

Л.С. Файнзильберг, Н.А. Матушевич

## Эффективный метод анализа диагностических признаков по зашумленной электрокардиограмме

Предложен метод анализа основных электрокардиографических признаков ЭКГ на основе построения конструктивного алгоритма описания циклов сигнала совокупностью несимметричных гауссовых функций. Разработан конструктивный алгоритм решения задачи аналитическим методом, основанный на модификации критерия оптимальности метода наименьших квадратов и введения ограничения на интервал аппроксимации элементов сигнала. Представлены результаты численных экспериментов на модельных и реальных данных, подтвердившие эффективность предложенного алгоритма.

**Ключевые слова:** диагностический признак ЭКГ, гауссова функция, аппроксимация, критерий оптимальности

Запропоновано метод аналізу основних електрокардіограмних ознак ЕКГ на основі побудови конструктивного алгоритму опису циклів сигналу сукупністю несиметричних гаусових функцій. Розроблено конструктивний алгоритм розв'язання задачі аналітичним методом, заснований на модифікації критерію оптимальності методу найменших квадратів і введення обмежень на інтервал апроксимації елементів сигналу. Представлено результати чисельних експериментів на модельних та реальних даних, котрі підтвердили ефективність запропонованого алгоритму.

**Ключові слова:** діагностична ознака ЕКГ, гаусова функція, апроксимація, критерій оптимальності.

**Введение.** Электрокардиография до сих пор остается наиболее распространенным методом функциональной диагностики в кардиологии. Последние десятилетия привнесли революционные преобразования в эту область: в клинической и амбулаторной практике широко используют цифровые электрокардиографы, прошедшие несколько стадий развития.

Первые цифровые электрокардиографы имели всего одну, но очень важную функцию регистрации, отображения и хранения электрокардиограммы (ЭКГ) в цифровой форме. Второе поколение приборов обеспечивало уже возможность автоматического распознавания информативных фрагментов сигнала и измерение традиционных электрокардиографических признаков сердечно-сосудистых заболеваний. И наконец, появились цифровые электрокардиографы, со встроенными алгоритмами поддержки принятия решений врача-кардиолога, основанными на многолетнем опыте визуальной интерпретации.

Безусловно, применение таких средств существенно облегчает труд медицинского персонала и сокращает время получения результатов диагностики. Однако опытные клиницисты часто по-прежнему предпочитают визуальную интерпретацию ЭКГ, не полностью доверяя компьютерным алгоритмам. В значительной мере такая ситуация обусловлена тем, что ком-

пьютерные алгоритмы в силу сложности и многообразия ЭКГ, часто приводят к ошибкам еще на стадии измерения диагностических признаков, сосредоточенных на информативных фрагментах ЭКГ.

Заметим, что область применения компьютерных систем обработки ЭКГ существенно расширяется и уже не ограничивается медицинскими учреждениями. Приближение таких средств к пациенту, не имеющему специального медицинского образования, для самоконтроля в бытовых условиях, выдвигает еще большие требования к эффективности компьютерных алгоритмов анализа ЭКГ.

Существуют различные подходы к компьютерному анализу формы информативных фрагментов ЭКГ. Чаще всего для такого анализа используются алгоритмы аппроксимации наблюдаемого сигнала различными функциями, заданными с точностью до неизвестных параметров.

В работах [1–3] предложено аппроксимировать элементы ЭКГ полиномиальными функциями. Другие авторы рассматривают возможность описания ЭКГ сплайн-функциями [4] или функцией Безье [5].

На основе интегрирования упрощенной системы дифференциальных уравнений, предложенных в [6] для описания механизма порождения искусственной ЭКГ, в работе [7] полу-

чена модель ЭКГ в виде суммы несимметричных гауссовых функций. Аналогичные модели рассмотрены в [8–10].

Как показано в [11], на основе описания ЭКГ совокупностью гауссовых функций может быть построен эффективный метод анализа диагностических признаков ЭКГ, имеющий ряд преимуществ перед известными.

Цель статьи – дальнейшее развитие этого метода и разработка на его основе конструктивного алгоритма, обеспечивающего переход от ЭКГ, наблюдаемой в условиях внешних возмущений, к системе диагностических признаков.

### Метод анализа диагностических признаков ЭКГ

Дадим краткую характеристику информативным фрагментам цикла ЭКГ [12].

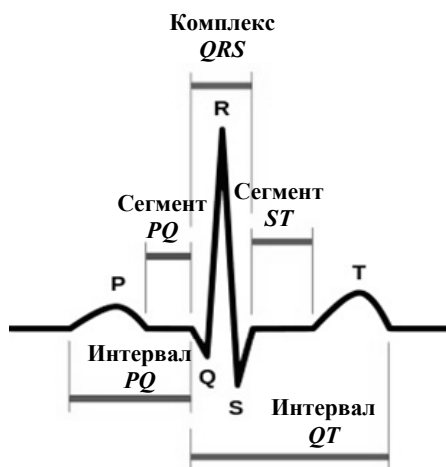


Рис. 1. Идеализированная форма цикла ЭКГ здорового человека

Зубец *P* образуется вследствие возбуждения предсердий. Сегмент *PQ* соответствует времени прохождения возбуждения по предсердно-желудочковому (атриовентрикулярному) соединению. Комплекс *QRS* отражает сложный процесс возбуждения (деполяризации) желудочков. Начальный зубец *Q* регистрируется во время возбуждения левой части межжелудочковой перегородки. Зубец *R* (чаще всего наиболее выраженный зубец ЭКГ), обусловлен возбуждением основной массы миокарда левого и правого желудочков. Зубец *S* в основном обусловлен возбуждением основания левого желудочка. Интервал *ST* называ-

ется конечной частью желудочкового комплекса и отражает реполяризацию желудочков. Он разделяется на сегмент *ST*, отражающий период угасания возбуждения желудочков, и зубец *T*, форма которого отражает процесс быстрой реполяризации желудочков.

