

АДАПТИВНОЕ СГЛАЖИВАНИЕ ШУМОВ В ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЯХ ОБРАБОТКИ ФИЗИОЛОГИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ

Введение

При построении информационных технологий обработки биомедицинских данных приходится сталкиваться с решением задачи измерения параметров физиологических сигналов, которые характеризуют форму отдельных информативных фрагментов обрабатываемого сигнала. Например, при обработке электрокардиограмм (ЭКГ) и магнитокардиограмм (МКГ) необходимо получать достаточно точное представление об амплитудах и продолжительностях зубца Р, комплекса QRS и сегмента ST-T, отражающих работу предсердий и желудочков сердца в течение кардиоцикла [1,2]. Недопустимое искажение таких фрагментов в процессе компьютерной обработки приводит к неверной интерпретации сигнала.

Сложность решения задач обработки физиологических сигналов обусловлена тем, что биологические процессы порождают сигналы на низких уровнях амплитуды. Поэтому для их регистрации используются высокочувствительные датчики [2], которые, помимо полезного сигнала, фиксируют электрические и магнитные сигналы от посторонних источников. Такие помехи, неизбежно возникающие в реальных условиях регистрации физиологических сигналов, рассматриваются как шумовой компонент, искажающий полезный сигнал.

В тех случаях, когда при регистрации искаженного физиологического сигнала можно синхронно получать информацию о шумовом компоненте, задача восстановления полезного сигнала существенно упрощается. Достаточно спроектировать и настроить соответствующую компенсационную схему, на один вход которой подавать искаженный помехой сигнал, а на другой – референтный сигнал помехи.

Если же невозможно отдельно получать информацию о шумовом компоненте, то следует выделять сигнал на фоне помехи, используя различные алгоритмы фильтрации и сглаживания шумов.

В связи с этим актуальной является задача построения эффективных алгоритмов подавления шумов, которые в минимальной степени искажают форму информативных фрагментов физиологических сигналов. В настоящей статье развивается и исследуется один из возможных подходов к решению такой задачи.

Алгоритмы сглаживания данных

Пусть имеется последовательность из N дискретных значений сигнала x [1], x [2], ..., x [N], представляющих собой аддитивную смесь

$$x [n] = y[n] + \varepsilon [n] \quad (1)$$

полезного сигнала y и ограниченной по уровню помехи ε .

Будем полагать, что помеха ε имеет случайную природу и с неизвестным законом распределена на интервале $[-\varepsilon_0, +\varepsilon_0]$, причем $E\{\varepsilon\}=0$, $E\{\varepsilon [i] \varepsilon [j]\} = 0$, $i \neq j$, где E – знак математического ожидания. Понятно, что для подавления такой шумовой компоненты неэффективно применять частотно-избирательные фильтры, поскольку спектр случайной помехи распределен практически во всей полосе частот от 0 до частоты Найквиста.

Один из возможных подходов к получению оценок $y^*[n]$ по наблюдениям (1) состоит в использовании алгоритмов сглаживания данных, среди которых наибольшую популярность получили метод экспоненциально-го сглаживания и метод скользящего среднего [3-10].

Простейший метод экспоненциального сглаживания (*Simple Exponential Smoothing*) дает оценку $y^*[n]$ в виде рекуррентного соотношения

$$y^*[n] = \alpha y^*[n-1] + (1-\alpha) x[n], \quad (2)$$

где $0 < \alpha < 1$ – константа (параметр) сглаживания. Эффект сглаживания увеличивается по мере приближения α к единице.

Известны несколько разновидностей этого метода, в частности, метод Холта (*Holt's method*) :

$$y^*[n] = \alpha (y^*[n-1] + t[n-1]) + (1-\alpha) x[n],$$

$$t[n] = (y^*[n] - y^*[n-1]) + (1-\beta) t[n-1],$$

в котором помимо константы α используются константа β сглаживания тренда, а также метод Винтера (*Winter's method*) :

$$y^*[n] = \alpha (y^*[n-1] + t[n-1]) + (1-\alpha)(x[n] / s[n-p]),$$

$$t[n] = \beta (y^*[n] - y^*[n-1]) + (1-\beta) t[n-1],$$

$$s[n] = \gamma (x[n] / y^*[n]) + (1-\gamma) s[n-p],$$

в котором фигурирует дополнительная константа γ сглаживания циклов с периодом p .

