:  $H(A, B)$  是双向豪斯多夫距离  $h(A, B)$ 、 $h(B, A)$  最大距离, 本文将豪斯多夫距离应用于非局部均值算法, 提出一种基于豪斯多夫非局部均值(HDNLM)模型, 其权重计算公式如下:

$$\omega(h_s, h_t) = \exp(-H(V_s, V_t)/(\lambda_1^2)) \quad (18)$$

式中:  $H$  表示双向豪斯多夫距离的最大距离, HDNLM 滤波过程是和 NLM 滤波相近, 只是在权重计算有所区别。

对 2.4 节 VMD 分解过后的信号利用 HDNLM 进行

再滤波, 滤波输出之后对信号进行叠加, 为 VMD-HDNLM 模型滤波输出信号, 最后通过性能指标验证算法优越性。

#### 1.6 性能指标

由于真实的实验数据很小, 对均方根误差改进, 公式如下:

$$IRMSE = \sqrt{((v - v_1) \times (v - v_1))^T} \quad (19)$$

信噪比(SNR)公式如下:

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^N v^2}{\sum_{i=1}^N (v - v_1)^2} \quad (20)$$

式中:  $v$  是理想信号,  $v_1$  是输出信号。

## 2 实验结果与分析

### 2.1 VMD-HDNLM 可行性验证

分别在理想信号中加入噪声信号, 其幅值是 0.5 M(M 代表噪声信号平均绝对幅值)。利用 VMD 算法, 将输入信号分解为若干个信号模式, 利用 HDNLM 算法对分解信号进行滤波, 对滤波后的信号进行累加, 得出输出信号。其实验结果如图 1 所示, 图 1(a) 是加入电力线干扰和高斯白噪声后的输入信号, 图 1(b) 是理想信号, 图 1(c) 是 VMD-HDNLM 去噪后的信号, 由图 1(b) 和 (c) 可以看出, VMD-HDNLM 能够很好的滤除电力线干扰和高斯白噪声。

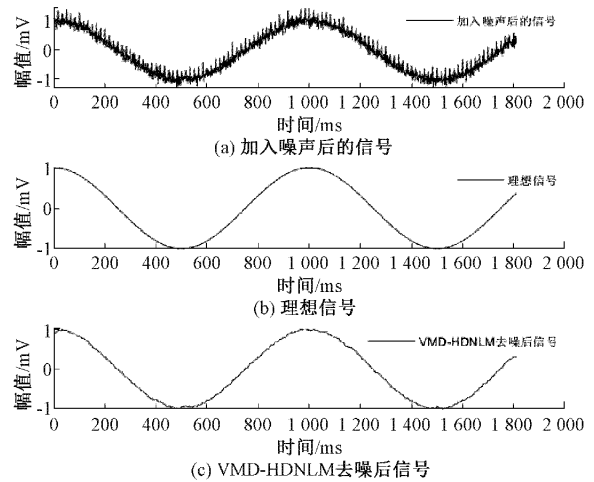


图1 电力线干扰和高斯白噪声下 VMD-HDNLM 去噪

### 2.2 算法性能验证

由于要知道真实噪声的大小很难, 所以本文使用不同的噪声水平来进行测试。高斯白噪声和 60 Hz 电力线干扰的振幅为 0.1~0.5 M。把两种噪声一起加入到理想信号中, 理想信号分为模拟的理想信号和真实的理想信号, 实验时,  $os=2$ , 模拟的理想信号实验结果如表 1 所示。根据表 1 可以看出, 噪声幅值是 0.1~0.5 M 时, VMD-HDNLM 算法的 IRMSE 值最小, 即本文提出算法与 INLM、NLM、

表 1 模拟理想信号 4 种算法的 IRMSE 值

算法	0.1 M	0.2 M	0.3 M	0.4 M	0.5 M
NLMS	1.742 8 mV	2.414 8 mV	2.769 8 mV	3.053 3 mV	3.242 2 mV
NLM	0.231 5 mV	0.308 4 mV	0.407 8 mV	0.516 8 mV	0.630 4 mV
INLM	0.231 5 mV	0.308 9 mV	0.408 9 mV	0.518 4 mV	0.632 2 mV
VMD-HDNLM	0.191 4 mV	0.287 8 mV	0.393 7 mV	0.503 9 mV	0.609 8 mV

