

文章编号:1671-6833(2023)05-0046-07

# 基于频率密度的局部离群因子的工频自适应抑制方法

黄紫娟<sup>1,2</sup>, 涂娟<sup>1,2</sup>, 代尊翔<sup>1,2</sup>

(1. 福州大学 电气工程与自动化学院, 福建 福州 350108; 2. 福建省医疗器械与医药技术重点实验室, 福建 福州 350108)

**摘要:**生物电信号属于强噪声背景下的低频微弱信号,工频干扰的滤除很有必要。为保证工频偏移时滤波的精准性和有效性,提出了一种基于频率密度的局部离群因子(FLOF)算法,并结合经验模态分解(EMD)对信号进行自适应去噪。首先,将信号进行短时傅里叶变换,将局部离群因子算法拓展到频域,通过FLOF找到工频干扰的频率偏移量和偏移时刻;其次,根据偏移时刻对信号进行分段,使用段内瞬时工频的平均值作为段内实际工频;最后,对每段信号进行EMD分解,生成多个不同时间尺度的局部特征分量,仅对包含工频信号的局部特征分量滤波保留更多有用信息。结果表明:此方法频率估计精度较高,在不同信噪比下滤波后信噪比、均方根误差、相似度均得到一定改善。以原信噪比-30 dB为例,相较于最小均方误差滤波和递推最小二乘滤波信噪比提升16.266、7.671 dB,均方根误差减小16.017、4.388 dB,相似度提升0.200、0.013,可以看出所提方法滤波效果优于常规滤波方法。

**关键词:**生物电信号;工频;自适应;局部离群因子;去噪

**中图分类号:**TP29

**文献标志码:**A

**doi:**10.13705/j.issn.1671-6833.2023.05.015

生物电信号是由复杂生命体发出的不稳定的自然信号<sup>[1]</sup>,属于强噪声背景下的低频微弱信号。对于大多数的生物电信号如心电图、脑电、眼电等,主要频带在50 Hz以内。生物电信号在采集、放大、模数转换中常会受到各类信号干扰,其中基线漂移与工频干扰的分量尤为明显。工频干扰的模型由50 Hz的正弦信号及其谐波组成<sup>[2]</sup>,幅值一般同生物电信号幅值相当或更强。为避免有用信号淹没在噪声中,精准去除工频干扰和保留更多有用信号是预处理中十分重要的一步。

研究学者提出了各种抑制工频干扰的方法,主要包括固定频率滤波<sup>[3]</sup>和自适应滤波<sup>[4]</sup>两类。当工频频率由于不同发电机和变压输电等发生偏移时,虽然增大固定频率滤波器的带宽也能滤除这部分干扰信号,但容易丢失原本就微弱的有用信息,因此自适应滤波器在生物电信号的预处理中很有必要。自适应滤波能根据输入、输出及原参量信号按照一定准则修改滤波参数,使得滤波器能够适应不同信号,常见的自适应滤波主要有最小均方误差滤波(least mean square, LMS)<sup>[5]</sup>、递推最小二乘滤波

(recursive least square, RLS)<sup>[6]</sup>以及演变算法等<sup>[7]</sup>,此类自适应方法信号跟随性好,但运算需要反复迭代,容易发生误差反复传播的现象,致使滤波器稳定性不高、收敛速度较慢。根据信号频域离群点检测捕捉实际工频,可直接修正陷波器的中心频率,各类参数无需多次循环递归,能够避免由于迭代产生的误差反复传播带来的稳定性问题,具有简单易行、运行效率高、精准性高等优势。

无论是固定频率滤波还是自适应滤波,都是在全频域下进行处理,容易对邻近频带的有用信号造成影响<sup>[8]</sup>。经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)可以根据信号特点自适应获取基函数和分解层次,对分解后的各局部分量进行单独处理,保证非滤波频段内信号不受影响,从而保留更多有效信号。Rilling等<sup>[9]</sup>基于经验模态分解的滤波特性提出了构造滤波器组的方法,最大限度保留信号的非线性和非平稳性;邹清等<sup>[10]</sup>利用EMD获取心电图信号局部特征,对指定固有模态函数进行硬阈值滤波处理,有效去除了工频噪音等干扰。但是,单独使用EMD滤波时无法调整滤波参数,因此需要与自适

