

УДК 621.372; 616.12-073.7

Н. О. ТУЛЯКОВА

*Институт телекоммуникаций и глобального информационного пространства
НАН Украины*

МЕТОДЫ УСТРАНЕНИЯ МИОГРАФИЧЕСКОГО ШУМА В ЭЛЕКТРОКАРДИОГРАММЕ

Рассмотрены наиболее эффективные методы подавления миографического шума в ЭКГ. С помощью компьютерного моделирования получены оценки эффективности фильтрации по критерию отношения сигнал - шум. Проведен сравнительный анализ методов подавления шума в ЭКГ. Показана высокая эффективность адаптивных методов на основе вейвлетных и дискретных косинусных преобразований, аппроксимирующей фильтрации с изменяющимся в зависимости от свойств сигнала размером окна и локально-адаптивной нелинейной фильтрации в скользящем окне. Эффективность данных адаптивных методов фильтрации более чем на 5 дБ превышает эффективность фильтра Баттерворта, используемого для подавления шума в ЭКГ. Локально-адаптивные нелинейные фильтры, обеспечивая высокое быстродействие в реальном времени и устойчивое функционирование в условиях априорной неопределенности модели сигнала и дисперсии шума, практически не уступают по эффективности подавления шума другим адаптивным методам.

Ключевые слова: электрокардиограмма, миографический шум, адаптивные фильтры, локально-адаптивная нелинейная фильтрация.

Введение

Электромиографический (ЭМГ) шум – сложная физиологическая помеха в связи с широким, случайным спектром частот, пересекающимся со спектром полезного сигнала электрокардиограммы (ЭКГ). ЭМГ шум обычно возникает при треморе мышц, движениях конечностей или тела пациента и регистрируется с помощью одной пары электродов с ЭКГ, поэтому на выходе измерительного преобразователя сигнал доступен в смеси с данной помехой. Биопотенциалы сокращающихся мышечных волокон наблюдаются в сигнале в виде нестационарного шума, описываемого симметричным распределением с “тяжелыми” хвостами и невысокой импульсивностью [1]. Наличие данной помехи чрезвычайно усложняет, а часто и делает невозможным точное автоматическое определение характерных точек полезного сигнала, распознавания специфических волн и комплексов.

Актуальность задачи повышения эффективности фильтрации ЭКГ обусловлена тем, что качество устранения помех в данном биомедицинском сигнале известными методами не всегда оказывается приемлемым. Общепринятым для подавления шума в ЭКГ считается применение фильтров низких частот с минимальной частотой среза 35 Гц, однако данные фильтры значительно сглаживают зубцы ЭКГ, вызывают неинформативные всплески в окрестности QRS-комплекса, не полностью подавляют шум [1].

Попытки адаптивной линейной фильтрации ЭКГ имеют ограниченный успех. Наличие в сигнале резких изменений вида QRS- комплекса затрудняет процесс адаптивной перестройки весов фильтра, вызывает нежелательные искажения [2]. Реализация адаптивного компенсатора помехи для устранения ЭМГ шума [3] сложна, так как требует дополнительный канал съема сигнала, статистически не зависящего от ЭКГ и коррелированного с ЭМГ помехой, а также время на адаптацию параметров фильтра. Недостатком аппроксимирующего фильтра с адаптивным в зависимости от свойств сигнала изменением размера окна и весовых коэффициентов является незначительное расширение QRS- комплекса и нереализуемость в реальном времени [4].

Наиболее эффективными методами борьбы с ЭМГ шумом являются адаптивные методы на основе ортогональных преобразований (вейвлетных, дискретных косинусных) [5, 6]. Однако данные фильтры имеют следующие недостатки: допущение стационарности сигнала в пределах окна данных, невысокая эффективность при непрогнозируемых изменениях сигнально-помеховой ситуации, потери или искажения низкоамплитудных параметров и появление эффекта Гиббса (“звона”) в окрестности резких изменений сигнала в результате применения пороговых оценок, необходимость предварительной оценки дисперсии шума [5, 6]. Данные недостатки отсутствуют для методов локально-адаптивной нелинейной устойчивой фильтрации [7, 8].

1. Адаптивные методы подавления ЭМГ шума в ЭКГ

1.1. Адаптивный аппроксимирующий метод

Метод адаптивного подавления ЭМГ шума в ЭКГ [4] заключается в применении аппроксимирующего фильтра, параметры которого (размер окна и весовые коэффициенты) изменяются в зависимости от формы сигнала. Использование данной процедуры требует предварительной оценки формы ЭКГ, которая осуществляется посредством вычисления предложенной в [4] “wings” (W)- функции, которая имеет четко выраженные экстремумы в области резких Q, R, S- зубцов. Для ЭКГ при частоте дискретизации 400 Гц W - функция определяется умножением значений крутизны двух смежных сегментов сигнала длительностью 10 мс, имеющих общую точку с индексом n [4]:

$$W(n) = -\text{abs}([S(n) - S(n-4)][S(n) - S(n+4)]), \quad (1)$$

где $S(n)$ – значение дискретного сигнала в n -м отсчете.

Аппроксимирующий фильтр описывается следующим выражением:

$$y(n) = \frac{1}{N} \sum_{j=-K}^{j=K} c_j x(n+j), \quad (2)$$

где $y(n)$ – выходной сигнал;

$N = [(2K+1)(4K^2 + 4K - 3)]/3$ – нормирующий коэффициент;

K – длина сегментов с обеих сторон от общей точки с индексом n ;

$c_j = 3K^2 + 3K - 1 - 5j^2$ – весовые коэффициенты;

$x(n+j)$ – входной дискретный сигнал.

