

*Н.О. ТУЛЯКОВА, канд. техн. наук, А.Н. ТРОФИМЧУК, д-р техн. наук,
А.Е. СТРИЖАК, д-р техн. наук*

АДАПТИВНЫЕ АЛГОРИТМЫ УСТРАНЕНИЯ ЭЛЕКТРОМИОГРАФИЧЕСКОГО ШУМА В СИГНАЛЕ ЭЛЕКТРОКАРДИОГРАММЫ

Введение

Происхождение шума в биомедицинских сигналах может быть связано не только с внешними помехами, наводкой сети питания, электронными шумами аппаратуры, дрейфом изолинии, но и с физиологическими процессами, влияющими на исследуемый сигнал, и двигательными артефактами. К физиологическим помехам относится электромиографический (ЭМГ) шум, вызванный сокращением мышц. Физиологические помехи сложно устранить схематехническими способами на этапе формирования первичных оценок параметров сигнала, так как в смеси с исследуемым сигналом они представляют разностный сигнал для усилителя биопотенциалов. Трудности устранения ЭМГ шума на этапе вторичной обработки сигнала вызваны широким, изменяющимся случайным образом спектром частот данной помехи. Считается, что основная мощность ЭКГ сигнала приходится на диапазон 0 – 40 Гц, а в диапазоне 40 – 160 Гц доля мощности составляет 1 – 5 %, однако высокочастотный состав сигнала ЭКГ заметно увеличивается при наличии в нем специфических деформаций, крутых подъемов, раздвоений зубцов и других высокочастотных нерегулярностей, имеющих важное диагностическое значение. Мощность ЭМГ помехи сосредоточена в диапазоне 20 – 400 Гц, поэтому ее спектр существенно пересекается со спектром сигнала ЭКГ, что ухудшает точность измерения параметров сигнала и делает невозможным его автоматический анализ.

Применение низкочастотной фильтрации для подавления шума в ЭКГ является причиной существенных искажений высокочастотных компонентов сигнала, что приводит к нарушению диагностических морфологических признаков. В связи с этим требование к частоте среза фильтров низких частот применительно к сигналу ЭКГ изменилось с 35 Гц [1] до 150 Гц для взрослых и подростков и 250 Гц – для детей [2]. Расширение полосы пропускания фильтров соответственно приводит и к увеличению доли шума в спектре исследуемого процесса. Таким образом, актуальной становится задача применения алгоритмов цифровой обработки сигналов с целью подавления высокочастотных помех, в частности ЭМГ шума, в ЭКГ при требовании минимального искажения информативной компоненты сигнала.

Модель электромиографического шума

Согласно центральной предельной теореме для описания случайного шума в теории линейной фильтрации используется гауссовская модель плотности распределения вероятностей (ПРВ). Однако многие феномены в измерительных системах относятся к классу важных для практики процессов, возникающих как суперпозиция множества малых независимых импульсных эффектов. Обоснованием для описания таких процессов служит обобщенная центральная предельная теорема, формулируемая следующим образом: если случайная величина X является пределом нормированной суммы независимых и одинаково распределенных случайных переменных (с конечной или бесконечной дисперсией), то распределение X является α -стабильным. ПРВ, относящиеся к α -стабильным, гладкие, унимодальные, симметричные относительно моды и колоколообразные. К частным случаям α -стабильного распределения относятся гауссова ПРВ (параметр импульсивности $\alpha=2$) и ПРВ Коши ($\alpha=1$), имеющие очень “тяжелые” хвосты [3].

Симметричная α -стабильная случайная величина подчиняется характеристической функции вида

$$\varphi(t) = \exp(j\mu t - \gamma|t|^\alpha), \quad (1)$$

где α – характеристика экспоненты, определяющая импульсивность или “тяжесть” хвостов ПРВ (малые значения α соответствуют увеличению уровня импульсивности), $0 < \alpha \leq 2$; μ – параметр местоположения функции ПРВ (среднее значение при $1 < \alpha \leq 2$ и медиана при $0 < \alpha \leq 1$); t – действительная переменная; γ – дисперсия распределения, характеризующая масштаб рассеяния случайной величины относительно параметра местоположения, $\gamma > 0$. Чем больше α , тем вероятнее нахождение случайной величины вблизи от центра ее распределения, и, наоборот, чем меньше α , тем больше элементов распределения сосредоточено вдали от центра распределения и тем более “тяжелые” хвосты имеет функция ПРВ. Предельный случай $\alpha=2$ соответствует гауссовой ПРВ с нулевым математическим ожиданием и дисперсией 2γ , случай $\alpha=1$ отвечает “нуль-центрированному” распределению Коши с дисперсией γ . В общем случае ПРВ α -стабильного распределения описывается функцией вида [3]

$$f_{\alpha}(x) \triangleq \begin{cases} \frac{1}{\pi x} \sum_{k=1}^{\infty} \frac{(-1)^{k-1}}{k!} \Gamma(\alpha k + 1) x^{-\alpha k} \sin[k\alpha\pi/2], & 0 < \alpha < 1, \\ 1/[\pi(x^2 + 1)], & \alpha = 1, \\ \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{2k!} \Gamma([2k+1]/\alpha) x^{2k}, & 1 < \alpha < 2, \\ \exp(-x^2/4)/[2\sqrt{\pi}], & \alpha = 2. \end{cases}, \quad (2)$$

где $\Gamma(\cdot)$ – гамма-функция, определяемая как $\Gamma(x) \triangleq \int_0^{\infty} t^{x-1} e^{-t} dt$.

