

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-

ния информационной значимости функциональной диагностики сердца.

Материалы и методы

В процессе формирования необходимого для разработки нейросети объема обучающих, тестовых и валидационных ЭКГ-данных с «допустимым» и «недопустимым» качеством использовались базы данных «MIT-BIH Arrhythmia Database» и «St Petersburg INCART 12 lead arrhythmia» из архива PhysioBank, а также авторская БД, включающая в себя ЭКГ с «недопустимым» качеством. В нашей работе под ЭКГ с допустимым качеством понимается ЭКГ с неискаженной формой кардиоцикла, к которым относятся ЭКС с нормальным ритмом или с аритмиями, определяемыми по форме кардиоцикла. ЭКГ с недопустимым качеством – это записи, имеющие низкочастотные и/или высокочастотные искажения, изменяющие форму QRS-комплекса, при анализе которого возможна ошибочная интерпретация. Наиболее часто встречающимися видами искажений ЭКС являются: плавающая изолиния, неправильное расположение R-зубца, частые колебания, нехарактерные для нормального кардиоцикла (КЦ), и случайные скачкообразные участки КЦ. На рис. 1 показаны типичные примеры различных КЦ с «допустимым» качеством [а] норма, б) аритмия] и «недопустимым» качеством [в] высокочастотные искажения, г) низкочастотные искажения].

В процессе обучения ИНС на вход подается образ электрокардиосигнала заданной формы. Алгоритм формирования образов для базы данных (БД) включает в себя нахождение R-зубцов и проведение на их основе сегментации ЭКС. Из литературы известно, что для нормальной ЭКГ длительности ее частей слева и справа от R-зубца составляют 0,25 и 0,4 с соответственно. В результате временное окно T для анализа ЭКС будет составлять $T = 0,65$ с.

В работе [10] показано, что для обеспечения совместимости разрабатываемого нейросетевого блока с большинством регистраторов ЭКГ целесообразно выбрать частоту дискретизации F_s входных образов равной 150 Гц. В случае сигналов с большей или меньшей частотой дискретизации должна быть предусмотрена процедура ее изменения до выбранной частоты F_s . Исходя из полученных значений параметров временного окна и частоты дискретизации F_s , определяется количество входов ИНС $M = T \cdot F_s = 0,65 \cdot 150 = 97$.

При создании обучающей БД КЦ необходимо обеспечить ее репрезентативность, т. е. соответствие характеристик вы-

борки характеристикам генеральной совокупности в целом. Это определяет возможность обобщения результатов исследования с привлечением конкретной выборки на всю генеральную совокупность, из которой она была выбрана. Главными требованиями к БД являются достаточность количества обучающих примеров, их разнообразие, а также равномерность представления классов и подклассов [11].

Исходя из этого, для обеспечения равномерности обучающих примеров был проведен кластерный анализ с помощью алгоритма кластеризации на основе метода К-средних, достоинства которого являются простота применения и удобство интерпретации результатов кластеризации [12]. Метод К-средних основан на разделении множества наблюдений X на k кластеров, которые локально минимизированы относительно расстояния между информационной точкой и центроидом кластера [13]. Например, применительно к классу «недопустимые» ЭКС сначала задается определенное количество центров кластеров и проверяется (анализируется вручную) тот кластер, в который попало максимальное количество КЦ. При наличии явных различий между КЦ данного кластера количество заданных центров увеличивается и процедура повторяется до достижения требуемого результата, что соответствует достижению равномерности БД.

В рассматриваемой работе задача обнаружения искажений в электрокардиосигнале решается с помощью нейронной сети типа «многослойный перцептрон» (МП). Существует множество факторов, влияющих на процесс обучения МП, в том числе выбор функции активации, количество скрытых слоев и количество нейронов скрытого слоя. В [14] представлены результаты исследования наиболее распространенных и часто применяемых для биомедицинских задач функций активации (линейная функция, сигмоидальная и гиперболический тангенс), а также показано влияние количества скрытых слоев на эффективность работы нейронной сети. Исходя из этого, мы использовали МП с двумя скрытыми слоями и указанными функциями активации, причем количество нейронов во втором скрытом слое было выбрано равным половине их количества в первом скрытом слое, что позволяло обеспечить важное свойство ИНС – возможность обобщения информации.

