

**АДАПТИВНЫЙ МЕТОД С ШУМО- И СИГНАЛЬНО-ЗАВИСИМЫМ
ПЕРЕКЛЮЧЕНИЕМ ФИЛЬТРОВ ДЛЯ ПОДАВЛЕНИЯ НЕСТАЦИОНАРНОГО
ШУМА В СИГНАЛЕ ЭЛЕКТРОКАРДИОГРАММЫ В РЕАЛЬНОМ ВРЕМЕНИ****Введение**

В целях улучшения эффективности обнаружения, предупреждения и лечения сердечно-сосудистых заболеваний и повышения достоверности их диагностики применяются компьютерные системы длительного мониторинга и автоматического анализа сигнала электрокардиограммы (ЭКГ). Для таких систем необходимо обеспечить высокое качество подавления шума в реальном времени, так как от этого зависит точность автоматических измерений и анализа данных – как следствие принятие достоверных диагностических решений.

Большинством алгоритмов цифровой обработки сигналов наряду с положительным эффектом – подавлением помех вносятся искажения (динамические ошибки) в обрабатываемый сигнал [1]. Такие ошибки могут привести к потере или неправильной интерпретации важных параметров сигнала. Поэтому применять фильтрацию желательно тогда, когда ее положительный эффект преобладает над отрицательным. Обычно фильтровать не следует участки с высокой динамикой сигнала при очень низком уровне шума. Однако в остальных случаях шум необходимо устранять, так как его наличие является причиной существенного ухудшения точности измерений и автоматического анализа данных. При различном уровне шума степень его подавления зависит от параметров фильтра, в частности от размера окна. Соответственно, качество фильтрации улучшается при адаптивной в зависимости от уровня шума настройке параметров алгоритма обработки.

В длительных сигналах ЭКГ присутствует электромиографический (ЭМГ) шум, возникающий при сокращении или напряженности мышечных волокон. ЭМГ шум – сложная физиологическая помеха, поскольку регистрируется и усиливается в смеси с полезным сигналом и имеет протяженный спектр частот, существенно пересекающийся со спектром ЭКГ. ЭМГ шум может присутствовать или отсутствовать и иметь различный уровень. Данную помеху необходимо устранять с помощью адаптивных методов цифровой обработки [2 – 17]. Однако, если при наличии ЭМГ шума его необходимо подавлять, то при его отсутствии или очень низком уровне в области высокочастотного *QRS*-комплекса фильтрацию применять нежелательно, чтобы не исказить важные диагностические параметры ЭКГ. Таким образом, актуальной задачей является разработка алгоритмов фильтрации ЭКГ в реальном времени, осуществляющих адаптацию параметров, как в зависимости от характера поведения сигнала (низкочастотного, высокочастотного), так и при изменении уровня шума.

Динамическое изменение длины интервала аппроксимации для применения оптимального алгоритма Савицкого – Голея (*S&G*) [18] не только в зависимости от характера сигнала, но от уровня шума предложено в [3]. Однако в данном алгоритме для адаптивной настройки размера окна необходимо предварительно оценивать дисперсии остаточного шума для сегментов сигнала в пределах и вне *QRS* комплекса ЭКГ.

Идея не применять фильтрацию в области *QRS* в случае очень низкого уровня шума используется в динамических аппроксимирующих алгоритмах [5 – 7]. В данных алгоритмах для динамического изменения длины интервала аппроксимации в *S&G* фильтре осуществляется упрощенная оценка спектра обрабатываемого участка ЭКГ на основе *Wing*-функции [2, 4 – 8]. В результате предварительной оценки уровня шума осуществляется адаптивная настройка параметра, влияющего на длину интервала аппроксимации, что позволяет при низком уровне шума не применять фильтрацию в области *QRS*-комплекса, а при высоком уровне шума увеличивать размер окна [5 – 7].

В алгоритмах [10 – 17] предлагается применять адаптивную мириадную фильтрацию для подавления ЭМГ шума в ЭКГ. Предложено [10, 11] описывать ЭМГ шум симметричной α -стабильной плотностью распределения вероятностей (ПРВ) с более тяжелыми, чем гауссовы, хвостами; показано, что мириадная фильтрация более эффективно, чем *S&G* аппроксимация, подавляет импульсный шум [10, 11, 15]. Однако алгоритмы [10 – 17], помимо адаптации параметра линейности мириадной оценки K , не реагируют на изменения уровня шума так, чтобы соответственно настраивать (или выбирать из заданного набора значений) размер окна и другие параметры, влияющие на динамические и статистические свойства фильтра.

В данной статье предлагается адаптивный метод, использующий параметры фильтра Хемпела [19, 20] для определения характера изменения сигнала и предварительной оценки уровня шума в окрестности текущего i -го отсчета, что позволяет для обработки локального участка сигнала автоматически переключать соответствующий оцененному уровню шума набор компонентных фильтров и выбирать фильтр с более подходящими параметрами.

Цель работы – подобрать компонентные фильтры и их параметры для предлагаемого адаптивного метода, проанализировать и сравнить эффективность разработанных алгоритмов для тестового сигнала ЭКГ при различных уровнях шума.

Фильтр Хемпела

Фильтр Хемпела относится к классу нелинейных фильтров на основе принятия решения [1, 20]. Выходной сигнал данного фильтра описывается формулой

$$y_i^{Hamp} = \begin{cases} x_i, & \text{if } |x_i - m_i| \leq t S_i^{Mad}; \\ m_i, & \text{else,} \end{cases} \quad (1)$$

где x_i – центральный элемент в окне; m_i – выход медианного фильтра (*Med - median*); S_i^{Mad} – абсолютное медианное отклонение (*Mad - median absolute deviation*), вычисляемое как $S_i^{Mad} = 1,4826 \text{ median}\{|x_1 - m_i|, |x_2 - m_i|, \dots, |x_N - m_i|\}$, где 1,4826 – коэффициент для гауссовой ПРВ; t – фиксированный порог.

Фильтром Хемпела сохраняются резкие изменения сигнала типа скачка и других точек разрыва производной, устраняются выбросы. В отличие от медианного фильтра фильтр Хемпела хорошо сохраняет низкоамплитудные изменения сигнала, в частности синусоиду [19, 20]. Пороговый параметр t увеличивает число степеней свободы фильтра.

Предложен подобный фильтру Хемпела алгоритм, переключающий выходные сигналы двух адаптивных мириадных фильтров с различными свойствами [12, 15, 16, 21, 22]. В общем виде, выходной сигнал данного двухкомпонентного алгоритма с “жестким” переключением параметров можно представить следующим образом:

$$y_i = \begin{cases} y_i^{CD\Phi(N_1)}, & \text{if } r_i^f \leq th_i^f; \\ y_i^{ППФ(N_2)}, & \text{else,} \end{cases} \quad (2)$$

где $y_i^{CD\Phi(N_1)}$, $y_i^{ППФ(N_2)}$ – выходные сигналы “сохраняющего детали” и “подавляющего шум” фильтров с размерами скользящих окон N_1 , N_2 соответственно; $r_i^f = \text{mean}\{r_1, r_2, \dots, r_i, \dots, r_{N_3}\}$, $th_i^f = \text{mean}\{th_1, th_2, \dots, th_i, \dots, th_{N_4}\}$ – сглаженные значения параметров фильтра Хемпела $r_i = |x_i - m_i|$, $th_i = t S_i^{Mad}$, где N_3 , N_4 – размеры окон фильтров скользящего среднего (ФСС), x_i , m_i – центральный элемент и медиана скользящего окна отсчетов входного сигнала $\{x_j\}_{j=1}^N$ размером N .

Данный алгоритм является локально-адаптивным. Основная идея локально-адаптивной фильтрации заключается в оценке локальной сигнально-помеховой ситуации с помощью показателей локальной активности (ПЛА), вычисляемых для каждого i -го положения скользящего окна отсчетов, и обработке окрестности i -го отсчета входного сигнала фильтром с наиболее подходящими параметрами [23, 24]. Во многих практических ситуациях для упрощения алгоритма обработки и возможности применения в реальном времени достаточно определять два или три типа локальных сигнально-помеховых ситуаций. Одна ситуация – быстрое изменение сигнала, требующее применения “сохраняющего детали фильтра” (СДФ), имеющего высокие динамические свойства; обычно, для СДФ используется малый размер окна. Другая ситуация – сигнал с медленной динамикой, для которого следует применять “подавляющий шум фильтр” (ПШФ) с высокими статистическими свойствами, обеспечивающими высокую степень подавления шума; как правило, ПШФ имеет большой размер окна. Также возможна ситуация, когда лучше применять “промежуточный фильтр” (ПФ) со средними динамическими и статистическими свойствами и размером окна. Такой подход позволяет комбинировать достоинства фильтров с различными свойствами в зависимости от того, какой тип локальной сигнально-помеховой ситуации определен с помощью ПЛА.

Адаптивный метод с шумо-и сигнально-зависимым переключением фильтров

Как отмечалось ранее, в случае существенной нестационарности шума в сигнале предпочтительней предварительно оценивать уровень шума и соответственно адаптивно изменять параметры алгоритма обработки. Исходя из принципа локально-адаптивной фильтрации с “жестким” переключением параметров [12 – 17, 22 – 24], предлагается в зависимости от предварительной оценки уровня шума переключать подобранные для различных дисперсий шума наборы компонентных фильтров и на основе одного или нескольких ПЛА, вычисленных для текущего скользящего окна отсчетов, выбирать более подходящий для обработки фильтр. Предлагается использовать принцип фильтра Хемпела (2) для адаптивного выбора компонентного фильтра для обработки локального участка сигнала в окрестности i -го отсчета и, с целью упрощения алгоритма, для оценки уровня шума сравнивать вычисляемый для данного фильтра ПЛА r_i^f (или th_i^f) с заданными порогами. Оценка уровня шума осуществляется на участке медленного изменения сигнала, если верно условие $r_i^f > th_i^f$ (2). Для различения ситуаций “очень низкого”, “низкого”, “среднего” и “высокого” уровней шума можно использовать флаговые переменные:

$$\left\{ \begin{array}{l} vln = true, ln = false, mn = false, hn = false, \text{ if } (r_i^f > th_i^f) \wedge (r_i^f < \eta_1), \\ ln = true, vln = false, mn = false, hn = false, \text{ if } (r_i^f > th_i^f) \wedge (\eta_1 \geq r_i^f < \eta_2), \\ mn = true, vln = false, ln = false, hn = false, \text{ if } (r_i^f > th_i^f) \wedge (\eta_2 \geq r_i^f < \eta_3), \\ hn = true, vln = false, ln = false, mn = false, \text{ if } (r_i^f > th_i^f) \wedge (r_i^f > \eta_3); \end{array} \right. \quad (3)$$

где vln , ln , mn , hn – логические переменные, определяющие ситуации “очень низкого”, “низкого”, “среднего” и “высокого” уровней шума; η_1 , η_2 , η_3 – пороговые значения, подобранные для определенного сигнала.