Длина интервала аппроксимации фильтра (2) – $2K+1$, весовые коэффициенты находятся исходя из критерия минимума среднеквадратической ошибки (СКО). Увеличение длины интервала аппроксимации приводит к лучшему подавлению шума, но и к большему сглаживанию Q, R, S - зубцов. Для преодоления данного недостатка длина интервала адаптивно изменяется в зависимости от формы сигнала: малый размер окна используется для обработки QRS- комплекса, больший – для сглаживания шума в области медленных P, T- волн [4]. Длина сегментов интервала аппроксимации в окрестности текущего отсчета с индексом n определяется в зависимости от предварительно вычисленных значений W - функции по формуле [4]

$$K(n) = K_{\min} + (K_{\max} - K_{\min}) \times (W(n) - W_{\min}) / (W_{\max} - W_{\min}), \quad (3)$$

где K_{\min} , K_{\max} – минимальная и максимальная длины сегментов интервала аппроксимации;

$W(n)$ – значения сглаженной “wings”- функции;

W_{\max} , W_{\min} – максимальное и минимальное значения W - функции, вычисляемые для интервала, соответствующего длине сигнала.

Рекомендуемые значения $K_{\min}=1$ и $K_{\max}=15$ получены в результате многочисленных тестирований ЭКГ сигналов при частоте дискретизации 400 Гц [4].

1.2. Адаптивные фильтры Винера

К наиболее совершенным методам подавления ЭМГ шума в ЭКГ относятся адаптивные фильтры на основе ортогональных преобразований [5, 6], использующие мощный концептуальный инструмент оптимальной оценки Винера. Главным достоинством фильтров Винера является их оптимальность по некоторому критерию эффективности, обычно минимуму СКО – возможность получить наилучшую достижимую оценку. Однако оптимальным фильтром Винера (ОФВ) используются предположение статистической независимости полезного и мешающего сигналов, модель идеального белого шума с известной дисперсией, модель идеального неискаженного сигнала [5, 6]. По этим причинам эффективность ОФВ зависит от адекватности принятой модели полезного сигнала (или его оценки), от выполнения условий стационарности помехи, от точности оценки ее дисперсии.

Пусть на входе алгоритма фильтрации наблюдается дискретный сигнал в виде смеси полезного сигнала s и помехи n : $x=s+n$, где x , s , n – $(N \times 1)$ векторное представление соответственно наблюдаемого, полезного и мешающего сигналов. Модель помехи n полагается гауссовой с нулевым математическим ожиданием и дисперсией σ^2 . В результате применения оператора принятия решения H имеем оценку полезного сигнала $\hat{s} = Hx$. Принцип принятия решения заключается в нахождении минимума ошибок между оценкой \hat{s} и истинным сигналом s , измеряемых функцией потерь. Предпочтительно в качестве меры потерь используется критерий минимума СКО, называемый средним риском, $\mathcal{R}(H, s) = E(\|s - Hx\|)$. Оптимальный линейный оператор H , минимизирующий средний риск на выходе, называется фильтром Винера

$$H_{WF} = R_s (R_s + \sigma^2 I)^{-1}, \quad (4)$$

где $R_s = E(ss^T)$ – автокорреляционная матрица;

$\sigma^2 I$ – диагональная автокорреляционная матрица идеального белого шума;

I – единичная матрица.

Поскольку на практике информативная компонента изучаемого процесса и дисперсия помехи неизвестны, то необходимо получение их наиболее

адекватных оценок (моделей), а затем использование их для расчета передаточной функции ОФВ (4). Данная идея реализуется двухэтапной схемой адаптивного фильтра Винера (АФВ) в области некоторого ортогонального преобразования (рис.1), сочетающей достоинства пороговой и оптимальной Винеровской оценок.

На 1-м этапе АФВ определяется управляющая оценка \hat{s} , которая служит моделью полезного сигнала для определения передаточной функции ОФВ в области некоторого вейвлетного преобразования (ВП) (Симмлет, Койфлет, Добеши [5, 6]). На вход алгоритма АФВ поступает смешанный сигнал $x=s+n$, для которого рассчитывается текущий спектр ξ_{W_1} в области ВП W_1 . В результате пороговой фильтрации H_T часть спектральных коэффициентов $\xi(k)$, не превышающих порог τ , обнуляется – соответственно подавляются шумовые компоненты. Существует два типа пороговых оценок: жесткий порог (hard threshold) и мягкий порог (soft threshold)

$$h_{\text{hard}}(k) = \begin{cases} 1, & \text{если } |\xi(k)| > \tau; \\ 0, & \text{если } |\xi(k)| \leq \tau; \end{cases}$$

$$h_{\text{soft}}(k) = \begin{cases} \text{sign}(\xi(k))(|\xi(k)| - \tau), & \text{если } |\xi(k)| > \tau; \\ 0, & \text{если } |\xi(k)| \leq \tau; \end{cases}$$

где k – индекс спектральной компоненты сигнала в области некоторого дискретного ортогонального преобразования.

Жесткий порог позволяет получить наименьшие значения СКО, а мягкий – уменьшить размах вариации СКО и флуктуации, появляющиеся в результате применения фильтрации в окрестности резких изменений сигнала (эффект Гиббса) [6].

"Управляющая" оценка сигнала находится обратным ВП W_1^{-1} , модифицированного в результате

пороговой фильтрации спектра $\hat{\xi}_{W_1}$ входного сигнала. Далее находится оценка спектра полезного сигнала в области ВП W_2 , различного с ВП W_1 ,

$$\hat{\xi}_{21} = W_2 W_1^{-1} H_T W_1 x,$$

где H_T – диагональная матрица, содержащая пороги для 1-го этапа обработки в области ВП W_1 .