ЭМГ шум, представляющий суперпозицию большого числа электрических потенциалов действия сокращающихся мышечных волокон, имеет импульсную природу и хорошо описывается симметричной α -стабильной ПРВ с более тяжелыми, чем гауссовы, хвостами [4, 5].

Мириадный фильтр

К наиболее популярным оценкам местоположения функции ПРВ относятся M -оценки, основанные на методе наибольшего правдоподобия. Принцип M -оценок заключается в следующем. Имеется дискретная последовательность отсчетов наблюдаемого процесса x_1, x_2, \dots, x_N в пределах окна данных размером N , где $x_i = \beta_i + v_i$, $1 \leq i \leq N$, β_i – параметр местоположения ПРВ, оцениваемый по выборке оценок сигнала x_i , v_i – шумовая компонента. Предполагается, что случайные переменные v_1, v_2, \dots, v_N независимые, подчиняются одному симметричному распределению, закон которого точно не известен. M -оценка параметра местоположения $\hat{\beta}$ определяется поиском глобального минимума функции риска [6]:

$$\hat{\beta} = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^N \rho(x_i - \beta), \quad (3)$$

где $\rho(\cdot)$ – функция потерь, служащая мерой расхождения между истинным значением оцениваемого параметра β и его оценкой x_i ; N – объем выборки. Величина $\rho(x_i - \beta)$ характеризует цену отличия оценки от истинного значения. Соответственно, M -оценка является точечной оценкой параметра β , при котором суммарный риск (3) минимальный. Поведение M -оценки полностью определяется функцией $\rho(\cdot)$ [7].

Рассмотрим функцию одной переменной $\rho(z)$, где $z \equiv (x_i - \beta)$. Для ПРВ Коши, описываемой законом $f(z) = K / [\pi(K^2 + z^2)]$, где $K > 0$ – коэффициент масштабирования, поиск максимума функции правдоподобия $\arg \max_{\beta} \log \{ \prod_{i=1}^N K / [\pi(K^2 + (x_i - \beta)^2)] \}$ сводится к минимизации суммы $\sum_{i=1}^N \log [K^2 + (x_i - \beta)^2]$. Тогда M -оценка местоположения ПРВ Коши (3), называемая мириадой выборки, определяется как

$$\hat{\beta} = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^N \log[K^2 + (x_i - \beta)^2]. \quad (4)$$

Свободно варьируемый коэффициент K , называемый параметром линейности мириады, позволяет изменять режимы работы мириадного фильтра от высокой устойчивости к воздействию импульсного шума, описываемого ПРВ Коши, при малых значениях K до линейного усредняющего фильтра $\hat{\beta} = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^N (x_i - \beta)^2$, оптимального для гауссовой ПРВ, при больших K [7 – 9]. При промежуточных значениях параметра K хорошо подавляется шум с симметричным распределением и более тяжелыми, чем гауссовы, хвостами [10].

Выходной сигнал мириадного фильтра является M -оценкой параметра местоположения ПРВ, получаемой по выборке отсчетов входного сигнала в пределах скользящего окна,

$$y_i = \text{myriad}\{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N; K\}, \quad (5)$$

где i – индекс центрального элемента скользящего окна размером N ;

$x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N$ – временная последовательность отсчетов входного сигнала; K – параметр линейности, позволяющий управлять режимами работы мириадного фильтра [5, 10].

Локально-адаптивные мириадные фильтры

С целью адаптации параметра линейности мириадного фильтра для каждого i -го положения скользящего окна будем использовать прямопропорциональную зависимость

$$K_A = bQ_i, \quad Q_i = x^{(p)} - x^{(q)}, \quad (6)$$

где b – постоянный коэффициент; Q_i – квазиразмах упорядоченной выборки в скользящем окне данных ($x^{(1)} \leq x^{(2)} \leq \dots \leq x^{(j)} \leq \dots \leq x^{(N)}$), являющийся робастной оценкой масштаба данных; N – размер окна; p, q – номера порядковых статистик, $p > q$, $p - q \approx (N - 1) / 2$.

Тогда выходной сигнал адаптивного мириадного фильтра [11, 12], обозначим его как AMF , описывается выражением

$$y_i^{AMF} = \text{myriad}\{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N, K_A\}, \quad (7)$$

где K_A – параметр линейности, вычисляемый для каждого i -го положения скользящего окна мириадного фильтра по формуле (6).

Предложим мириадный локально-адаптивный фильтр (МЛАФ), в котором для обработки окрестности текущего i -го отсчета в одном случае будет применяться AMF с небольшим размером окна и нелинейными свойствами, а в другом – AMF с большим окном и настройкой режима линейности свойств путем увеличения коэффициента b (6). Для адаптивного переключения выходных сигналов двух AMF будем использовать параметры локальной адаптации, подобные пороговым параметрам фильтра Хэмпела [13], значения которых предварительно сглаживаются линейным фильтром. Выходной сигнал данного МЛАФ, обозначим его как AMH , описывается выражением

$$y_i^{AMH} = \begin{cases} y_i^{AMF(N_1, b_1)}, & \text{if } r_i^f \leq th_i^f; \\ y_i^{AMF(N_2, b_2)}, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (8)$$

где $y_i^{AMF(N_1, b_1)}$ – выходной сигнал AMF (7) с размером окна N_1 и коэффициентом b_1 ;

$y_i^{AMF(N_2, b_2)}$ – выходной сигнал AMF с аналогичными параметрами N_2 и b_2 , $N_1 < N_2$, $b_1 < b_2$;

$r_i^f = \text{mean}\{r_1, r_2, \dots, r_{N_2}\}$ – сглаженные линейным усредняющим фильтром значения

$r_i = |x_i - m_i|$, где x_i – центральный элемент, m_i – медиана данных в окне размером N_2 ;

$th_i^f = \text{mean}\{th_1, th_2, \dots, th_{N_2}\}$ – сглаженные значения $th_i = tS_i^{Mad}$, где t – пороговый параметр, $S_i^{Mad} = 1,4826 \text{ median}\{|x_1 - m_i|, |x_2 - m_i|, \dots, |x_{N_2} - m_i|\}$ – локальные оценки масштаба данных, $x_i, i=1, \dots, N_2$, – элементы выборки; $m_i = \text{median}\{x_1, x_2, \dots, x_{N_2}\}$ – медиана выборки.