收稿日期:2023-01-11;修订日期:2023-03-07

基金项目:国家自然科学基金资助项目(82074521)

通信作者:涂娟(1976—),女,江西宜春人,福州大学讲师,博士,主要从事智能检测与信号处理方面研究, E-mail: tujuan76@qq.com。

引用本文:黄紫娟,涂娟,代尊翔. 基于频率密度的局部离群因子的工频自适应抑制方法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2023,44(5):46-52. (HUANG Z J, TU J, DAI Z X. Power frequency adaptive suppression method based on local outlier factor of frequency density[J]. Journal of Zhengzhou University(Engineering Science), 2023,44(5):46-52.)

应的算法相结合,才能保证不同情况下滤波的优异性。

本文提出了一种新型工频自适应抑制方法,使用基于频率密度的局部离群因子(local outlier factor based on frequency density, FLOF)算法与经验模态分解对信号进行去噪。该方法首次将局部离群因子算法拓展到频域,克服了常规自适应滤波器稳定性差等问题,并与经验模态分解进行结合,保留更多有用信号。首先,根据 FLOF 得出信号各时刻实际工频及工频偏移时刻,并根据偏移时刻对信号进行分段,结合不同信号段内实际工频调整陷波器的中心频率,实现自适应滤波的效果;其次,利用 EMD 对每段信号进行分解,根据 EMD 分解特点找到工频所属的局部特征分量,用分量滤波替代全信号滤波,仅对含噪特征分量进行处理能够保留更多有用信息。

## 1 联合 FLOF 与 EMD 的工频干扰抑制方法

### 1.1 基于频率密度的局部离群算法

局部离群因子(local outlier factor, LOF)算法属于异常点检测算法中的一种,该算法中每个对象的离群度用局部离群因子来表示,使用局部离群因子刻画对象成为离群点的可能性,对应的局部离群因子值越高,其作为离群点的可能性越大<sup>[11]</sup>。衡量一个数据点的异常程度,并不取决于完全数据点的绝对局部密度,而是取决于数据点与周围邻近的数据点的相对密度<sup>[12]</sup>,该算法兼顾局部离群点和全局离群点,避免因数据分布不均匀、密度不同而发生误判。

局部可达密度  $lrd_k(o)$  表示数据点在全局范围内的异常程度。定义对象  $o$  的局部可达密度为  $k$  距离邻域内所有数据对象平均可达距离的倒数,局部可达密度  $lrd_k(o)$  可表示为

$$lrd_k(o) = \frac{\|N_k(o)\|}{\sum_{o' \in N_k(o)} reachdist_k(o' \leftarrow o)} \quad (1)$$

式中:  $N_k(o)$  表示对象  $o$  的  $k$  距离邻域;  $o' \in N_k(o)$ ;  $reachdist_k(o' \leftarrow o)$  表示从对象  $o$  到对象  $o'$  的可达距离。

局部离群点因子  $LOF_k(o)$  为该点在  $k$  近邻范围内的异常程度。对象  $o$  的局部离群点因子  $LOF_k(o)$  的数学表达式为

$$LOF_k(o) = \frac{\sum_{o' \in N_k(o)} \frac{lrd_k(o')}{\|N_k(o)\|}}{\|N_k(o)\|} \quad (2)$$

当工频发生偏移时,信号的频谱、均值、方差等

统计特征发生变化,由一种分布状态变成另一种分布状态<sup>[13]</sup>。因此,可将局部离群因子算法运用于频域领域,关联频率和幅值,结合频谱分布和局部离群点因子算法捕捉实际工频,调整滤波器参数,实现自适应滤波。

首先对信号进行短时傅里叶变换,频谱矩阵表示为

$$DU = \begin{bmatrix} D_1 \\ D_2 \\ \vdots \\ D_{t-1} \\ D_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_{1,1} & d_{1,2} & \cdots & d_{1,f-1} & d_{1,f} \\ d_{2,1} & d_{2,2} & \cdots & d_{2,f-1} & d_{2,f} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{t-1,1} & d_{t-1,2} & \cdots & d_{t-1,f-1} & d_{t-1,f} \\ d_{t,1} & d_{t,2} & \cdots & d_{t,f-1} & d_{t,f} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中:  $t$  为时间刻度的输出变量;  $f$  为频率刻度的输出变量;  $d_{t,f}$  表示短时傅里叶变换后  $t$  时间变量和  $f$  频率变量下的幅值。