На 2-м этапе в алгоритме АФВ вычисляется спектр ξ_{W_2} входного сигнала x в области ВП W_2 . Затем применяется ОФВ (4), передаточная функция которого рассчитывается на основе полученной на 1-м этапе оценки $\hat{\xi}_{21}$ спектра полезного сигнала:

$$H_{WF}(j, k) = \hat{\xi}_{21}^2(j, k) / (\hat{\xi}_{21}^2(j, k) + \hat{\sigma}^2), \quad (5)$$

где $\hat{\xi}_{21}^2(j, k)$ – спектральные коэффициенты, полученные в результате ВП W_2 ;

$j = 1, \dots, J$ – индексы спектров по параметру сдвига по времени k ;

J – число уровней разложения;

$k = 1, \dots, N/2^j$ – индексы спектров по параметру масштабирования j ;

N – размер окна для выполнения ВП.

Шумовые компоненты спектра ξ_{W_2} входного сигнала x подавляются ОФВ (5), а выходной сигнал \hat{s} находится обратным ВП W_2^{-1} модифицированных спектральных коэффициентов на выходе ОФВ

$$\hat{s} = W_2^{-1} H_{WF} W_2 x, \quad (6)$$

где H_{WF} – диагональная матрица, содержащая коэффициенты $H_{WF}(j, k)$ передаточной функции ОФВ.

Для оценки среднеквадратического отклонения шума используется показатель абсолютного медианного отклонения, являющийся робастной оценкой масштаба распределения (ширины рассеивания)

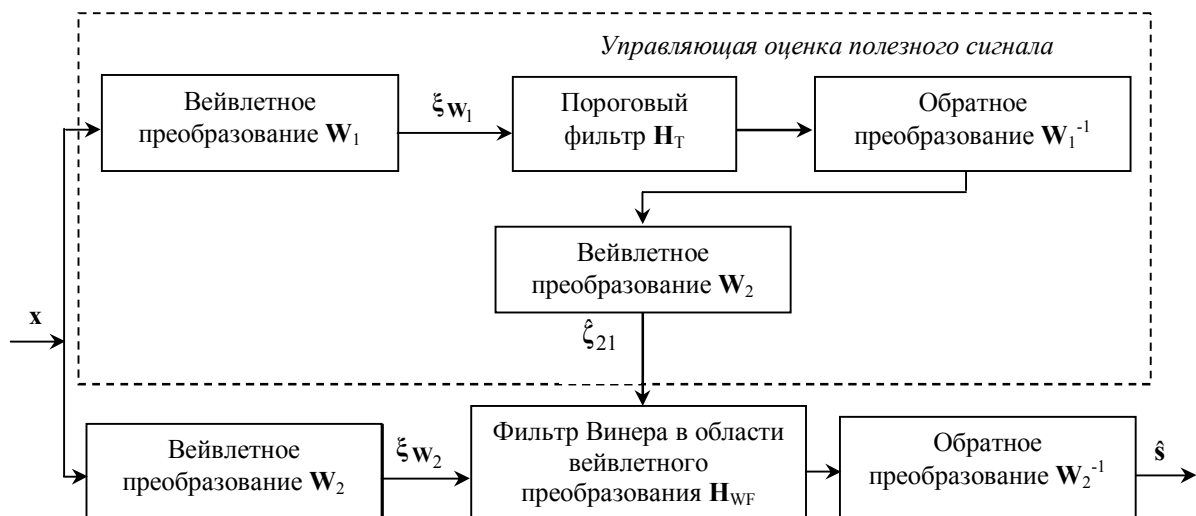


Рис. 1. Схема алгоритма двухэтапного адаптивного фильтра Винера

случайной величины, для спектральных коэффициентов ВП по параметру масштабирования j [5, 6]

$\hat{\sigma} = 1,483 \text{ med}(|\hat{\zeta}(j, k) - \text{med}\{\hat{\zeta}(j, k)\}|, k = 1, \dots, N_s)$, где N_s – количество спектральных коэффициентов, полученных в результате ортогонального преобразования сигнала в окне размером N ;

1,483 – коэффициент, соответствующий нормальному закону распределения.

1.3. Локально-адаптивные методы нелинейной устойчивой фильтрации

Для преодоления противоречия динамических и статистических свойств нелинейных фильтров разработаны локально-адаптивные методы с “жестким” переключением параметров, которыми учитывается поведение сигнала и уровень шума в пределах скользящего окна, и, соответственно, изменяются тип и параметры фильтра [9]. Такой подход сочетает достоинства различных нелинейных фильтров в зависимости от характера сигнала и уровня помех в окрестности текущего отсчета. В общем случае сигнал на выходе данных нелинейных локально-адаптивных фильтров (ЛАФ) описывается как

$$y_{\text{ЛАФ}}(n) = \begin{cases} y^{f_1}(n), & 0 \leq \eta(n) < \eta_1^t; \\ y^{f_2}(n), & \eta_1^t \leq \eta(n) < \eta_2^t; \\ \dots\dots\dots & \dots\dots\dots \\ y^{f_k}(n), & \eta_{k-1}^t \leq \eta(n) < \eta_k^t, \end{cases} \quad (7)$$

где $y^{f_i}(n)$ - сигнал на выходе i -го компонентного фильтра, $i=1, \dots, K$;

$\eta(n)$ – вычисляемые для n -го отсчета параметры локальной адаптации (ПЛА);

η_i^t – пороговые значения для ПЛА.

С целью выбора наилучших компонентов и их параметров при разработке ЛАФ (7) проанализированы различные типы нелинейных фильтров на основе робастных оценок и выбраны наиболее подходящие для обработки ЭКГ [7, 8]. Ниже приводятся выражения, описывающие выходные сигналы данных нелинейных фильтров.