Тогда сигнал на выходе предлагаемого локально-адаптивного алгоритма с зависящим от шума переключением наборов компонентных фильтров на основе сравнения одного из ПЛА фильтра Хемпела (2) с порогами и с адаптивным выбором в результате сравнения данных ПЛА подходящего для обработки окрестности i -го отсчета фильтра (обозначим данный метод как АН) описывается как

$$y_i^{AH} = \begin{cases} \left\{ \begin{array}{l} x_i, \text{ if } (vln = true) \wedge (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f < \tau_1), \\ y_i^{ПФ1(N_{12})}, \text{ if } (vln = true) \wedge (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f \geq \tau_1), \\ y_i^{ПШФ1(N_{13})}, \text{ if } (vln = true) \wedge (r_i^f > th_i^f); \end{array} \right. \\ \left\{ \begin{array}{l} y_i^{СДФ2(N_{21})}, \text{ if } (ln = true) \wedge (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f < \tau_2), \\ y_i^{ПФ2(N_{22})}, \text{ if } (ln = true) \wedge (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f \geq \tau_2), \\ y_i^{ПШФ2(N_{23})}, \text{ if } (ln = true) \wedge (r_i^f > th_i^f); \end{array} \right. \\ \left\{ \begin{array}{l} y_i^{СДФ3(N_{31})}, \text{ if } (mn = true) \wedge (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f < \tau_3), \\ y_i^{ПФ3(N_{32})}, \text{ if } (mn = true) \wedge (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f \geq \tau_3), \\ y_i^{ПШФ3(N_{33})}, \text{ if } (mn = true) \wedge (r_i^f > th_i^f); \end{array} \right. \\ \left\{ \begin{array}{l} y_i^{СДФ4(N_{41})}, \text{ if } (hn = true) \wedge (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f < \tau_4), \\ y_i^{ПФ4(N_{42})}, \text{ if } (hn = true) \wedge (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f \geq \tau_4), \\ y_i^{ПШФ4(N_{43})}, \text{ if } (hn = true) \wedge (r_i^f > th_i^f). \end{array} \right. \end{cases} \quad (4)$$

где x_i – i -й отсчет входного сигнала, $y_i^{ПФ1(N_{11})}$, $y_i^{ПШФ1(N_{12})}$ – выходные сигналы фильтров, применяемых при очень низком уровне шума; $y_i^{СДФ2(N_{21})}$, $y_i^{ПФ2(N_{22})}$, $y_i^{ПШФ2(N_{23})}$ – выходные сигналы компонентных фильтров, применяемых при низком уровне шума; $y_i^{СДФ3(N_{31})}$, $y_i^{ПФ3(N_{32})}$, $y_i^{ПШФ3(N_{33})}$ – набор фильтров, применяемый при среднем уровне шума; $y_i^{СДФ4(N_{41})}$, $y_i^{ПФ4(N_{42})}$, $y_i^{ПШФ4(N_{43})}$ – набор фильтров, применяемый при высоком уровне шума; $N_{j1} < N_{j2} < N_{j3}$ – размеры окон компонентных фильтров j -го набора, $j = 1..4$; *СДФ* – “сохраняющий детали” фильтр, имеющий малые динамические ошибки при обработке быстрых изменений сигнала; *ПФ* – “промежуточный” фильтр со средними свойствами; *ПШФ* – “подавляющий шум” фильтр, обеспечивающий высокую степень подавления шума на участках медленного изменения сигнала; τ_1, τ_2, τ_3 – пороги для различения *QRS*-комплекса и *P, T*-зубцов ЭКГ при невысоком уровне шума.

Структурная схема предложенного адаптивного метода *AH* (4) приведена на рис.1, где x – входной сигнал; *СДФ2, СДФ3, СДФ4* – “сохраняющие детали” фильтры с высокими динамическими свойствами; *ПФ1, ПФ2, ПФ3, ПФ4* – “промежуточные” фильтры со средними динамическими и статистическими свойствами; *ПШФ1, ПШФ2, ПШФ3, ПШФ4* – “подавляющие шум” фильтры, где N_{ij} – размер окна j -го компонентного фильтра из i -го набора; *Med, Mad* – оценки медианы и абсолютного медианного отклонения выборки отсчетов входного сигнала в пределах скользящего окна данных размером N ; *ПЛА* – вычисление ПЛА r_i, th_i ; *ФСС1, ФСС2* – линейные фильтры для сглаживания ПЛА; $K1, K2, K3, K4$ – компараторы; η_1, η_2, η_3 – пороги для оценки уровня шума; $\tau_1, \tau_2, \tau_3, \tau_4$ – пороги для различения *QRS*-комплекса и *P, T*-зубцов ЭКГ; y_i^{AH} – сигнал на выходе алгоритма.

Предложенный метод реализует обработку в режиме реального времени с задержкой (запаздыванием получения отсчета выходного сигнала соответствующего i -му отсчету на входе) равной $[N - 1]/2 + [\max(N_5, N_6) - 1]/2$, где N – размер предварительного окна для получения *Med*- и *Mad*- оценок и вычисления ПЛА r_i, th_i , N_5, N_6 – размеры окон ФСС для сглаживания данных ПЛА. Для лучшего подавления шума фильтрация может выполняться в два прохода (*TP – two pass*), при этом задержка обработки увеличится в два раза.

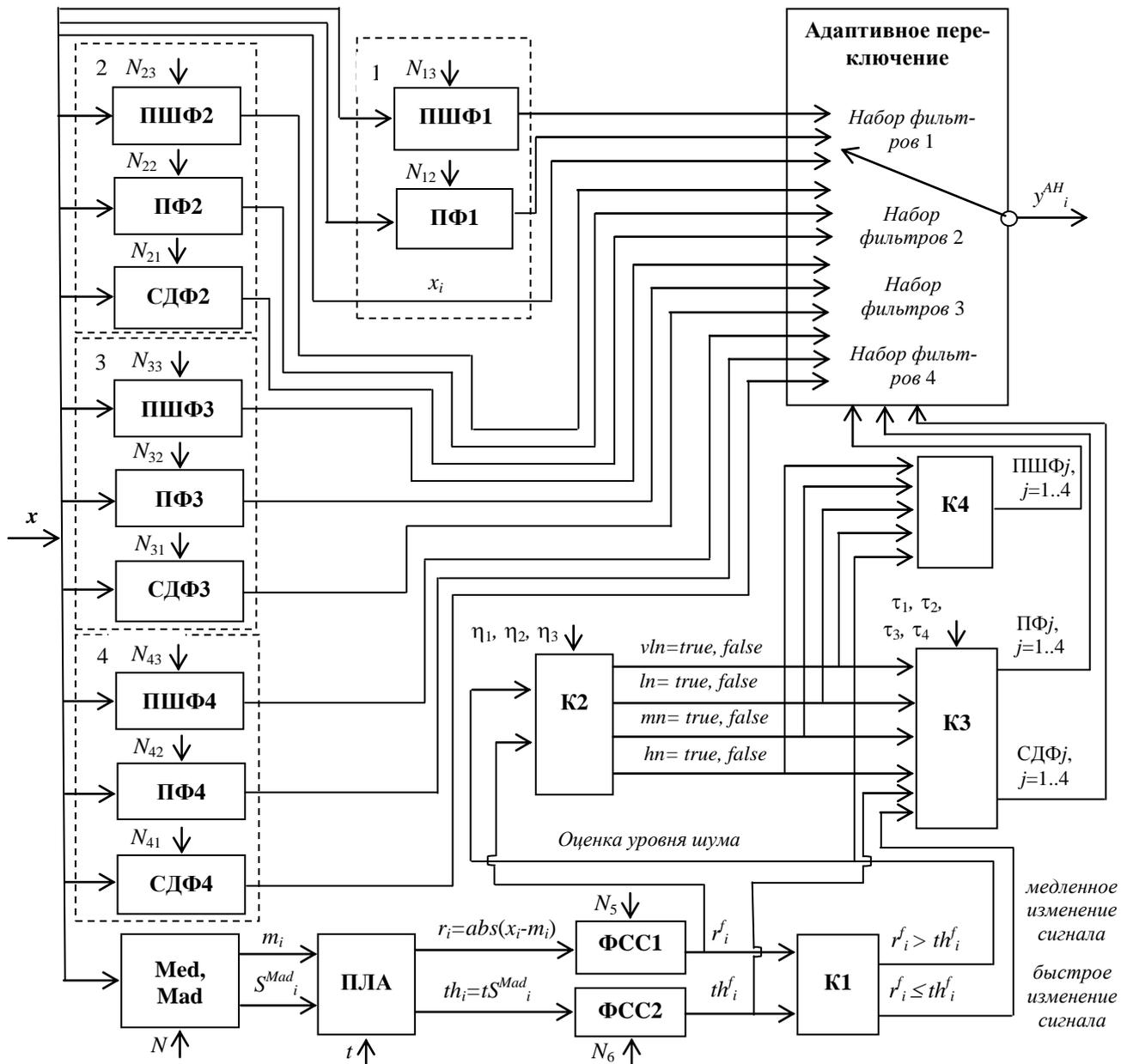


Рис. 1

Выбор компонентных фильтров

В качестве компонентных фильтров в разработанном адаптивном методе (рис. 1) предлагается использовать аппроксимацию по S&G алгоритму [18] для обработки QRS-комплекса и P-, T-зубцов ЭКГ – это СДФ и ПФ и ФСС для обработки участков примерно постоянного уровня сигнала – это ПШФ. Выбор данных фильтров продиктован их оптимальностью по критерию минимума среднеквадратической ошибки [18] и простой – соответственно высокой скоростью вычислений.

Выходной сигнал S&G алгоритма описывается выражением

$$y_i^{S\&G} = \sum_{j=-n}^n c_j x_{i+j} / K, \quad (5)$$

где x_{i+j} – отсчеты входного сигнала в скользящем окне данных размером $N = 2n + 1$; n – длина сегментов интервала аппроксимации, имеющих общую точку с индексом i ; $c_j = 3n^2 + 3n - 1 - 5j^2$ – оптимальные весовые коэффициенты; $K = (2n + 1)(4n^2 + 4n - 3) / 3$ – нормирующий коэффициент.

Сигнал на выходе ФСС – простое усреднение отсчетов в скользящем окне данных

$$y_i^{\text{ФСС}} = \sum_{j=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} x_{i+j}, \quad (6)$$

где x_{i+j} – отсчеты входного сигнала; i – индекс отсчета, соответствующего центральному элементу окна данных; N – размер скользящего окна.