定义  $LOF_k(o, \mathbf{O})$  为对象  $o$  在数据集  $\mathbf{O}$  内的局部离群点因子,序列  $L_{D_t}$  为  $t$  时刻下序列  $D_t$  的局部离群因子:

$$L_{D_t}(f) = LOF_k(d_{t,f}, D_t) \quad (4)$$

当  $L_{D_t}(f)$  达到最大时,对应的  $f$  为实际工频傅里叶变换后的频率变量,即可知  $t$  时刻实际工频的数值大小。

当信号频谱分布在低频部分幅度与噪音幅度差异明显时,在频域上运用 LOF 算法效果良好,但当低频部分幅度与噪音幅度大体相当,运用 LOF 算法时会产生虚假的离群点,错误识别工频偏移。采用滑动窗口模型,检测每个频率点一定邻域内的局部离群点因子大小,可避免虚假离群点的产生。滑动窗口指用一组固定长度的窗口从长序列的起点滑动到终点,对窗口内的数据分别进行处理并依次记录。设定一个宽度固定为  $L_{win}$  的滑动窗口,综合算法精度及效率设置窗口对应频率为 10 Hz,该窗口沿着  $t$  时刻下的频率序列向右滑动,步长为 1,滑动到数据的频率序列末端。 $t$  时刻下的频谱图、窗口大小和移动方向如图 1 所示。

$t$  时刻下第  $i$  次滑动序列表示为  $D_t^i$ :

$$D_t^i = [d_{t,i}, d_{t,i+1}, \cdots, d_{t,i+L_{win}}] \quad (5)$$

式中:  $1 \leq i \leq q - L_{win} + 1$ 。

在每一次窗口滑动中,计算序列在该窗口范围内的局部离群因子,则  $t$  时刻下第  $i$  次滑动窗口序列对应的局部离群因子为

$$L_{D_t^i}(f') = LOF_k(D_t^i(f'), D_t^i) \quad (6)$$

式中:  $f'$  为窗口序列中的点数,  $1 \leq f' \leq L_{win}$ 。

取窗口序列  $f' = 1$  时的局部离群因子作为窗口

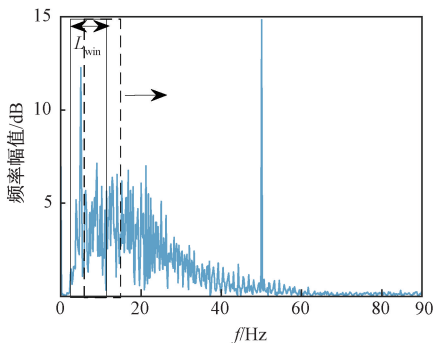


图 1  $t$  时刻下频谱图

Figure 1 Lower spectrum at time  $t$

首端对应频率点在全局范围的局部离群因子,即基于频率密度的局部离群因子定义为

$$FLOF(t,i)=L_{D_i}(1)。(7)$$

当工频随着时间发生偏移时,可由式(7)捕捉各时刻的实际瞬时工频,并根据偏移时刻划分信号区间,使用各区间内瞬时工频的平均值作为该段内陷波器的中心频率,修正滤波器参数,从而达到自适应滤波的效果。

### 1.2 局部分量滤波

经验模态分解 EMD 基于数据时域局部特征,把复杂的数据分解成有限的几个内蕴模式函数分量(intrinsic mode function, IMF)。分解得到的函数分量由高频到低频进行排列,最低频分量通常为原始信号的趋势项或残差,最高频分量为噪声。由于分解不再依赖基函数,因此分解更为高效,适合用来分析非平稳非线性的时变过程<sup>[14-15]</sup>。

生物电信号是一种带有强噪音的微弱信号,使用 EMD 能精准地对信号特定局部分量进行分析,避免对不属于该频段的分量信号造成影响,实现最大均方误差最小化,即去噪后的信号是原始信号的近似最优估计,在去除噪音的同时最大程度保留有效信号。局部分量滤波首先利用 EMD 将信号分解成多个 IMF 内蕴模式函数分量,再根据 IMF 分量频率排序特点找到工频所属分量,然后根据已知的陷波频率对该分量进行滤波,最后将各分量重构。局部分量滤波流程见图 2。