Сигнал на выходе экстраполирующего гибридного медианного фильтра с линейными субапертурами с конечной импульсной характеристикой (КИХ) (ЭКГМФ) описывается выражением

$$y^{\text{ЭКГМФ}}(n) = \text{med}\{\hat{x}_{\text{fw}}^1(n), \hat{x}_{\text{fw}}^0(n), x(n), \hat{x}_{\text{bw}}^0(n), \hat{x}_{\text{bw}}^1(n)\}, \quad (8)$$

где $\hat{x}_{\text{fw}}^1(n) = \sum_{i=1}^k h(i)x(n-i)$, $\hat{x}_{\text{fw}}^0(n) = \sum_{i=1}^k x(n-i)/k$ –

выходные значения КИХ- субапертур 1-го и 0-го порядков, экстраполирующие выходной сигнал $y(n)$ по k предыдущим n -му значению сигнала отсчетам;

$$\hat{x}_{\text{bw}}^1(n) = \sum_{i=1}^k h(i)x(n+i), \hat{x}_{\text{bw}}^0(n) = \sum_{i=1}^k x(n+i)/k$$
 –

выходные значения КИХ- субапертур 1-го и 0 -го порядков, экстраполирующие выходной сигнал по k последующим n -му значениям сигнала в окне фильтра размером $N=2k+1$;

$h(i) = (4k - 6i + 2) / (k(k - 1))$ – коэффициенты экстраполяции 1-го порядка, $i=1, \dots, k$;

$x(n)$ – центральный отсчет в скользящем окне.

Данный нелинейный фильтр характеризуется сохранением сигналов треугольной формы и скачка функции, обеспечивает высокую эффективность подавления шума в его окрестности [7, 8, 10].

Сигнал на выходе α -урезанного КИХ- гибридного фильтра (АКГФ) описывается выражением

$$y^{\text{АКГФ}}(n) = \frac{1}{N - 2[\alpha N]} \sum_{j=[\alpha N]+1}^{N-[\alpha N]} X^{(j)},$$

$$X = \{\hat{x}_{\text{fw}}^1(n), 2 \diamond \hat{x}_{\text{fw}}^0(n), x(n), 2 \diamond \hat{x}_{\text{bw}}^0(n), \hat{x}_{\text{bw}}^1(n)\}, \quad (9)$$

где $X^{(1)} \dots \leq X^{(j)} \leq \dots \leq X^{(N)}$ - упорядоченные элементы множества X в окне размером N ;

\diamond – оператор дублирования соответствующего элемента заданное весом количество раз;

$[\alpha N]$ – параметр урезания, определяющий количество отбрасываемых порядковых статистик в пределах окна фильтра $\alpha < 0,5$.

Данный нелинейный фильтр имеет хорошие свойства в области полиномиальных кривых, а при среднем - высоком уровне шума обеспечивает высокую эффективность обработки треугольных сигналов (пигов, изломов) [7, 8, 10].

Выходной сигнал КИХ- гибридного фильтра на основе порядковых статистик (КГФОС) описывается формулой

$$y^{\text{КГФОС}}(n) = \sum_{m=1}^M c_m X^{(m)},$$

$$X = \{\hat{x}_{\text{fw}}^1(n), \hat{x}_{\text{fw}}^0(n), x(n), \hat{x}_{\text{bw}}^0(n), \hat{x}_{\text{bw}}^1(n)\}, \quad (10)$$

где M – размер упорядоченного множества X , включающего центральный элемент окна и выходные значения КИХ-субапертур, $M=5$;

c_m – весовые коэффициенты, $\sum_{m=1}^M c_m = 1$.

Оптимальные весовые коэффициенты в зависимости от параметра нелинейности p вычисляются по формуле $c_m(p) = c'_m(p) / \sum_{j=1}^M c'_j(p)$,

$$c'_m(p) = \begin{cases} \xi = 2p \{(M+1)/2 - |(M+1)/2 - m|\} + \\ \quad + 4p + M(1 - 2p) - 3, & \text{если } \xi > 0, \\ 0, & \text{если } \xi \leq 0; \end{cases}$$

где $p \in [0; 1]$; если $p=0$, то все весовые коэффициенты $c_m=1/M$, что соответствует операции усреднения;

если $p=1$, то $c_{(M+1)/2}=1$, а остальные коэффициенты $c_m=0$ – имеем медианную оценку. Параметр p увеличивает число степеней свободы фильтра. Выбирая p можно изменять степень нелинейности свойств КГФОС, стремясь достичь приемлемого компромисса противоречия по обеспечению высоких динамических свойств – сохранению точек резких изменений сигнала, с одной стороны, и высоких статистических свойств по эффективности подавления шума, с другой.

Предложенные на основе перечисленных нелинейных фильтров (8-10) ЛАФ с “жестким” переключением параметров описываются как [7, 8]

$$y^{A'}(n) = \begin{cases} y^{\text{ЕКГМФ}^9}(n), (Z_2^t \leq Z(n) < 1) \vee (Q_Z(n) > Q_Z^t); \\ y^{\text{АКГФ}13(1)}(n), (0 \leq Z(n) < Z_2^t), \end{cases} \quad (11)$$

$$y^{A''}(n) = \begin{cases} y^{\text{КГФОС}^9(1)}(n), (Z_2^t \leq Z(n) < 1) \vee \\ \vee (Q_Z(n) > Q_Z^t); \\ y^{\text{КГФОС}13(0,4)}(n), (Z_1^t \leq Z(n) < Z_2^t); \\ y^{\text{АКГФ}13(1)}(n), (0 \leq Z(n) < Z_1^t); \end{cases} \quad (12)$$

где $Z(n)$, $Q_Z(n)$ – используемые ПЛА;

$Z_1^t \approx 0,2$, $Z_2^t \approx 0,4$, $Q_Z^t \approx 0,4$ - пороговые значения для ПЛА $Z(n)$ и $Q_Z(n)$.