Органические поражения и функциональные нарушения сердечно-сосудистой системы отображаются соответствующими изменениями параметров и формы фрагментов ЭКГ. Поэтому главная цель морфологического анализа ЭКГ – распознавание и информативных фрагментов ЭКГ, и определение амплитудно-временных параметров зубцов *P*, *Q*, *R*, *S*, *T*, интервалов *PQ*, *QT*, и смещения сегмента *ST* вниз (депрессия) или вверх (элевация) относительно нулевой (изоэлектрической) линии.

Форма цикла ЭКГ отличается от идеальной даже у здорового человека (рис. 1), что затрудняет построение эффективных алгоритмов обработки ЭКГ-сигнала. Даже решение, казалось бы, совсем простой задачи разделения ЭКГ на отдельные циклы требует привлечения достаточно сложных алгоритмов обнаружения *QRS*-комплексов [13].

Еще большие проблемы создает задача морфологического анализа ЭКГ для определения значений диагностических признаков, сосредоточенных на информативных фрагментах. Например, задача определения продолжительности интервалов *PQ* и *QT* требует точного вычисления моментов начала и окончания соответствующих зубцов (см. рис. 1), которые в результате искажений циклов реальных ЭКГ не имеют четких границ [14]. Поэтому определение таких моментов на основе дифференцирования сигнала и использования пороговых функций [15] становится ненадежным уже при сравнительно невысоком уровне шума.

В основу предлагаемого метода морфологического анализа положена модель описания цикла ЭКГ суммой несимметричных гауссовых функций [11]

$$\varphi(t) = \sum_i A_i \exp \left[ -\frac{(t - \mu_i)^2}{2[\sigma_i(t)]^2} \right], \quad (1)$$

в которой параметры  $A_i$  и  $\mu_i$  определяют значения амплитуд и моментов времени, когда  $i$ -й информативный фрагмент  $i \in \{P, Q, R, S, ST, T\}$  принимает максимальное значение при  $A_i > 0$  или минимальное значение при  $A_i < 0$ , а функция  $\sigma_i(t)$ , определяемая выражением

$$\sigma_i(t) = \begin{cases} \sigma_i^{(1)} & \forall t \leq \mu_i, \\ \sigma_i^{(2)} & \forall t > \mu_i, \end{cases} \quad (2)$$

позволяют описать несимметричные фрагменты при  $\sigma_i^{(1)} \neq \sigma_i^{(2)}$ , например, несимметричный зубец  $T$  при  $\sigma_T^{(1)} \neq \sigma_T^{(2)}$ .

Для описания реалистических циклов ЭКГ наложим дополнительные ограничения

$$\begin{aligned} 0 \leq t_P^{(1)} < t_P^{(2)} \leq t_Q^{(1)} < t_Q^{(2)} = t_R^{(1)} < t_R^{(2)} = \\ = t_S^{(1)} < t_S^{(2)} = t_{ST}^{(1)} \leq t_{ST}^{(2)} \leq t_T^{(1)} < t_T^{(2)} \leq t_0, \end{aligned} \quad (3)$$

где  $t_i^{(1)}$  и  $t_i^{(2)}$  – моменты начала и окончания каждого  $i$ -го фрагмента, а  $t_0$  – общая продолжительность цикла (мс), связанная с частотой  $F_H$  сердечных сокращений (уд/мин) соотношением

$$t_0 = \frac{60 \cdot 1000}{F_H}. \quad (4)$$

Поскольку гауссова функция главным образом сосредоточена на трехсигмовом интервале, правомерно полагать, что моменты начала  $t_i^{(1)}$  и окончания  $t_i^{(2)}$  каждого  $i$ -го фрагмента,  $i \in \{P, Q, R, S, ST, T\}$ , связаны с параметрами  $\sigma_i^{(1)}$ ,  $\sigma_i^{(2)}$  и  $\mu_i$  следующим образом:

$$t_i^{(1)} = \mu_i - 3\sigma_i^{(1)}, \quad (5)$$

$$t_i^{(2)} = \mu_i + 3\sigma_i^{(2)}. \quad (6)$$

В цифровых электрокардиографах каждый цикл ЭКГ представляет последовательность дискретных значений сигнала  $z_1, z_2, \dots, z_K$ , наблюдаемых в моменты времени  $t_k \equiv k\Delta$ ,  $k=1, 2, \dots, K$ , где  $\Delta$  – шаг квантования по времени.

Для определения оптимальных значений параметров  $A_p, b_p^{(1)}, b_p^{(2)}, \mu_p, \dots, A_T, b_T^{(1)}, b_T^{(2)}, \mu_T$ ,

фигурирующих в (1), воспользуемся критерием минимума суммы квадратов отклонений функции  $\varphi(\cdot)$  от наблюдаемых дискретных значений  $z_k$ :

$$Cr = \sum_{k=1}^K \left[ \sum_i A_i \exp \left[ -\frac{(k - \mu_i)^2}{2[\sigma_i(k)]^2} \right] - z_k \right]^2 \rightarrow \min, \quad i \in \{P, Q, R, S, ST, T\}. \quad (7)$$