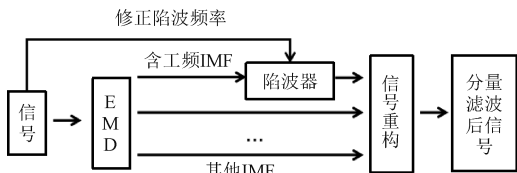


图 2 局部分量滤波流程

Figure 2 Local component filtering flow

### 1.3 FLOF 与 EMD 结合方式

本文将 FLOF 与 EMD 相结合实现自适应滤波,

去除工频信号干扰。FLOF 的自适应解决了信号由于外界或者本身原因引起的非平稳过程,弥补了 EMD 局部分量滤波固定滤波频率的缺陷;EMD 局部分量滤波在 FLOF 自适应上,增强了有用信号的保留程度。2 种方式结合使用,有效地提高了信号工频滤波效果,同时兼具稳定性高、自适应能力好、精准度强等优势。

FLOF 与 EMD 联合去噪处理方法步骤如下。首先,通过短时傅里叶变换将信号转换到时频域,再使用 FLOF 算法,根据滑动窗口模型找到每一时刻下的频率的突变点,即工频信号实际频率  $sf_n$ 。同时综合时序上实际工频频率,找到信号突变时刻,将信号分成区间信号 1~ $n$  多个部分。其次,利用经验模态分解将每部分区间信号分解成多个固有模态,找到 IMF 中工频所属分量并根据 FLOF 检测到的短时噪音频率进行局部分量滤波。最后,将处理后的各区间信号进行组合。整体流程见图 3。

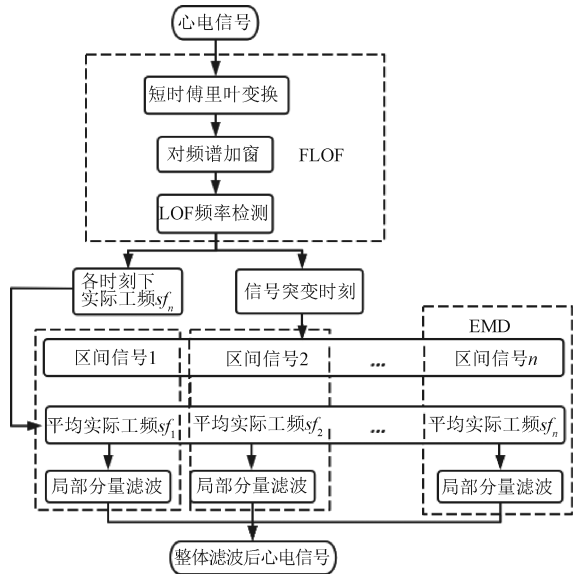


图 3 去噪处理整体流程图

Figure 3 Overall flow chart of denoising processing

## 2 分析与讨论

心电信号作为生物电研究热点,具有获取方便、数据库齐全等优势,因此本文以心电信号为例,对自适应滤波方法进行分析。MIT-BIH 心律失常数据库是国际公认三大标准心电库之一,包括 48 组 30 min 的 II 导联心电信号片段,近年应用较为广泛。本文选择噪声含量较少的第 101 号数据<sup>[16]</sup>作为实验的原始心电数据。心电信号频率为 0.05~100 Hz,该组信号采样频率  $f_s$  为 360 Hz,截取 15 s 的数据,前 5 s、中间 5 s、后 5 s 分别混入 50.0、49.5、50.5 Hz 的