Предполагается, что МЛАФ *AMH* хорошо сохранит сигнал ЭКГ на участках его быстрого изменения за счет высоких динамических свойств *AMF* в нелинейном режиме и малого размера окна и подавит шум при обработке участков медленного изменения сигнала благодаря настройке параметра K в линейный режим и увеличению размера окна.

Рассмотрим МЛАФ, которым в результате сравнения параметров локальной активности – Z -параметров [15] с порогами адаптивно переключаются выходные сигналы трех компонентных *AMF* (7). Выходной сигнал данного МЛАФ, обозначим как *AMZ*, описывается как

$$y_i^{AMZ} = \begin{cases} y_i^{AMF(N_3, b_3)}, & \text{if } Z_i^f < Z_1^t; \\ y_i^{AMF(N_2, b_2)}, & \text{if } (Z_i^f \geq Z_1^t) \wedge (Z_i^f < Z_2^t); \\ y_i^{AMF(N_1, b_1)}, & \text{if } (Z_i^f \geq Z_2^t) \vee (Q_{Z_i}^f > Z_2^t); \end{cases} \quad (9)$$

где $y_i^{AMF(N_j, b_j)}, j=1 \dots 3$, – выходной сигнал j -го *AMF* с размером окна N_j и настроечным коэффициентом b_j ; $N_3 > N_2 > N_1, b_3 > b_2 > b_1$; $Z_i^f, Q_{Z_i}^f$ – отфильтрованные медианным фильтром значения параметров локальной активности, вычисляемых для каждого i -го положения скользящего окна, $Z_i = \frac{\sum_{j=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} (y_{i-j}^f - x_{i-j})}{\sum_{j=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} |y_{i-j}^f - x_{i-j}|}$, где y_{i-j}^f – отсчеты выходного сигнала предварительного фильтра; x_{i-j} – соответствующие отсчеты входного сигнала ($N=N_2$); $Q_{Z_i} = Z_i^{(p)} - Z_i^{(q)}$ – квазиразмах Z -параметра – разность p -й и q -й порядковых статистик упорядоченного множества $\{Z^{(1)}, Z^{(2)}, \dots, Z^{(N)}\}$ в окне данных, $p - q \approx (N - 1) / 2$; $Z_1^t \approx 0,2, Z_2^t \approx 0,4$ – пороговые значения. Предварительный фильтр, используемый для вычисления Z -параметра, имеет средние динамические свойства и хорошо подавляет шум и обычно является промежуточным компонентом МЛАФ (9) [15].

МЛАФ *AMH* (8) и *AMZ* (9) не используют предварительную сегментацию сигнала на высокочастотные и низкочастотные участки, априорную информацию о характере изменения сигнала и дисперсии шума, не требуют время для настройки параметров фильтра. За счет параллельных вычислений параметров локальной адаптации r_i^f, th_i^f, Z_i^f и выходных сигналов компонентных фильтров МЛАФ (8) – (9) могут осуществлять обработку с небольшой задержкой получения отсчетов выходного сигнала относительно входного, т.е. практически в реальном времени. МЛАФ *AMH* (8) использует не три, а два компонентных фильтра, соответственно его быстродействие выше, что может быть заметно при увеличении размеров окон для обработки сигналов, регистрируемых с более высокой частотой дискретизации.

Динамические аппроксимирующие алгоритмы

С целью повышения качества оценок сигнала ЭКГ при наличии ЭМГ шума предложены простые и высокоэффективные адаптивные линейные фильтры [16 – 19], динамически изменяющие длину интервала аппроксимации в зависимости от низкочастотного или высокочастотного характера изменения сигнала ЭКГ. Аппроксимация осуществляется по оптимальному по критерию минимума среднеквадратической ошибки алгоритма Савицкого – Голея [20]:

$$y_i = \sum_{j=-n}^{j=n} c_j x_{i+j} / N, \quad (10)$$

где y_i – сигнал на выходе алгоритма аппроксимации; x_{i+j} – входной сигнал; n – длина сегментов интервала аппроксимации, имеющих общую точку с индексом i ; $c_j = 3n^2 + 3n - 1 - 5j^2$ – весовые коэффициенты; $N = [(2n+1)(4n^2 + 4n - 3)]/3$ – нормирующий коэффициент.

В динамическом аппроксимирующем алгоритме, представленном в [16 – 18], для оценки крутизны сигнала ЭКГ вводится *Wing*-функция, вычисляемая как

$$W_i = -abs [(x_i - x_{i-n})(x_i - x_{i+n})], \quad (11)$$

где $2n+1$ – длина двух смежных сегментов входного сигнала, имеющих общую точку i .

Wing-функция имеет экстремумы на участке высокочастотного *QRS*-комплекса ЭКГ, что позволяет использовать значения данной функции для адаптивной настройки длины интервала аппроксимации по формуле

$$n_i = n_{\min} + (n_{\max} - n_{\min})(W_i^f - W_{\min}^f)/(W_{\max}^f - W_{\min}^f), \quad (12)$$

где n_{\min} , n_{\max} – минимальная и максимальная длина сегментов интервала; W_i^f – значения *Wing*-функции, сглаженные линейным фильтром; W_{\max}^f , W_{\min}^f – максимальное и минимальное значения W_i^f на интервале реализации сигнала длиной в период ЭКГ.