Оптимальные значения параметров  $A_p, b_p^{(1)}, b_p^{(2)}, \mu_p, \dots, A_T, b_T^{(1)}, b_T^{(2)}, \mu_T$  позволяют определить основные диагностические признаки ЭКГ. Например, интервалы  $PQ, QT$ , продолжительности  $\Delta_Q, \Delta_{QRS}$  зубца  $Q$  и комплекса  $QRS$  (см. рис. 1) в соответствии с (5), (6) легко могут быть вычислены по формулам

$$PQ \triangleq t_Q^{(1)} - t_P^{(1)} = \mu_Q - \mu_P + 3(\sigma_P^{(1)} - \sigma_Q^{(1)}), \quad (8)$$

$$QT \triangleq t_T^{(2)} - t_Q^{(1)} = \mu_T - \mu_Q + 3(\sigma_Q^{(1)} + \sigma_T^{(2)}), \quad (9)$$

$$\Delta_Q \triangleq t_Q^{(2)} - t_Q^{(1)} = 3(\sigma_Q^{(1)} + \sigma_Q^{(2)}), \quad (10)$$

$$\Delta_{QRS} \triangleq t_S^{(2)} - t_Q^{(1)} = \mu_S - \mu_Q + 3(\sigma_Q^{(1)} + \sigma_S^{(2)}). \quad (11)$$

Другие традиционные признаки ЭКГ, такие как глубина зубца  $Q$ , смещение сегмента  $ST$  и амплитуда зубца  $T$  непосредственно определяют параметры  $A_Q, A_{ST}, A_T$  соответственно. Показатель  $\beta_T$  симметрии зубца  $T$ , который, согласно [16], несет информацию о начальных признаках ишемии миокарда, определяет соотношение

$$\beta_T = \frac{\sigma_T^{(2)}}{\sigma_T^{(1)}}. \quad (12)$$

Поскольку в соответствии с (5) и (6) протяженность каждой  $i$ -й гауссовой функции ограничена, будем искать оптимальные значения параметров  $A_i, \mu_i, b_T^{(1)}, b_T^{(2)}$  для каждого отдельного фрагмента.

Для упрощения задачи будем вначале полагать, что такой фрагмент можно описать симметричной гауссовой функцией

$$\varphi(k) = A \exp \left[ -\frac{(k - \mu)^2}{2\sigma^2} \right], \quad k=1, 2, \dots, K \quad (13)$$

с тремя неизвестными параметрами  $A$ ,  $\mu$ ,  $\sigma$ .

Поскольку функция (13) нелинейна по параметрам  $\mu$ ,  $\sigma$ , то классический метод наименьших квадратов (МНК) не позволяет аналитически решить эту задачу. Поэтому в ряде публикаций, в частности в [17], для определения оптимальных значений параметров предложено использовать поисковые процедуры.

Для сокращения времени обработки сигнала попытаемся частично получить решение этой задачи аналитическим методом. Для этого запишем (13) в эквивалентной форме записи

$$\varphi(k) = A \exp \left[ -\frac{1}{2\sigma^2} k^2 + \frac{2\mu}{2\sigma^2} k - \frac{\mu^2}{2\sigma^2} \right]. \quad (14)$$

Вводя обозначения

$$B = \frac{1}{2\sigma^2}, \quad C = \frac{2\mu}{2\sigma^2}, \quad D = \frac{\mu^2}{2\sigma^2}, \quad (15)$$

функцию (14) можно представить так:

$$\varphi(k) = A \exp \left[ -Bk^2 + Ck + D \right]. \quad (16)$$

Для того чтобы перейти к линейному МНК, будем аппроксимировать не значения  $z_k$  функцией  $\varphi(k)$ , а значения  $\ln z_k$  функцией  $\ln \varphi(k)$ . Другими словами, модифицируем критерий оптимальности следующим образом:

$$S = \sum_{k=1}^K [\ln A - Bk^2 + Ck + D - \ln z_k]^2 \rightarrow \min. \quad (17)$$

Поскольку критерий  $S$  теперь уже нелинейно зависит от  $A$ , будем искать приближенную оценку  $\hat{A}$ , непосредственно используя наблюдаемые значения:

$$\hat{A} = \frac{1}{2\varepsilon + 1} \sum_{k=k_0-\varepsilon}^{k_0+\varepsilon} z_k \quad (18)$$

в  $\varepsilon$ -окрестности точки

$$k_0 = \arg \max_{1 \leq k \leq K} z_k.$$

Эксперименты показали, что для надежной оценки  $A$  достаточно в (18) положить  $\varepsilon = 3$ .

Остальные параметры, фигурирующие в (17), теперь можно определить, непосредственно используя линейный МНК. Поскольку по определению  $\ln z_k$  существует только для не-

отрицательных значений  $z_k$ , то для удовлетворения этого ограничения при  $A > 0$  исходный интервал индексов  $I = [1, K]$  сузим до интервала  $I_0 = [k_l, k_r] \subseteq I$  на основе следующей процедуры:

$$\left. \begin{array}{l} k_l = k_r = \arg \max_{1 \leq k \leq K} z_k; \\ \text{while } z_k > 0 \text{ do} \\ \quad \text{Begin} \\ \quad \quad k_l := k_l - 1; \\ \quad \quad k_r := k_r + 1 \\ \quad \text{End.} \end{array} \right\}. \quad (19)$$

Теперь можно решить систему нормальных уравнений, полученных из (17) на основе линейного МНК, и найти оптимальные значения  $B$ ,  $C$ , а значит, и интересующие нас оценки

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{2B}}, \quad \hat{\mu} = \frac{C}{2B}. \quad (20)$$

Для проверки качества оценки параметров  $\hat{A}$ ,  $\hat{\mu}$ ,  $\hat{\sigma}$  приведем результаты модельных экспериментов, состоявшие в следующем. Генерировался массив дискретных значений сигнала по формуле

$$\varphi(k) = A_0 \exp \left[ -\frac{(k - \mu_0)^2}{2\sigma_0^2} \right] + \xi_k, \quad k = 1, \dots, K \quad (21)$$

с заданными значениями параметров  $A_0$ ,  $\mu_0$ ,  $\sigma_0$ , где  $\xi_k \in [-\xi_0, \xi_0]$  – последовательность независимых равномерно распределенных случайных величин с нулевым математическим ожиданием, а число  $\xi_0$  определяет уровень аддитивного шума (в процентах по отношению к амплитуде  $A_0$ ).