Метод скользящего среднего (*Moving Average*) обеспечивает сглаживание зашумленных данных в соответствии с формулой

$$y^*[n] = \frac{1}{W_0} \sum_{j=0}^{W_0-1} x[n-j], \quad (3)$$

где W_0 – ширина окна сглаживания. Чем больше это окно, тем больше эффект сглаживания.

Поскольку

$$\sum_{j=0}^{W_0-1} x[n-j] = \sum_{j=0}^{W_0-1} x[n-1-j] + x[n] - x[n-W_0],$$

то формула (3) легко может быть преобразована к рекуррентной форме :

$$y^*[n] = y^*[n-1] + \lambda (x[n] - x[n-W_0]), \quad (4)$$

где $\lambda = 1/W_0$.

Преимущество формулы (4) по сравнению с (3) очевидно : скорость работы алгоритма не зависит от ширины окна сглаживания W_0 .

Несмотря на различие формул (2) и (4), при соответствующей настройке параметров эти алгоритмы дают практически одинаковый эффект сглаживания зашумленных данных.

Как видно из (2) и (4), для получения сглаженного значения $y^* [n]$ используются лишь предшествующие значения зашумленного сигнала. Благодаря этому оба алгоритма могут быть использованы в системах реального времени, что является их несомненным преимуществом.

В тех же случаях, когда не требуется вести обработку сигнала в реальном масштабе времени, для оценки очередного сглаженного значения разумно использовать не только предшествующие, но и последующие значения зашумленного сигнала. В этом случае

$$y^* [n] = \frac{1}{2W_0 + 1} \sum_{j=-W_0}^{W_0} x [n + j]. \quad (5)$$

После очевидных преобразований формула (5) также может быть представлена в рекуррентной форме :

$$y^* [n] = y^* [n-1] + \lambda (x [n+W_0] - x[n-1-W_0]), \quad (6)$$

где $\lambda = 1/(1+2W_0)$. При заданном W_0 формулы (5),(6) позволяют оценивать значения сигнала в моменты времени n , удовлетворяющие условию $W_0 \leq n \leq N-W_0$.

Заметим, что при сглаживании согласно формуле (5) все точки в окне W_0 усредняются с равным весом. Согласно [11] такая процедура может рассматриваться как дискретная свертка обрабатываемого сигнала с ядром прямоугольной формы. Однако можно воспользоваться и другими симметричными ядрами, в частности, известными из [12] окнами Бартлетта (*Bartlett window*), Гаусса (*Gaussian window*), Хемминга (*Hamming window*), Блэкмана (*Blackman window*), Ханна (*Hann window*) и многими другими. В этом случае вес более далеких от центра окна точек будет постепенно уменьшаться вплоть до нуля на границе окна. Нетрудно показать, что аналогичный эффект может быть достигнут многократным применением процедур (5) или (6).

Следует обратить внимание на то, что применение всех рассмотренных выше алгоритмов для сглаживания физиологических сигналов ограничено из-за их общего недостатка. Для иллюстрации этого факта обратимся к рис.1, на котором представлены результаты сглаживания зашумленного физиологического сигнала в соответствии с алгоритмом (5).

На верхнем графике (рис. 1 а) представлена реальная ЭКГ, зашумленная равномерно распределенной случайной помехой с нулевым математическим ожиданием. Уровень помехи составлял 20 % диапазона изменения полезного сигнала. Сигнал регистрировался с частотой дискретизации 1000 Гц в течение 4 сек, т.е. массив исходных данных содержал $N = 4000$ точек.

Результат сглаживания этого сигнала согласно процедуре (5) при ширине окна $W_0 = 7$ не привел к желательному сокращению шумового компонента на информативном сегменте ST-T (рис. 1 б). Только при ширине окна $W_0 = 30$ сглаживание приводит к желательному сокращению шумового компонента на сегменте ST-T. Однако в этом случае происходит недопустимое снижение амплитуды другого информативного фрагмента ЭКГ – комплекса QRS (рис. 1 в), измерение которого также важно для интерпретации ЭКГ.

