

зовалась база данных MIT-BIH AF Database, содержащая записи ЭКГ с мерцательной аритмией и доступная на сайте [www.physionet.org](http://www.physionet.org) [12]. Результаты тестирования приведены в табл. 1. Также в ней приведены данные по другим описанным в литературе алгоритмам, которые проходили проверку на той же базе данных.

В табл. 1  $T$  – длительность обрабатываемого фрагмента;  $Se$  – чувствительность;  $Sp$  – специфичность;  $Err$  – суммарная ошибка. По данным табл. 1 видно, что как суммарная ошибка предложенного алгоритма, так и значения чувствительности и специфичности алгоритма находятся на уровне лучших показателей, достигнутых другими авторами.

Описанный алгоритм включен в состав программно-алгоритмического обеспечения анализа ЭКГ, используемого в проекте CardioQVARK [13].

## Заключение

Предложенный алгоритм выявления мерцательной аритмии показал хорошие результаты при сравнении с другими известными на сегодняшний день алгоритмами. Дальнейшее его улучшение может быть достигнуто за счет более точного определения границ эпизодов мерцательной аритмии, а также за счет дополнения алгоритма процедурой анализа предсердной активности. Функциональные возможности алгоритма могут быть расширены для распознавания не только мерцательной аритмии, но и других нарушений ритма.

### Список литературы:

1. *Moody G.B., Mark R.G.* A new method for detecting atrial fibrillation using R-R intervals // *Computers in Cardiology*. 1983. № 10. PP. 227-230.
2. *Logan B., Healey J.* Detection of Atrial Fibrillation for a Long Term Telemonitoring System // *Computers in Cardiology*. 2005. № 32. PP. 619-622.
3. *Linker D.T.* Long-Term Monitoring for detection of Atrial Fibrillation / Patent Application Publication. – US, Seattle, 2006. P. 498.
4. *Tatento K., Glass L.* Automatic detection of atrial fibrillation using the coefficient of variation and density histograms of RR and RR intervals // *Medical & Biological Engineering & Computing*. 2001. № 39. PP. 664-671.

5. *Cerutti S., Mainardi L.T., Porta A., Bianchi A.M.* Analysis of the dynamics of RR interval series for the detection of atrial fibrillation episodes // *Computers in Cardiology*. 1997. № 24. PP. 77-80.
6. *Slocum J., Sahakian A., Swiryn S.* Diagnosis of Atrial Fibrillation From Surface Electrocardiograms Based on Computer-detected Atrial Activity // *Journal of Electrocardiology*. 1992. № 25. PP. 1-8.
7. *Schmidt R., Harris M., Novac D., Perkhun M.* Atrial Fibrillation Detection. – Netherlands, Eindhoven: Patent Cooperation Treaty, 2008. P. 731.
8. *Babaeizadeh S., Gregg R., Helfenbein E., Lindauer J., Zhou S.* Improvements in atrial fibrillation detection for real-time monitoring / *Journal of Electrocardiology*. 2009. № 42. PP. 522-526.
9. *Couceiro R., Carvalho P., Henriques J., Antunes M., Harris M., Habetha J.* Detection of Atrial Fibrillation using model-based ECG analysis / 19th International Conference on Pattern Recognition. Tampa, 2008. PP. 1-5.
10. *Моторина С.В., Калиниченко А.Н.* Алгоритм распознавания мерцательной аритмии на основе графических методов // *Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ»*. 2014. № 10. С. 55-60.
11. *Моторина С.В., Калиниченко А.Н., Немирко А.П.* Выбор метода кластеризации для алгоритма выявления мерцательной аритмии // *Биотехносфера*. 2015. № 4 (40). С. 2-5.
12. *Physionet: The research resource for physiologic signals / www.physionet.org.*
13. Сайт проекта CardioQVARK / [www.cardioqvark.ru](http://www.cardioqvark.ru).