Достоинствами данного динамического аппроксимирующего алгоритма, обозначим его как *DAW*, являются высокие динамические свойства и высокая эффективность подавления шума [12, 16 – 18, 21], однако данный алгоритм не всегда применим в реальном времени.

В динамическом аппроксимирующем алгоритме, описанном в [19], для адаптивной настройки минимальной длины интервала аппроксимации n_{\min} , применяемой на высокочастотном участке *QRS*-комплекса, используется параметр

$$r_{in_out} = std_{RN_out} / std_{RN_QRS}, \quad (13)$$

где std_{RN_out} , std_{RN_QRS} – среднеквадратические отклонения остаточного шума (*RN* – *residual noise*) вне и внутри *QRS*-комплекса соответственно.

За пределами участка *QRS* применяется фиксированный размер максимальной длины интервала n_{\max} . Фильтрация сигнала на периоде ЭКГ повторяется до тех пор, пока $r_{in_out} > r_s$ (r_s подбирается эвристически), соответственно автоматически настраивается минимальный размер интервала аппроксимации для обработки *QRS*-комплекса от $n_{\min} = n_{\min1}$ до $n_{\min} = n_{\min2}$, где $n_{\min1}$, $n_{\min2}$ – заданные наибольшее и наименьшее значения минимальной длины интервала аппроксимации n_{\min} . Данный динамический аппроксимирующий алгоритм, обозначим его как *DARN*, имеет высокие динамические и статистические свойства [19, 21], однако для его применения необходим детектор *QRS*-комплексов, время для настройки параметра n_{\min} , что не позволяет применить фильтрацию в реальном времени.

Результаты численного моделирования

В качестве тестового использовался сигнал ЭКГ при частоте дискретизации 500 Гц (рис.1). Моделировался шум, описываемый симметричной α -стабильной ПРВ [3]. Поскольку дисперсия α -стабильного распределения может быть бесконечной, то уровень шума определялся геометрическим отношением сигнал-шум *G-SNR* [5, 22].

Для получения оценок эффективности фильтров использовались критерии среднеквадратической ошибки (СКО) χ и отношения сигнал-шум (ОСШ) q , вычисляемые по формулам

$$\chi = \sum_{i=1}^I (y_i^f - s_i)^2 / I, \quad q = 10 \lg(p_s / p_n) \quad (14)$$

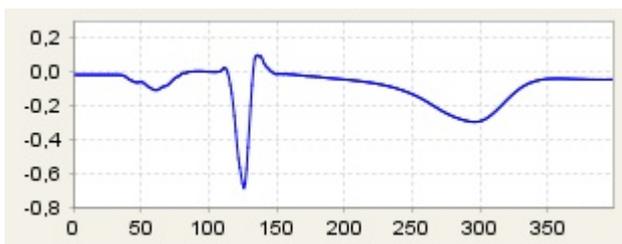


Рис. 1

где y_i^f – i -й отсчет сигнала на выходе фильтра; s_i – сигнал в отсутствие помех; I – длительность реализации; $p_s = \sum_{i=1}^I (s_i - \bar{s})^2 / I$ – мощность сигнала, $\bar{s} = \sum_{i=1}^I s_i / I$ – среднее значение сигнала; $p_n = \sum_{i=1}^I (y_i^f - s_i)^2 / I$ – мощность шума.

Параметры рассмотренных адаптивных фильтров подобраны численным моделированием для тестового сигнала ЭКГ (рис.1) в условиях среднего уровня аддитивного гауссова шума (ОСШ=10 дБ). Для МЛАФ *AMH* (8) заданы такие параметры: $N_1=5$, $b_1=1$, $N_2=17$, $b_2=10$, $t=0,5$. С целью улучшения устойчивости к выбросам в МЛАФ можно использовать предварительную фильтрацию сигнала робастным мириадным фильтром с нелинейными свойствами ($K=0,1$) и малым размером окна ($N=5$) – обозначим как *AMH'*. Для МЛАФ *AMZ* (9) параметры следующие: $N_1=5$, $b_1=1$, $N_2=13$, $b_2=5$, $N_3=17$, $b_3=10$. В качестве предварительного фильтра для вычисления Z -параметра в МЛАФ *AMZ* (9) используется промежуточный компонент – *AMF* (7) с параметрами $N_2=13$, $b_2=5$. Так как Z -параметр имеет флуктуирующий характер [15], его значения обрабатываются медианным фильтром с размером окна $N=5$. В динамическом алгоритме *DAW* для вычисления *Wing*-функции (11) использовалось окно $2n+1=9$ отсчетов, а при определении длины интервала аппроксимации n_i (12) задавались параметры $n_{min}=1$, $n_{max}=15$ [16]. В динамическом алгоритме *DARN* минимальный размер интервала аппроксимации для обработки *QRS*-комплекса в зависимости от уровня шума автоматически настраивается в пределах от $n_{min}=6$ до $n_{min}=2$, интервал аппроксимации для фильтрации низкочастотного участка – $n_{max}=15$ [19].