Таким образом, при использовании традиционного алгоритма скользящего среднего для подавления шумового компонента реальных физиологических сигналов мы сталкиваемся с проблемой, обусловленной противоречием выбора оптимального значения ширины окна сглаживания W_0 : при уменьшении W_0 не обеспечивается желательный эффект подавления шумового компонента, а при увеличении W_0 происходят недо-

пустимые искажения полезного сигнала. Аналогичное противоречие возникает и при выборе оптимального значения параметра α в алгоритме экспоненциального сглаживания (2).

Поэтому в задачах обработки физиологических сигналов известные алгоритмы сглаживания можно использовать лишь при весьма малых уровнях шумовой компоненты, что, естественно, ограничивает область их практического использования.

Для устранения отмеченного недостатка предлагается модифицировать алгоритм. Основная идея модификации состоит в том, что по ходу обработки окно сглаживания W автоматически приспособляется (адаптируется) к реальному сигналу таким образом, чтобы, с одной стороны, обеспечить максимальную

степень сглаживания, а, с другой стороны, не допустить искажение сигнала, превышающее заданный порог δ .

Формально этот алгоритм реализуется формулой

$$y^* [n] = \frac{1}{2W_n + 1} \sum_{j=-W_n}^{W_n} x [n + j], \quad (7)$$

которая отличается от (5) тем, что число усредняемых точек в окне зависит от номера n .

Значение параметра W_n , фигурирующего в (7), определяется из условий

$$W_n \leq W_0, \quad (8)$$

$$|W_n - W_{n-1}| \leq 1, \quad (9)$$

где W_0 – максимально допустимое окно сглаживания.

Таким образом, в отличие от традиционного, предлагаемый алгоритм предусматривает два этапа обработки: на первом определяется массив оптимальных значений окон W_1, W_2, \dots, W_N для всех обрабатываемых точек сигнала $n = 1, \dots, N$, а на втором осуществляется сглаживание входного массива с использованием оптимальных окон.

Массив оптимальных значений W_n , удовлетворяющих ограничению (8) и условию монотонности (9), вычисляется с помощью специальной процедуры обработки исходного массива данных. При этом в

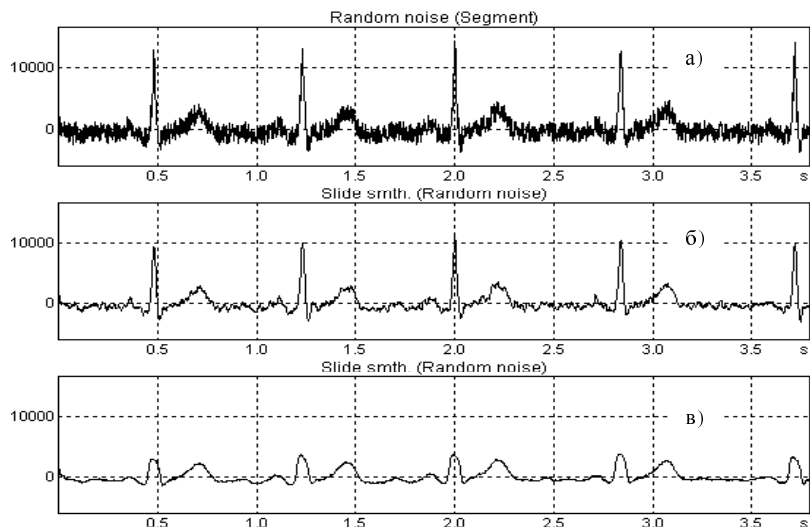


Рис. 1. Результаты сглаживания алгоритмом (5): а) зашумленная ЭКГ; б) сглаженная ЭКГ ($W_0=7$); в) сглаженная ЭКГ ($W_0=30$);