На рис. 2 представлены результаты одного из таких экспериментов при  $A_0 = 0,7$ ,  $\mu_0 = 10$ ,  $\sigma_0 = 20$ .

По полученным оценкам параметров построена зависимость среднего квадратического отклонения (СКО)  $\delta$  наблюдаемых точек  $z_k$  от заданной функции. Эксперименты проводились при разных уровнях шума  $\xi$  (рис. 3).

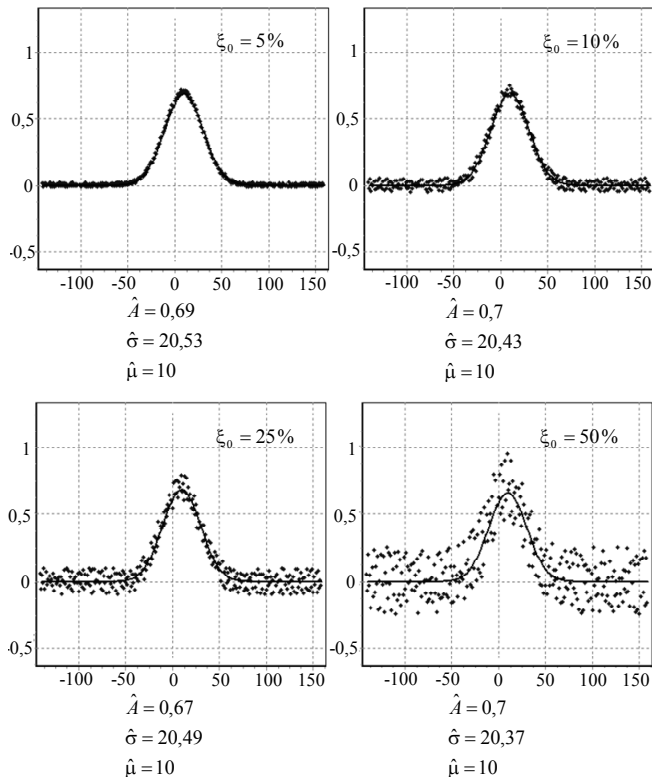


Рис. 2. Результаты восстановления симметричной гауссовой функции  $\varphi(k)$

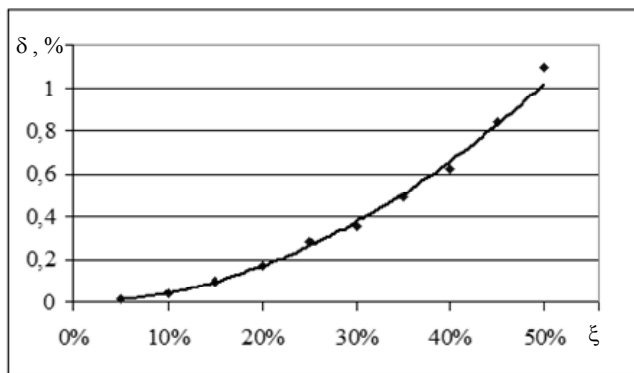


Рис. 3. График зависимости  $\delta$  от  $\xi$

Установлено, что СКО не превышает 0,05 процента уровня сигнала при  $\xi_0 = 10$  процентам. И даже при  $\xi_0 = 50$  процентам среднеквадратичная ошибка аппроксимации близка к одному проценту, что подтверждает высокое качество аппроксимации.

Понятно, что использование процедуры (19), обеспечивающей необходимое ограничение  $z_k \geq 0$ , приводит к тому, что число точек, обрабатываемых МНК, уменьшается с уменьшением параметра  $\sigma$ . Поэтому возникает вопрос:

насколько введение такого ограничения ухудшает качество аппроксимации.

Эксперименты показали, что точность аппроксимации данных практически не зависит от «ширины» гауссовой функции, определяемой значением  $\sigma$  (рис. 4). Среднеквадратичская ошибка  $\delta$  наблюдалась в пределах 0,041–0,053 процента при довольно широком диапазоне значений  $1 \leq \sigma \leq 50$ .

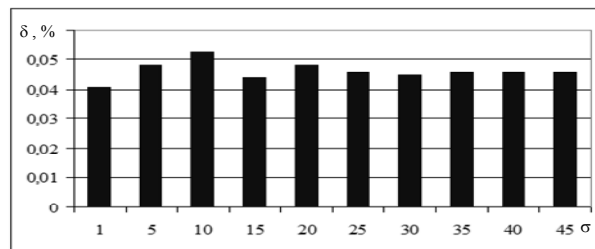


Рис. 4. Зависимости  $\delta$  от  $\xi$  при уровне шума  $\xi_0 = 10\%$

Теперь рассмотрим возможность аналитического решения задачи восстановления *несимметричной* гауссовой функции по наблюдаемым значениям  $z_k$ , т.е. функции вида

$$\varphi(k) = A \exp\left[-\frac{(k - \mu)^2}{2\sigma(k)^2}\right], \quad (22)$$

где

$$\sigma(k) = \begin{cases} \sigma^{(1)} & \forall k \leq \mu, \\ \sigma^{(2)} & \forall k > \mu, \end{cases} \quad (23)$$

причем

$$\sigma^{(1)} \neq \sigma^{(2)}. \quad (24)$$

Математическое обоснование такой возможности следует из теоремы, доказанной в работе [7].