Строгой теории выбора оптимального количества нейронов в скрытых слоях пока не существует. На основе результатов исследований [15] выбор необходимого количества нейронов в скрытых слоях МП определяется по формуле $2M + 1$, где M – количество входов МП. Показано, что при исследовании

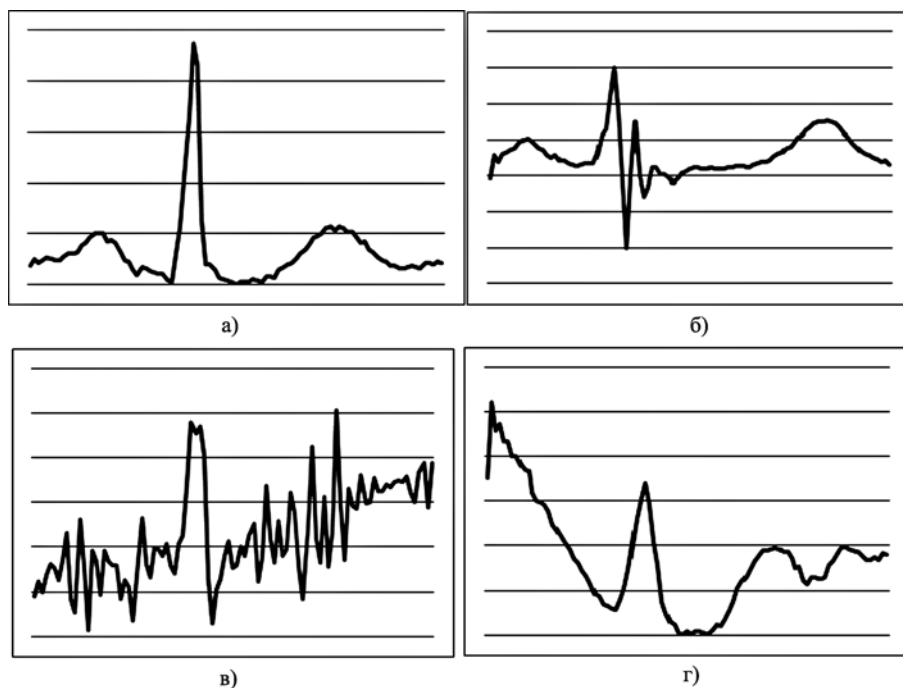


Рис. 1. Типичные примеры КЦ: а) норма; б) аритмия; в) высокочастотные искажения; г) низкочастотные искажения

количества нейронов скрытого слоя от 1 до $2M + 1$ с шагом 10 можно определить оптимальное количество нейронов скрытого слоя, при котором обеспечивается достаточная эффективность работы МП.

В настоящее время для оценки эффективности решения задач классификации широко используется так называемая ROC-кривая, в основе которой лежат критерии чувствительности (Se), характеризующей способность классификатора (в данном случае – ИНС) обнаруживать присутствие искомого класса КЦ, и специфичности (Sp), отражающей точность определения отсутствия других классов КЦ.

ROC-кривая показывает зависимость количества верно классифицированных положительных результатов от количества неверно классифицированных отрицательных результатов. Для построения ROC-кривой для каждого значения порога, которое меняется от 0 до 1 с шагом 0,1, для МП рассчитываются значения чувствительности Se и специфичности Sp и строится график их зависимости. Визуальный анализ ROC-кривых не дает явного ответа, какой из вариантов более эффективен. Поэтому был применен количественный метод сравнения ROC-кривых – вычисление площади AUC (Area Under Curve) под ROC-кривой. Расчет AUC осуществлялся по методу трапеций [16].

Результаты и обсуждение

На рис. 2 представлены результаты исследования эффективности функционирования выбранной структуры МП в зависимости от количества нейронов скрытых слоев. Критерием эффективности служит количественная мера (AUC). На рис. 2 показаны три кривые, представляющие собой результаты трехкратного обучения и тестирования при исследовании структуры МП. Это позволяет минимизировать влияние случайности распределения весовых коэффициентов синапсов МП, возникающей при инициализации. Для выбора оптимального количества нейронов скрытого слоя в рассматриваемой работе результаты оценки AUC усреднялись по трем независимым экспериментам. В результате оптимальное количество нейронов первого скрытого слоя составило 111 нейронов. Количество нейронов второго скрытого слоя равно половине количества нейронов первого скрытого слоя [14], что составило 56 нейронов.

На рис. 3 представлены полученные при трехкратном исследовании графики ROC-кривой для МП с количеством нейронов первого скрытого слоя равным 111. Анализ графиков позволяет выбрать ROC-кривую с максимальным соотношением значений чувствительности и специфичности.