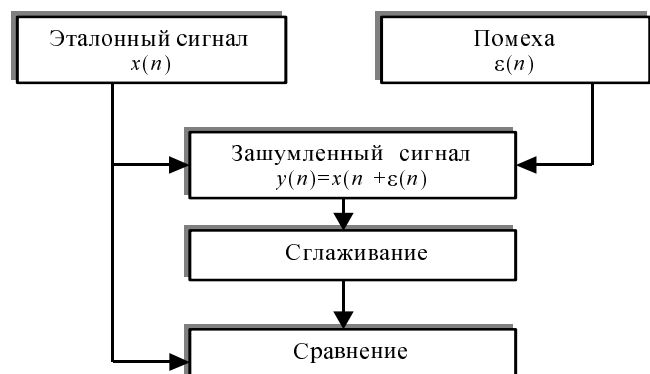


Рис. 2. Схема эксперимента

качестве входных параметров в процедуре используются вводимые пользователем значения максимально допустимого окна сглаживания W_0 и порог δ на максимально допустимое изменение амплитуды сигнала после его сглаживания. Для удобства настройки порог δ можно задавать как в абсолютных величинах, так и в процентах от статистических характеристик обрабатываемого сигнала (среднеквадратического отклонения, вариации и т.п.).

Для того, чтобы продемонстрировать преимущества предлагаемого алгоритма, рассмотрим результаты экспериментальных исследований.

Результаты экспериментальных исследований

Для оценки эффективности предложенного алгоритма проводилось его тестирование. Эксперименты выполнялись на модельных и реальных сигналах согласно схеме, показанной на рис. 2.

Таблица результатов эксперимента

№	ЭТАЛОННЫЙ СИГНАЛ			ПОМЕХА		РЕЗУЛЬТАТЫ СГЛАЖИВАНИЯ			
	Модель (форма)	Δ_3	σ_3	%	$\sigma_{П}$	Традиционный		Адаптивный	
						Δ_{max1}	Σ_1	Δ_{max2}	σ_2
1	Прямоугольный импульс (широкий)	1	0.47	20	0.058	0.49	0.08	0.07	0.01
2	Прямоугольный импульс (узкий)	1	0.08	20	0.056	0.84	0.08	0.09	0.01
3	Сложный меандр	5	0.69	5	0.073	0.91	0.13	0.06	0.02
				20	0.285	1.01	0.26	0.52	0.06
				50	0.720	2.25	0.34	0.76	0.09
4	Пилообразное колебание	3.14	0.89	20	0.182	1.52	0.09	0.26	0.03
5	Треугольное колебание	3.14	0.86	20	0.181	0.15	0.03	0.11	0.03
6	Затухающая синусоида	1.57	0.22	5	0.023	0.033	0.008	0.021	0.007
7	Последовательность гауссовых импульсов	1.27	0.18	25	0.121	0.22	0.06	0.11	0.03
8	Последовательность затухающих гауссовых импульсов	1.7	0.13	10	0.049	0.38	0.08	0.23	0.03

В качестве эталонных использовались одиночные типовые сигналы стандартной формы (прямоугольной, треугольной, пилообразной и т.п.) в виде одиночных импульсов и их последовательностей с изменяющимися во времени параметрами. Помеха генерировалась в виде последовательности независимых случайных величин, равномерно распределенных на интервале $[-\epsilon_0, +\epsilon_0]$, величина которого задавалась в % диапазона Δ_3 эталонного сигнала.

Оценка полученных результатов основывалась на сравнении максимальных Δ_{max1} , Δ_{max2} и среднеквадратических σ_1 , σ_2 отклонений сглаженных сигналов относительно эталонного при использовании традиционного и адаптивного алгоритмов.

Результаты испытаний для различных моделей сигналов сведены в таблице.

Дадим краткую характеристику полученных результатов.

На рис. 3 представлены результаты сглаживания прямоугольного импульса единичной амплитуды, ширина которого составляла 1/3 области определения сигнала. Сигнал генерировался в 1000 точках (рис. 3 а) и зашумлялся 20 % помехой (рис. 3 б). Проводилось сравнение результатов применения традиционного (рис. 3 в) и адаптивного алгоритмов сглаживания (рис. 3 г). Оптимальные значения параметров настройки алгоритмов в данном и последующих экспериментах определялись опытным путем. В данном случае они составляли $W_0 = 18$ для обоих алгоритмов и $\delta = 0.1$ для адаптивного алгоритма.