ПЛА Z , Q_Z достаточно надежно функционируют в ЛАФ с “жестким” переключением параметров в условиях априорной неопределенности модели сигнала и дисперсии шума [9] и вычисляются как

$$Z(n) = \frac{\sum_{k=n-(N-1)/2}^{n+(N-1)/2} (y^f(k) - x(k))}{\sum_{k=n-(N-1)/2}^{n+(N-1)/2} |y^f(k) - x(k)|}, \quad (13)$$

$$Q_Z(n) = Z^{(q)}(n) - Z^{(p)}(n), \quad q < p, \quad p - q \approx N/2, \quad (14)$$

где $x(k)$, $y^f(k)$ – соответственно k -е отсчеты входного и выходного сигналов предварительного фильтра;

N – размер окна предварительного фильтра;

n – номер отсчета, соответствующий центральному положению скользящего окна;

q, p - номера порядковых статистик упорядоченного множества $Z = \{Z(n-k), \dots, Z(n+k)\}$,

$k = \overline{1, N/2}$, в пределах окна размером N .

2. Анализ результатов исследования

Сравнение рассмотренных методов фильтрации проводилось по критерию отношения сигнал-шум (ОСШ), вычисляемому по формуле

$$q = 10 \lg(P_S/P_n), \quad (15)$$

где $P_S = \sum_{i=1}^I (S_i - \bar{S})^2 / I$ – мощность сигнала;

$P_n = \sum_{i=1}^I (U_i^f - S_i)^2 / I$ – мощность шума;

$\bar{S} = \sum_{i=1}^I S_i$ – среднее значение сигнала длиной I .

Использовались тестовые сигналы, представляющие собой качественные записи ЭКГ высокого разрешения (4,88 $\mu\text{В}/6$) при частотах дискретизации $f_d=400$ Гц (рис. 2, а) и $f_d=200$ Гц (рис. 3, а) в отсутствие шума. Моделировалось воздействие среднего уровня гауссова шума при исходном ОСШ 10 дБ. Для устойчивости результатов выполнялось усреднение показателей эффективности для количества реализаций $N_R=100$ для сигнала ЭКГ при частоте дискретизации $f_d=400$ Гц и $N_R=200$ для ЭКГ при $f_d=200$ Гц [5 – 7] (табл. 1).

Таблица 1

Оценки эффективности методов фильтрации ЭКГ по критерию отношения сигнал-шум

Тип фильтра	Сигнал/шум, дБ
1) ЭКГ-сигнал при частоте дискретизации 400 Гц	
Исходные условия:	10
Фильтр Баттворта (частота среза 35 Гц)	14,8
Адаптивный аппроксимирующий фильтр	19,5
Адаптивный фильтр Винера на основе вейвлетных преобразований	18,9
Адаптивный фильтр Винера на основе дискретных косинусных преобразований	19,5
Локально-адаптивный фильтр А'	19,5
Локально-адаптивный фильтр А''	19,5
2) ЭКГ-сигнал при частоте дискретизации 200 Гц	
Исходные условия:	10
Адаптивный аппроксимирующий фильтр	17,5
Адаптивный фильтр Винера на основе вейвлетных преобразований	17,9
Локально-адаптивный фильтр А'	17,7
Локально-адаптивный фильтр А''	17,6

На основании проведенных ранее исследований [7, 8] для обработки ЭКГ предложены методы локально-адаптивной нелинейной фильтрации на основе следующих компонентов: ЭКГМФ (8), размер окна $N=9$ и АКГФ (9), $N=13$, $[\alpha N]=1$ – ЛАФ А' (11); КГФОС (10) при $N=9$, $p=1$, КГФОС при $N=13$, $p=0,4$ и АКГФ при $N=13$, $[\alpha N]=1$ – ЛАФ А'' (12). При частоте дискретизации $f_d=400$ Гц в ЛАФ А', А'' в качестве ПЛА используется параметр Z (13), который в алгоритме А'' рекомендуется обработать медианным фильтром (размер окна $N=5$). А при частоте дискретизации $f_d=200$ Гц в ЛАФ А', А'' (11-12) следует использовать ПЛА Z (13) и детектор скачка Q_Z (14). В качестве предварительного фильтра для расчета Z -параметра используется АКГФ (9) при $N=13$, $[\alpha N]=1$. АКГФ выступает также в качестве компонента ЛАФ А', А'', хорошо подавляющего шум. При среднем - высоком уровне шума апертуру данного нелинейного фильтра рекомендуется увеличить до $N=15 - 21$.