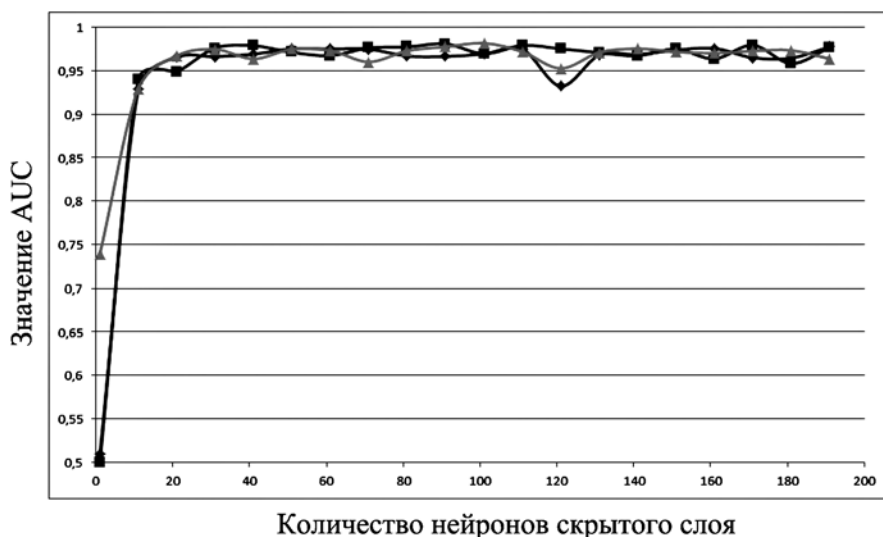


Рис. 2. Результат исследования влияния количества нейронов скрытого слоя на эффективность работы МП

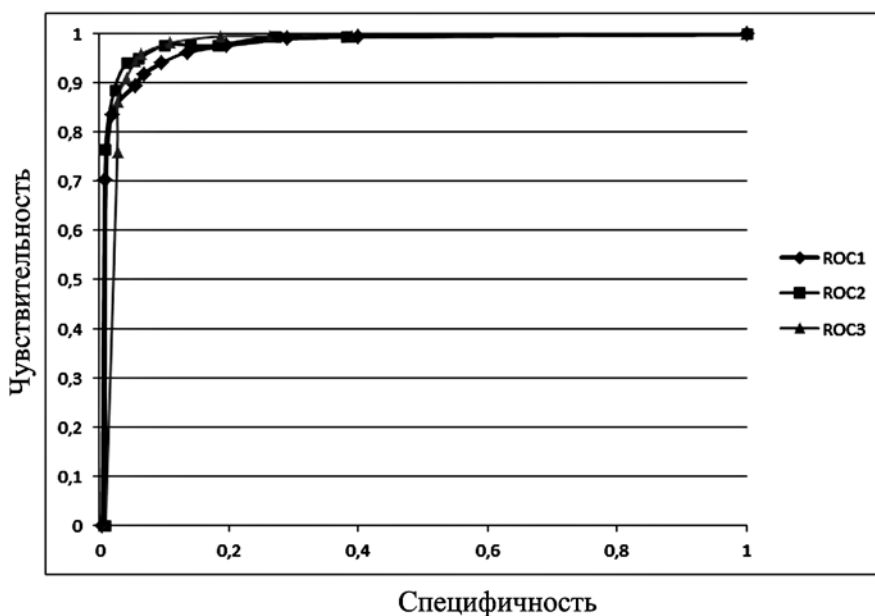


Рис. 3. ROC-кривые для нейронной сети с количеством нейронов 111 в первом скрытом слое и 56 – во втором скрытом слое

Идеальным результатом чувствительности и специфичности является значение, равное 100 %. Однако на практике добиться этого невозможно, более того, сложно одновременно увеличить значения и чувствительности, и специфичности ИНС. Компромисс можно найти путем задания величины порога отсека, влияющего на соотношение Se и Sp . В этом случае решается задача нахождения оптимального порога отсека [16].

Критерием выбора порога отсека P может являться выполнение требования минимума разности между чувствительностью и специфичностью, т. е. $P = \min |Se - Sp|$.

В табл. 1 приведены значения чувствительности и специфичности выбранного МП при различных пороговых значениях. Из табл. 1 видно, что 0,6 является оптимальным порогом, поскольку разница между чувствительностью и специфичностью равна 0. При этом пороге чувствительность и специфичность достигают значения 94,54.