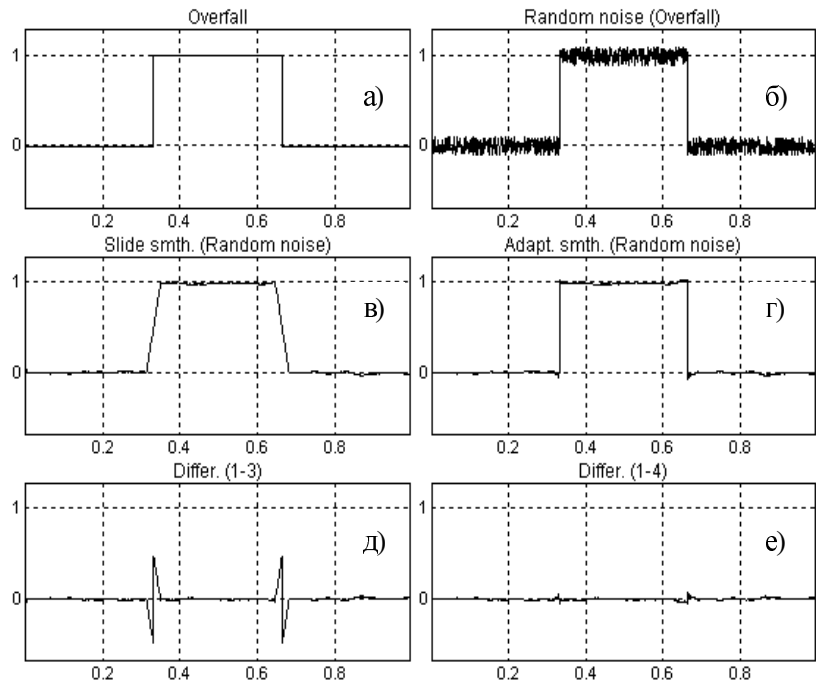


Рис. 3. Сглаживание широкого прямоугольного импульса (пояснения в тексте)

Для сравнения на рис. 3 д) и 3 е) показаны графики отклонений сглаженных данных от эталонных при использовании традиционного и адаптивного алгоритмов соответственно. Как видно на фронтах зашумленного прямоугольного импульса, после его сглаживания традиционным алгоритмом (5), наблюдались существенно большие искажения, чем при использовании адаптивного алгоритма (7). При этом среднеквадратическая ошибка традиционного алгоритма составляла 0.08 ед. (8 % вариации эталонного сигнала), тогда как ошибка адаптивного алгоритма была равна 0.01 ед. (1 % вариации эталонного сигнала).

Рис. 4 иллюстрирует результаты, полученные при сглаживании узкого прямоугольного импульса (рис. 4 а), ширина которого составляла всего 6 точек (0.6 % области определения сигнала). Уровень помехи по-прежнему составлял 20 % (рис. 4 б). В данном случае преимущества предлагаемого алгоритма оказались еще более убедительными: после сглаживания традиционным алгоритмом (рис. 4 в) амплитуда импульса уменьшилась более чем в пять раз, в то время как при сглаживании адаптивным алгоритмом (рис. 4 г) амплитуда короткого импульса практически не изменилась.

Для исследования эффективности алгоритмов при обработке последовательностей прямоугольных импульсов различной продолжительности и амплитуды генерировался эталонный сигнал в виде сложного меандра. Сигнал генерировался в 1000 точках и содержал 5 прямоугольных импульсов, ширина которых составляла 5, 10, 20 и 50 точек, а амплитуды изменялись от -2 ед. до +3 ед. Эксперимент проводился с 5 %, 20% и 50 % помехой (см. таблицу).

На рис. 5 показан результат обработки сложного меандра (рис. 5 а) при уровне шума 20 % (рис. 5 б). Анализ результатов сглаживания традиционным рис. 5 в) и адаптивным рис. 5 г) алгоритмами показал, что среднеквадратическая ошибка традиционного алгоритма составила 0.26 ед. (5.2 % вариации эталонного сигнала), тогда как ошибка адаптивного алгоритма была равна 0.06 ед. (1.2 % вариации эталонного сигнала).

