

**Математические
модели в биологии
и медицине**

Предлагается адаптивный векторный нелинейный фильтр с усеченным усреднением данных, который позволяет в результате применения статистического критерия проверки сомнительных вариантов ЕКГ-циклов с низкоамплитудными артефактами автоматически исключить их из выборки, а значит избежать значительных искажений результирующей кривой.

© В.М. Колодяжный,
Н.О. Тулякова, 2011

УДК 616. 12

В.М. КОЛОДЯЖНЫЙ, Н.О. ТУЛЯКОВА

**УСТРАНЕНИЕ НИЗКОАМПЛИТУДНЫХ
ДВИГАТЕЛЬНЫХ АРТЕФАКТОВ
В ЭЛЕКТРОКАРДИОГРАММЕ**

Введение. Обработка биомедицинских долговременных сигналов сталкивается с необходимостью учета специфического вида помех, как двигательные артефакты (различного вида искажения сигнала, вызванные двигательной активностью пациента), чрезвычайная вариабельность свойств которых является причиной ошибок распознавания образов и их классификации медицинскими диагностическими системами. Для указанных систем актуальна задача предварительной фильтрации таких артефактов и помех других типов. Основные трудности устранения двигательных артефактов линейными фильтрами связаны с тем, что помехи имеют протяженный, априорно неизвестный спектр частот, неизвестные временные и статистические свойства. Применению для устранения низкоамплитудных двигательных артефактов пороговых методов и систем классификации образов препятствует аналогичность амплитудно-временных параметров полезного сигнала, артефактов, большая вариабельность их свойств. Для применения метода «слепого» разделения сигналов статистически независимых источников и классификаторов, использующих байесовский подход, необходимы знания законов плотности распределения вероятностей (ПРВ) сигнала и помехи, классов и образцов, которые не всегда доступны. К недостаткам искусственных нейронных сетей, применяемых в задачах классификации плохо формализованных задач, относятся неблизкая к нулю вероятность некорректных результатов при недостаточном качественном обучении, намного более скромный уровень знаний и опыта, используемый данными классификаторами, в сравнении с традиционными

статистическими методами. Медико-биологические параметры по своей природе вероятностные данные, для обработки которых естественными и по-прежнему актуальными остаются методы статистического анализа, основанные на огромной базе знаний и опыта.

Достоинствами традиционных статистических методов анализа выборочных данных также являются их более простая реализация и, главное, наименьшая вероятность неверного результата.

Как и большинство биомедицинских сигналов, электрокардиограмма (ЭКГ) – сильно коррелированный сигнал, что представляет целесообразным его векторное представление и применение векторных методов цифровой обработки. Циклическая природа ЭКГ позволяет рассматривать каждый ЭКГ-период во времени как вектор и применять алгоритмы векторной нелинейной фильтрации по принципу функционирования подобные синхронному усреднению сигналов повторяющихся событий. Главное достоинство данного метода подавления случайного шума – полное отсутствие фильтрации в частотной области, т. е. сохранение всех спектральных компонент регистрируемого сигнала.

Векторные нелинейные фильтры (ВНФ) являются робастными оценками сигналов, рассматриваемых в многомерном представлении, что позволяет не только учесть корреляцию данных в выходном сигнале, но и обеспечить устойчивость к выбросам и другие полезные свойства, присущие алгоритмам нелинейной устойчивой фильтрации [1, 2]. Важным для практических условий преимуществом ВНФ является то, что данные алгоритмы функционируют в условиях априорной неопределенности знаний о форме волны, статистических и спектральных свойствах помехи.

Учитывая это на основании перечисленных достоинств ВНФ исследуем возможности их применения для устранения низкоамплитудных двигательных артефактов, подавления случайного шума в ЭКГ, использования в данных алгоритмах статистических методов анализа малых выборок биологических данных.