Анализ усредненных для количества реализаций $N_R=200$ показателей СКО (*ppm*) и ОСШ (дБ) при заданном среднем уровне α -стабильного шума ($G-SNR=10$ дБ, $\gamma=1$) и различных значениях параметра α (таблица) показывает высокое качество подавления импульсного шума алгоритмами *AMZ*, *AMH*, *AMH'*, *DARN*. В случае гауссовой ПРВ шума при $\alpha=2$ наиболее эффективны алгоритмы *DARN*, *AMH*, *AMZ*, обеспечивая уменьшение СКО в 8,7 – 8,6 раз и увеличение ОСШ на 9,6– 9,5 дБ. При возрастании уровня импульсивности до $\alpha=1,7$ наилучшую эффективность имеют *AMZ* и *AMH*, при этом СКО уменьшается в десятки – сотни раз, а ОСШ увеличивается на 10,5 – 12,4 дБ. При высокой импульсивности шума ($\alpha=1,6 – 1,5$) оказывается целесообразным применение предварительного робастного мириадного фильтра (вариант МЛАФ *AMH'*), при этом СКО уменьшается на два-три порядка, а ОСШ возрастает на 13,8 – 15,6 дБ.

Фильтр	$\alpha=2,0$		$\alpha=1,9$		$\alpha=1,8$		$\alpha=1,7$		$\alpha=1,6$		$\alpha=1,5$	
	χ	q										
Исх,	975	11,34	2738	10,01	7348	8,64	20082	7,08	58068	5,31	183161	3,26
AMH	113	20,87	126	20,47	144	20,01	171	19,43	212	18,73	266	18,00
AMH'	146	19,75	150	19,66	156	19,49	163	19,3	172	19,09	182	18,86
AMZ	114	20,84	123	20,53	140	20,02	159	19,51	182	18,92	214	18,26
DAW	163	19,19	295	18,16	718	16,62	1788	14,94	5080	12,53	14771	9,72
DARN	112	20,90	158	19,85	252	18,61	441	17,20	864	15,58	1942	13,69

ЭМГ шум моделируется симметричным α -стабильным распределением при значениях характеристики экспоненты $\alpha=1,9 – 1,7$ [4, 5]. Выходные сигналы адаптивных фильтров для тестового сигнала ЭКГ (рис.1) приведены на рис.2 ($\alpha=2$), рис.3 ($\alpha=1,9$), рис.4 ($\alpha=1,8$), рис.5 ($\alpha=1,7$), где a – исходный сигнал; b – сигнал на выходе *AMH*, v – сигнал на выходе *AMH'*,

ε – сигнал на выходе *AMZ*; δ – сигнал на выходе *DAW*; e – сигнал на выходе *DARN*. Как видим, МЛДФ *AMZ*, *AMH* лучше сохраняют информативную компоненту сигнала, а *AMH'* более качественно устраняет выбросы.