**Теорема.** Несмотря на то, что при выполнении условия (24) функция (23), фигурирующая в (22), не является непрерывной, функция  $\varphi(k)$  и ее производная  $\dot{\varphi}(k)$  непрерывны во всех точках области определения, в том числе, в точках  $k = \mu$  разрыва функции  $\sigma(k)$ .

Отличительная особенность аппроксимации данных несимметричной гауссовой функцией (22) состоит в том, что для определения параметра  $\sigma^{(1)}$  на основе МНК используются значения  $z_k \in [k_l, k_0]$ , а для определения  $\sigma^{(2)}$  – значения  $z_k \in [k_0, k_r]$ .

Результаты одного из экспериментов восстановления несимметричной функции  $\varphi(k)$  с параметрами  $A_0 = 0,7$ ,  $\mu_0 = 10$  и разными показателями симметрии  $\sigma_0^{(1)} = 10$ ,  $\sigma_0^{(2)} = 30$  и  $\sigma_0^{(1)} = 30$ ,  $\sigma_0^{(2)} = 10$  показаны соответственно на рис. 5 и 6. Очевидно, что и в данном случае обеспечивается высокая точность оценки неизвестных параметров.

Так, например, по результатам, представленным на рис. 5, заключаем, что даже при 50-процентном шуме относительные ошибки не превышают 5 процентов и составляют

$$v_A = \frac{|A - A_0|}{A_0} = 4,29\%; \quad v_\mu = \frac{|\mu - \mu_0|}{\mu_0} = 0\%;$$

$$v_{\sigma^{(1)}} = \frac{|\sigma^{(1)} - \sigma_0^{(1)}|}{\sigma_0^{(1)}} = 0,7\%;$$

$$v_{\sigma^{(2)}} = \frac{|\sigma^{(2)} - \sigma_0^{(2)}|}{\sigma_0^{(2)}} = 4,87\%.$$

При аппроксимации реальных циклов ЭКГ требуется оценить параметры нескольких гауссовых функций. Понятно, что для такой оценки можно независимо (автономно) аппроксимировать каждый из фрагментов, переходя к  $i+1$  фрагменту после аппроксимации  $i$ -го,  $i \in \{P, Q, R, S, ST, T\}$ .

Однако следует учесть, что при аппроксимации зубцов  $Q$ ,  $R$ ,  $S$ , для которых, согласно (3), наложены ограничения

$$t_Q^{(2)} = t_R^{(1)} \quad \text{и} \quad t_R^{(2)} = t_S^{(1)}, \quad (25)$$

интервалы  $\Delta_{QR} = \mu_R - \mu_Q$  и  $\Delta_{RS} = \mu_S - \mu_R$  в силу (5) и (6), могут быть меньше интервалов  $\Delta_i \triangleq t_i^{(2)} - t_i^{(1)}$ ,  $i \in \{Q, R, S\}$ , на которых сосредоточены зубцы  $Q, R, S$ .

Казалось бы, для более точного восстановления функции (1) целесообразно построить алгоритм совместной (связанной) аппроксимации сразу всех зубцов или, по крайней мере, пары соседних зубцов, чтобы минимизировать их взаимное влияние.

В то же время такой привлекательный пример связанной аппроксимации зубцов нереали-

зуюем в силу невозможности аналитического вычисления логарифма суммы.

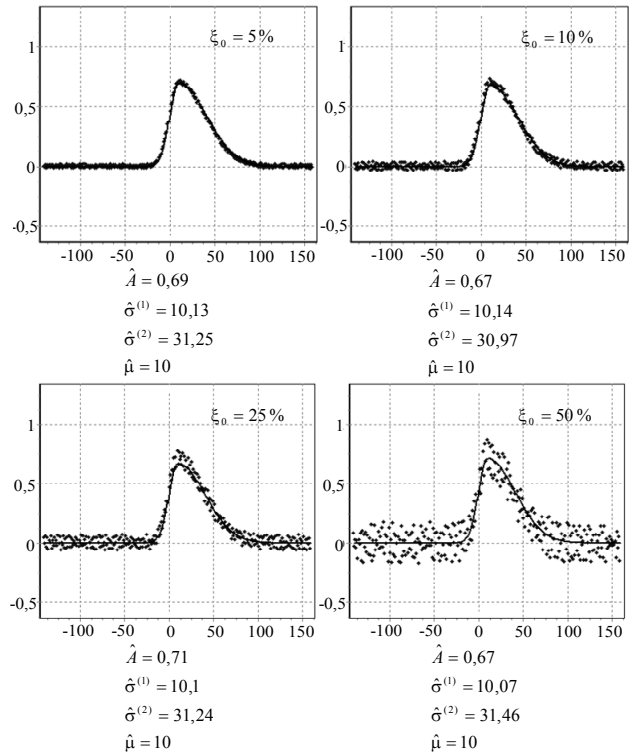


Рис. 5. Результаты восстановления несимметричной гауссовой функции  $\varphi(k)$  при  $\sigma^{(1)} < \sigma^{(2)}$