Принцип векторной нелинейной фильтрации

ВНФ относятся к устойчивым оценкам сигналов, рассматриваемых в многомерном представлении как: $\mathbf{x}_i = [x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{mi}]^T$, где x_{ki} – k -я координата вектора, \mathbf{x}_i $k = 1, \dots, m$; m – размерность векторного пространства. Выходной сигнал ВНФ задается выражением $\mathbf{y}_i = \mathbf{F}(\mathbf{x}_i)$, где \mathbf{F} – векторное функциональное преобразование вектора \mathbf{x}_i . Заметим, что векторное функциональное преобразование \mathbf{F} неравнозначно применению функционала F отдельно к компонентам вектора \mathbf{x}_i : $\mathbf{y}_i \neq [F(x_{1i}), F(x_{2i}), \dots, F(x_{mi})]$ – в выходном сигнале ВНФ учитывается корреляция всех m компонентов входного сигнала [1].

Принцип ВНФ заключается в следующем. Для множества N векторов в скользящем окне фильтра $[\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N]$ рассчитываются N скалярных величин $[\tilde{a}_1, \tilde{a}_2, \dots, \tilde{a}_N]$ как суммы взаимных расстояний от каждого i -го вектора до других векторов выборки

$$\tilde{a}_i = \sum_{q=1}^N \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_q\|, \quad (1)$$

где $\|\cdot\| - L_p$ – норма вектора, вычисляемая по формуле

$$d_p(i, j) = \left(\sum_{k=1}^m |x_{ik} - x_{jk}|^p \right)^{1/p};$$

x_{ik} – k -я координата вектора \mathbf{x}_i ; m – размерность векторного пространства; $1 \leq p < \infty$.

Таким образом, каждому i -му вектору из выборки N векторов в пределах скользящего окна ВНФ отвечает скалярная величина \tilde{a}_i , являющаяся обобщенной мерой расстояния от i -го вектора до других векторов [1].

Суммарные расстояния \tilde{a}_i упорядочиваются в порядке возрастания: $[\tilde{a}_1, \tilde{a}_2, \dots, \tilde{a}_N] \Rightarrow [\tilde{a}_{(1)}, \tilde{a}_{(2)}, \dots, \tilde{a}_{(N)}]$, где $\tilde{a}_{(1)} < \tilde{a}_{(2)} < \dots < \tilde{a}_{(N)}$. Согласно отсортированным суммарным расстояниям ранжируются вектора: $[\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N] \Rightarrow [\mathbf{x}_{(1)}, \mathbf{x}_{(2)}, \dots, \mathbf{x}_{(N)}]$. Над упорядоченным указанным образом рядом векторов выполняют соответствующую типу ВНФ операции: определения медианы – выбора вектора, имеющего минимальное суммарное расстояние до других векторов, взвешенного усреднения порядковых статистик, исключения векторов с наибольшими рангами и последующего усреднения выборки и т. д. [1, 2].

Адаптивный векторный нелинейный фильтр с усеченным усреднением данных в двойном окне

Для устранения низкоамплитудных артефактов и подавления шума в ЭКГ предлагается адаптивный векторный фильтр с усеченным средним (АВФУС) в двойном окне по принципу адаптации подобный алгоритму векторной нелинейной фильтрации, применяемому для устранения двигательных артефактов в сигналах вызванных потенциалов мозга [3]. В АВФУС используется скользящее двойное внешнее и внутреннее окно, включающее выборку векторов – последовательных ЭКГ-циклов. В окне меньшего размера определяется векторная медиана как вектор, имеющий минимальное суммарное расстояние до других векторов в пределах внутреннего окна фильтра,

$$\mathbf{x}_{med} = \arg \min_{\mathbf{x}_i \in \mathbf{X}} \sum_q \|\mathbf{x}_q - \mathbf{x}_i\|. \quad (2)$$

Для каждого вектора внешнего окна размером N рассчитываются расстояния до медианного вектора \mathbf{x}_{med} (2), т. е.

$$d_i = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{med}\|. \quad (3)$$

Выходной сигнал векторного медианного фильтра (ВМФ) \mathbf{x}_{med} – это оценка максимального правдоподобия центра выборочного распределения вероятно-

стей векторов \mathbf{X}_i [1]; расстояние d_i от i -го до медианного вектора характеризует положение i -го вектора относительно центра распределения. Чем меньше d_i , тем ближе к центру распределения находится i -й вектор, тем более вероятна его принадлежность анализируемой выборке, и, наоборот, чем больше d_i , тем дальше от центра распределения находится i -й вектор и увеличивается вероятность наличия выброса.