频率分量,同时在整个时间周期内混入白噪声。纯净及混合后的心电信号如图 4 所示。

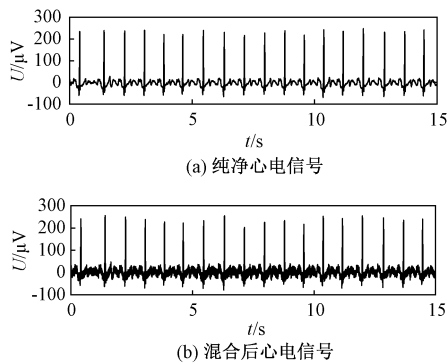


图 4 原始信号  
Figure 4 Original signals

2.1 FLOF 的突变频率与突变时间检测

图 5 为某时刻下 LOF 算法和 FLOF 算法的检测结果,纵坐标局部离群因子表示对应算法计算得出的不同频率点异常程度。从图 5 (a)可以明显看出,运用 LOF 算法在低频部分会搜索到几个虚假的离群点。使用滑动窗口后,FLOF 结合了频率这一变量,就能避免此类情况,从而找到该时刻下对应的突变频率。

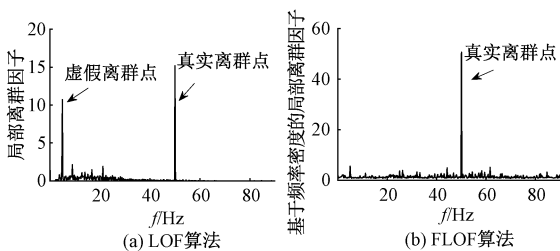


图 5 LOF 算法和 FLOF 算法的检测结果  
Figure 5 Detection results of LOF and FLOF

根据每一时刻下离群值检测,就能得到整个时间段内的异常频率,即实际工频噪音频率,其波动图如图 6 所示。由图 6 实际工频噪音频率波动图可以看出,心电信号中第 5、10 s 为突变时刻,信号被分成 3 部分。以每一部分的平均实际工频值当作该段时间内的短时噪音频率,可知这 3 部分的短时噪音频率分别为 49.991 3、49.504 9、50.507 9 Hz。在后续滤波时保留 2 位小数。

2.2 滤波性能分析

图 7 为基于 FIR 陷波器单时段下结合 EMD 滤波前后的频谱图。为了使实验结果具有对照性,两种滤波方式采用的陷波器的带宽和衰减倍数均相同。使用 EMD 滤波后 50 Hz 处幅值与 FIR 滤波效果基本无差异,但 50 Hz 周边频率点更加接近于原始信号幅值,因此在保证滤波效果的同时能更多地保留有用信号。

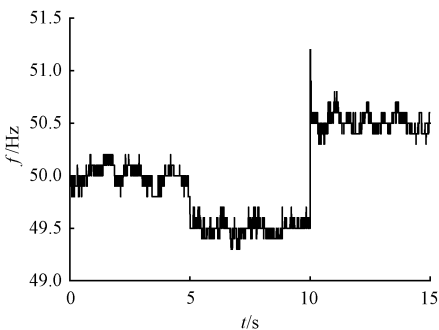


图 6 实际工频噪音频率波动图  
Figure 6 Frequency fluctuation diagram of actual power frequency noise

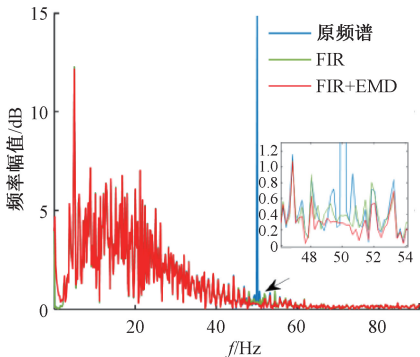


图 7 使用 EMD 滤波前后频谱图  
Figure 7 Spectrum before and after using filter

图 8 (a)为纯净信号和 FIR 滤波后信号细节对比图,图 8 (b)为纯净信号和本文方法滤波信号细节对比图。可以看出,两种方法在前 5 s 滤波效果基本一致,但在 5 s 后工频信号发生偏移,固定中心频率的去噪方式去噪效果变差,而采用本文方法能够检测出实际工频信息,在整个时间段内具有自适应的去噪效果。