Светлана Валерьевна Моторина,  
аспирант,  
кафедра биотехнических систем,  
СПбГЭТУ «ЛЭТИ»,  
специалист,  
Отдел информационного развития  
Северо-Западного федерального медицинского  
исследовательского центра им. В.А. Алмазова,  
Александр Николаевич Калиниченко,  
д-р техн. наук, профессор,  
кафедра биотехнических систем,  
СПбГЭТУ «ЛЭТИ»,  
г. С.-Петербург,  
e-mail: [motorina\\_sv@mail.ru](mailto:motorina_sv@mail.ru)

Н.Т. Абдуллаев, О.А. Дышин, М.М. Гасанкулиева

## Параметризация регулярной составляющей ЭКГ-сигнала для выявления критических состояний сердечно-сосудистой системы

### Аннотация

Рассматривается процедура параметризации регулярной составляющей электрокардиографического сигнала для определения ее вклада в общую спектральную мощность сигнала. Разработан алгоритм определения диагностических информативных параметров регулярной составляющей ЭКГ-сигнала. Получены зависимости разностного момента второго порядка для ряда функциональных состояний сердечно-сосудистой системы. Для рассмотренных состояний сердечно-сосудистой системы на основании полученных зависимостей рассчитаны информативные диагностические параметры.

Определение параметров хаотического сигнала, заданного на ограниченном интервале  $T$ , оценивается на основе метода фликкер-шумовой спектроскопии с учетом вкладов «резонансных составляющих» в автокорреляционную функцию

$$\Psi(\tau) = \langle V(t), V(t + \tau) \rangle,$$

а следовательно, в косинус-преобразование

$$S_c(f) = \int_{-T/2}^{T/2} \Psi(\tau) \cos(2\pi f \tau) d\tau$$

и разностный момент второго порядка

$$\Phi^{(2)}(\tau) = \langle |V(t) - V(t + \tau)|^2 \rangle,$$

где  $V(t)$  – стационарный сигнал ( $\langle V(t) \rangle = 0$ );  $\langle \bullet \rangle$  – символ среднего значения.

Разработанный в [1], [2] метод параметризации сигнала основан на том, что вводимые «нерегулярности-всплески» и «нерегулярности-скачки» дают вклад в различные спектральные области зависимости  $S(f)$ .

Фактически первый шаг параметризации нерегулярностей [3], состоял в выделении «всплесковой» (сингулярной), наиболее «высокочастотной» (так называемый фликкер-шумовой хвост), составляющей нерегулярностей сигнала в спектральной зависимости  $S(f)$ .

На основе оставшейся после вычета «всплескового» вклада спектральной зависимости можно определить структурную функцию  $\Phi^{(2)}(\tau)$ , содержащую вклады от «скачковой» и медленно изменяющихся на ее фоне «резонансных» составляющих. Последующие шаги состоят в параметризации «более высокочастотной» (из этих оставшихся) «скачковой» (регулярной) составляющей с использованием метода наименьших квадратов.

Необходимо иметь в виду, что при решении рассматриваемой задачи параметризации сигнала возникают проблемы, связанные с ограниченностью интервала усреднения  $T$ . По этой причине, в частности, «экспериментальная» [построенная на основе наблюдаемого сигнала  $V(t)$ ] зависимость  $S(f)$  в некоторых частотных интервалах может оказаться отрицательной. Поэтому наряду с  $S(f)$  в таких случаях вводится в рассмотрение  $|S(f)|$ .

Процедура параметризации регулярной составляющей сигнала представлена ниже в виде следующей последовательности операций.

<sup>10</sup>. Из экстремального спектра  $S(f)$  вычтем сингулярную составляющую  $S_S(f)$ , рассчитанную по интерполяционной формуле (результат обозначим через  $S_{rR}(f)$ )

$$S_{rR}(f) = S(f) - S_S(f). \quad (1)$$

Полученная разность характеризует вклад «резонансных» составляющих  $S_r(f)$  и «нерегулярностей-скачков»  $S_R(f)$  в общую зависимость  $S(f)$ . Если в некоторых частотных интервалах окажется, что  $S_{rR}(f) < 0$ , то полагаем  $S_{rR}(f) := |S_{rR}(f)|$ .