В соответствии с упорядочением расстояний

$$d(x_{(1)}) \leq d(x_{(2)}) \dots \leq d(x_{(N)}).$$

в пределах внешнего окна фильтра размером N ранжируются вектора, т. е. $[\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N] \Rightarrow [\mathbf{x}_{(1)}, \mathbf{x}_{(2)}, \dots, \mathbf{x}_{(N)}]$.

В качестве параметра адаптации, определяющего границу i_{set} кластеризации множества векторов в пределах окна фильтра на вектора, подлежащие обработке для получения результирующего вектора, и выбросы, которые необходимо исключить вследствие внесения ими больших искажений в выходной сигнал, предлагается использовать статистический критерий проверки сомнительных вариантов, используемый для анализа малых выборок биологических данных [4]. Отдельные варианты, попавшие в состав выборки, иногда сильно отличаются от остальных ее членов, так что возникает сомнение в их принадлежности генеральной совокупности, из которой взята выборка.

Сомнительный вариант может попасть в выборку ошибочно, что отразится на выводах, которые делают на основании выборочных данных, тогда такая варианта должна быть исключена. Однако произвольно отбрасывать сомнительные варианты не следует, так как они могут принадлежать к той же генеральной совокупности, из которой извлечены другие члены выборки.

В случаях, когда закон ПРВ элементов выборки не известен, для проверки нулевой (H_0) гипотезы о принадлежности отдельной варианты генеральной совокупности служат ранговые статистические критерии, использующие разности между сомнительными и соседними членами ранжированного вариационного ряда. H_0 – гипотезу о принадлежности элемента выборки генеральной совокупности отвергают, если рассчитанное значение критерия $t \geq t_{st}$, где t_{st} – критическая точка t -критерия проверки сомнительных вариантов, определяемая по справочной таблице для принятого уровня значимости α (доверительной вероятности $P = 0,95; 0,99; 0,999$) и объема выборки N [4].

В алгоритме АВФУС следует использовать t_2 -критерий проверки наибольших членов вариационного ряда [4], так как вектора с выбросами будут иметь наибольшие расстояния (3) и соответственно максимальные ранги в упорядоченном ряде векторов,

$$t_2 = \frac{x_{(N)} - x_{(N-1)}}{x_{(N)} - x_{(2)}}, \quad (4)$$

где $x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(N)}$ – члены ранжированного ряда анализируемых вариантов выборки объемом N .

Так как размер апертуры нелинейных фильтров N нечетное число и не рекомендуется выбирать большие N (обычно, $N \leq 13$) [2], поскольку при увеличении окна заметно сглаживаются информационные параметры сигнала, таблица критических точек t_{st} критерия t_2 имеет простой вид [4]:

ТАБЛИЦА. Критические точки t_2 -критерия проверки сомнительных вариантов для выборки объемом N

N	Уровень значимости α , %		N	Уровень значимости α , %	
	5%	1%		5%	1%
5	0,81	0,92	9	0,51	0,64
7	0,61	0,74	11	0,45	0,57
P	0,95	0,99	P	0,95	0,99

Таким образом, рассматриваемая в пределах скользящего окна фильтра выборка векторов с помощью критерия проверки сомнительных вариантов t_2 (4) разбивается на два кластера. Первый кластер включает вектора $[\mathbf{x}_{(1)} \mathbf{x}_{(2)} \dots \mathbf{x}_{(i_{set})}]$, расстояния $d_i, i=1, \dots, i_{set}$, от которых до медианного вектора \mathbf{x}_{med} (3) на принятом уровне значимости α принадлежат выборочному распределению, что обеспечивается выполнением неравенства

$$t_2 = \frac{d_{(i_{set})} - d_{(i_{set}-1)}}{d_{(i_{set})} - d_{(1)}} \leq t_{st}, \tag{5}$$

где $d_{(1)} \leq d_{(2)} \leq \dots \leq d_{(i_{set})}$; t_{st} – критическая точка (см. таблицу).