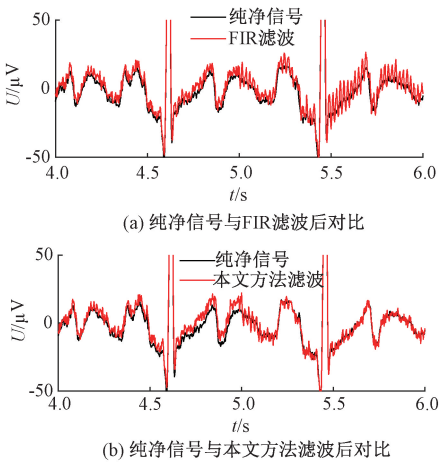


图 8 信号细节对比  
Figure 8 Signal detail comparison

2.3 不同滤波方法下性能对比

采用 3 种评估标准来评估滤波结果的性能,包括信噪比、均方根误差、相似度。信噪比是衡量降噪

程度最直观的一个量,信噪比越大说明信号中包含的噪声越少、降噪效果越好。均方根误差是反映估计量与被估计量之间差异程度的一种度量,用于衡量滤波后信号与纯净信号间的差异。相似度计算采用的是 Pearson 相关系数,用于衡量纯净信号与滤波后信号波形的相似程度,相关系数的绝对值越接近 1,相关度越强,相关系数的绝对值越接近于 0,相关度越弱。信噪比用于衡量滤波方法的去噪效果,均方根误差用于衡量滤波方法滤波后与原信号的接近程度,相似度用于衡量滤波后信号的整体形变情况。信噪比  $SNR$ 、均方根误差  $RMSE$ 、相似度  $SIM$  公式计算如式(8)~(10)所示。

$$SNR = 10\log\left(\frac{\|\mathbf{x}'\|_2}{\|\mathbf{x}\|_2}\right);$$

(8)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|_2}{N}};$$

(9)

$$SIM = \frac{Cov(\mathbf{x}, \mathbf{x}')}{\sigma_x \sigma_{x'}}.$$

(10)

表 1 信号在不同信噪比和滤波方法去噪后的信噪比比

Table 1 SNR comparison of signals after denoising under different SNR and filtering methods							dB
原信噪比	SNR						
	FIR	LMS	RLS	EMD	FLOF	FLOF+EMD	
-30	-20.543	-29.866	-21.031	-14.978	-20.070	-13.360	
-20	-10.543	-19.865	-11.048	-4.997	-10.070	-3.357	
-10	-0.549	-9.866	-1.156	4.773	-0.075	6.349	
0	9.419	0.134	8.165	13.218	9.893	14.994	
10	19.208	10.134	14.926	23.001	19.666	21.951	
20	27.309	20.134	17.423	26.290	28.257	27.392	

表 2 信号在不同信噪比和滤波方法去噪后的均方根误差对比

Table 2 RMSE comparison of signals after denoising under different SNR and filtering methods							dB
原信噪比	RMSE						
	FIR	LMS	RLS	EMD	FLOF	FLOF+EMD	
-30	7.801	19.818	8.192	4.472	7.441	3.804	
-20	2.870	7.291	3.019	1.648	2.738	1.399	
-10	1.056	2.682	1.123	0.621	1.008	0.530	
0	0.390	0.987	0.442	0.267	0.372	0.223	
10	0.147	0.363	0.225	0.100	0.140	0.101	
20	0.061	0.134	0.175	0.072	0.059	0.068	

表 3 信号在不同信噪比和滤波方法去噪后的相似度对比

Table 3 SIM comparison of signals after denoising under different SNR and filtering methods							
原信噪比/dB	SIM						
	FIR	LMS	RLS	EMD	FLOF	FLOF+EMD	
-30	0.216	0.052	0.239	0.215	0.253	0.252	
-20	0.518	0.142	0.560	0.516	0.581	0.579	
-10	0.855	0.365	0.873	0.849	0.889	0.883	
0	0.976	0.730	0.971	0.966	0.982	0.977	
10	0.996	0.946	0.988	0.996	0.997	0.997	
20	0.999	0.992	0.990	0.998	0.999	0.998	

式中: $\mathbf{x}$  为含噪信号; $\mathbf{x}'$  为纯净信号; $N$  为信号长度; $\|\cdot\|_2$  表示“ $\cdot$ ”对应的二范数; $Cov$  表示协方差; $\sigma$  为标准差。