Другой вариант компонентов для предложенного метода (рис. 1) – адаптивные мириадные фильтры (АМФ) с настройкой свойств посредством “гибкого” изменения параметра линейности мириадной оценки K и “жесткого” переключения фиксированных значений размера окна N и коэффициента b , входящего в формулу для вычисления K [10 – 12, 15, 16]. Целесообразность применения АМФ обусловлена более высокой в сравнении с линейной аппроксимацией эффективностью подавления импульсного шума, в частности моделируемого симметричной α -стабильной ПРВ [10, 11, 15]. Также, АМФ имеют близкую к оптимальной S&G фильтрации эффективность подавления гауссова шума при больших значениях параметра линейности K и высокие динамические свойства в области QRS-комплекса при малых K [10 – 12, 15, 16]. Однако следует учитывать, что алгоритмы вычисления мириады сложнее, чем аппроксимация (5) – (6), и обычно используют итерации [25, 26]. В то же время, современные процессоры позволяют реализовывать и более сложные вычисления за дискретный период времени получения отсчета входного сигнала даже при высокой частоте дискретизации и, следовательно, выполнять обработку в реальном времени.

Мириада выборки является оптимальной оценкой максимума правдоподобия параметра местоположения ПРВ Коши и определяется поиском минимума функции стоимости вида

$$\hat{\theta} \cong \text{myriad} \{ x_1, x_2, \dots, x_i, x_N; K \} = \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^N \log [K^2 + (x_i - \theta)^2], \quad (7)$$

где x_i – элементы выборки отсчетов в скользящем окне размером N ; K – параметр линейности мириады, $K > 0$; θ – оцениваемый по выборке параметр местоположения ПРВ [27 – 30].

Параметр K управляет поведением мириадного фильтра [27 – 30]. Малые значения K задают нелинейный режим, при котором мириадный фильтр характеризуется высокими динамическими и робастными свойствами: хорошо сохраняет резкие изменения сигнала и подавляет импульсный шум. При больших значениях K мириадная фильтрация преобразуется в усреднение, соответственно, обеспечивает высокую степень подавления шума на участках сигнала, аппроксимируемых гладкими и линейными функциями. При промежуточных значениях K мириадный фильтр имеет средние свойства. В связи с этим, применяется адаптация мириадной фильтрации от режима высокой нелинейности свойств до их линейности путем варьирования параметра K [11, 12, 17, 29, 31]. Выходной сигнал адаптивного мириадного фильтра (АМФ) в скользящем окне данных описывается как

$$y_i^{\text{АМФ}} = \text{myriad} \{ x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N, K_{ai} \}, \quad (8)$$

где K_{ai} – адаптируемый параметр линейности K , вычисляемый для каждого i -го положения скользящего окна; $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N$ – отсчеты входного сигнала в окне размером N .

Для адаптации параметра линейности K предлагаются простые формулы [15, 31]:

$$K_{ai} = bQ_i, \quad Q_i = x^{(p)} - x^{(q)}, \quad p - q \approx (N - 1)/2, \quad p + q \approx N + 1, \quad (9)$$

где b – постоянный коэффициент; Q_i – квазиранг упорядоченной выборки в окне данных ($x^{(1)} \leq x^{(2)} \leq \dots \leq x^{(j)} \leq \dots \leq x^{(N)}$) размером N , являющийся робастной (не чувствительной к выбросам) оценкой локального масштаба данных; p, q – номера порядковых статистик.

Динамический аппроксимирующий алгоритм с гибкой настройкой параметров

Рассмотрим высокоэффективный алгоритм устранения ЭМГ шума в ЭКГ с гибко изменяемой в зависимости от оценок спектра обрабатываемого сегмента сигнала и уровня шума длиной интервала аппроксимации для применения *S&G* алгоритма (5) [6, 7].

Для упрощенной оценки спектра сигнала используется *Wings*-функция [2]

$$W_i = -abs[(x_i - x_{i-n})(x_i - x_{i+n})], \quad (10)$$

где x_i – текущий отсчет сигнала; x_{i-n} , x_{i+n} – крайние левый и правый элементы двух смежных сегментов интервала аппроксимации длиной $N_w = 2n + 1$, имеющих общую точку с индексом i .

Перед вычислением *Wings*-функции сигнал сглаживается с помощью *S&G* алгоритма с большим размером окна N_{prel} , затем фильтром первой разности удаляются сетевая наводка и низкочастотный дрейф изолинии. *Wings*-функция дважды сглаживается ФСС (6) с размером окна N_{sm} , вычисляются ее максимальное и минимальное значения.

Адаптивная формула для вычисления интервала аппроксимации имеет вид [2, 5 – 8]:

$$n_i' = n_{\min} + (n_{\max} - n_{\min})(W_i^f - W_{\min}^f)/(W_{\max}^f - W_{\min}^f), \quad (11)$$

где n_{\min} , n_{\max} – минимальная и максимальная длина сегментов интервала аппроксимации; W_i^f – сглаженная *Wings*-функция; W_{\min}^f , W_{\max}^f – минимальное и максимальное значения W_i^f .

Интервал аппроксимации n для применения *S&G* фильтрации (5) определяется неотрицательными значениями n_i' (11), а при $n_i' < 0$ параметр $n = 0$ [6, 7].

Адаптируемый параметр n_{\min} , влияющий на длину интервала аппроксимации n' (11), зависит от предварительной оценки уровня шума [6, 7]:

$$n_{\min} = n_{low} + (n_{high} - n_{low})(S - S_{low})/(S_{high} - S_{low}), \quad (12)$$

где n_{low} , n_{high} – границы изменения параметра n_{\min} ; S – оценка уровня шума; S_{high} , S_{low} – экспериментально подобранные константы.

Для приближенной оценки уровня шума вычисляется сумма абсолютных разностей соответствующих отсчетов входного и отфильтрованного сигнала по формуле [5 – 7]

$$S = \sum_{j=1}^{N_{est}} abs [x_j - y_j^f], \quad (13)$$

где x_j – отсчеты входного сигнала; y_j^f – сигнал на выходе *S&G* алгоритма (5); N_{est} – размер окна для оценки уровня шума.

Предварительная оценка уровня шума (13) и вычисление параметра n_{\min} (12) осуществляются на низкочастотном участке ЭКГ, если справедливо условие $n > n_{\max} - 5$.

Фильтрация сигнала выполняется в два прохода в одном направлении по *S&G* алгоритму (5) с динамически изменяемым согласно описанному алгоритму параметром n , определяющим длину интервала аппроксимации [6, 7].

Критерии эффективности

Для получения статистических оценок эффективности рассмотренных адаптивных фильтров использовались критерии среднеквадратической ошибки (СКО), максимума абсолютного отклонения (МАО) и отношения сигнал-шум (ОСШ), усредненные для большого числа входных сигналов, представляющих собой суммарный сигнал тестовой модели ЭКГ и случайной реализации аддитивного гауссова шума с нулевым математическим ожиданием заданной дисперсией [1].

Критерии СКО и МАО описываются следующими формулами [1]:

$$CKO = \sum_{j=1}^{N_R} [\sum_{i=1}^I (y_i^f - s_i)^2 / I] / N_R, \quad (14)$$

$$MAO = \sum_{j=1}^{N_R} [\max \{ |y_i^f - s_i| \}_{i=1}^I] / N_R, \quad (15)$$

где y_i^f – выходной сигнал фильтра; s_i – соответствующее значение тестового сигнала в i -м отсчете; I – длина реализации входного сигнала; N_R – число реализаций для усреднения.

Критерий ОСШ описывается как [1]

$$ОСШ = \sum_{j=1}^{N_R} 10 \lg (p_s / p_n) / N_R, \quad (16)$$

где $p_s = \sum_{i=1}^I (s_i - \bar{s})^2 / I$ – мощность сигнала, где $\bar{s} = \sum_{i=1}^I s_i / I$ – среднее значение сигнала; $p_n = \sum_{i=1}^I (y_i^f - s_i)^2 / I$ – мощность шума.

Исследуемые адаптивные алгоритмы

Исследуем конкретные реализации адаптивных алгоритмов, построенных по предложенному методу с шумозависимым переключением наборов компонентных фильтров (рис.1). Параметры компонентных фильтров и пороги подобраны численным моделированием для тестового сигнала ЭКГ, исходя из критерия минимума интегральных значений СКО (14), для различного уровня гауссова шума. В качестве тестового сигнала используется реальная ЭКГ, зарегистрированная с частотой дискретизации 1 кГц , с подавленным путем усреднения кардиоциклов шумом (*physionet.org nstdb database, clean_p279_s0534*).

Предложим адаптивный алгоритм Хемпела (4) на основе аппроксимирующих фильтров: S&G фильтров (5) с различным размером окна в качестве СДФ и ПФ и ФСС (6) в качестве ПШФ; обозначим данный алгоритм как AH_{app} . Заданы следующие параметры (4): ПШФ1 – ФСС с размером окна $N_{13}=19$, ПФ1 – S&G с размером окна $N_{12}=15$; ПШФ2 – ФСС с $N_{23}=21$, ПФ2 – S&G с $N_{22}=21$, СДФ2 – S&G с $N_{21}=9$; ПШФ3 – ФСС с $N_{33}=29$, ПФ3 – S&G с $N_{32}=27$, СДФ3 – S&G с $N_{31}=13$; ПШФ4 – ФСС с $N_{43}=31$, ПФ4 – S&G с $N_{42}=29$, СДФ4 – S&G с $N_{41}=19$. Двухпроходной фильтр AH_{app} обозначим как AH_{app}^{TP} .

Предложим адаптивный алгоритм Хемпела (4) на основе АМФ (8) с различными значениями параметров размера окна N и коэффициента b (9); обозначим данный алгоритм как AH_{myr} и соответствующий двухпроходной фильтр – как AH_{myr}^{TP} . Подобранные следующие параметры: ПШФ1 – АМФ с параметрами $N_{13}=19$, $b_{13}=10$, ПФ1 – АМФ с $N_{12}=7$, $b_{12}=5$; ПШФ2 – АМФ с $N_{23}=21$, $b_{23}=10$, ПФ2 – АМФ с $N_{22}=9$, $b_{22}=5$, СДФ2 – АМФ с $N_{21}=5$, $b_{21}=1$; ПШФ3 – АМФ с $N_{33}=29$, $b_{33}=10$, ПФ3 – АМФ с $N_{32}=13$, $b_{32}=5$, СДФ3 – АМФ с $N_{31}=7$, $b_{31}=1$; ПШФ4 – АМФ с $N_{43}=33$, $b_{43}=10$, ПФ4 – АМФ с $N_{42}=15$, $b_{42}=5$, СДФ4 – АМФ с $N_{41}=9$, $b_{41}=1$.

Предварительное окно для получения *Med*- и *Mad*- оценок и вычисление ПЛА r_i , th_i выбрано $N=17$ (1); порог фильтра Хемпела $t=0,6$ (1); размер окна ФСС для сглаживания ПЛА r_i $N_5=37$, для сглаживания th_i – $N_6=31$ (2); пороги для оценки уровня шума $\eta_1=0,0044$; $\eta_2=0,012$; $\eta_3=0,04$ (3); пороги для различения *QRS*-комплексов от *P*-, *T*-волн при невысоком уровне шума $\tau_1=0,015$; $\tau_2=0,02$; $\tau_3=0,06$; $\tau_4=0,09$ (4).