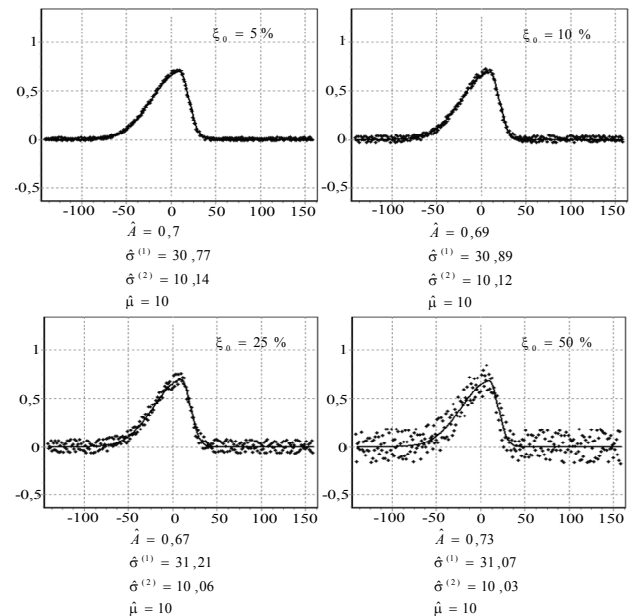


Рис. 6. Результаты восстановления несимметричной гауссовой функции  $\varphi(k)$  при  $\sigma^{(1)} < \sigma^{(2)}$

Для исследования точности восстановления функции (1) при автономной аппроксимации нескольких фрагментов сигналов на фоне адди-

тивного шума проведены дополнительные процедуры. В качестве эталонного тестового сигнала использована модель комплекса  $QRS$  с аддитивным шумом разных уровней (рис. 7).

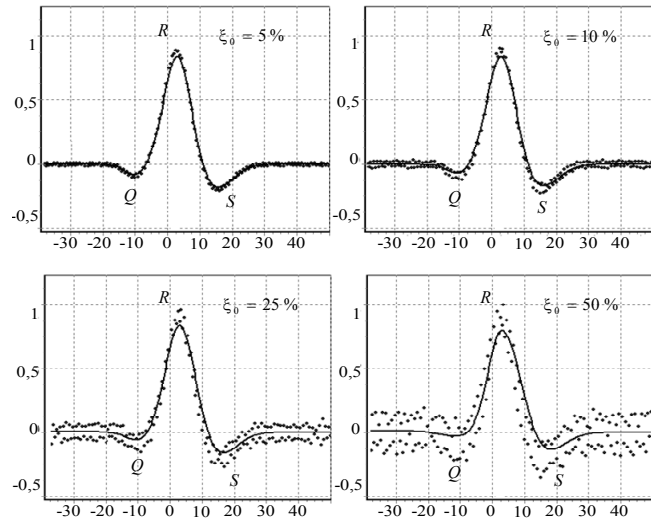


Рис. 7. Результаты восстановления комплекса  $QRS$  на фоне аддитивного шума

Результаты оценки оптимальных значений параметров при автономной аппроксимации зубцов  $Q$ ,  $R$ ,  $S$  сведены в табл. 1.

Таблица 1. Результаты восстановления комплекса  $QRS$  по зашумленным данным

Параметры эталонного сигнала	Оценки параметров комплекса $QRS$ при уровне шума			
	$\xi_0 = 5\%$	$\xi_0 = 10\%$	$\xi_0 = 25\%$	$\xi_0 = 50\%$
$A_Q = -0,1$ , Мв	-0,09	-0,07	-0,06	-0,03
$\mu_Q = -10$ , у.е.	-9,98	-9,99	-9,97	-9,92
$\sigma_Q^{(1)} = 3$ , у.е.	3,17	3,42	3,46	5,24
$\sigma_Q^{(2)} = 3$ , у.е.	3,13	3,34	4,03	5,24
$A_R = 0,9$ , Мв	0,86	0,85	0,86	0,82
$\mu_R = 3$ , у.е.	3,08	3,01	3,01	3,00
$\sigma_R^{(1)} = 4$ , у.е.	4,16	4,36	4,36	4,29
$\sigma_R^{(2)} = 4$ , у.е.	4,11	4,32	4,77	5,93
$A_S = -0,2$ , Мв	-0,19	-0,02	-0,18	-0,18
$\mu_S = 15$ , у.е.	15,00	15,05	15,06	15,10
$\sigma_S^{(1)} = 5$ , у.е.	5,03	5,12	5,92	5,80
$\sigma_S^{(2)} = 5$ , у.е.	5,12	5,41	5,46	6,22

Для того чтобы оценить взаимное влияние соседних зубцов при их последовательной аппроксимации, сопоставим результаты оценки амплитуд зубцов  $Q$ ,  $R$ ,  $S$ , вычисленные на основе МНК при их автономной аппроксимации, с амплитудами, полученными по формуле

$$\varphi(k) = \sum_i \hat{A}_i \exp\left[-\frac{(k - \hat{\mu}_i)^2}{2[\sigma_i(k)]^2}\right], \quad i \in \{Q, R, S\},$$

в которой использованы найденные оптимальные оценки (табл. 2). Очевидно, что при уровне шума  $\xi_0 \leq 10$  процентам последовательная аппроксимация зубцов не приводит к значительным погрешностям.

На основании рассмотренных алгоритмов могут быть реконструированы циклы реальных ЭКГ (рис. 8).