После сглаживания традиционным и адаптивным алгоритмами эталонного сигнала в виде пилообразного колебания (рис.6 а), зашумленного 20 % помехой (рис. 6 б), получены результаты, внешне достаточно близкие (см. рис. 6 в) и 6 г) соответственно). Однако при численном анализе этих ре-

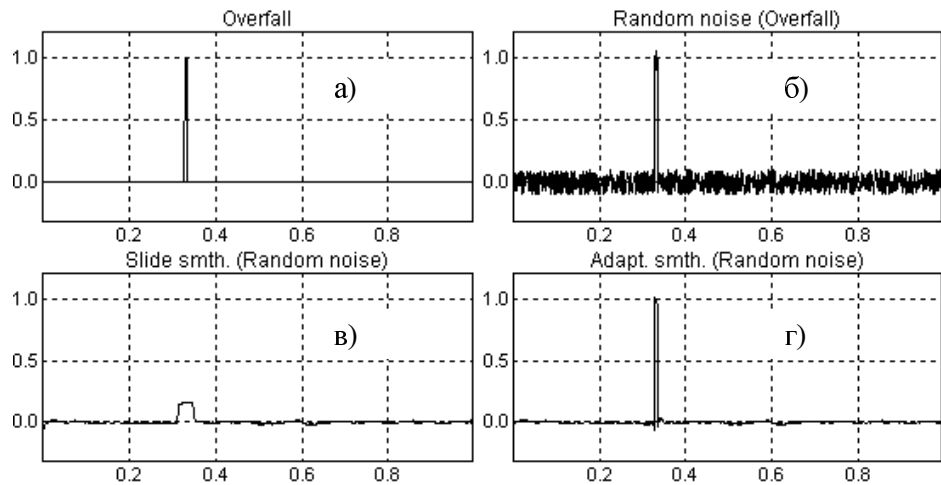


Рис. 4. Сглаживание узкого прямоугольного импульса (пояснения в тексте)

зультатов оказалось, что на задних фронтах импульсов отклонение сглаженного сигнала от эталонного при использовании традиционного алгоритма было в 5.8 раза выше чем у адаптивного. При этом в первом случае среднеквадратическая ошибка была равна 0.09 ед. (2.9 % от диапазона эталонного сигнала), а во втором всего 0.03 ед. (0.96 % диапазона эталонного сигнала).

Для исследования эффективности алгоритмов при обработке гармонических колебаний использовались различные эталонные сигналы, в том числе затухающая синусоида и последовательности гауссовых гармонических колебаний (см. таблицу).

Для иллюстрации на рис. 7 показаны результаты одного из таких экспериментов. Эталонный сигнал представлял собой последовательности гармонических гауссовых импульсов с центральной частотой 100 Гц и шириной полосы 50 %, которые повторялись с периодичностью 10 Гц (рис. 7 а).

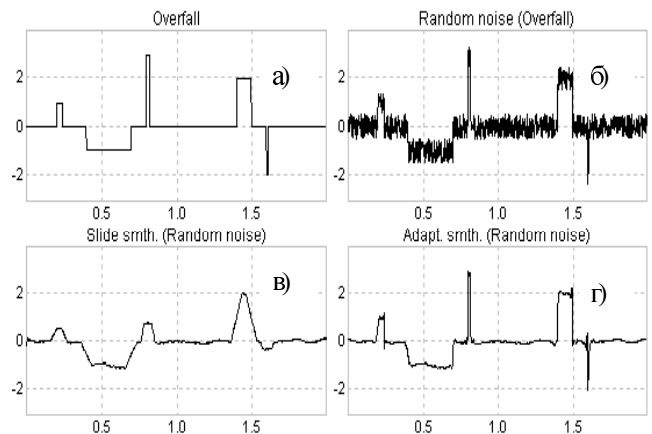


Рис. 7. Сглаживание сложного меандра (пояснения в тексте)

При этом амплитуда каждого последующего импульса снижалась на 20% по отношению к амплитуде предыдущего (рис. 7 а). Сигнал зашумлялся 10 % помехой (рис. 7 б). Результаты обработки традиционным и адаптивным алгоритмами показаны на рис. 7 в) и 7 г) соответственно.

Перейдем теперь к рассмотрению результатов работы алгоритмов на реальных физиологических сигналах. В качестве таких сигналов использовались фрагменты реальных электрокардиограмм (ЭКГ) и магнитокардиограмм (МКГ).