Для динамического аппроксимирующего алгоритма [6, 7] обозначим как AW_{tw}^{TP} , для условий среднего уровня гауссова шума подобраны следующие параметры: размер окна S&G алгоритма (5) для предварительной обработки $N_{prel}=65$; окно для вычисления *Wings*-функции (10) $N_w=21$, окно для ее сглаживания $N_{sm}=25$; окно для оценки уровня шума (13) $N_{est}=9$; параметр для вычисления интервала аппроксимации (11) $n_{max}=15$; границы для гибкой настройки параметра n_{min} (12) $n_{low}=-20$ и $n_{high}=0$, $S_{high}=0,01$ и $S_{low}=0,2$. Заметим, что выбор параметров для алгоритма AW_{tw}^{TP} противоречив: можно добиться нулевых искажений *QRS*-комплекса в отсутствие шума, но при этом снижается степень подавления шума фильтром.

Результаты численного моделирования

Статистические оценки эффективности исследуемых адаптивных алгоритмов по интегральным показателям для всего тестового сигнала ЭКГ длиной в один период и по локальным показателям, соответствующим участкам до *QRS*-комплекса, *QRS*-комплексу и после *QRS*, критериев СКО (14), MAO (15) и ОСШ (16), приведены в таблице (значения СКО и MAO указаны в *ppm*). Усреднение показателей эффективности проводилось для большого числа реализаций тестового сигнала ЭКГ с аддитивным гауссовым шумом при нулевом математическом ожидании и заданной дисперсии σ_a^2 , $N_R=200$. Моделировались условия очень низкого (таблица, ситуации 1 – 4), низкого (таблица, ситуации 5 – 7), среднего (таблица, ситуации 8 – 10) и высокого (таблица, ситуации 11 – 12) уровней шума.

Фильтр	Период ЭКГ			Перед QRS			QRS-комплекс			После QRS		
	СКО	MAO	ОСШ	СКО	MAO	ОСШ	СКО	MAO	ОСШ	СКО	MAO	ОСШ
1) $\sigma_a^2=0,000001$, $N_R=200$;												
Исх.	1	3248	41,18	1	2875	30,28	1	2667	47,95	1	3146	39,10
AW _{tw} ^{TP}	2	8435	39,24	3	5425	25,08	5	8435	40,38	0	2391	46,04
AH _{app}	0	3506	45,55	0	2246	34,07	1	2666	47,92	0	3496	45,22
AH _{app} ^{TP}	0	4537	45,09	1	2437	32,96	1	3030	47,72	0	4536	45,08
AH _{myr}	0	2853	45,45	0	2180	33,48	1	2560	48,06	0	2720	45,32
AH _{myr} ^{TP}	1	3934	43,75	1	2818	30,59	1	2954	47,29	0	3928	44,22
2) $\sigma_a^2=0,000004$												
Исх.	4	6497	35,16	4	5750	24,26	4	5334	41,93	4	6291	33,08
AW _{tw} ^{TP}	2	8398	38,60	3	5442	24,87	6	8398	39,75	0	2543	43,34
AH _{app}	1	5166	41,37	1	2820	31,48	4	5131	42,67	1	3640	41,05
AH _{app} ^{TP}	1	5326	41,50	1	2850	31,18	4	5134	42,60	1	4607	41,56
AH _{myr}	1	5245	41,41	1	2811	31,22	3	5237	42,73	1	3046	41,22
AH _{myr} ^{TP}	1	5295	41,05	1	3158	29,63	4	5235	42,50	1	3992	41,53
3) $\sigma_a^2=0,000007$;												
Исх.	7	8594	32,73	7	7606	21,83	7	7056	39,50	7	8322	30,65
AW _{tw} ^{TP}	2	8456	38,04	4	5492	24,68	7	8455	39,20	1	2685	41,70
AH _{app}	2	7296	39,26	1	3295	29,94	6	7281	40,07	1	4272	39,14
AH _{app} ^{TP}	2	7294	39,52	1	3203	29,98	6	7279	40,07	1	4938	39,81
AH _{myr}	2	7952	39,37	1	3295	29,80	6	7943	40,19	1	3673	39,36
AH _{myr} ^{TP}	2	7947	39,37	1	3471	28,87	6	7941	40,08	1	4228	39,99
4) $\sigma_a^2=0,00001$;												
Исх.	10	10272	31,18	10	9091	20,28	10	8434	37,95	10	9947	29,10
AW _{tw} ^{TP}	2	8634	37,55	4	5555	24,50	8	8632	38,72	1	2849	40,46
AH _{app}	2	8988	37,91	1	3699	28,83	9	8972	38,57	1	5072	37,84
AH _{app} ^{TP}	2	8979	38,25	1	3510	29,07	9	8972	38,60	1	5526	38,56
AH _{myr}	2	10572	38,08	1	3717	28,75	9	10556	38,75	1	4315	38,11
AH _{myr} ^{TP}	2	10562	38,23	2	3739	28,25	9	10556	38,67	1	4590	38,86
5) $\sigma_a^2=0,00004$;												
Исх.	40	20544	25,16	40	18182	14,26	41	16868	31,93	40	19895	23,08
AW _{tw} ^{TP}	5	12844	34,38	6	6348	22,97	17	12844	35,56	2	4433	35,19
AH _{app}	5	11960	34,21	4	6164	24,24	16	11908	35,96	4	7002	33,58
AH _{app} ^{TP}	5	11920	34,55	4	5574	24,69	16	11911	36,01	3	6884	34,10
AH _{myr}	5	14647	34,05	4	6236	24,22	18	14640	35,49	4	6725	33,61
AH _{myr} ^{TP}	5	14662	34,42	4	5590	24,56	19	14661	35,46	3	5947	34,37
6) $\sigma_a^2=0,00007$;												
Исх.	70	27177	22,73	71	24053	11,83	72	22315	29,50	70	26318	20,65
AW _{tw} ^{TP}	7	16652	32,57	7	7031	21,85	26	16652	33,76	4	5631	32,87
AH _{app}	8	13421	32,44	7	7772	22,05	22	13409	34,62	6	8105	31,73
AH _{app} ^{TP}	7	13404	32,77	6	7019	22,51	22	13396	34,68	5	7753	32,19
AH _{myr}	8	16039	32,19	7	7856	22,03	26	16030	33,93	6	8088	31,69
AH _{myr} ^{TP}	8	16056	32,60	6	7013	22,50	26	16056	33,93	5	7014	32,44

Фильтр	Период ЭКГ			Перед QRS			QRS-комплекс			После QRS		
	СКО	МАО	ОСШ	СКО	МАО	ОСШ	СКО	МАО	ОСШ	СКО	МАО	ОСШ
7) $\sigma_a^2=0,0001$;												
Исх.	100	32483	21,18	101	28748	10,28	103	26671	27,95	99	31456	19,10
AW_{tw}^{TP}	10	19789	31,29	9	7650	20,97	34	19789	32,49	6	6617	31,37
AH_{app}	10	14899	31,15	10	9132	20,49	29	14860	33,57	7	9352	30,43
AH_{app}^{TP}	10	14819	31,49	9	8244	20,97	28	14806	33,64	7	8699	30,89
AH_{myr}	11	17506	30,88	10	9181	20,48	35	17496	32,78	8	9408	30,38
AH_{myr}^{TP}	10	17550	31,31	9	8184	21,01	34	17550	32,80	6	7978	31,13
8) $\sigma_a^2=0,0004$;												
Исх.	400	64967	15,16	403	57497	4,26	411	53342	21,93	398	62912	13,08
AW_{tw}^{TP}	36	39290	25,80	26	12087	16,46	122	39290	27,01	23	12880	25,43
AH_{app}	29	23104	26,69	32	15006	15,48	76	22952	29,40	20	14630	26,13
AH_{app}^{TP}	28	23034	26,89	30	14187	15,70	76	22959	29,41	19	13267	26,47
AH_{myr}	34	29491	26,06	31	14923	15,54	123	29483	27,33	20	14296	26,21
AH_{myr}^{TP}	33	29548	26,23	30	14193	15,70	122	29548	27,33	18	12774	26,58
9) $\sigma_a^2=0,0007$;												
Исх.	700	85943	12,73	706	76061	1,83	720	70565	19,50	696	83225	10,65
AW_{tw}^{TP}	61	51997	23,44	43	15225	14,30	210	51997	24,64	41	16973	23,01
AH_{app}	43	28025	25,05	42	16932	14,31	112	27853	27,74	31	16980	24,25
AH_{app}^{TP}	41	27908	25,23	40	15750	14,52	112	27856	27,76	30	15481	24,54
AH_{myr}	48	33156	24,57	42	16813	14,34	162	33113	26,16	31	16784	24,29
AH_{myr}^{TP}	46	33117	24,73	40	15845	14,52	161	33117	26,19	29	15121	24,59
10) $\sigma_a^2=0,001$;												
Исх.	1000	102721	11,18	1008	90910	0,28	1028	84341	17,95	994	99473	9,10
AW_{tw}^{TP}	87	62300	21,93	60	17799	12,86	298	62300	23,13	58	20296	21,46
AH_{app}	56	32204	23,88	52	18468	13,43	150	32058	26,53	42	19068	23,00
AH_{app}^{TP}	54	32078	24,07	50	17065	13,64	149	32016	26,57	40	17341	23,26
AH_{myr}	62	36690	23,49	52	18345	13,44	200	36639	25,27	42	18883	23,00
AH_{myr}^{TP}	59	36658	23,67	50	17136	13,65	199	36638	25,30	39	16979	23,31
11) $\sigma_a^2=0,004$;												
Исх.	3999	205442	5,16	4032	181820	-5,74	4113	168682	11,93	3977	198945	3,08
AW_{tw}^{TP}	346	125564	15,94	229	33902	7,04	1192	125564	17,12	233	39995	15,44
AH_{app}	178	57147	18,91	148	29634	9,01	475	56794	21,65	140	32914	17,79
AH_{app}^{TP}	169	54364	19,15	141	26743	9,28	453	54225	21,89	132	29086	18,06
AH_{myr}	197	66906	18,48	145	28992	9,12	687	66833	20,06	136	32040	17,92
AH_{myr}^{TP}	188	65345	18,70	137	26447	9,43	678	65345	20,15	127	28309	18,24
12) $\sigma_a^2=0,007$;												
Исх.	6999	271775	2,73	7056	240526	-8,17	7197	223145	9,50	6959	263180	0,65
AW_{tw}^{TP}	610	166783	13,48	399	44517	4,64	2129	166783	14,61	408	52981	13,01
AH_{app}	298	72688	16,67	241	37489	6,91	786	72166	19,47	238	42787	15,48
AH_{app}^{TP}	280	67098	16,96	229	33513	7,19	733	66749	19,84	224	37731	15,77
AH_{myr}	316	82722	16,42	234	36393	7,08	1033	82668	18,27	229	41317	15,65
AH_{myr}^{TP}	298	78516	16,70	219	32676	7,42	995	78481	18,50	213	36380	16,00

Как видим (см. таблицу), предложенные адаптивные алгоритмы AH_{app} , AH_{app}^{TP} , AH_{myr} , AH_{myr}^{TP} не вносят искажения в QRS-комплекс при очень низком уровне шума (таблица, ситуации 1 – 2), и обеспечивают более высокую эффективность подавления шума при среднем – высоком уровне (таблица, ситуации 8 – 12) в сравнении с высокоэффективным динамическим алгоритмом AW_{tw}^{TP} [6, 7]. Только при некоторых ситуациях, в данном случае, при невысоком уровне шума (таблица, ситуации 3 – 7), алгоритм AW_{tw}^{TP} имеет преимущество на участке T-волны (“после QRS”), близкие к нему показатели эффективности для данного сегмента сигнала имеют двухпроходные алгоритмы AH_{app}^{TP} , AH_{myr}^{TP} .