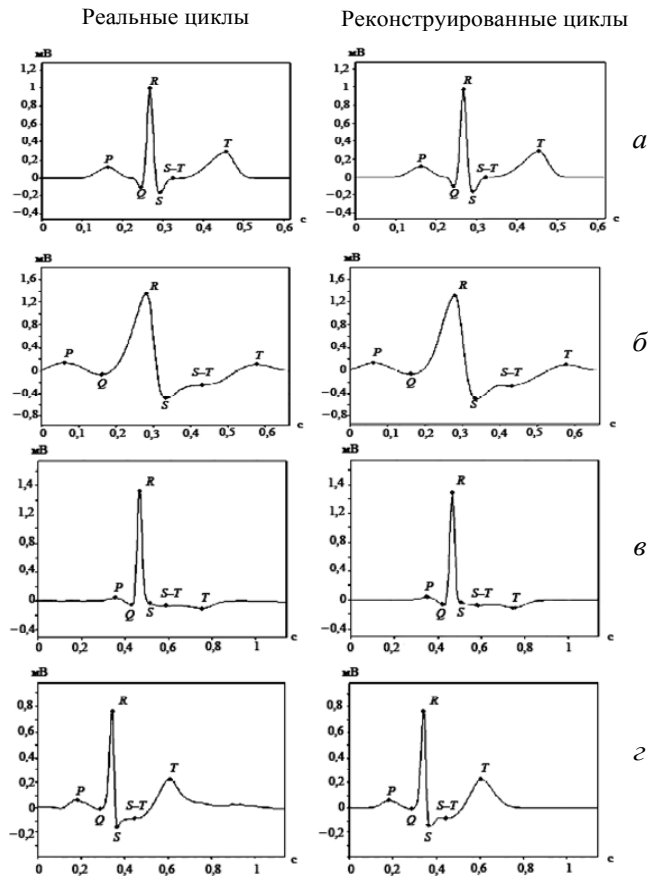


Рис. 8. Реконструкция циклов реальных ЭКГ: а – нормальный цикл, б – широкий  $QRS$ -комплекс, в – отрицательный зубец  $T$ , депрессия сегмента  $ST$

Эксперименты показали, что при реконструкции циклов различной формы погрешности оценки значений продолжительности комплекса  $QRS$ , депрессии сегмента  $S - T$ , амплитуды зубца  $T$  и других основных электрокардиографических признаков находились в пределах, позволяющих провести достоверную интерпретацию сигнала [16].

Т а б л и ц а 2. Оценка взаимных влияний зубцов при восстановлении комплекса QRS

Параметры модельного сигнала, Мв	Оценка амплитуды зубца, Мв, при уровне шума							
	$\xi_0 = 5\%$		$\xi_0 = 10\%$		$\xi_0 = 25\%$		$\xi_0 = 50\%$	
	Автон.	Связан.	Автон.	Связан.	Автон.	Связан.	Автон.	Связан.
$A_O = -0,1$	-0,09	-0,08	-0,07	-0,06	-0,06	-0,05	-0,03	-0,03
$A_R = 0,9$	0,86	0,82	0,85	0,82	0,86	0,82	0,82	0,78
$A_S = -0,2$	-0,19	-0,17	-0,18	-0,16	-0,18	-0,15	-0,18	-0,13

**Заключение.** Практическая реализация эффективного вычислительного алгоритма анализа диагностических признаков ЭКГ может быть сведена к аналитическому решению задачи МНК, в том числе, при аппроксимации на фоне аддитивного шума элементов ЭКГ совокупностью несимметричных гауссовых функций.

Эксперименты на модельных и реальных данных подтвердили, что даже при высоком уровне шума, который в экспериментах достигал 50 процентов диапазона изменения сигнала, среднеквадратичная ошибка аппроксимации была близка к одному проценту, что подтверждает высокое качество аппроксимации.

Такое качество восстановления полезного сигнала на фоне аддитивных помех обеспечивает требуемую точность оценки основных электрокардиографических показателей для правильной интерпретации реальных ЭКГ.

1. *Efficient ECG Modeling using Polynomial Functions* / S. Jokic, V. Delic, Z. Peric et al. // *Electronics and Electrical Engineering*. – 2011. – N 4(110). – P. 121–124.
2. *Riad B., Amine N., Jacques L.* ECG Compression Using an Ensemble Polynomial Modeling: Comparison With the DCT Based Technique // *Cardiovascular Engineering*. – 2004. – 4, N 3. – P. 237–244.
3. *Kovacs P.* ECG Signal Generator Based On Geometrical Features // *Annales Univ. Sci. Budapest., Sect. Comp.* – 2012. – N 37. – P. 247–260.
4. *Вишневский В.В., Калмыков В.Г., Романенко Т.Н.* Аппроксимация одно-, дву- и трехмерных дуг кривых параметрическими сплайнами // *Математичні машини і системи*. – 2015. – № 4. – С. 57–64.
5. *Вишневский В.В., Рысцов И.К., Волжева М.В.* Итерационный алгоритм построения кривой Безье по заданным точкам // *Там же*. – 2004. – № 4. – С. 108–116.
6. *McSharry Clifford G., Tarasenko L., Smith L.* A Dynamical Model For Generating Synthetic Electrocardiogram Signals // *IEEE Transaction on Biomedical Engin.* – 2003. – 50 (3). – P. 289–294.