表 1~3 为信号在不同原信噪比和滤波方法去噪后的信噪比、均方根误差、相似度的对照情况。从同一信噪比不同滤波方式来看,本文方法与其他滤波器相比效果较好。以原信噪比 -30 dB 为例,FLOF 相较于常规自适应 LMS、RLS 滤波方法,在信噪比、均方根误差、相似度方面滤波效果均更优。同时,EMD 滤波均方根误差在大多数情况下远小于 FIR、LMS、RLS、FLOF,因此去噪后的信号与原始信号更为接近,能够保留更多的有用信号。将 EMD 与 FLOF 相结合后,与单独使用这两种方法相比具有更优异的表现,相较于自适应滤波器 LMS 和 RLS,信噪比提升 16.266、7.671 dB,均方根误差减小 16.017、4.388 dB,相似度提升 0.200、0.013。结果表明,本文所提方法滤波效果与不同滤波器相比均有一定提升,验证了本文方法的有效性。

在同一滤波方式下,相较于表1~3中的FIR、LMS、RLS和EMD等常规滤波方法,本文方法在不同信噪比下均有较好表现。低信噪比的信号结合FLOF与EMD滤波方法的优势后,滤波效果尤为明显;但随着原信噪比的升高,EMD带来的滤波优势逐渐减小,这是由于高信噪比信号中含噪较少,EMD运算引入误差趋于稳定,给滤波器带来的一些不良影响。但实际工作中信号中混入的工频噪声强度一般较大,因此本文的滤波方法也可以进行较好处理。

### 3 结论

本文在LOF的基础上,提出了一种基于频率密度的局部离群因子和EMD结合的心电信号滤波方法。将突变点检测引入信号处理的频域中,通过基于频率密度的异常值点检测找到工频的实际频率及变化时刻,并根据不同时间段内的实际工频频率修改陷波器中心频率进行去噪,提高滤波的实时性与准确性。统计结果表明:本文方法各项评估指标均优于常规的自适应滤波方法,在不同的信噪比下均具有较好的去噪效果,滤波后的信号在信噪比、均方根误差、信号相似度上均有较好表现。

### 参考文献:

[1] 刘彬,马少华,闫广宇. 生物医学信号相似性分析方法的研究[J]. 医疗装备, 2017, 30(14): 50-51.  
LIU B, MA S H, YAN G Y. Research on similarity analysis methods for biomedical signals[J]. Medical Equipment, 2017, 30(14): 50-51.

[2] GUEZGOUZ D, CHARIAG D E, RAINGEAUD Y, et al. Modeling of electromagnetic interference and PLC transmission for loads shedding in a microgrid[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2011, 26(3): 747-754.

[3] 张文伟,底青云,耿启立,等. 基于数字递归陷波的多通道瞬变电磁法周期噪声去除研究[J]. 物探与化探, 2020, 44(2): 278-289.  
ZHANG W W, DI Q Y, GENG Q L, et al. The removal of MTEM periodic noise based on digital recursive notching[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2020, 44(2): 278-289.

[4] 雷文平,宋圣霖,郝旺身,等. 基于FV-FBE的滚动轴承故障诊断研究[J]. 郑州大学学报(工学版), 2020, 41(5): 82-86.  
LEI W P, SONG S L, HAO W S, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on FV-FBE[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2020, 41

(5): 82-86.

[5] 刘军. 重力异常频率域分离方法及应用[J]. 物探与化探, 1998, 22(6): 446-451, 445.  
LIU J. The frequency field separation technique of gravity anomalies and its application[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 1998, 22(6): 446-451, 445.

[6] 谷晓彬,冯国英,刘建. 自适应滤波算法在微弱振动测量中的应用[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(4): 0417003.  
GU X B, FENG G Y, LIU J. Application of adaptive filtering algorithm in the weak vibration measurement[J]. Infrared and Laser Engineering, 2016, 45(4): 0417003.

[7] 彭良广,林金朝,庞宇,等. 基于自适应滤波的可穿戴式心电信号检测系统[J]. 电子技术应用, 2017, 43(9): 17-21.  
PENG L G, LIN J Z, PANG Y, et al. Wearable system based on adaptive filter for monitoring ECG signal[J]. Application of Electronic Technique, 2017, 43(9): 17-21.

[8] 任杰,杨双龙,王俊翔,等. 迭代ICA与LEVKOV联合的瞬态响应工频干扰抑制方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(12): 37-44.  
REN J, YANG S L, WANG J X, et al. Anti-power interference method of combining iterative ICA and LEVKOV for transient response[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(12): 37-44.