Алгоритмы AH_{app} , AH_{app}^{TP} , построенные на аппроксимирующих фильтрах (5), (6), и аналогичные алгоритмы AH_{myr} , AH_{myr}^{TP} на основе адаптивных мириадных фильтров (8) обеспечивают близкие показатели эффективности, при этом AH_{myr} имеет несущественное преимущество по динамическим свойствам (таблица, ситуация 1, “QRS-комплекс”), а AH_{app} лучше подавляет шум (таблица, ситуации 8 – 12). Применение двухпроходной фильтрации позволяет повысить степень подавления шума, что следует из улучшения интегрального и локальных показателей эффективности на низкочастотных сегментах сигнала при возрастании дисперсии шума в сравнении с однопроходным алгоритмом (таблица, ситуации 5 – 12). Следует отметить как достоинство предложенного метода также то, что двухпроходная фильтрация практически не ухудшает качество обработки QRS-комплекса (таблица, ситуации 1 – 10), а при высоком уровне шума – улучшает (таблица, ситуации 11 – 12).

Выводы по сравнению эффективности рассмотренных адаптивных алгоритмов по всем трем показателям качества фильтрации (14) – (16) хорошо согласуются.

Проанализируем для примера эффективность предложенных алгоритмов на основе аппроксимирующих фильтров $S\&G$ (5) и ФСС (6) при среднем уровне шума (таблица, ситуации 7 – 10, исходное ОСШ изменялось в пределах от 21,2 дБ до 11,2 дБ). Интегральные показатели СКО на выходе AH_{app} уменьшились в 10 – 17,9 раз, MAO – в 2,2 – 3,2 раза, а ОСШ возросло на 10 – 12,7 дБ, а для двухпроходного алгоритма AH_{app}^{TP} интегральные значения СКО уменьшились в 10 – 18,5 раз, MAO – в 2,2 – 3,2 раза, а ОСШ увеличилось на 10,3 – 12,9 дБ. По локальным показателям качества фильтров на участке ЭКГ перед QRS-комплексом для алгоритма AH_{app} СКО уменьшилось в 10,1 – 19,4 раз, MAO – в 3,2 – 4,9 раз, ОСШ возросло на 10,2 – 13,2 дБ, а показатели эффективности AH_{app}^{TP} немного выше: СКО уменьшилось в 11,2 – 20,2 раз, MAO – в 3,5 – 5,3 раз, ОСШ увеличилось на 10,7 – 13,4 дБ. На участке QRS-комплекса для алгоритмов AH_{app} и AH_{app}^{TP} СКО уменьшилось в 3,7 – 6,9 раз, MAO – в 1,8 – 2,6 раз, а ОСШ увеличилось на 5,7 – 8,6 дБ. Локальные показатели эффективности на участке после QRS-комплекса следующие: для алгоритма AH_{app} СКО уменьшилось в 14,1 – 23,7 раз, MAO – в 3,4 – 5,2 раз, а ОСШ возросло на 11,3 – 13,9 дБ; для AH_{app}^{TP} СКО уменьшилось в 14,1 – 24,9 раз, MAO – в 3,6 – 5,7 раз, а ОСШ возросло на 11,8 – 14,2 дБ.

Работа предложенного метода (рис.1) иллюстрируется графиками сигналов (рис. 2 – 10).

Из анализа выходных сигналов в отсутствие шума, приведенных на рис. 2, где a – тестовая модель сигнала ЭКГ; b – сигнал на выходе алгоритма AH_{app} ; c – сигнал на выходе алгоритма AH_{myr} ; z – сглаженные значения ПЛА фильтра Хемпела (1), (2) r_i^f , th_i^f ; d – изменение размера скользящего окна AH_{app} ; e – изменение размера скользящего окна AH_{myr} ; $ж$ – искажения сигнала (разность между соответствующими отсчетами “чистого” сигнала и выходного сигнала фильтра) после применения AH_{app} ; $з$ – искажения сигнала после применения AH_{myr} ; видим, что пределы максимальных искажений, наблюдаемых на низкочастотных участках сигнала, составляют примерно 1 % пределов амплитуды изменения низкочастотного сигнала, а искажения в области R -пика отсутствуют.

Результаты обработки модельных сигналов ЭКГ алгоритмом AH_{app} при различном уровне гауссова шума приведены на рис. 3 – 5, где a – входной зашумленный сигнал, причем низкий уровень шума задан дисперсией $\sigma_a^2=0,0001$ (рис. 3, a), средний уровень шума – дисперсией $\sigma_a^2=0,001$ (рис. 4, a), а высокий – при $\sigma_a^2=0,01$ (рис. 5, a); b – сигнал на выходе фильтра; c – графики ПЛА r_i^f , th_i^f ; z – размер окна; d – шум; e – остаточный шум (разность между “чистым” сигналом и выходом фильтра). Выходные сигналы алгоритма AH_{myr} не приведены, так как визуально их отличия от AH_{app} не заметны, изменение размера окна аналогично, степень подавления гауссова шума практически одинакова. Как видим (рис. 3 – 5), обеспечено высокое качество подавления аддитивного гауссова шума в широком диапазоне изменения его дисперсии и сохранения амплитудных и временных параметров зубцов ЭКГ.