<sup>20</sup>. Возьмем обратное косинус-преобразование Фурье от  $S_{rR}(f)$

$$\Psi_{rR}(\tau) = 2 \int_0^{f_{\max}} s(f) \cos(2\pi f \tau) df, \quad \tau \leq \tau^* = T/4; \quad (2)$$

$$f_{\max} = \frac{1}{4\Delta t}; \quad \tau = k \cdot \Delta t \quad (k = 1, \dots, k_0);$$

$$\Delta t = \frac{T/4}{k_0}; \quad k_0 = 500.$$

Положим  $a = 0$ ,  $b = f_{\max}$ ,  $h = f_{\max} / n$ ,  $n = 100$ ,  $S_{rR}(f) \cos(2\pi f \tau) = g(f, \tau)$  и применим формулу трапеций

$$\int_a^b g(f, \tau) df = h \left[ \frac{g(a, \tau)}{2} + g(a+h, \tau) + g(a+2h, \tau) + \dots + g(b-h, \tau) + \frac{g(b, \tau)}{2} \right].$$

<sup>30</sup>. Вычислим

$$\Phi_{rR}^{(2)}(\tau) = 22 [\Psi_{rR}(0) - \Psi_{rR}(\tau)], \quad \tau = k \cdot \Delta t \quad (k = 1, \dots, k_0).$$

<sup>40</sup>. Положим

$$\tilde{\Phi}_r^{(2)}(\tau) = \tilde{\Phi}_{rR}^{(2)}(\tau).$$

<sup>50</sup>. Обозначим

$$\tilde{\Phi}^{(2)}(\tau) = \Phi_r^{(2)}(\tau) + \Phi_R^{(2)}(\tau), \quad (3)$$

где  $\Phi_R^{(2)}(\tau)$  задается интерполяционной формулой

$$\Phi_R^{(2)}(\tau) = \begin{cases} 2\sigma_1^2 \cdot \frac{1}{\Gamma^2(H_1+1)} \left(\frac{\tau}{T_1}\right)^{2H_1}, & \tau \ll T_1; \\ 2\sigma_1^2 \left[ 1 - \Gamma^{-1}(H_1) \left(\frac{\tau}{T_1}\right)^{H_1-1} \exp\left(-\frac{\tau}{T_1}\right) \right]^2, & \tau \gg T_1. \end{cases} \quad (4)$$

<sup>60</sup>. Сравниваем экспериментальную структурную функцию  $\Phi^{(2)}(\tau)$ , определяемую по формуле

$$\Phi^{(2)}(\tau) = 2[\psi(0) - \psi(\tau)], \quad (5)$$

где

$$\psi(m_\tau) = \frac{1}{N - m_\tau} \sum_{k=1}^{N-m_\tau} V_{(k)} V_{(k+m_\tau)}; \quad m_\tau = \lceil \tau / \Delta t \rceil, \quad (6)$$

с функцией  $\Phi^{(2)}(\tau)$ , определяемой по формуле (3), используя метод наименьших квадратов МНК.

6.1. Зададим  $RSS^* = 10^{10}$ ,  $T_1 = T_1^*$ .

Предварительную оценку  $T_1^*$  параметра  $T_1$  можно получить, используя асимптотическое представление структурной функции  $\Phi^{(2)}(\tau)$  (рис. 1).

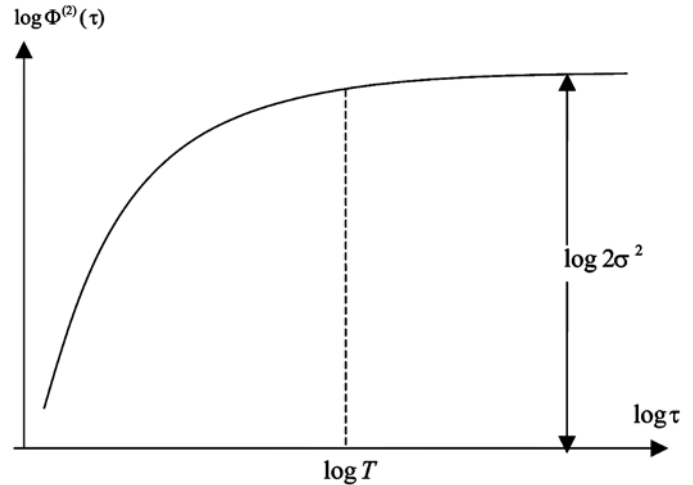


Рис. 1. График функции  $\Phi^{(2)}(\tau)$  в дулогарифмических координатах

В качестве  $T_1^*$  принимается значение  $\tau$  при малых задержках, при котором  $\Phi^{(2)}(\tau)$  принимает максимальное значение  $\Phi^{(2)}(\tau) \approx 2\sigma^2$ .