[9] RILLING G, FLANDRIN P. One or two frequencies? the empirical mode decomposition answers[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(1): 85-95.

[10] 邹清,汤井田,唐艳. Hilbert-Huang变换应用于心电信号消噪[J]. 中国医学物理学杂志, 2007, 24(4): 309-312.  
ZOU Q, TANG J T, TANG Y. Hilbert-Huang transform for ECG de-noising[J]. 中国医学物理学杂志, 2007, 24(4): 309-312.

[11] 邹云峰,张昕,宋世渊,等. 基于局部密度的快速离群点检测算法[J]. 计算机应用, 2017, 37(10): 2932-2937.  
ZOU Y F, ZHANG X, SONG S Y, et al. Fast outlier detection algorithm based on local density[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(10): 2932-2937.

[12] 薛明志,陈商玥,高强. 基于k-medoids聚类算法的低压台区线损异常识别方法[J]. 天津理工大学学报, 2021, 37(1): 26-31.  
XUE M Z, CHEN S Y, GAO Q. Recognition method of line loss anomaly in low-voltage station area based on k-medoids clustering algorithm[J]. Journal of Tianjin University of Technology, 2021, 37(1): 26-31.

[13] 方海超. 脉冲噪声环境中基于GSP的噪声信号突变

点检测技术研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2021.

FANG H C. Research on detection technology of noise signal abrupt point based on GSP in impulsive noise environment[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2021.

[14] 徐晓刚, 徐冠雷, 王孝通, 等. 经验模式分解(EMD)及其应用[J]. 电子学报, 2009, 37(3): 581-585.

XU X G, XU G L, WANG X T, et al. Empirical mode decomposition and its application[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(3): 581-585.

[15] 赵雯雯, 曾兴雯. 一种新的 EMD 去噪方法[J]. 电子科技, 2008, 21(5): 30-32, 36.

ZHAO W W, ZENG X W. A new signal denoising method based on empirical mode decomposition(EMD)[J]. Electronic Science and Technology, 2008, 21(5): 30-32, 36.

[16] 杨承金, 聂春燕, 王慧宇, 等. 基于小波改进阈值的肌电干扰降噪研究与效果评估[J]. 电子测量技术, 2021, 44(22): 80-86.

YANG C J, NIE C Y, WANG H Y, et al. Research of noise reduction algorithm and effect evaluation about EMG interference based on improved wavelet threshold[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(22): 80-86.

Power Frequency Adaptive Suppression Method Based on Local Outlier Factor of Frequency Density

HUANG Zijuan<sup>1,2</sup>, TU Juan<sup>1,2</sup>, DAI Zunxiang<sup>1,2</sup>

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China; 2. Fujian Provincial Key Lab of Medical Instrument and Pharmaceutical Technology, Fuzhou 350108, China)

**Abstract:** Bioelectric signals belong to weak low-frequency signals with strong noise, therefore it is necessary to filter out power frequency interference. In order to ensure the accuracy and effectiveness of the filtering during power frequency offset, local outlier factor based on frequency density, and combines empirical mode decomposition was proposed to carry out adaptive denoising of signals. Firstly, the local outlier factor was used in the frequency domain by the short-time Fourier transform, and the frequency offset and the offset time and frequency were found by FLOF. Secondly, the signal was segmented according to the offset time, and the average instantaneous power frequency within the segment was used as the actual power frequency within the segment. Finally, each signal segment was decomposed by EMD to generate multiple local feature components of different time scales. More useful information could be reserved only for the component filtering containing power frequency signals. The frequency estimation accuracy of this method was high, and the *SNR*, *RMSE*, and *SIM* were improved after filtering in different dB. Taking -30 dB as an example, compared with the least mean square error filtering and recursive least squares filtering, the *SNR* increases by 16.266 and 7.671 dB, the *RMSE* decreased by 16.017 and 4.388 dB, and the *SIM* increased by 0.200 and 0.013. It proved that the filtering effect in this study was better than the conventional adaptive filter.

**Keywords:** bioelectrical signal; power frequency; self adapting; local outlier factor; denoising