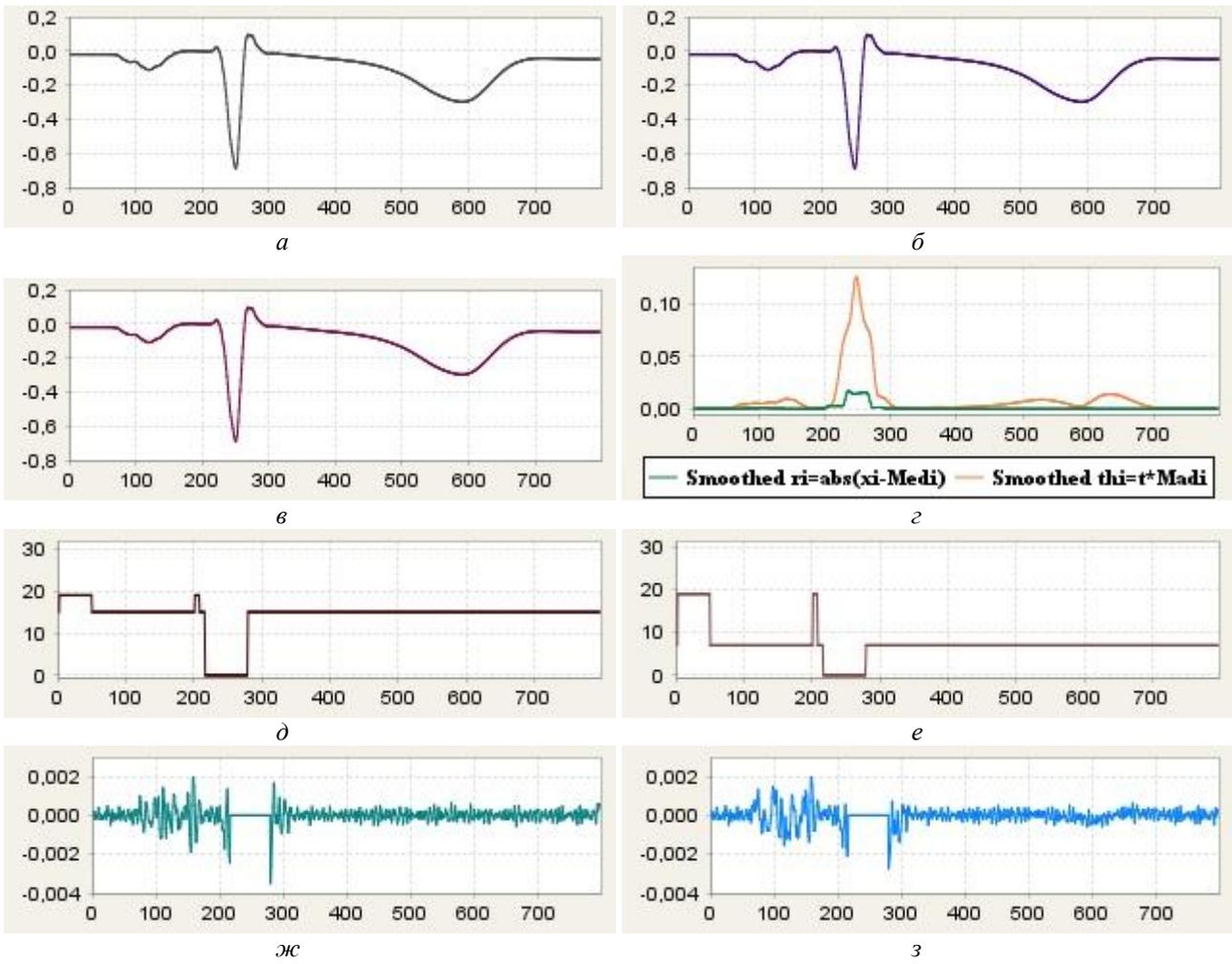


Рис. 2

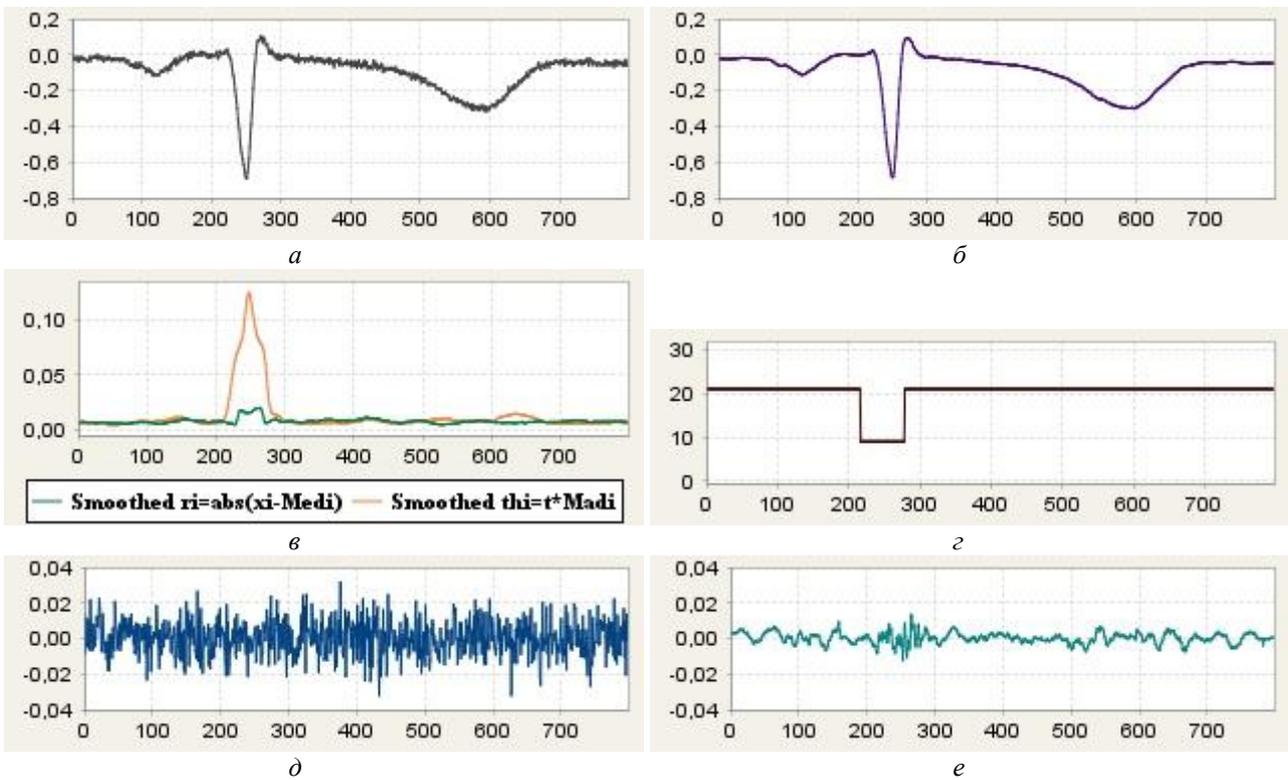


Рис. 3

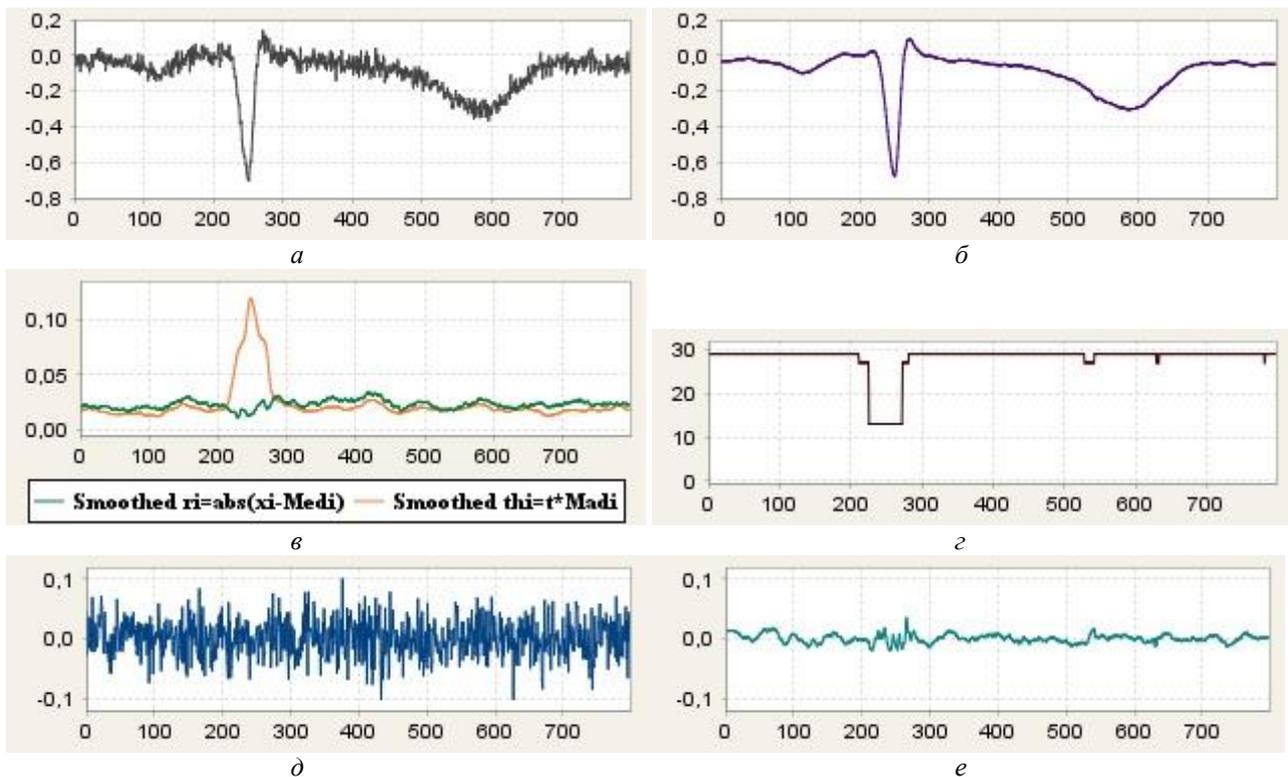


Рис. 4

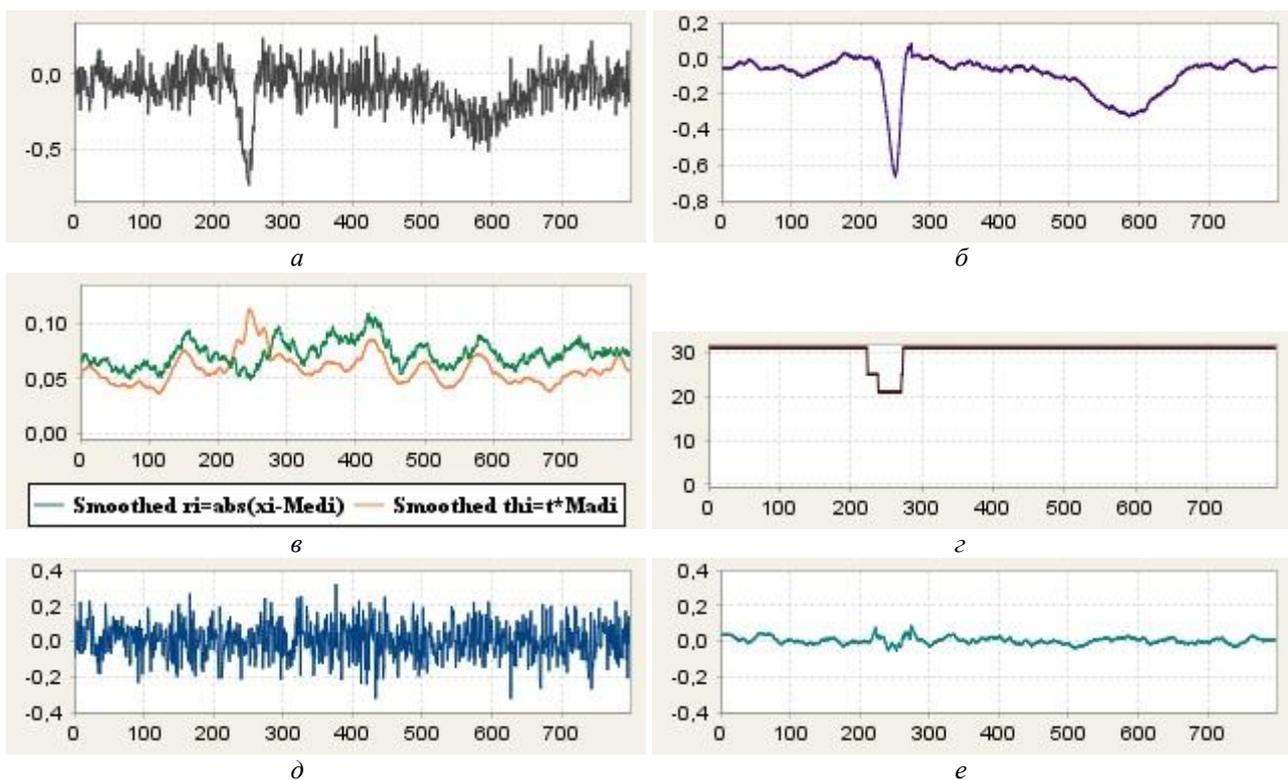


Рис. 5

Обработка модельного сигнала ЭКГ с изменением дисперсии гауссова шума показана на рис. 6. Для данного сигнала (рис. 6, а) на первых 200 отсчетах шум вначале отсутствует, а затем имеет очень низкий уровень ($\sigma_a^2=0,00001$), на участке с индексами 201 – 400 воздействует шум низкого уровня ($\sigma_a^2=0,0001$), на участке 401 – 600 – шум среднего уровня ($\sigma_a^2=0,001$), а на участке 601 – 798 – высокого ($\sigma_a^2=0,01$). Как видим, из выходного сигнала алгоритма

AH_{app} (рис. 6, б) и графиков шума, присутствующего во входном сигнале (рис. 6, ж), и остаточного шума после фильтрации (рис. 6, з), качество подавления нестационарного шума высокое, при этом в отсутствие шума искажений сигнала нет, а в присутствии – они незначительны. Как показано на графике (рис. 6, в), флаговые переменные (3) правильно реагируют на изменение дисперсии шума и соответственно переключают наборы фильтров (4), где значению 1 соответствует $vl=$ true, т.е. очень низкий уровень шума; 2 – $ln=$ true – низкий уровень; 3 – $mn=$ true – средний уровень; 4 – $hn=$ true – высокий уровень шума. Из графиков изменения параметров Хемпела (рис. 6, г) и включения/выключения процедуры оценки уровня шума (рис. 6, д) следует, что условие $r_i^f > th_i^f$ выполняется на пологих участках сигнала, что позволяет применить для их обработки ПШФ, а на участках QRS и P -, T -зубцов – СДФ или ПФ (4). График изменения размера окна (рис. 6, е) также свидетельствует о преимущественно верном переключении наборов фильтров. Уровень шума также правильно оценивается на участке примерно постоянного сигнала.