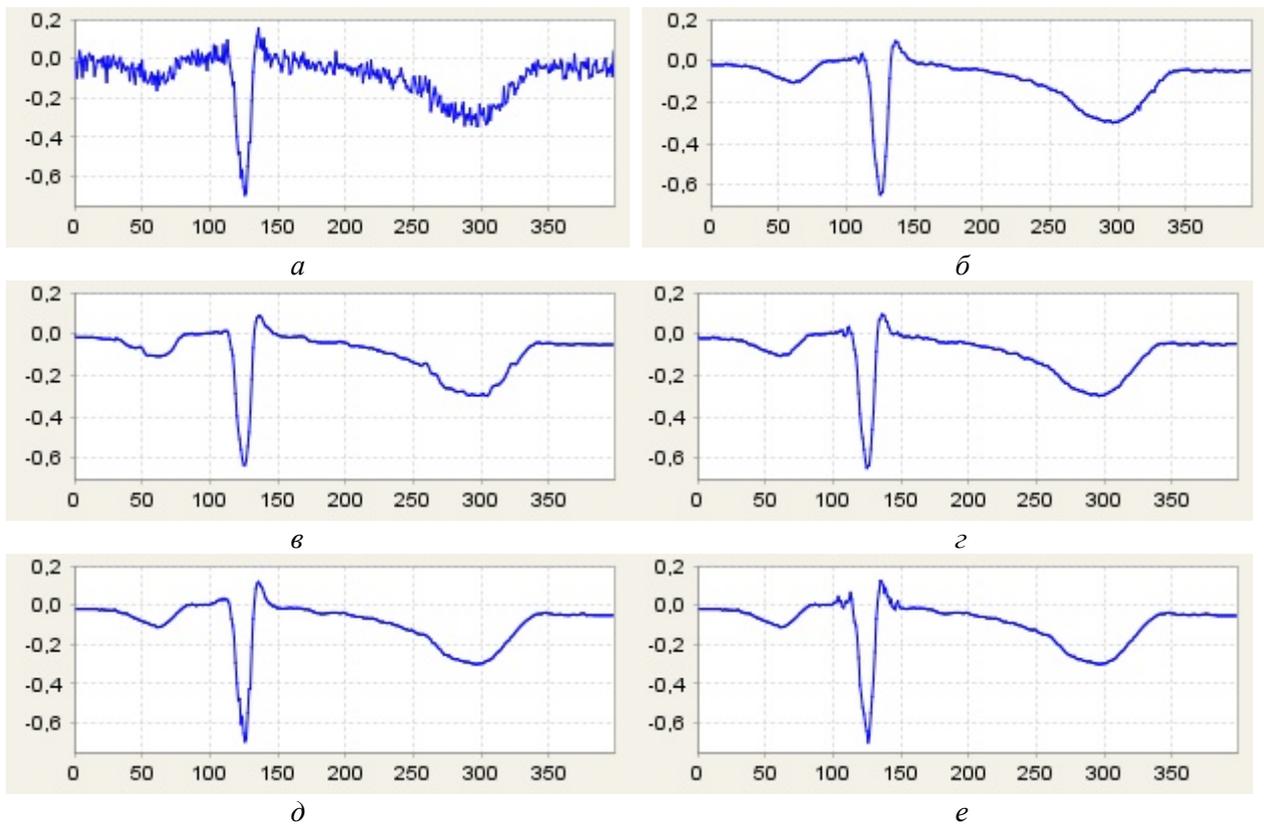


Рис. 2

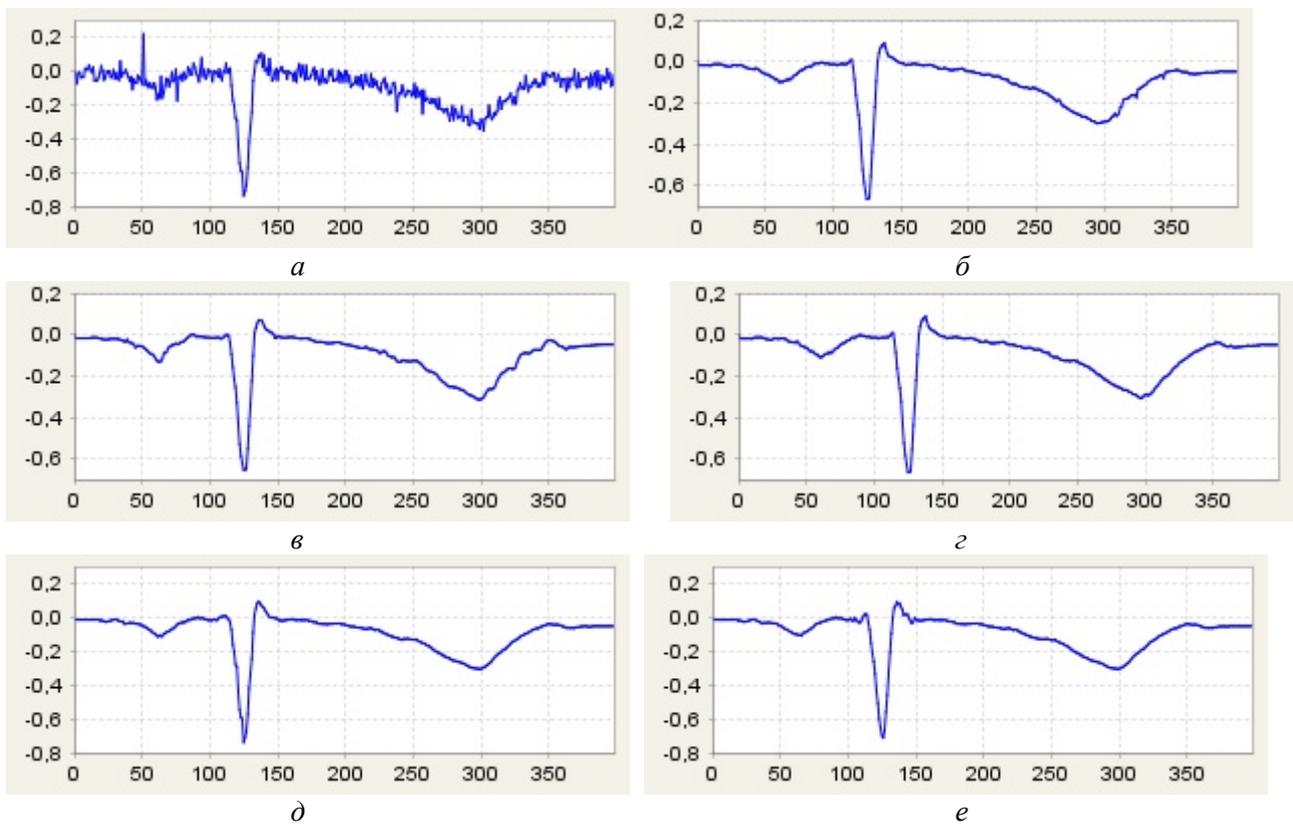


Рис. 3

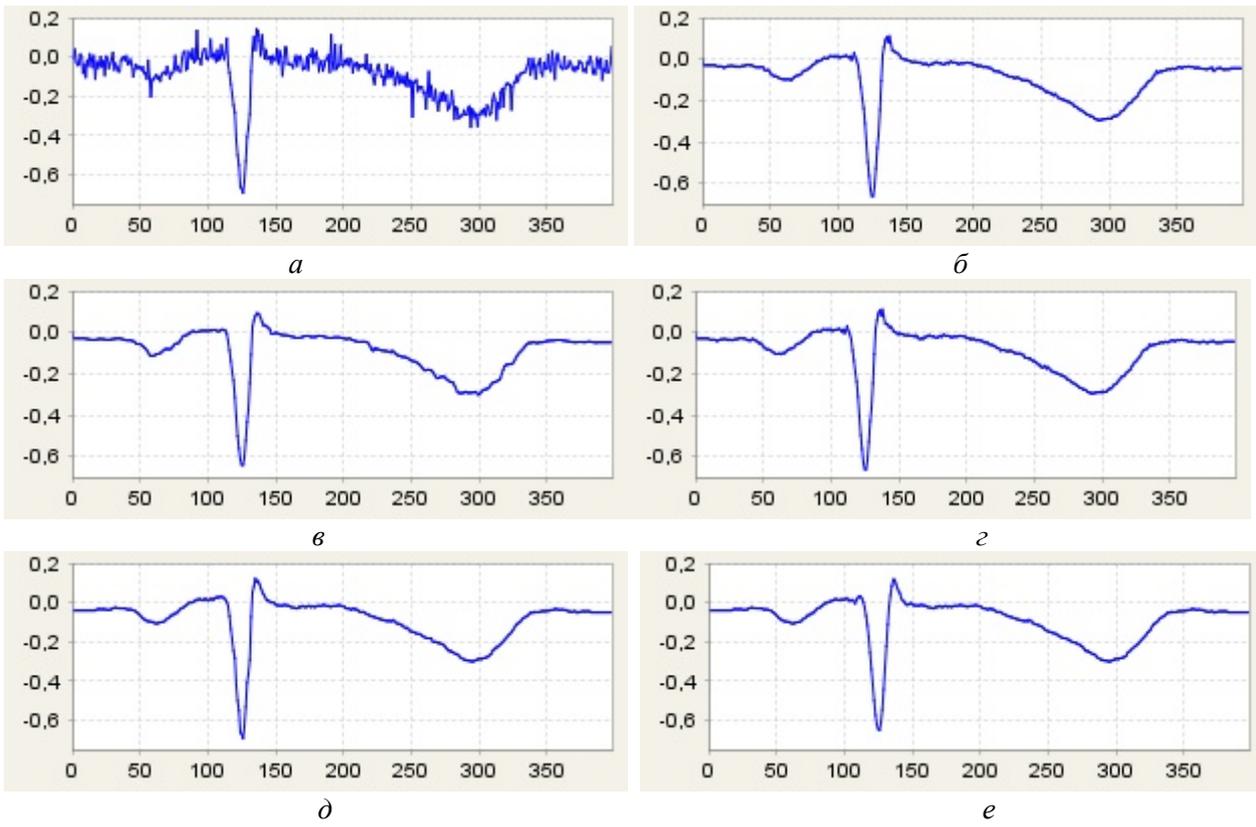


Рис. 4

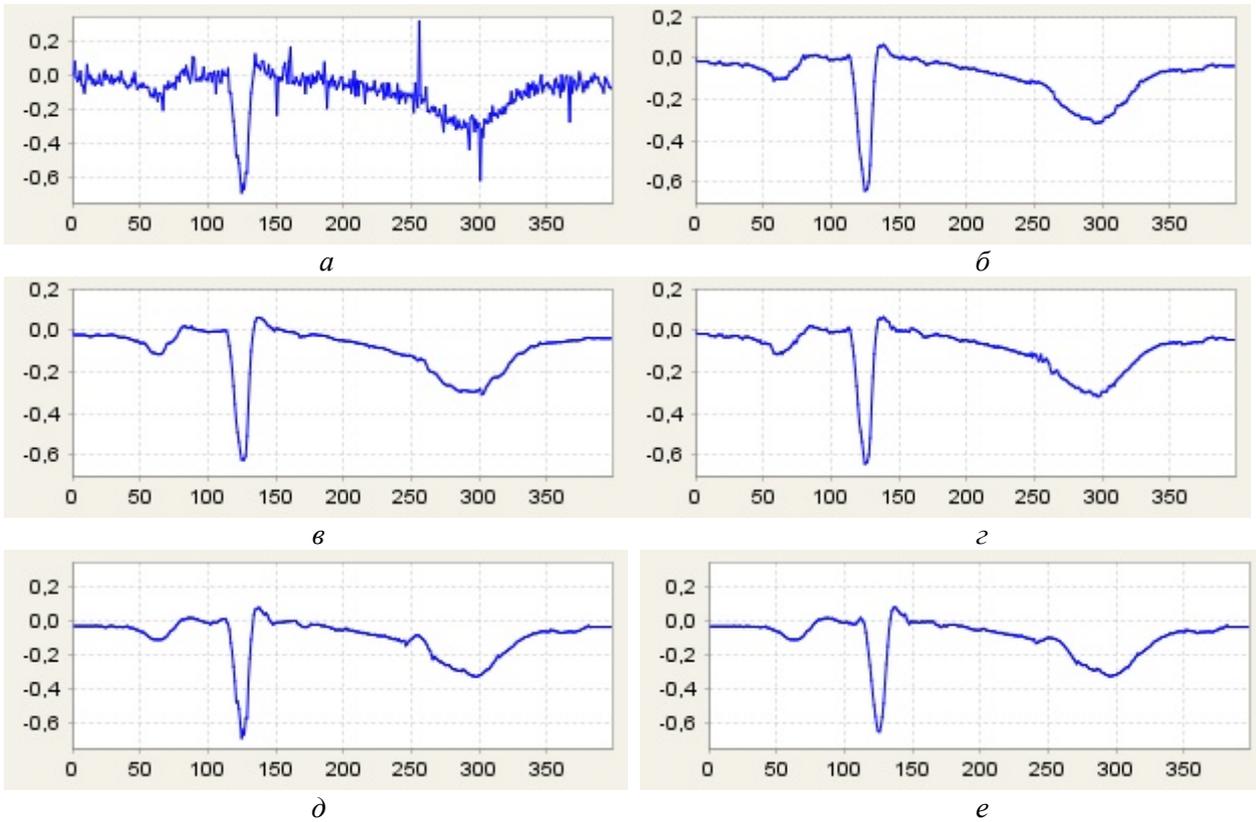


Рис. 5

Заклучение

Рассмотрены высокоэффективные адаптивные алгоритмы фильтрации ЭМГ шума в сигнале ЭКГ, регистрируемом с частотой дискретизации 500 Гц. С помощью компьютерного моделирования для тестового сигнала ЭКГ получены статистические оценки качества подавления случайного шума, описываемого симметричной α -стабильной ПРВ, моделирующего ЭМГ помеху. Показано, что предложенные локально-адаптивные мириадные фильтры с изменяемым размером скользящего окна N и изменяемым параметром линейности мириадной оценки K лучше подавляют ЭМГ шум в сравнении с высокоэффективными динамическими аппроксимирующими алгоритмами [16 – 19]. При этом локально-адаптивные мириадные фильтры не требуют предварительного определения QRS -комплексов, время для настраивания параметров фильтра, и за счет распараллеливания вычислений могут осуществлять обработку сигнала практически в реальном времени.