Данный кластер формирует входное множество, по которому определяется усредненный вектор

$$\mathbf{y}^{AB\Phi VC} = \frac{1}{i_{set}} \sum_{i=1}^{i_{set}} \mathbf{x}_{(i)} \tag{6}$$

Второму кластеру принадлежат вектора с наибольшими рангами $[\mathbf{x}_{(i_{set}+1)} \mathbf{x}_{(i_{set}+2)} \dots \mathbf{x}_{(N)}]$, для расстояний $d_i, i = i_{set} + 1, \dots, N$, которых не выполняется условие (5), соответственно эти вектора рассматриваются как выбросы и не участвуют в формировании результирующего вектора \mathbf{y} , что позволяет избежать значительных искажений, вносимых артефактом в выходной сигнал.

Результаты исследований

Предлагается следующая обобщенная функциональная схема применения векторной нелинейной фильтрации для устранения низкоамплитудных артефак-

тов в ЭКГ, приведенная на рис. 1. Сигнал ЭКГ предварительно с помощью детектора R -зубцов разбивается на ЭКГ-циклы одинаковой длины m . Формирование каждого i -го вектора начинается от опорной точки, соответствующей R -зубцу, количество m отсчетов (компонентов вектора) выбирается фиксированным, исходя из средней длительности кардиоциклов и частоты дискретизации ЭКГ. Таким образом, каждый ЭКГ-цикл представляется в виде вектора размерностью m отсчетов.

В пределах скользящего окна ВНФ обрабатывается N векторов. В качестве выходного сигнала, соответствующего i -у положению скользящего окна фильтра, где i – номер центрального вектора, и i -у моменту времени на выходе алгоритма, определяется результирующий вектор выборки y_i (см. рис. 1). Далее скользящее окно ВНФ смещается на один ЭКГ-цикл, соответствующий сформированному с помощью детектора R -зубцов вектору.

Следует заметить, что для успешного функционирования предложенного метода устранения низкоамплитудных артефактов ЭКГ необходима достаточно надежная процедура обнаружения повторяющихся событий в сигнале (определения QRS -комплексов), и все реализации (вектора), подлежащие синхронной обработке, должны быть выровнены, т. е. правильно совмещаться по опорным точкам и иметь одинаковую длину.