NLMS 算法相比滤波效果是较优的。NLMS 算法选取的滤波器阶数会造成其信号初始阶段滤波效果较差,误差较大。

2.3 实验结果

本文选取 16 块对下肢运动有贡献的肌肉(臀大肌、臀中肌、半膜肌、股二头肌长头、股直肌、股中肌、股外侧肌、内侧腓肠肌、胫前肌、腓骨长肌、比目鱼肌、内收长肌、臀肌或腰大肌、胫后肌、趾长屈肌、趾长伸肌)并获取肌电信号,实验数据取自文献[22],数据采样频率 1 000 Hz,选取 16 组肌电信号的前 1 811 个数据作为实验数据,每组肌电信号噪声幅值分别为 0.1、0.2、0.3、0.4、0.5 M,实验结果如图 2、3(以股直肌为例)所示。图 2、3 中,横坐标 0.1、0.2、0.3、0.4、0.5 分别代表 0.1、0.2、0.3、0.4、0.5 M。从图 2 和 3 中可以看出,噪声幅值为 0.1、0.2、0.3、0.4 和 0.5 M 时,相对于 NLMS、INLM 和 NLM 算法而言,VMD-HDNLM 算法滤波效果较好;噪声幅值 0.1~0.5 M 时,SNR 值比 INLM、NLM、NLMS 算法算法分别提高 0.16%、0.94%、1.85%、2.77%、10.50% 和 0.2%、0.9%、1.86%、5.80%、10.56% 以及 2.92%、7.97%、5.91%、6.76%、8.92%。

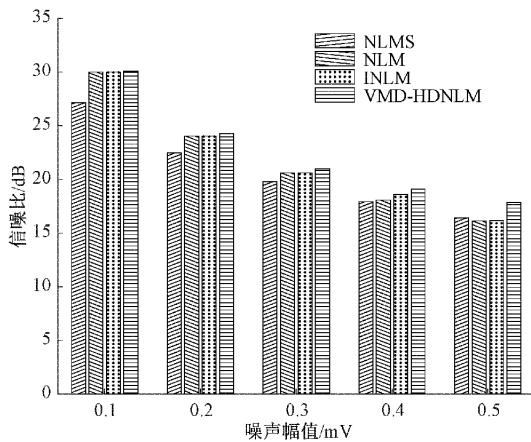


图 2 真实信号 4 种算法的 SNR 值

针对平滑参数对滤波效果的影响情况,实验时,以相同的搜索半径和领域半径,调节平滑参数,对 VMD-HDNLM 和 NLM、INLM 算法对比分析,其具体情况如图 4 所示。

分析图 4 可以看出,噪声幅值是 0.1 M 时,VMD-HDNLM 和 NLM、INLM 算法的 IRMSE 最小值是相近。

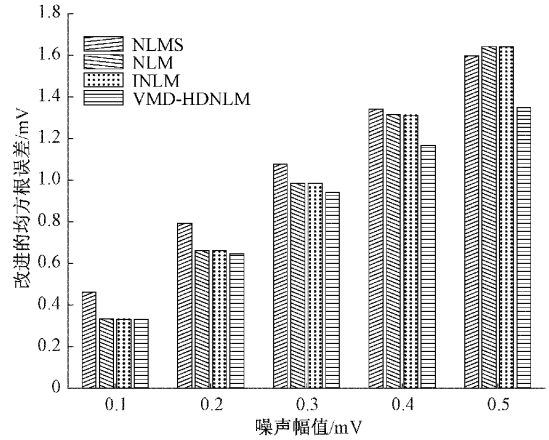


图 3 真实信号 4 种算法 IRMSE 值

平滑参数在 0.000 1~0.01 时,VMD-HDNLM 的 IRMSE 值较小,滤波效果较理想。而且 VMD-HDNLM 算法相对于 NLM、INLM 算法,IRMSE 值取得较小值的概率会更大。

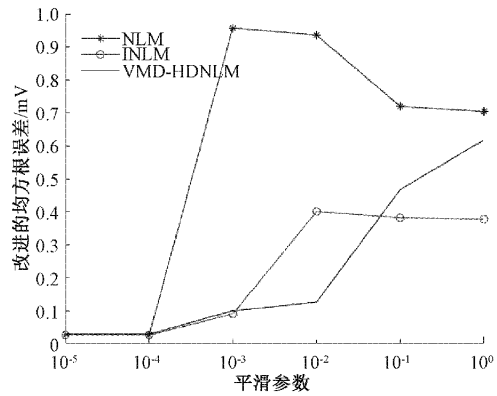


图 4 噪声幅值是 0.1 M 时,平滑参数选取对算法的影响

分析图 5 中也能反应出这一情况。根据图 5 可以看出,噪声幅值是 0.2 M 时,VMD-HDNLM 与 NLM、INLM 相比,其 IRMSE 值变化平缓,更具有鲁棒性。