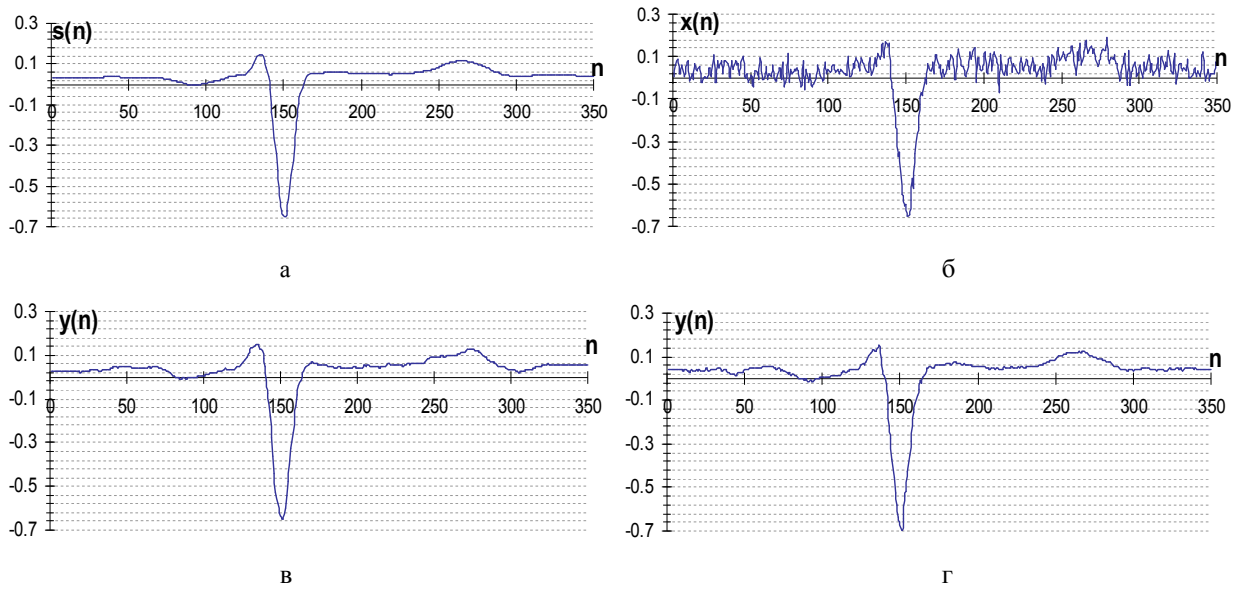


Рис. 2. Применение адаптивных методов фильтрации ЭКГ, частота дискретизации 400 Гц:
 а – тестовый сигнал; б – входной сигнал с гауссовым шумом;
 в – выходной сигнал адаптивного аппроксимирующего фильтра;
 г – выходной сигнал локально-адаптивного нелинейного фильтра А'.

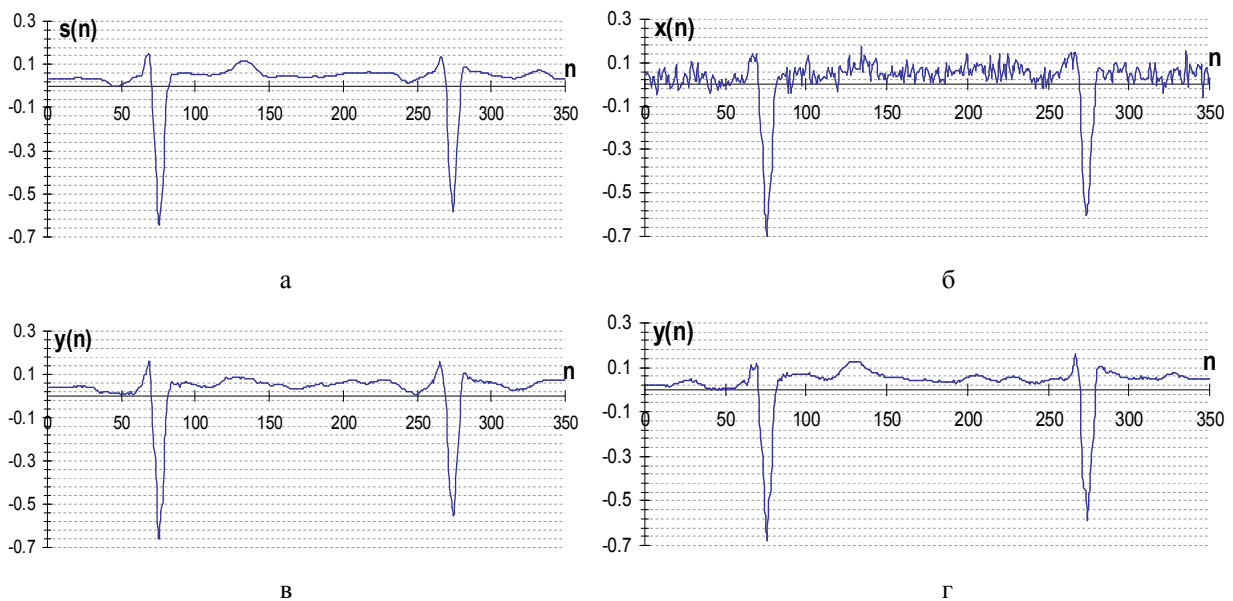


Рис. 3. Применение адаптивных методов фильтрации ЭКГ, частота дискретизации 200 Гц:
 а – тестовый сигнал; б – входной сигнал с гауссовым шумом;
 в – выходной сигнал адаптивного аппроксимирующего фильтра; г – выходной сигнал нелинейного ЛАФ А'.

Для сглаживания Wings-функции (1) в адаптивном аппроксимирующем методе использовался фильтр скользящего среднего. При частоте дискретизации $f_d=400$ Гц рекомендуется размер окна $N=17$, а при $f_d=200$ Гц – большее окно $N=29$, при этом возможен оптимальный подбор типа и параметров сглаживающего фильтра.

Как видим, адаптивным аппроксимирующим фильтром и нелинейными ЛАФ обеспечивается вы-

сокая эффективность подавления шума (см. табл. 1, рис. 2-3), в частности ЭМГ помехи в ЭКГ (рис. 4). Однако аппроксимирующий метод не реализуем в реальном времени [4].