Оценим параметры  $\sigma_1$ ,  $H_1$  при  $\tau \ll T_1$ .

Построим регрессию

$$y = ax + b,$$

где

$$y = \ln \{ \Phi^{(2)}(\tau) - \Phi_r^{(2)} \};$$

$$x = \ln \left\{ \frac{\tau}{T_1} \right\}; \quad a = 2H_1;$$

$$b = 2 \ln \frac{\sigma_1}{\Gamma^2(H_1+1)}.$$

МНК-оценки  $\hat{a}$  и  $\hat{b}$  получаются на основе последовательности  $\{\tau_k\}$ ,  $k = 1, \dots, k_1$ , близкой к  $\tau = 0$ , с использованием представления (4) для  $\hat{\Phi}^{(2)}(\tau)$ .

Вычислим

$$RSS^{(1)} = \sum_{k=1}^{k_1} \left[ y_k - (\hat{a}x_k + \hat{b}) \right]^2,$$

где  $y_k$  и  $x_k$  соответствуют задержкам  $\tau_k$ .

Если  $RSS^{(1)} \geq RSS^*$ , то идем на п. 6.5.

Иначе полагаем  $RSS^* := RSS^{(1)}$ ,  $\sigma_1^* = \hat{\sigma}_1$ ,  $H_1^* = \hat{H}_1$ , где

$$\hat{H}_1 = \frac{\hat{a}}{2}; \quad \hat{\sigma}_1 = \Gamma^2(\hat{H}_1+1) \exp\{\hat{b}/2\}.$$

6.2. Задав  $\sigma_1 - \sigma_1^*$ , оценим  $H_1$ ,  $T_1$  при  $\tau \ll T_1$ .

Построим регрессию

$$y = ax + b \quad (b \neq 0),$$

где  $a = 2H_1$ ;  $b = -\ln \Gamma^2(H_1+1) - 2H_1 \ln T_1$ ;

$$y = \ln \left\{ \frac{\Phi^{(2)}(\tau) - \Phi_r^{(2)}}{2\sigma_1^2} \right\}; \quad x = \ln \tau.$$

МНК-оценки  $\hat{a}$  и  $\hat{b}$  получаем по последовательности  $\{\tau_k\}$ ,  $k = 1, \dots, k_1$ .

Вычислим

$$RSS^{(2)} = \sum_{k=1}^{k_1} \left[ y_k (\hat{a}x_k + \hat{b}) \right].$$

Если  $RSS^{(2)} \geq RSS^*$ , то идем на п. 6.5.

Иначе полагаем  $H_1^* = \hat{H}_1$ ;  $T_1^* = \hat{T}_1$ , где

$$\hat{H}_1 = \frac{\hat{a}}{2}; \quad \hat{T}_1 = \left\{ \Gamma^2 (H_1 + 1) \right\}^{-\frac{1}{2H_1}} \exp \left\{ -\frac{b}{2H_1} \right\}.$$

6.3. Задав  $\sigma_1 - \sigma_1^*$ ,  $H_1 = H_1^*$ , оценим  $T_1$  при  $\sigma \ll T_1$ .

Строим регрессию

$$y = ax + b \quad (b = 0),$$

где

$$y = \ln \left\{ \frac{\Phi^{(2)}(\tau) - \Phi_r^{(2)}}{2\sigma_1^2 / \Gamma^2 (H_1 + 1)} \right\}; \quad x = \tau; \quad a = \frac{1}{T_1}.$$

МНК-оценку  $\hat{a}$  получим по последовательности  $\{\tau_k\}$ ,  $k = 1, \dots, k_1$ ;  $k_1 \ll k_{0\tau}$ .