Список литературы: 1. *Subcommittee on Instrumentation Committee on Electrocardiography – American Heart Association, Recommendation for instruments in electrocardiography and vectorcardiography // IEEE Tr. BioMed. Eng.– 1967. – Vol.14. – P.60-68.* 2. *Kligfield, P., Gettes, L.S., Bailey, J.J. et al. Recommendations for the standardization and interpretation of the electrocardiogram: Part I: The electrocardiogram and its technology. A scientific statement from the American Heart Association Electrocardiography and Arrhythmias Committee, Council on Clinical Cardiology; the American College of Cardiology Foundation; and the Heart Rhythm Society endorsed by the International Society for Computerized Electrocardiology// J. Am. Coll. Cardiol. – 2007. – Vol.49. – P.1109-1127.* 3. *Nikias, C.L., Shao, M. Signal Processing with Alpha-Stable Distributions and Applications. New York: John Wiley & Sons, NY, USA, 1995.* 4. *Pander, T. An application of weighted myriad filter to suppression an impulsive type of noise in biomedical signals // TASK Quarterly. – 2004. – Vol.2, No.8. – P.199-216.* 5. *Pander, T. Impulsive Noise Filtering In Biomedical Signals With Application of New Myriad Filter // Biosignal' 2010: Proc. of the Int. Conf. – 2010. – P.94-101.* 6. *Gonzalez, J.G, Lau, D.L., Arce, G.R. Towards a general theory of robust nonlinear filtering: selection filters // IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP'97). – 1997. – P.3837-3840.* 7. *Gonzalez, J.G. Statistically-Efficient Filtering in Impulsive Environments: Weighted Myriad Filters // EURASIP Journal on Applied Signal Processing. – 2002. – Vol.1, No.1. – P.4-20.* 8. *Gonzalez, J.G, Arce, G.R. Optimality of the myriad filter in practical impulsive-noise environments // IEEE Trans. Sig. Proc. – 2001. – Vol.49, No.2. – P.438-441.* 9. *Carrillo, R.E., Aysal, T.C., Barner, K.E. A Generalized Cauchy Distribution Framework for Problems Requiring Robust Behavior // EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. – 2010. – 19 p.* 10. *Kalluri, S., Arce, G.R. Adaptive weighted myriad filter algorithms for robust signal processing in α -stable noise environments // IEEE Trans. Sig. Proc. – 1998. – Vol. 46, No.2. – P.322-334.* 11. *Тулякова, Н.О. Локально-адаптивные мириадные фильтры // Радиотехника. – 2014. – Вып.180. – С.50-59.* 12. *Тулякова, Н.О. Локально-адаптивная мириадная фильтрация сигнала электрокардиограммы // Радиотехника. – 2015. – Вып.180. – С.152-162.* 13. *Pearson, R.K., Neuvo, Y., Astola, J. The Class of Generalized Hampel Filters // Proc. of the 23rd European Signal Processing Conference (EUSIPCO). – 2015. – P.2546-2550.* 14. *Тулякова, Н.О., Трофимчук А.Н., Стрижак А.Е. Алгоритмы мириадной фильтрации // Радиоэлектронные и компьютерные системы : науч.-техн. журнал Нац. аэрокосм. ун-та им. Н.Е. Жуковского "ХАИ". – X., 2014. – № 4 (68). – С.76-83.* 15. *Лукин, В.В. Анализ поведения показателя локальной активности для нелинейных адаптивных фильтров // Радиофизика и электроника : сб. науч. тр. НАН Украины. Ин-т радиофизики и электроники им. А.Я. Усикова. – X., 1998. – Вып.3., № 2. – С.80-89.* 16. *Christov, I., Daskalov, I. Filtering of electrocardiogram artifacts from the electrocardiogram // Medical Engineering & Physics. – 1999. – Vol.21. – P.731-736.* 17. *Bortolan, G., Christov, I., Simova, I., Dotsinsky, I. Noise processing in exercise ECG stress test for the analysis and the clinical characterization of QRS and T wave alternans // Biomed. Sign. Proc. Contr. – 2015. – Vol.18. – P.378-385.* 18. *Christov, I., Neycheva, T., Schmid, R., Stoyanov, T., Abächerli, R. Pseudo real-time low-pass filter in ECG, self-adjustable to the frequency spectra of the waves // Medical & Biological Engineering & Computing. – 2017. – P. 1-10.* 19. *Bortolan, G., Christov I. Dynamic Filtration of High-Frequency Noise in ECG Signal // Computing in Cardiology. – 2014. – Vol.41. – P.1089-1092.* 20. *Savitzky A., Golay M. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures // Anal. Chem. – 1964. – Vol.36. – P.1627-1639.* 21. *Тулякова Н.О., Трофимчук А.Н., Стрижак А.Е. Алгоритмы фильтрации электрокардиограммы с динамически изменяемым размером окна // Радиоэлектронные и компьютерные системы : науч.-техн. журнал Нац. аэрокосм. ун-та им. Н.Е. Жуковского "ХАИ". – X., 2016. – № 2 (76). – С.4-14.* 22. *Gonzalez, J.G, Paredes, J.L., Arce, G.R. Zero-Order Statistics: A Mathematical Framework for the Processing and Characterization of Very Impulsive Signals // IEEE Trans. Sig. Proc. – 2006. – Vol.54, No.10. – P.3839-3851.*

*Институт прикладной физики НАН Украины,
Институт телекоммуникаций и глобального
информационного пространства НАН Украины*

Поступила в редколлегию 14.01.2017