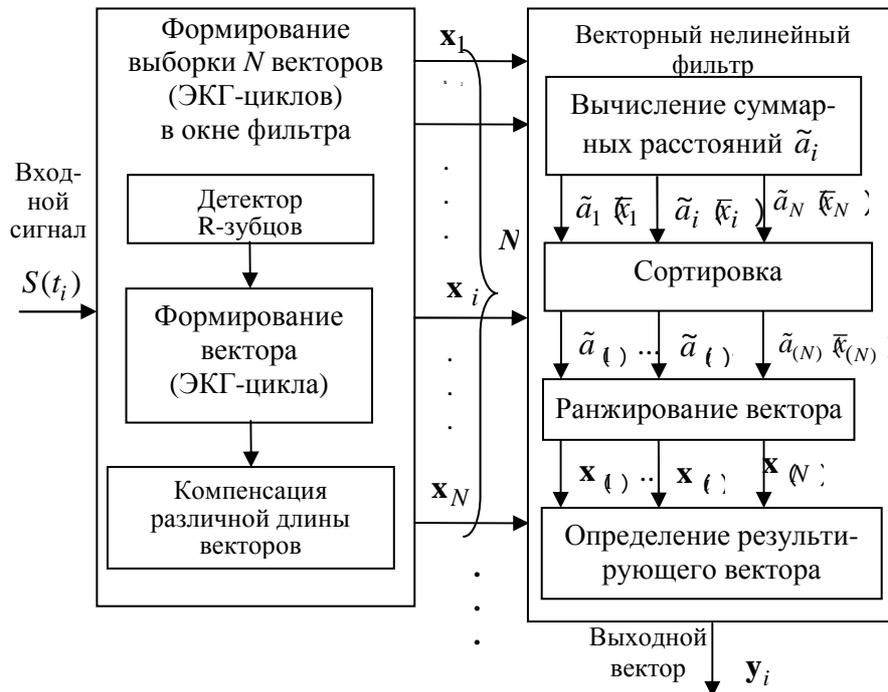


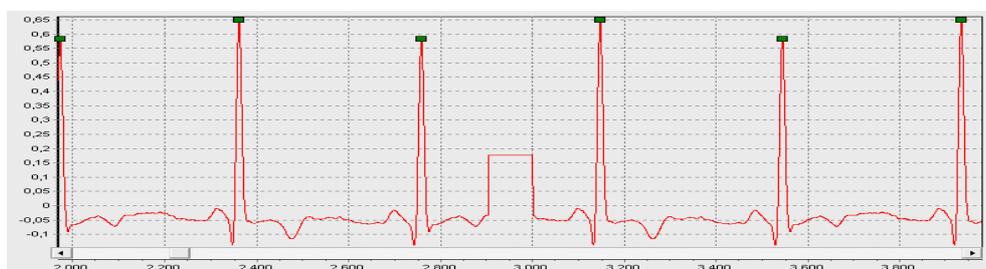
РИС. 1

Исследуем применение предложенного АВФУС (6) и ВМФ (2) для тестовых сигналов ЭКГ с прямоугольным импульсом, эмулирующим низкоамплитудный двигательный артефакт (рис. 2), с аддитивным гауссовым шумом (рис. 3) и с одиночным морфологическим изменением ЭКГ-цикла (рис. 4).

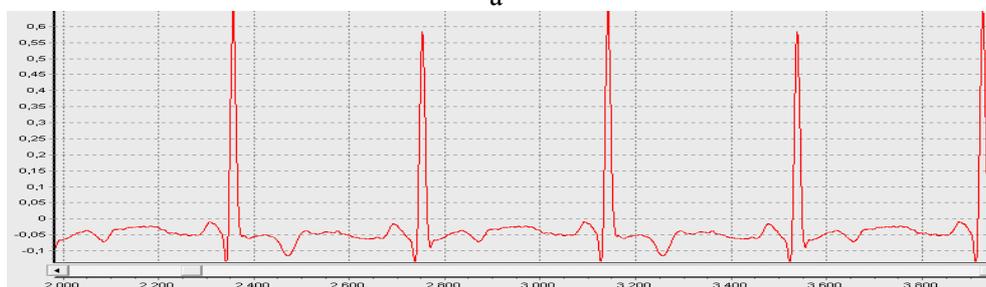
Было установлено, что ВМФ и АВФУС полностью устраняют прямоугольный импульс, имитирующий низкоамплитудный артефакт, без существенных искажений сигнала. На рис. 2 показан результат применения векторных нелинейных фильтров на модельном примере ЭКГ с низкоамплитудным артефактом движения: а) тестовый сигнал; б) сигнал на выходе ВМФ, размер апертуры $N = 7$; в) сигнал на выходе АВФУС, $N = 7$.

ВМФ практически не подавляет гауссов шум, а АВФУС благодаря использованию линейной операции усреднения хорошо подавляет данного вида помеху. На рис. 3. показан результат применения векторных нелинейных фильтров на модельном примере ЭКГ с аддитивным гауссовым шумом: а) тестовый сигнал; б) сигнал на выходе ВМФ, размер апертуры $N = 7$; в) сигнал на выходе АВФУС, $N = 7$.

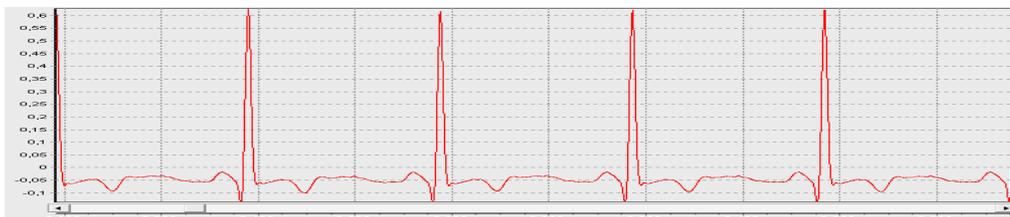
Недостатком ВМФ является устранение низкоамплитудных информационных изменений, количество которых в пределах скользящего окна меньше $N/2$, где N – размер окна [1], тогда как АВФУС сохраняет в выходном сигнале структуру таких изменений для последующего распознавания и классификации диагностическими системами. Этот факт иллюстрируется на рис. 4 результатом применения векторных нелинейных фильтров на модельном примере ЭКГ с одиночным полифазным изменением: а) тестовый сигнал; б) сигнал на выходе ВМФ, размер апертуры $N = 7$; в) сигнал на выходе АВФУС, $N = 7$.