7. *Fainzilberg L.S., Bekler T.Yu., Glushauskene G.A.* Mathematical Model for Generation of Artificial Electrocardiogram with Given Amplitude-Time Characteristics of Informative Fragments // *J. of Automation and Inform. Sci.* – 2011. – 43. – Issue 9. – P. 20–33.
8. *Абрамов М.В.* Аппроксимации экспонентами временного кардиологического ряда на основе ЭКГ // *Вестн. кибернетики*. – 2010. – № 9. – С. 85–91.
9. *Никифоров П.Л.* Модель электрокардиографического сигнала на основе совокупности колокольных импульсов // *Вестн. молодых ученых. Серия техн. наук*. – 1998. – № 1. – С. 64–68.
10. *Parvaneh S., Pashna M.* Electrocardiogram Synthesis Using a Gaussian Combination Model (GCM) // *Computers in Cardiology*. – 2007. – Issue 34. – P. 621–624.
11. *Fainzilberg L.S.* Generalized Method of Processing Cyclic Signals of Complex Form in Multidimension Space of Parameters // *J. of Automation and Inform. Sci.* – 2015. – 47. – Issue 3. – P. 24–39.
12. *Мурашко В.В., Струтинский А.В.* Электрокардиография. – М.: Медицина, 1991. – 288 с.
13. *Pan J., Tompkins W.* A Real-Time QRS Detection Algorithm // *IEEE Transaction on Biomed. Engin.* – 1985. – 32, N 3. – P. 230–236.
14. *Strumillo P.* Nested Median Filtering for Detecting T-Wave Offset in ECGs // *Electron. Lett.* – 2002. – 38, N 14. – P. 682–683.
15. *Рослякова А.В., Чупраков П.Г.* Сравнительный анализ алгоритмов обнаружения R-зубца электрокардиограммы // *Вятский мед. вестн.* – 2012. – № 2. – С. 29–35.
16. *Файнзильберг Л.С.* Компьютерная диагностика по фазовому портрету электрокардиограммы. – К.: Освита України, 2013. – 191 с.
17. *Clifford G.D.* A Novel Framework for Signal Representation and Source Separation: Applications to Filtering and Segmentation of Biosignals // *J. of Biol. Syst.* – 2006. – N 14. – P. 169–183.

Поступила 09.04.2015

Тел. для справок: +38 044 411-6904, 252-7263 (Киев)

E-mail: [fainzilberg@volicable.com](mailto:fainzilberg@volicable.com),

[natalie.matushevych@gmail.com](mailto:natalie.matushevych@gmail.com)

© Л.С. Файнзильберг, Н.А. Матушевич, 2016



L.S. Fainzilberg, N.A. Matushevych

**An Effective Method for Analysis of the Diagnostic Features Based on Noisy Electrocardiogram****Keywords:** electrocardiographic sign ECG, Gaussian functions, approximation, optimality criterion.

**Introduction.** Computer algorithms of ECG processing often lead to errors on the stage of measuring the diagnostic features focused on the informative fragments of ECG. Therefore, the actual task is a construction of the methods that enhance the reliability of the signs assessment of the real ECG that was distorted by the noise.

**The objective of the article** is development of the ECG cycles approximation method by set of Gaussian functions, advancing on its basis a constructive algorithm ensuring an effective transition from the signal, observed on the conditions of the imposed external perturbations, to the diagnostic features system.

**Methods.** The proposed method is based on model descriptions of ECG cycle as the sum of asymmetrical Gaussian functions. The determination of the optimal parameter values of the function based on the criteria of the Least Squares Method. The main electrocardiographic features are evaluated using the optimal parameters of the approximating function.

**Results:** As the Gaussian function is nonlinear by parameters, for the practical realization the analytical method of evaluation optimal parameters, it is proposed to modify the optimality criterion moving from approximation of the actual data to their logarithms. For correct use of this approach, the original interval of approximation is narrowed to the desired value.

The model experiments have shown that the modification criterion and introduction of the restrictions on interval of approximation allows an analytical solutions for estimating the parameters of the approximating functions from noisy data with the required accuracy. Even with a high noise level that in the experiments has reached 50% of the signal change range, mean square error of approximation was close to 1%.

**Conclusions:** The proposed method provides the evaluation of the major electrocardiographic features of real signal with the necessary accuracy for their proper interpretation.

*Окончание статьи А.М. Касим*

Более того, благодаря формализации задачи приоритетного вывода прозрачных изображений символов на картографический фон удалось выделить классы операций, общие для многих методов формирования динамических сценариев в части достижения эффекта прозрачности, а именно – построение маски прозрачности, ее использование с учетом взаимодействия точек изображений источника и приемника, перенос битов изображения из источника в место назначения (бит-блиттинг). Предварительное выполнение поразрядных логических опе-

раций типа *AND* и *OR* с исходными и результирующими пикселями в специально отведенном видеобуфере согласно предлагаемой технике «прозрачных» цветов позволяет также избежать возможного мигания при имплементации процесса блиттинга.

UDC 004:519.876, 004.93

A.M. Qasem

**The Formalization of the Data Handling Process of Raster Masking of Sprites' Transparency****Keywords:** dynamic 2D-scene, transparency mask, raster logic operations, sprite, cartographical background

Method is proposed for providing the transparency of the background bitmap pixels of multi-format symbols of moving objects at their outputting to the cartographic background. The essence of the method is in the intermediate buffer to perform the two sequential formalized raster operations with the masks of transparency AND and OR. It ensures the prioritized displaying of transparent sprites in relation to the cartographic background, without the need to comply the requirement which consists in absence the value of transparent background color among the color codes in the image contour of a single symbol.

Due to the formalizing of the task of the display of transparent symbol images on the cartographic background it was succeeded to allocate the classes of operations that are common to many existing methods of forming the dynamic scenarios in terms of achieving the transparency effect. Such operations include the construction of a transparency mask, its use, taking into account the interaction of image pixels of the source and receiver, the transfer of the image bits from the source to the destination (bit-blitting).

Pre-execution of the bitwise logical operations as AND and OR with initial and final pixels into special designated video-buffer according to the proposed technics for transparent colors also allows to avoid the possible flashing during the implementation of the blitting process.