Сравнительные результаты работы традиционного и адаптивного алгоритмов при сглаживании ЭКГ (рис. 8 а), зашумленной 20 % помехой (рис. 8 б), приведены на рис. 8 в) и рис. 8 г) соответственно. Как видно, качество сглаживания информативного сегмента ST-T в обоих случаях было практически одинаковым. Однако адаптивный алгоритм позволил более чем в 3 раза снизить искажения амплитуды комплекса QRS по сравнению с традиционным. При этом среднеквадратическая ошибка при сглаживании традиционным алгоритмом составила 4.11 % диапазона изменения ЭКГ, а адаптивным алгоритмом - 2.2 % диапазона изменения ЭКГ.

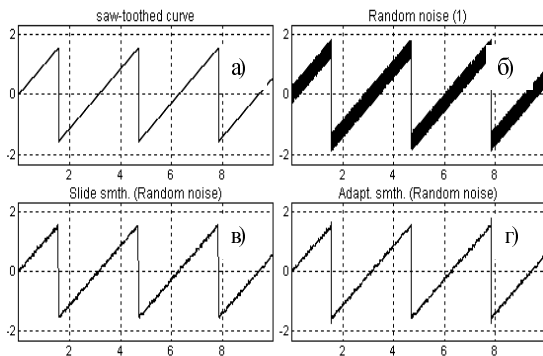


Рис. 6. Сглаживание пилообразного колебания (пояснения в тексте)

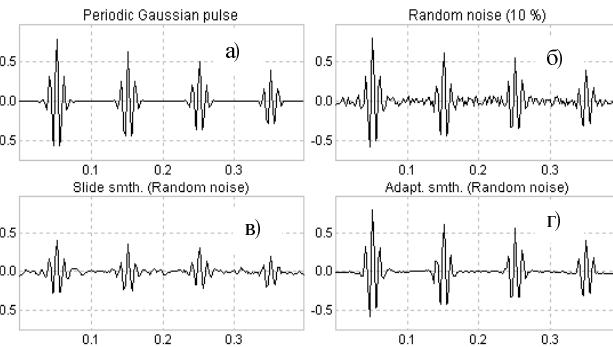


Рис. 7. Сглаживание затухающих гармонических гауссовых импульсов (пояснения в тексте)

Предложенный алгоритм нашел практическое применение при обработке магнитокардиограмм, регистрируемых с использованием сверхчувствительного измерителя на основе сверхпроводящего квантового интерферометрического датчика. Измерение производилось в реальных клинических условиях без использования дорогостоящего экранированного помещения. В следствие этого исходный сигнал был ~~существенно искажен~~ ~~проблемной~~ ~~будущей~~ сочетанием гармонических и случайных помех.

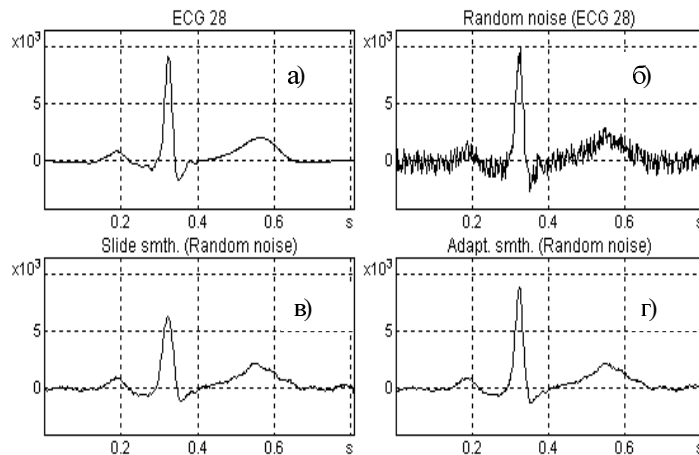


Рис. 8. Сглаживание реальной ЭКГ, зашумленной 20% помехой (пояснения в тексте)