а

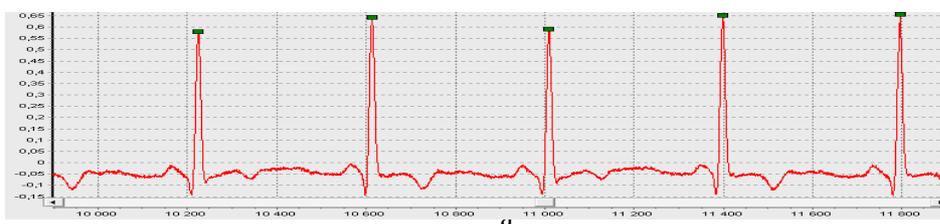


б

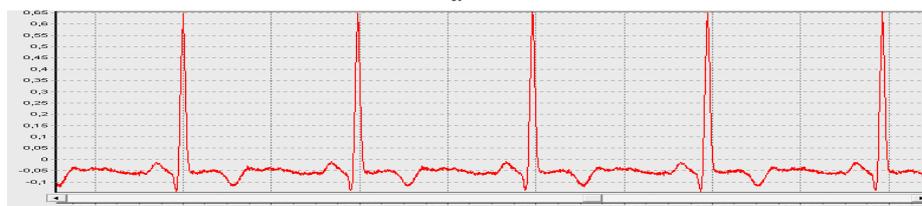


В

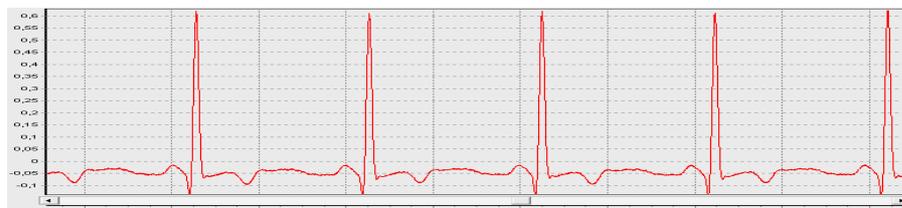
РИС. 2



а

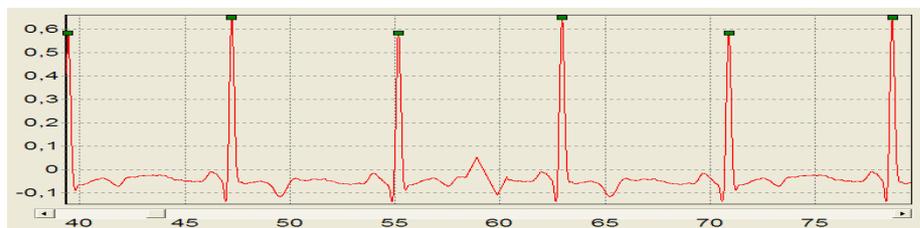


б



В

РИС. 3



а

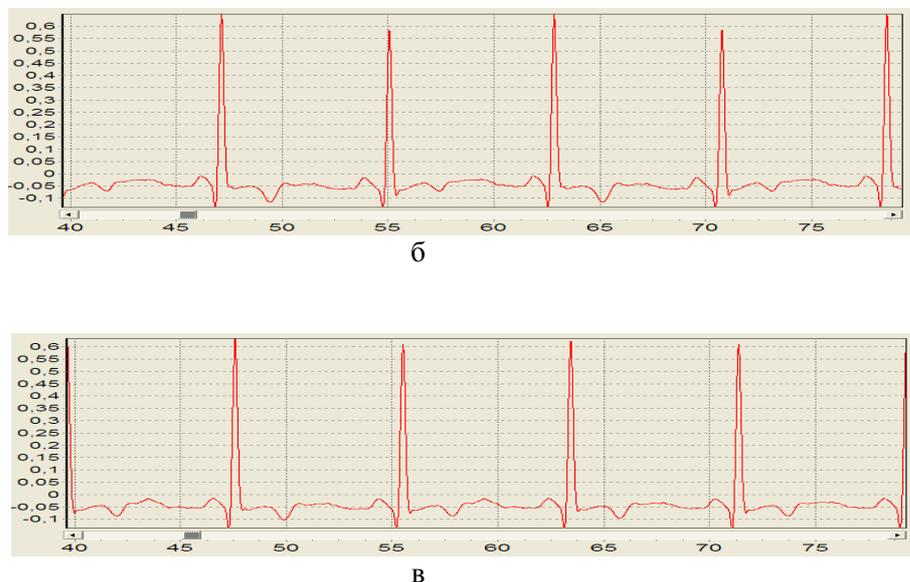


РИС. 4

Заключение. Предложенный АВФУС в результате применения статистического критерия проверки сомнительных вариантов ЭКГ-циклов с низкоамплитудными артефактами автоматически исключает их из выборки, формирующей выходной сигнал, что позволяет избежать значительных искажений результирующей кривой. Данный адаптивный ВНФ преодолевает имеющиеся недостатки применения ВМФ в задачах устранения двигательных артефактов [3]: хорошо подавляет случайный шум и сохраняет одиночные изменения в структуре сигнала, связанного с повторяющимся событием (ЭКГ-цикла).

АВФУС имеет сравнительно простую реализацию, позволяющую осуществлять фильтрацию сигнала ЭКГ в реальном времени, и более высокое быстродействие по сравнению с аналогичным адаптивным ВНФ [3]. Алгоритм предлагаемого адаптивного фильтра реализован на алгоритмическом языке Си++.

Таким образом, на основании проведенных исследований рекомендуется применение АВФУС в одноканальных системах долговременной регистрации сигнала ЭКГ с целью автоматизации устранения низкоамплитудных двигательных артефактов в условиях априорной неопределенности их свойств и подавления шума.

В.М. Колодяжний, Н.О. Тулякова

УСУНЕННЯ НИЗЬКОАМПЛІТУДНИХ РУХОВИХ АРТЕФАКТІВ
У ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМІ

Пропонується адаптивний векторний нелінійний фільтр з усередненим усередненням даних, що дозволяє в результаті застосування статистичного критерію перевірки сумнівних варіантів ЕКГ-циклів з низькоамплітудними артефактами автоматично виключити їх із вибірки при формуванні вихідного сигналу, а значить позбавитись значних спотворень висхідної кривої.

V.M. Kolodyazhny, N.O. Tulyakova

ELIMINATION OF LOW-AMPLITUDE MOVEMENT ARTIFACTS
IN AN ELECTROCARDIOGRAM

A nonlinear adaptive vector filter with truncated data averaging, which allows through the use of statistical criteria to test questionable variants of ECG-amplitude cycles with a number of artifacts automatically exclude them from the sample when forming the output signal, and thus get rid of significant distortion of ascending curve is proposed.

1. *Astola J.* Vector Median Filters / J. Astola, P. Haavisto, Y. Neuvo // Proc. of the IEEE. – April, 1990. – Vol. 78, N 4. – P. 678–689.
2. *Astola J.* Fundamentals of Nonlinear Digital Filtering / J. Astola, P. Kuosmanen. – USA: CRC Press LLC. – 1997. – 276 p.
3. *Laskaris N.* Unsupervised Artifact Rejection in Evoked Potential Recordings by Means of a Novel Nonlinear Technique / N. Laskaris, A. Bezerianos, S. Fotopoulos // Applied Sig. Process. – Springer-Verlag London Limited. – 1995. – P. 150–154.
4. *Биометрия: учеб. пособие для биологических специальных вузов* / Г.Ф. Лакин. – М.: Высш. шк., 1990. – 352 с.

Получено 14.12.2010

Об авторах:

Колодяжний Владимир Максимович,

доктор физико-математических наук, заведующий кафедрой прикладной математики
Харьковского национального автомобильно-дорожного университета,
e-mail: kolodyazhny@mail.ru

Тулякова Наталья Олеговна,

старший преподаватель кафедры экономики и управления
Сумского института Межрегиональной академии управления персоналом МАУП.
e-mail: natashatu@ukr.net