同理,可以验证噪声振幅在 0.3、0.4、0.5 M 时,平滑参数对算法的影响效果,其效果与图 4 和图 5 相似。平滑参数是 0.01 时,各噪声振幅所对应的 IRMSE 值如图 6 所示。

从图 6 可以看出,当平滑参数是 0.01 时,VMD-HDNLM 取得 IRMSE 值较小。根据分析可以看出,当平滑参数在 0.000 01~1 变化时,VMD-HDNLM 的 IRMSE



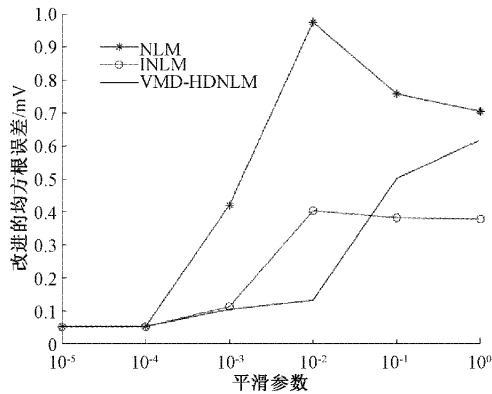


图5 噪声幅值是0.2 M时,平滑参数选取对算法的影响

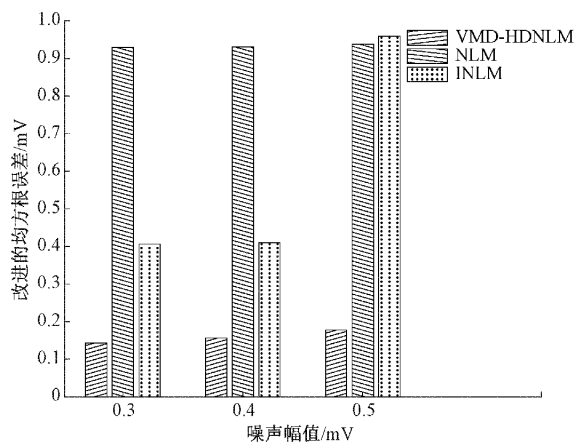


图6 平滑参数是0.01对算法性能的影响

值变化更加平缓,而且取得较小值的概率比NLM、INLM大,鲁棒性更好。

此外,还对另外15块肌肉的75组信号进行实验,实验结果表明,在信号噪声幅值是0.1~0.5 M时,VMD-HDNLM算法的SNR值比NLMS算法的SNR值大;肌电信号噪声幅值在0.1~0.2 M时,NLM、INLM算法的平均滤波效果要略优于VMD-HDNLM算法;但是噪声幅值在0.3~0.5 M时,VMD-HDNLM算法与NLM和INLM算法相比,其算法平均滤波效果比NLM和INLM算法要好。

### 3 结 论

在现实世界中,很难获得纯肌电信号,也很难区分肌电信号中的噪声成分。为此,在实际信号中加入60 Hz的电力线干扰及其谐波和高斯白噪声。本文提出一种VMD-HDNLM对下肢肌电信号进行处理,用于去除下肢肌电信号中的高斯白噪声和电力线干扰,根据16组肌电信号的实验结果,当电力线干扰和高斯白噪声幅值是大于或等于0.3 M时,VMD-HDNLM算法平均滤波效果优于NLMS算法和NLM、INLM算法,其平均滤波效果要提高0.64%、1.84%、3.11%和13.95%、12.77%、11.07%以及1.05%、1.74%、2.85%;但是当电力线干扰和高斯白噪

声幅值是0.1 M和0.2 M时,INLM、NLM算法平均滤波效果要优于VMD-HDNLM滤波和NLMS滤波。与此同时,VMD-HDNLM算法比NLM、INLM算法更具有鲁棒性,在实际情况中,取得较小值的概率更大,其性能更加优越。