Сравнение с АФВ на основе вейвлетных и дискретных косинусных преобразований, имеющих для некоторых сигналов ЭКГ эффективность, близкую к идеальной оптимальной оценке по критерию максимума ОСШ [5, 6], показывает, что адаптивным

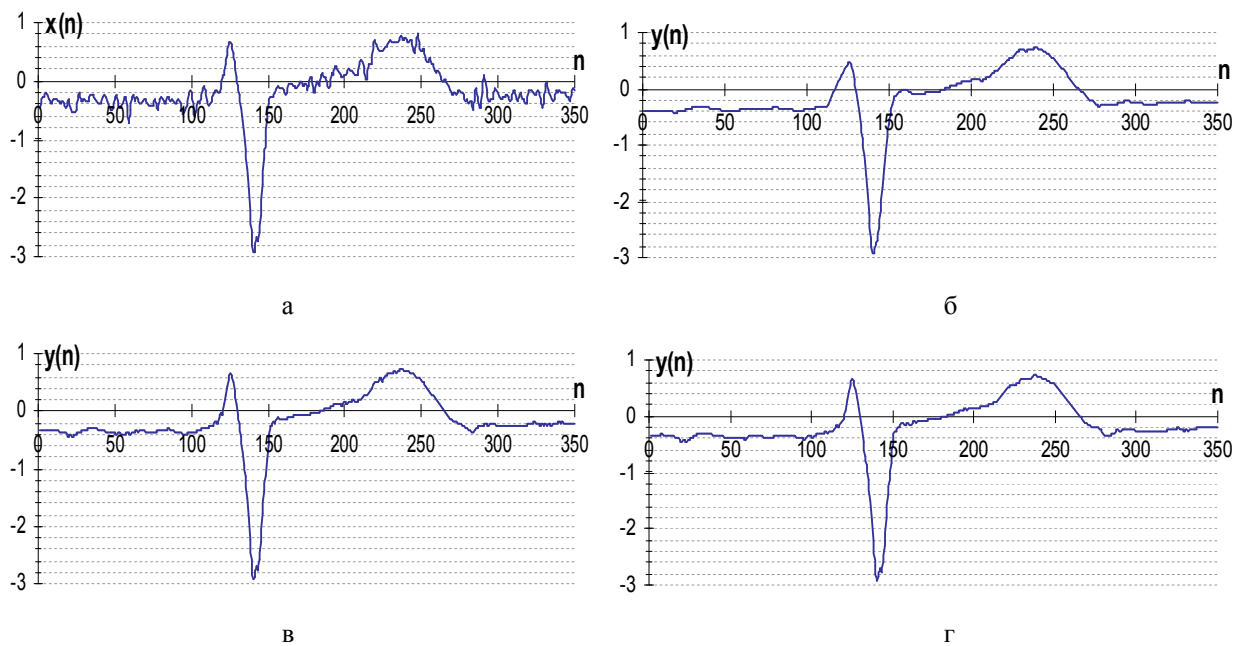


Рис. 4. Применение адаптивных методов фильтрации ЭКГ, частота дискретизации 400 Гц:
 а – входной сигнал с миографическим шумом;
 б – выходной сигнал адаптивного аппроксимирующего фильтра;
 в – выходной сигнал нелинейного ЛАФ А'; г – выходной сигнал нелинейного ЛАФ А''.

аппроксимирующим фильтром и нелинейными ЛАФ обеспечиваются близкие показатели эффективности подавления шума в ЭКГ (см. табл. 1). В то же время нелинейные ЛАФ имеют практические преимущества: устойчивое функционирование в условиях априорной неопределенности и нестационарности сигнала и дисперсии шума, простую реализацию и высокое быстродействие. Адаптивный аппроксимирующий фильтр и нелинейные ЛАФ не требуют процедур предварительной оценки дисперсии, определения QRS- комплексов, тогда как для АФВ необходима оценка дисперсии шума, которая достаточно точная при больших окнах, а наилучшее сохранение зубцов ЭКГ достигается при малых размерах окна [5, 6].

Сравнение с фильтром Баттерворта (см. табл. 1) показывает, что адаптивным аппроксимирующим фильтром [4], АФВ [5, 6] и нелинейными ЛАФ [7, 8] обеспечивается заметно лучшее качество подавления шума: преимущество в эффективности по критерию ОСШ – более чем 5 дБ.

Выводы

Сравнение современных методов подавления ЭМГ шума в ЭКГ при частотах дискретизации 400 Гц и 200 Гц показало, что высокие интегральные показатели эффективности обеспечиваются адаптивным аппроксимирующим методом [4], адап-

тивными методами на основе вейвлетных и дискретных косинусных преобразований [5, 6] и методами локально-адаптивной устойчивой фильтрации на основе КИХ- гибридных нелинейных фильтров [7, 8]. При этом адаптивный аппроксимирующий фильтр обеспечивает высокую эффективность подавления шума в ЭКГ, имеет простую реализацию, однако не реализуется в реальном времени. Адаптивные фильтры на основе вейвлетных и дискретных косинусных преобразований могут обеспечивать самые высокие показатели эффективности фильтрации ЭКГ, однако при непрогнозируемых изменениях сигнала могут оказаться недостаточно эффективными [5, 6]. Локально-адаптивные методы нелинейной фильтрации обеспечивают высокую эффективность подавления шума в ЭКГ, устойчивость к априорной неопределенности модели изменения сигнала и дисперсии помех, не требуют оценки дисперсии и времени на адаптацию параметров фильтра, имеют высокое быстродействие, позволяющее вести оперативную обработку сигнала, что важно для систем мониторинга слежения.