Вычислим  $T_1 = 1/\hat{a}$ .

Вычислим

$$RSS^{(3)} = \sum_{k=1}^{k_1} \left[ y_k - \hat{a}x_k \right]^2.$$

Если  $RSS^{(3)} \geq RSS^*$ , то идем на п. 6.5.

Иначе полагаем  $RSS^* \geq RSS^{(3)}$ ,  $T_1^* = \hat{T}_1$ .

6.4. Задав  $H_1 = H_1^*$ ,  $T_1 = T_1^*$ , оценим  $\sigma_1$  при  $\tau \gg T_1$ .

Построим регрессию

$$y = ax + b \quad (b = 0),$$

где  $y = \Phi^{(2)}(\tau) - \Phi_r^{(2)}$ ;

$$x = \left[ 1 - \Gamma^{-1} (H_1) \left( \frac{\tau}{T_1} \right)^{H_1-1} \right] \exp \left\{ -\frac{\tau}{T_1} \right\}^2; \quad a = 2\sigma_1^2.$$

Вычислим МНК-оценку  $\hat{a}$  по последовательности  $\{\tau_k\}$ ,  $\tau_k = T - k$  ( $k = 1, \dots, k_1$ ).

Вычислим  $\hat{\sigma}_1 = \sqrt{\hat{a}/2}$ .

Вычислим

$$RSS^{(4)} = \sum_{k=1}^{k_1} \left( y_k - \hat{a}x_k \right)^2.$$

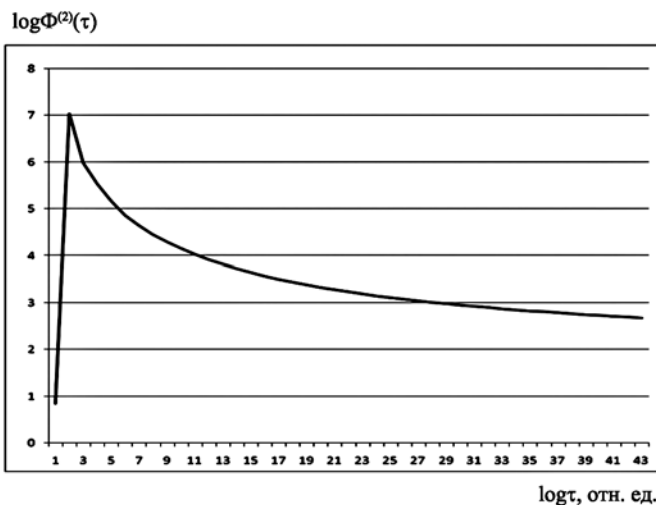


Рис. 2. Зависимость  $\Phi^{(2)}(\tau)$  для желудочковой тахикардии

Если  $RSS^*$ , то идем на п. 6.5.

Иначе полагаем  $RSS^* = RSS^{(4)}$ ,  $\sigma_1^* = \hat{\sigma}_1$ .

6.5. Полагаем  $RSS^*$ ,  $\sigma_1^*$ ,  $H_1^*$ ,  $T_1^*$ .

В результате предложенного алгоритма получаем тройку параметров  $\sigma_1 = \sigma_1^*$ ,  $H_1 = H_1^*$ ,  $T_1 = T_1^*$ , характеризующих интерполяционное выражение (4) для  $\Phi_R^{(2)}(t)$ .

По приведенному алгоритму были получены графики функций  $\Phi^{(2)}(\tau)$  в дулогарифмических координатах для нормального состояния сердечно-сосудистой системы и ряда «катастрофических» аритмий (желудочковая тахикардия, предсердная фибрилляция, предсердная аритмия). В качестве примера приведена такая зависимость для таких состояний сердечно-сосудистой системы, как желудочковая тахикардия (рис. 2) и предсердная аритмия (рис. 3). При проведении вычислительного эксперимента использовались экспериментальные данные с общедоступного сайта [www.PhysioNet.org](http://www.PhysioNet.org) [4].