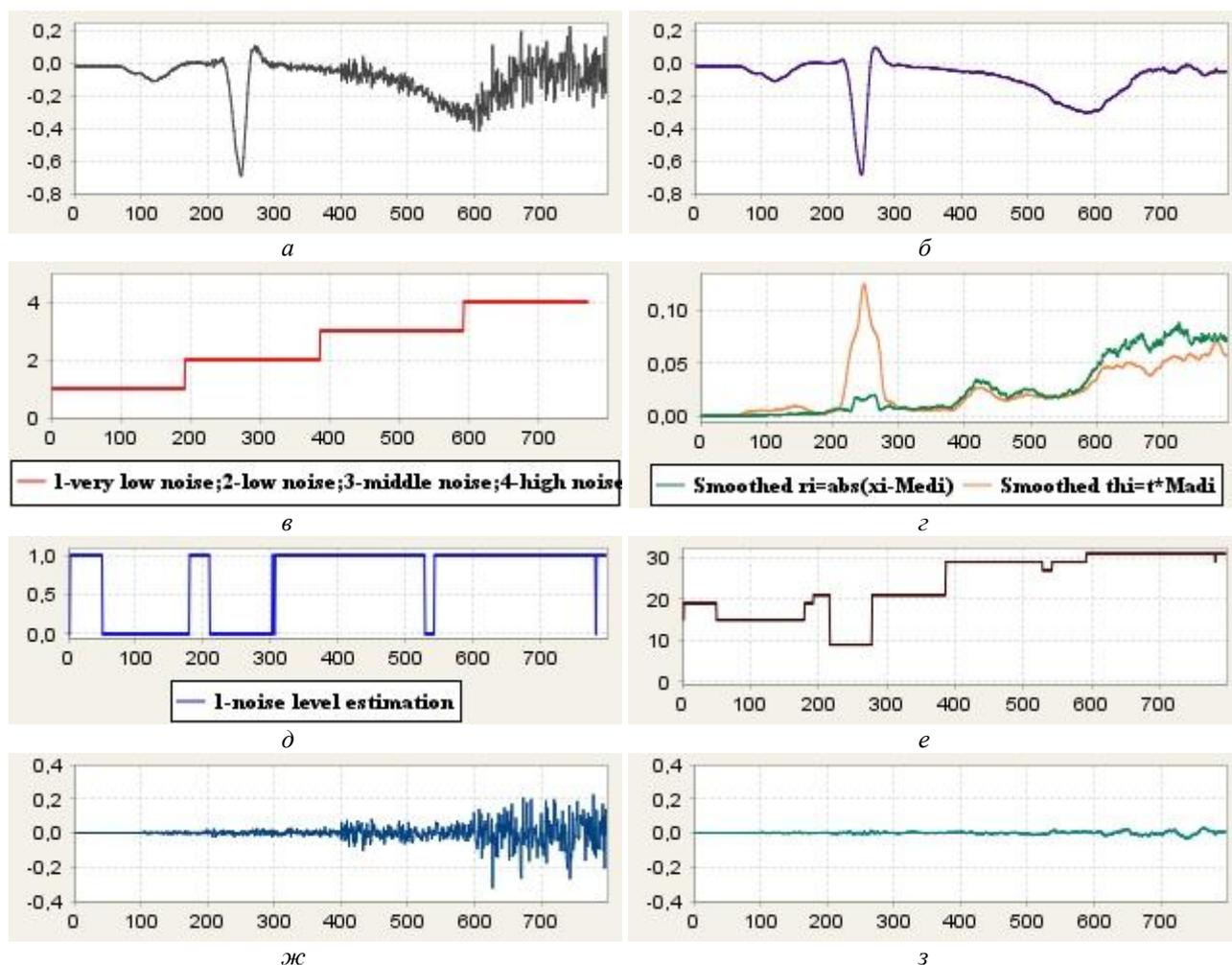


Рис. 6

Обработка сигнала ЭКГ с ЭМГ шумом различного уровня иллюстрируется на рис. 7 – 9, где a – входной сигнал; b – сигнал на выходе динамического аппроксимирующего алгоритма AW_{tw}^{TP} ; v – сигнал на выходе предложенного алгоритма AH_{app} ; z – сигнал на выходе двухпроходного алгоритма AH_{app}^{TP} . Заметим, что в предложенных алгоритмах типы и размеры окон компонентных фильтров и пороги подобраны для условий различного уровня гауссова шума, и в задачах подавления ЭМГ шума данные параметры могут быть оптимизированы.

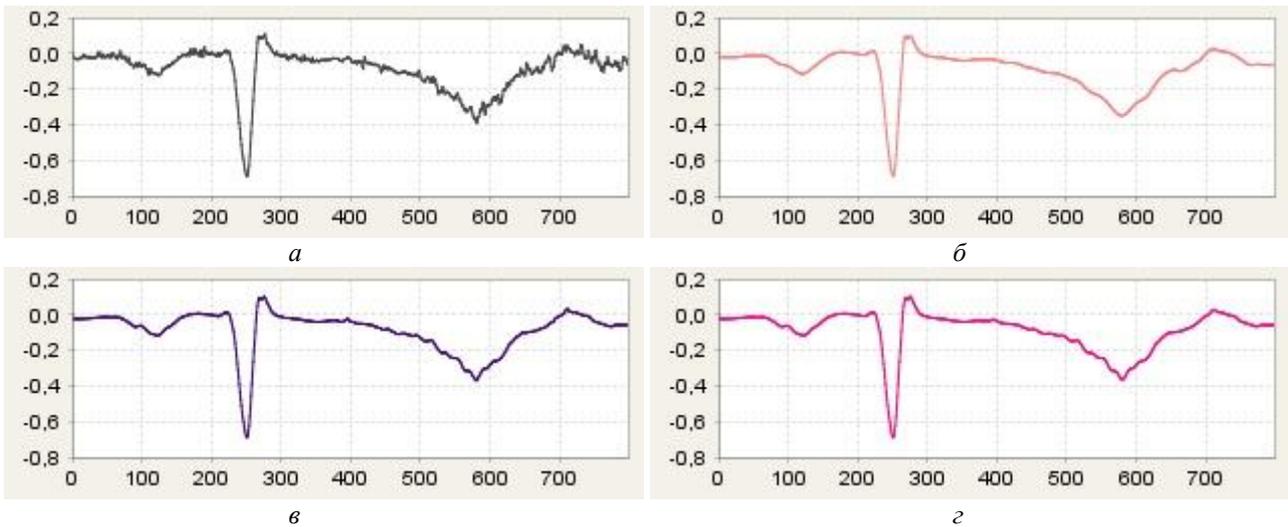


Рис. 7

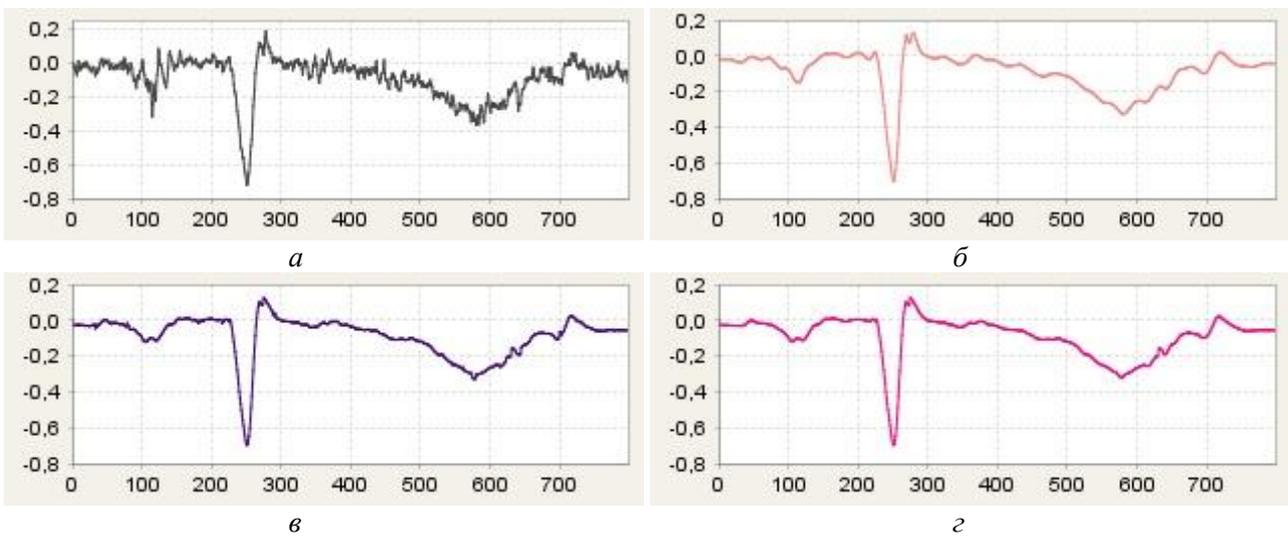


Рис. 8

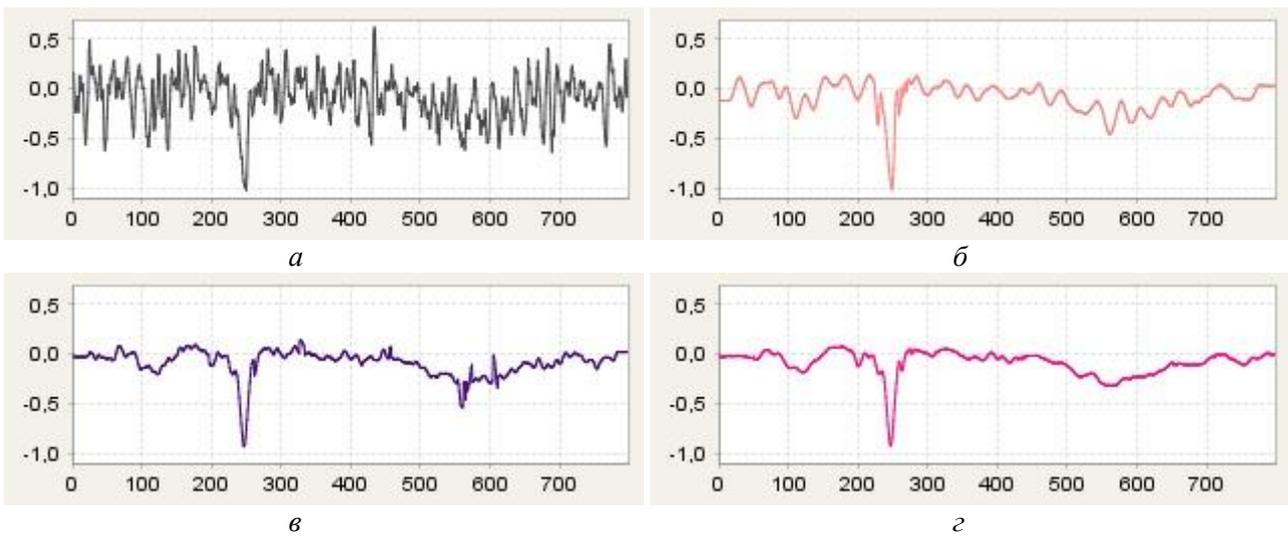


Рис. 9

Применение для реальной записи ЭКГ с высокочастотным шумом, зарегистрированной при частоте дискретизации 1 кГц , показано на рис. 9, где a – сигнал на входе; $б$ – сигнал на выходе AW_{tw}^{TP} ; $в$ – сигнал на выходе AH_{app} ; $г$ – сигнал на выходе AH_{app}^{TP} .