Литература

1. Pander, T. *Impulsive Noise Filtering In Biomedical Signals With Application of New Myriad Filter [Text] / T. Pander // Biosignal' 2010: Proc. of the Int. Conf. – 2010. – P. 94 -101.*

2. Bensadoun, Y. *Multidimensional adaptive method for canceling EMG from the ECG signal [Text]* / Y. Bensadoun, E. Novakov, K. Raoff // *Proc. of the 17-th Ann Int Conf on the IEEE Engng in Med and Biol Soc.* – Montreal, 1995. – P. 299 – 300.

3. Luo, S. *Experimental study: Brachial motion artifact reduction in the ECG [Text]* / S. Luo, W. J. Tompkins // *Comp Cardiol.* – 1995. – P. 33 – 38.

4. Christov, I. *Filtering of electrocardiogram artifacts from the electrocardiogram [Text]* / I. Christov, I. Daskalov // *Med. Eng. Phys.* – 1999. – Vol. 21. – P. 731–736.

5. *Suppression of Electromyogram Interference on the Electrocardiogram by Transform Domain Denoising [Text]* / N. Nikolaev, A. Gotchev, K. Egiazarian, Z. Nikolov // *Med. & Biol. Eng. & Comput.* – 2001. – Vol. 39, № 6. – P. 649 – 655.

6. Gotchev, A. *Denoising of electrocardiogram from electromyogram artifacts by combined transform-domain and dynamic approximation method [Text]* / A. Gotchev, I. Christov, K. Egiazarian // *ICASSP'2002: Proc. of the IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing, May, 2002.* – Orlando (Florida), 2002. – Vol. 4. – P. 3872 – 3875.

7. Колодяжный, В. М. *Методы локально-адаптивной нелинейной фильтрации сигнала электрокардиограммы [Текст]* / В. М. Колодяжный, Н. О. Тулякова // *Радиотехника: Всеукр. межведом. науч.-техн. сб.* – Вып. 164. – X., 2011. – С. 108 – 119.

8. Бых, А. И. *Методы локально-адаптивной устойчивой фильтрации с линейными субапертурами с конечной импульсной характеристикой [Текст]* / А. И. Бых, Н. О. Тулякова // *Радиоелектронні і комп'ютерні системи.* – 2012. – № 2 (54). – С. 25 – 34.

9. *Locally-adaptive processing of 1-D signals using Z-parameters and filter banks [Text]* / V. V. Lukin, A. A. Zelensky, N. O. Tulyakova, V. P. Melnik, S. Peltonen, P. Kuosmanen // *NORSIG'2000: Proc. of the Nordic Signal Processing Symposium, June 13-15, 2000.* – Kolmarden (Sweden), 2000. – P. 195-197.

10. Лукин, В. В. *Анализ свойств алгоритмов нелинейной фильтрации одномерных информационных сигналов [Текст]* / В. В. Лукин, Н. О. Тулякова, М. О. Дорожук // *Авіаційно-космічна техніка та технологія : зб. наук. пр. Нац. аерокосм. ун-ту ім. М. С. Жуковського "ХАІ".* – Вып. 12. – X., 1999. – С. 109–113.

Поступила в редакцію 14.03.2014, рассмотрена на редколлегии 19.05.2014

Рецензент: д-р техн. наук, проф., проф. каф. приема, передачи и обработки сигналов В. В. Лукин, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ», Харьков.

МЕТОДИ УСУНЕННЯ МІОГРАФІЧНОГО ШУМУ В ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМІ

Н. О. Тулякова

Розглянуто найбільш ефективні методи придушення міографічного шуму в ЕКГ. За допомогою комп'ютерного моделювання отримано оцінки ефективності фільтрації за критерієм відношення сигнал – шум. Проведено порівняльний аналіз методів придушення шуму в ЕКГ. Показано високу ефективність адаптивних методів на основі вейвлетних і дискретних косинусних перетворень, фільтрації, що апроксимує, зі змінним залежно від властивостей сигналу розміром вікна та локально-адаптивної нелінійної фільтрації в ковзному вікні. Ефективність даних адаптивних методів фільтрації більш ніж на 5 дБ перевищує ефективність фільтра Баттерворта, що використовується для придушення шуму в ЕКГ. Локально-адаптивні нелінійні фільтри, забезпечуючи високу швидкодію в реальному часі та стійке функціонування в умовах апріорної невизначеності моделі сигналу та дисперсії шуму, практично не поступаються за ефективністю придушення шуму іншим адаптивним методам.

Ключові слова: електрокардіограма, міографічний шум, адаптивні фільтри, локально-адаптивна нелінійна фільтрація.

METHODS FOR REMOVING MYOGRAPHIC NOISE IN ELECTROCARDIOGRAM

N. O. Tulyakova

Most efficient methods of myographic noise removal in ECG are considered. Using computer simulation, estimates for filtering efficiency according to signal-to-noise ratio criterion are obtained. Comparative analysis for noise suppression techniques in ECG is carried out. High efficiency of adaptive methods based on wavelet and discrete cosine transforms, approximating filtering with signal-dependent scanning window and locally adaptive filtering in scanning window is shown. Efficiency for these adaptive filters can exceed efficiency of usually applied Butterworth filter by more than 5 dB. Noise suppression efficiency of locally adaptive nonlinear filters that have high computational efficiency in real time and stable operation in conditions of a priori ambiguity on signal model and noise variance is not worse than efficiency of other adaptive methods.

Keywords: electrocardiogram, myographic noise, adaptive filters, a locally adaptive nonlinear filtering.

Тулякова Наталя Олегівна – канд. техн. наук, старш. научн. сотр. отдела информационно-коммуникационных технологий, Институт телекоммуникаций и глобального информационного пространства НАН Украины, Киев, Украина, e-mail: natashatu@ukr.net.