Для рассмотренных состояний сердечно-сосудистой системы на основании полученных зависимостей рассчитаны информативные параметры регулярной составляющей ЭКГ-сигналов (табл. 1).

Таблица 1

Информативные параметры регулярной составляющей ЭКГ-сигналов

№ п/п	ЭКГ-сигнал	$\sigma_1$	$H_1$	$T_1$
1	Норма	0,55	1,1133	1,5080
2	Предсердная фибрилляция	0,435	1,1388	0,0640
3	Желудочковая тахикардия	0,51	1,0913	0,6840
4	Предсердная аритмия	0,208	1,1298	1,1560

Таким образом, для рассмотренных функциональных состояний сердечно-сосудистой системы методом фликкер-шумовой спектроскопии получены три информативных параметра  $n_0$ ,  $T_0$ ,  $S_s(0)$  для сингулярной составляющей ЭКГ-сигнала [3] и три информативных диагностических параметра  $\sigma_1$ ,  $H_1$ ,  $T_1$  для регулярной составляющей ЭКГ-сигнала.

Комплекс из шести диагностических параметров может быть использован для диагноза катастрофических состояний сердечно-сосудистой системы (например, с помощью искусственной нейронной сети, где указанные параметры рассматриваются в качестве входных данных).

Таким образом, новые возможности фликкер-шумовой спектроскопии обусловлены введением информационных параметров, характеризующих составляющие исследуемых сигналов в разных частотных диапазонах, и реализацией необходимых расчетов таких параметров [5].

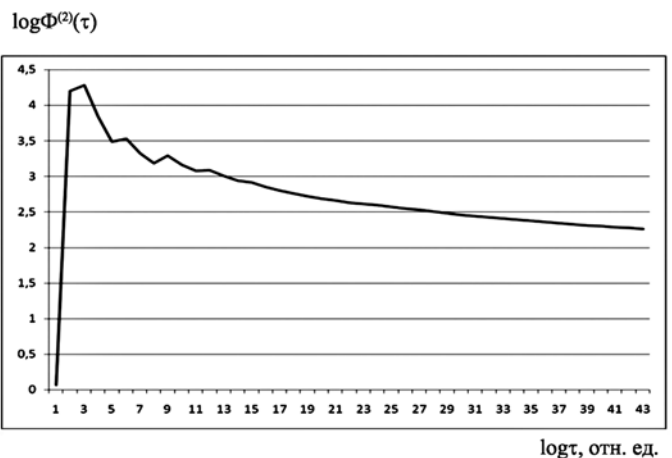


Рис. 3. Зависимость  $F^{(2)}(t)$  для предсердной аритмии

#### Список литературы:

1. Тимашев С.Ф. Фликкер-шумовая спектроскопия: информация в хаотических сигналах. – М.: Физматлит, 2007. 248 с.
2. Тимашев С.Ф., Встовский Г.В. Фликкер-шумовая спектроскопия в анализе хаотических временных рядов динамических переменных и проблема соотношения «сигнал – шум» // Электрохимия. 2003. Т. 39. С. 156-169.
3. Абдуллаев Н.Т., Дышин О.А., Гасанкулиева М.М. Фликкер-шумовая спектроскопия электрокардиографических сигналов // Медицинская техника, 2015. № 5. С. 12-15.
4. www.PhysioNet.org.
5. Тимашев С.Ф., Демин С.А., Панищев О.Ю. и др. Фликкер-шумовая спектроскопия как «прибор» для индивидуальной медицины будущего // Ученые записки Казанского университета (серия «Физико-математические науки»). 2012. Т. 154. Кн. 4. С. 161-177.