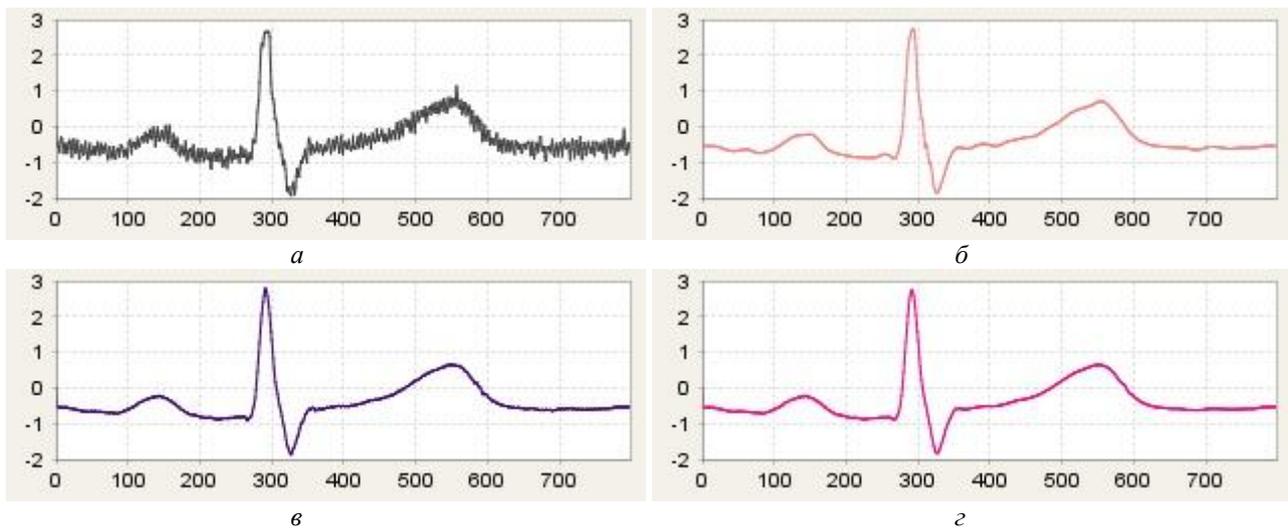


Рис. 10

Заключение

Впервые предложен адаптивный метод подавления нестационарного шума в сигнале ЭКГ в реальном времени. В данном методе в зависимости от оценки уровня шума осуществляется автоматический выбор набора компонентных фильтров и в зависимости от свойств сигнала на обрабатываемом локальном участке переключается фильтр с наиболее подходящими параметрами. В качестве компонентных фильтров предложено адаптивно переключать выходные сигналы $S\&G$ алгоритмов и усредняющего фильтра с различными размерами окон. Другой вариант – переключение адаптивных мириадных фильтров с сигнально-зависимым изменением параметра линейности K и с различными значениями размера окна и коэффициента, влияющего на K . Как для предварительной оценки уровня шума, так и для переключения компонентного фильтра применяются вычисленные по выборке отсчетов в предварительном скользящем окне и сглаженные линейным фильтром ПЛА фильтра Хемпела [20], что упрощает алгоритм и делает малой задержку обработки в реальном времени.

Полученные статистические оценки качества фильтров для тестовой модели сигнала ЭКГ при частоте дискретизации 1 кГц при условиях различного уровня аддитивного гауссова шума свидетельствуют о высокой эффективности предложенных адаптивных алгоритмов фильтрации нестационарного шума в ЭКГ. Показано, что алгоритмы, построенные на предложенном методе, в отсутствие или при очень низком уровне шума не применяют фильтрацию и, соответственно, не вносят искажений в высокочастотный QRS -комплекс. При изменении дисперсии шума предложенными алгоритмами автоматически переключается набор фильтров, имеющий параметры более подходящие для оцененного уровня шума, что повышает степень его подавления. В зависимости от локальных оценок динамики изменения сигнала из выбранного набора применяется фильтр с наиболее подходящими свойствами, что позволяет хорошо сохранить информационные параметры зубцов ЭКГ.

Сравнение с высокоэффективным динамическим алгоритмом [6, 7] на основе $S\&G$ фильтра [18] с зависимой от уровня шума и спектра сигнала гибкой настройкой длины интервала аппроксимации показало более высокие показатели эффективности предложенных алгоритмов для большинства моделированных ситуаций. Также предложенный метод имеет преимущество по задержке обработки сигнала в реальном времени.

Применение разработанных адаптивных алгоритмов для подавления различного уровня ЭМГ шума и другого шума в ЭКГ подтверждает высокую эффективность фильтрации.

Список литературы:

1. Astola J., Kuosmanen P. Fundamentals of Nonlinear Digital Filtering. USA: CRC Press LLC, 1997. 276 p.
2. Christov I., Daskalov I. Filtering of electrocardiogram artifacts from the electrocardiogram // Medical Engineering & Physics. 1999. Vol.21. P.731-736.
3. Bortolan G., Christov I. Dynamic Filtration of High-Frequency Noise in ECG Signal // Computing in Cardiology, 7-10 Sept. 2014. Cambridge (USA), 2014. Vol.41. P.1089-1092.
4. 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 // Biomedical Signal Processing and Control. 2015. Vol.18. P.378-385.
5. 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. Vol.55, No.9. P.1579-1588.
6. Christov I., Neycheva T., Schmid R. Fine tuning of the dynamic low-pass filter for electromyographic noise suppression in electrocardiograms // Computing in Cardiology, 24-27 Sept. 2017. Rennes (France), 2017. Vol.44. P.1-4.
7. Christov I., Raikova R., Angelova S. Separation of electrocardiographic from electromyographic signals using dynamic filtration // Medical Engineering & Physics. 2018.
8. Gotchev A., Christov I., Egiazarian K. Denoising of electrocardiogram from electromyogram artifacts by combined transform-domain and dynamic approximation method // ICASSP'2002: Proc. of the IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing. P.3872-3875. doi: 10.1109/ICASSP.
9. Dotsinsky I., Mihov G. Simple Approach for Tremor Suppression in Electrocardiograms // Int. J. Bioautomation. 2010. Vol.14, No.2. P.129-138.
10. Pander T. Impulsive Noise Filtering In Biomedical Signals With Application of New Myriad Filter // Biosignal' 2010: Proc. of the Int. Conf. 2010. Vol.20. P.94-101.
11. 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.
12. Tulyakova N. Locally-Adaptive Myriad Filters for Processing ECG Signals in Real Time // Int. J. Bioautomation. 2017. Vol.21, No.1. P.5-18.
13. Тулякова Н.О., Трофимчук А.Н., Стрижак А.Е. Алгоритмы фильтрации электрокардиограммы с динамически изменяемым размером окна // Радиоэлектронные и компьютерные системы. – 2016. – №2 (76). – С.4-14.
14. Тулякова Н.О., Трофимчук А.Н., Будник Н.Н., Стрижак А.Е. Сравнительный анализ локально-адаптивных нелинейных фильтров для комплексной модели одномерного сигнала // Радиоэлектронные и компьютерные системы. – 2015. – №2 (72). – С.97-111.
15. Тулякова Н.О., Трофимчук А.Н., Стрижак А.Е. Адаптивные алгоритмы устранения электромиографического шума в сигнале электрокардиограммы // Радиотехника. – 2017. – Вып.188. – С.70-78. [Transl.: Tulyakova N., Trofimchuk A., Strizhak A. Adaptive algorithms for elimination of electromyographic noise in the electrocardiogram signal // Telecommunications and Radio Engineering. – 2018. – Vol.77, No.6. – P.549-561. doi: 10.1615/TelecomRadEng.v77.i6.70]
16. Тулякова Н.О., Трофимчук А.Н., Стрижак А.Е. Адаптивные мириадные фильтры для обработки сигналов электрокардиограммы, регистрируемых с высокой частотой дискретизации // Радиоэлектронные и компьютерные системы. – 2016. – №4 (78). – С.97-107.
17. Тулякова Н.О. Локально-адаптивная мириадная фильтрация сигнала электрокардиограммы // Радиотехника. – 2015. – Вып.180. – С.152-162.
18. Savitzky A., Golay M. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures // Analytical Chemistry. 1964. Vol.36. P.1627-1639. doi: 10.1021/ac60214a047.
19. Davies L., Gather U. The identification of multiple outliers // J. American Statistical Assoc. 1993. Vol.88. P.782-801.
20. Pearson R.K., Neuvo Y., Astola J. The Class of Generalized Hampel Filters // EUSIPCO: Proc. of the 23rd European Signal Processing Conf. 21 Aug.-4 Sept. 2015. Nice (France), 2015. P.2546-2550. doi: 10.1109/EUSIPCO.
21. Тулякова Н.О., Лопаткин Р.Ю., Трофимчук А.Н., Стрижак А.Е. Применение локально-адаптивной мириадной фильтрации для комплексной модели одномерного сигнала // Радиоэлектронные и компьютерные системы. – 2017. – №3 (83). – С.14-25.
22. Tulyakova N., Neycheva T., Trofymchuk O., Stryzhak O. Locally-adaptive myriad filtration of one-dimensional complex signal // Int. J. Bioautomation. 2018.
23. Melnik V.P., Lukin V.V., Zelensky A.A., Astola J.T., Kuosmanen P. Local Activity Indicators: Analysis and Application to Hard-Switching Adaptive Filtering of Images // Optical Engineering Journal. 2001. Vol.40, No.8. P.1441-1455. doi:10.1117/1.1385815.
24. Lukin V.V., Zelensky A.A., Tulyakova N.O., Melnik V.P. Adaptive method for 1-D signal processing based on nonlinear filter bank and Z-parameter // NSIP'99: Proc. of the IEEE/EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing. Antalya (Turkey), 1999. Vol.1, P.287-291.
25. Абрамов С.К. Алгоритм реализации мириадной фильтрации // Авиационно-космическая техника и технология. – 2000. – Вып.21. – С.143-147.

26. Тулякова Н.О., Трофимчук А.Н., Стрижак А.Е. Алгоритмы мириадной фильтрации // Радиоэлектронные и компьютерные системы. – 2014. – №4 (68). – С.76-83.
27. 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 Transactions on Signal Processing. 2006. Vol.54, No.10. P.3839-3851. doi: 10.1109/TSP.2006.880306.
28. 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. Vol.2010. 19 p. doi: 10.1155/2010/312989.
29. Gonzalez J.G., Arce G.R. Optimality of the myriad filter in practical impulsive-noise environments // IEEE Transactions on Signal Processing. 2001. Vol.49, No.2. P.438-441. doi: 10.1109/78.902126.
30. Kalluri S., Arce G.R. Adaptive weighted myriad filter algorithms for robust signal processing in α -stable noise environments // IEEE Transactions on Signal Processing. 1998. Vol.46, No.2. P.322-334. doi: 10.1109/78.655418.
31. Abramov S.K., Lukin V.V., Astola J. Adaptive myriad filter // CD-ROM Proc. of NSIP'2001. Baltimore (USA), 2001. 5 p.

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

Поступила в редколлегию 11.08.2018