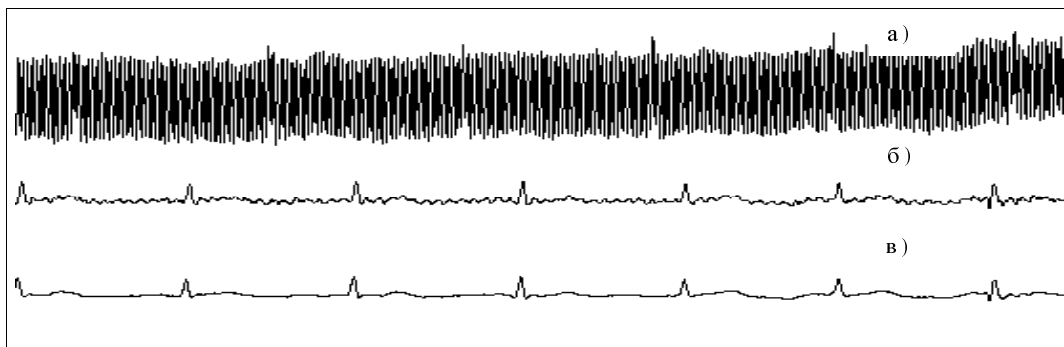


Рис. 9. Результаты обработки реальной МКГ : а) исходная МКГ; б) результат подавления частотных помех; в) результат подавления случайного шума

После подавления гармонических помех проводилось подавление случайного шума, для чего использовался рассмотренный алгоритм адаптивного сглаживания. Результат обработки одной из реальных МКГ здорового пациента показан на рис. 9. Как видно после обработки был получен достаточно гладкий сигнал, на котором отчетливо видны характерные фрагменты, отражающие работу сердца в течение кардиоциклов.

Заключение

Проведенные эксперименты подтвердили эффективность предложенного алгоритма адаптивного сглаживания для подавления случайной шумовой компоненты на модельных данных и реальных физиологических сигналах.

По сравнению с традиционными, предложенный алгоритм обеспечивает достаточную для практического применения степень сглаживания без существенных искажений полезного сигнала. Отмеченное достоинство особенно проявлялось в тех случаях, когда полезный сигнал содержал резкие перепады и/или короткие по продолжительности информативные фрагменты. При этом даже в условиях высоких помех, достигающих в эксперименте 50 % уровня, параметры таких фрагментов существенно не искажались, а среднеквадратическая ошибка была в 3-8 раз меньше, чем при использовании традиционного алгоритма (см. табл. результатов).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Мурашко В.В., Струтынский А.В. Электрокардиография.-М.: Медицина.-1991.- 288 с.
2. Примин М.А., Недайвода И.В., Васильев В.Е. Новые алгоритмы обработки магнитокардиосигнала //УсиМ. –1998. - № 2. - С.48-62.
3. Franke R., Nielson G. Smooth interpolation of large sets of scattered data.// International Journal for Numerical Methods in Engineering.-1691-1704.-1980.- N15.- P. 789.
4. Kenney, J. F. and Keeping, E. S. Moving Averages.// Mathematics of Statistics, §14.2, Pt. 1, 3rd ed. Princeton, NJ: Van Nostrand, 1962.- P. 221-223.
5. Whittaker, E. T. and Robinson, G. Graduation or the Smoothing of Data. //The Calculus of Observations, Ch. 11 : A Treatise on Numerical Mathematics, 4th ed. New York: Dover, 1967.- P. 285-316.
6. Mercer C. Data smoothing : RC- filtering and exponential averaging.- <http://www.prosig.com/signal-procassing>.
7. Daan, N. and M.P. Sissenwine, . Multispecies models relevant to management of living resources. Proceedings of a Symposium held in The Hague, 2-4 October 1989.// ICES Mar. Sci. Symp, 1991.- 358 p.
8. Elliott, J.M. Some methods for the statistical analysis of samples of benthic invertebrates.//Sci.Publ.Freshwat.Biol.Assoc., - Ambleside, U.K., 1971.-144p.
9. Seber, G.A.F. The estimation of animal abundance and related parameters. -London, Griffin,1973.-506 p.
10. Sokal, R.R. and F.J. Rohlf. Biometry. The principles and practice of statistics in biological research. San Francisco, California, Freeman and Company, 1981. -325 p.
11. Шлезингер М.И. Быстрая реализация одного класса линейных сверток.//Теоретические и прикладные проблемы распознавания образов -К. ИК АН УССР, 1991.- С.48-56.
12. Oppenheim A.V,Schafer R.W. Time Signal Processing: Upper Sadle River.-N.Y.,1999.- P.453-574.