Абдуллаев Намик Таир оглы,  
канд. техн. наук,  
зав. кафедрой «Биомедицинская техника»,  
Азербайджанский технический университет,  
Олег Александрович Дышин,  
канд. физ.-мат. наук, ст. научный сотрудник,  
Азербайджанский государственный университет  
нефти и промышленности,  
НИИ «Геотехнические проблемы  
нефти, газа и химии»,  
Гасанкулиева Матанат Мухаммед кызы,  
магистр, диссертант,  
кафедра «Информационно-измерительная  
и компьютерная техника»,  
Азербайджанский государственный университет  
нефти и промышленности,  
г. Баку,  
e-mail: a.namik46@mail.ru

В.А. Аль-Хайдри, Р.В. Исаков, Л.Т. Сушкова

## Нейросетевой детектор искажений в электрокардиосигнале

### Аннотация

В статье приведены результаты исследования возможности применения искусственных нейронных сетей для обнаружения искажений в электрокардиосигнале. Созданы обучающие и тестовые базы данных. Предложена методика анализа обучающей выборки на основе метода К-средних. Исследовано влияние количества нейронов скрытого слоя на эффективность работы нейронной сети. Разработана методика оценки эффективности нейронных сетей на основе ROC-технологии. Разработана структура нейросетевого детектора искажений в электрокардиосигнале. Тестирование системы показало достаточно высокие результаты чувствительности и специфичности, равные 94,5 %, и среднее AUC = 0,97.

### Введение

Кардиология, занимающаяся изучением и борьбой с сердечно-сосудистыми заболеваниями, занимает особое место в современной медицине [1]. Для диагностики функционального состояния сердца используется электрокардиография, представляющая собой запись электрической активности сердца.

Достоверность результатов функциональной диагностики является важнейшим показателем медицинской деятельности [2]. Для электрокардиографических сигналов (ЭКС) характерна проблема снижения достоверности получаемой информации из-за регистрации сигналов неудовлетворительного качества. Кроме того, существующие системы автоматической интерпретации ЭКС и поддержки принятия решений являются чувствительными к наличию в сигнале различных искажений, что приводит к повышенному проценту ложных тревог (по данным G.D. Clifford, вплоть до 86 %) [3].

Согласно [4], во всем мире ежегодно регистрируется больше 20 млн. электрокардиограмм (ЭКГ). Качество регистрации ЭКГ зависит от многих факторов, в том числе от опыта персонала и качества оборудования. В результате 5 % регистрируемых в мире ЭКГ имеют те или иные проблемы, связанные с их качеством, а 1 % имеют недопустимое качество [4]. Это приводит к ошибочному диагнозу, неправильным заключениям, и, как следствие, пациенту назначается неправильное лечение, вплоть до назначения операции по имплантации электрокардиостимулятора [5].

В связи с этим являются актуальными задачи контроля и повышения качества электрокардиографического сигнала за счет обнаружения искажений, приводящих к снижению достоверности диагностической информации и, как следствие, к ложным заключениям.

Анализ литературы по методам обнаружения помех и искажений ЭКГ показывает, что в настоящее время широко используются такие методы, как анализ независимых компонент (АНК), вейвлет-преобразование и искусственные нейронные сети (ИНС) [6].

Вейвлет-преобразование способно локализовать сигналы как во временной области, так и в частотной. В [7] предложен алгоритм обнаружения и исключения двигательной помехи из ЭКГ на основе дискретного вейвлет-преобразования (ДВП) и применения метода порогов (трешолдинг). Недостатком вейвлет-преобразования в решении данной задачи является то, что обнаружение и выделение помехи из биологического сигнала сильно зависят от выбора порога и пороговой функции [8].

Метод независимых компонент (АНК) показал свою эффективность при его применении для выделения и устранения искажений в электрокардиосигнале исходя из предположения, что полезный сигнал и помеха являются независимыми [9]. Однако авторы работы [9] отмечают, что данный метод нецелесообразно использовать в случаях, когда биосигнал и помеха являются зависимыми или имеют свойство гауссовости, так как это может привести к искажению значимой информации.

Искусственные нейронные сети являются многообещающим средством в данной области, благодаря развитым адаптивным методам распознавания структур и возможности решения сложных задач классификации. ИНС являются подходящим инструментом для решения проблемы обнаружения искажений в ЭКГ, благодаря их способности обучаться. Тем самым можно добиться хороших результатов за счет гибких алгоритмов классификации полезного сигнала и помехи [8].

Исходя из изложенного, основной задачей рассматриваемой работы является разработка нейросетевой системы обнаружения искажений в электрокардиосигнале с целью повыше-