### 参考文献

- [1] JAMAL M Z, LEE D, HYUN D J. Real time adaptive filter based emg signal processing and instrumentation scheme for robust signal acquisition using dry EMG electrodes[C]. 2019 16th International Conference on Ubiquitous Robots (UR), 2019, 683-688, DOI: 10.1109/URAI.2019.8768662.
- [2] BIC C, TEREDES R. An improved NLM filter with increased noise robustness and adaptive similarity function[C]. 2019 IEEE 15th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP), 2019, 365-370, DOI: 10.1109/ICCP48234.2019.8959601.
- [3] ZHANG S, LIU H, HU M, et al. An adaptive CEEMDAN thresholding denoising method optimized by nonlocal means algorithm [J]. in IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(9):6891-6903.
- [4] BREIVIK L H, SNARE S R, STEEN E N, et al. Real-time nonlocal means-based despeckling [J]. in IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, June 2017, 64(6):959-977.
- [5] BING P, LIU W, WANG Z, et al. Noise reduction in ECG signal using an effective hybrid scheme[J]. in IEEE Access, 2020, 8: 160790-160801, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3021068.
- [6] JALAL B, YANG X, LIU Q, et al. Fast and robust variable-step-size LMS algorithm for adaptive beamforming [J]. in IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2020, 19(7): 1206-1210.
- [7] RANA M M, AKTER T, ABDELHADI A. Variable step size-least mean squared algorithm for ecg signal denoising considering baseline wander noise and cyber attacks[C]. 2020 22nd International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT), 2020, 272-275, DOI: 10.23919/ICACT48636.2020.9061264.
- [8] YIN J, CHEN X, ZHANG P, et al. Research on ECG signal denoising by combination of EEMD and NLM[C]. 2020 Chinese Control And Decision Conference (CCDC), 2020, 5033-5038, DOI: 10.1109/CCDC49329.2020.9164704.
- [9] STACHACZYK M, ATASHZAR S F, FARINA D.

- Adaptive spatial filtering of high-density emg for reducing the influence of noise and artefacts in myoelectric control[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2020, 28(7): 1511-1517.
- [10] CHEN B, YAN Y, WANG L, et al. One dimension NLM denoising method based on hasudorff distance and its application in OTLC [C]. 2019 IEEE Asia Power and Energy Engineering Conference(APEEC), 2019, 75-79, DOI: 10.1109/APEEC.2019.8720666.
- [11] CAO J, CAI W, HU S, et al. Analysis of ECG denoising using non-local means with approximate coefficients and particle swarm optimization[C]. 2021 7th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI), 2021, 1-6, DOI: 10.1109/ICSAI53574.2021.9664075.
- [12] LU L, JIN W, WANG X. Non-local means image denoising with a soft threshold[J]. in IEEE Signal Processing Letters, July 2015, 22(7):833-837.
- [13] VAN M, KANG H J, SHIN K S. Rolling element bearing fault Diagnosis based on non-local means denoising and empirical mode decomposition[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2014, 6(8): 571-578.
- [14] LIMEM M, HAMDI M A, MAAREF M A. Denoising uterine EMG signals using LMS and RLS adaptive algorithms [C]. 2016 2nd International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP), 2016, 273-276, DOI: 10.1109/ATSIP.2016.7523113.
- [15] SAXENA S, JAIS R, HOTA M K. Removal of powerline interference from ECG signal using FIR, IIR, DWT and NLMS adaptive filter [C]. 2019 International Conference on Communication and Signal Processing ( ICCSP ), 2019, 0012-0016, DOI: 10.1109/ICCSP.2019.8698112.
- [16] MA S, LV B, LIN C, et al. EMG signal filtering based on variational mode decomposition and sub-band thresholding [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2021, 25(1):47-58.
- [17] DARROUDI A, PARCHAMI J, SARBISHAEI G, et al. Removing ECG noise from surface EMG based on information theory [C]. Electrical Engineering (ICEE), Iranian Conference on, 2018, 1403-1408, DOI: 10.1109/ICEE.2018.8472613.
- [18] AZMY M M. Comparison of denoising EEG signals between modified non local means filter and wavelet transform[C]. 2020 IEEE 5th Middle East and Africa Conference on Biomedical Engineering (MECBME), 2020, 1-4, DOI: 10.1109/MECBME47393.2020.9265161.
- [19] LAHMIRI S. Comparative study of ECG signal denoising by wavelet thresholding in empirical and variational mode decomposition domains[J]. Health Technol Let, 2014, 1(3):104-109.
- [20] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [21] LIN Y, XUE S, GUO T. A method of calculating the hausdorff distance between parametric curves [J]. Journal of Graphics, 2014, 5(35):704-708.
- [22] MEYER A J, PATTEN C, FREGLY B J. Lower extremity EMG-driven modeling of walking with automated adjustment of musculoskeletal geometry[J]. PLOS ONE, 2017, 12(7): e0179698.

### 作者简介

宋永献,教授,博士,硕士生导师,主要研究方向为物联网与智能系统、工业过程检测与优化控制、康复机器人控制和深度学习等。

E-mail:soyox@163.com

王祥祥,硕士研究生,主要研究方向为康复机器人控制算法。

E-mail:18133335452@163.com

夏文豪,硕士研究生,主要研究方向为深度学习、目标检测。

E-mail:wh\_tribe@163.com