Таблица 1

Значения чувствительности и специфичности выбранного МП при различных пороговых значениях

Значение порога	Чувствительность, Se	Специфичность, Sp	$ Se - Sp $
0	100	0	100
0,1	99,545	60,909	38,636
0,2	99,545	73,636	25,909
0,3	99,545	81,364	18,181
0,4	98,182	89,091	9,091
0,5	95,909	93,636	2,273
0,6	94,545	94,545	0
0,7	90,909	95,909	5
0,8	86,364	97,273	10,909
0,9	75,909	97,273	21,364
1	0	99,091	99,091

На основе полученных результатов разработана структурная схема системы обнаружения искажений (СОИ) в ЭКГ, представленная на рис. 4.

Работа СОИ начинается с цифровой регистрации ЭКГ. После этого ЭКГ в цифровом виде поступает на ЭВМ, обеспечивающую выполнение процедур цифровой фильтрации, детектирования R-зубцов, сегментации ЭКС, анализа и классификации КЦ и принятия и исполнения решений. Цифровой ЭКГ-сигнал фильтруется до частотного диапазона ЭКГ. Далее сигнал подается на блок детектора R-зубцов, обеспечивающий выделение позиций экстремумов R-зубцов. На основе полученной информации о местоположении R-зубцов в следующем блоке осуществляется сегментация ЭКС на отдельные КЦ, а также выполняется, в случае необходимости, процедура передискретизации до выбранной в данной работе частоты $F_s = 150$ Гц. Полученные КЦ подвергаются анализу на предмет наличия в них искажений в блоке, представляющем собой разработанный в настоящей работе нейросетевой классификатор. В зависимости от результата классификации принимается решение о качестве КЦ и допустимости или недопустимости

их для последующей обработки, анализа и интерпретации. Так, в случае допустимого качества, КЦ передается для дальнейшей обработки и интерпретации. В случае недопустимого качества КЦ блок принятия и исполнения решений осуществляет целесообразную для данной задачи процедуру: начать анализ с этой точки, исключить из анализа данный КЦ, пометить его как недопустимый КЦ или повторить запись заново.

Заключение

В ходе нашей работы исследована структура искусственной нейронной сети, используемой для обнаружения искажений в ЭКС. Предложена методика анализа обучающей выборки на основе метода К-средних. Разработана методика оценки эффективности функционирования ИНС на основе ROC-кривой и расчета значения площади под кривой AUC. Выбран оптимальный порог на основе критерия минимума разницы между значениями чувствительности и специфичности. В работе также исследовано влияние количества нейронов скрытого слоя на эффективность обучения и работу ИНС типа «многослойный перцептрон». Оптимальное количество нейронов скрытого слоя выбрано по результатам трехкратного обучения и тестирования разработанной структуры ИНС. На основе полученных результатов разработана структура нейросетевого детектора искажений в электрокардиосигнале. Разработанный детектор позволит с высокой точностью (94,5 %) выявлять искажения в электрокардиографическом сигнале с чувствительностью и специфичностью, равными 94,5 %, что способствует повышению достоверности диагностической информации о работе сердца и снижению вероятности появления ложных и ошибочных врачебных заключений. Разработанная система может использоваться для повышения качества автоматизированной электрокардиографической диагностики.

Список литературы:

1. Всемирная организация здравоохранения / <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs317/ru/>.
2. Попечителей Е.П. Методы медико-биологических исследований. Системные аспекты / Уч. пособие. – Житомир: ЖИТИ, 1997. 186 с.
3. Горюхин А.С. Контроль качества электрокардиографического сигнала в условиях телемедицинского мониторинга / Автореферат дис. на соиск. квалиф. магистра-инженера. – Орел, 2014.
4. Maan A.C., van Zwet E.W., Man S., Oliveira-Martens S.M.M., Schali J.M.J., Swenne C.A. Assessment of Signal Quality and Electrode Placement in ECGs Using a Reconstruction Matrix / Computing in Cardiology. 2011. Vol. 38. PP. 289-292.
5. Козюра А.В. Оценка диагностической значимости электрокардиографического сигнала / Труды X Международной научной конференции «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии». Т. 1. С. 152-155. – Владимир, 2012.
6. Аль-Хайдри В.А., Исаков Р.В., Сушкова Л.Т. Обзор основных методов обнаружения артефактов в биомедицинских сигналах / ФРЭМЭ-2014. С. 379-382.
7. Josy Joy, Manimegalai P. Wavelet Based EMG Artifact Removal From ECG Signal // Journal of Engineering, Computers & Applied Sciences (JEC&AS). 2013. Vol. 2. № 8.

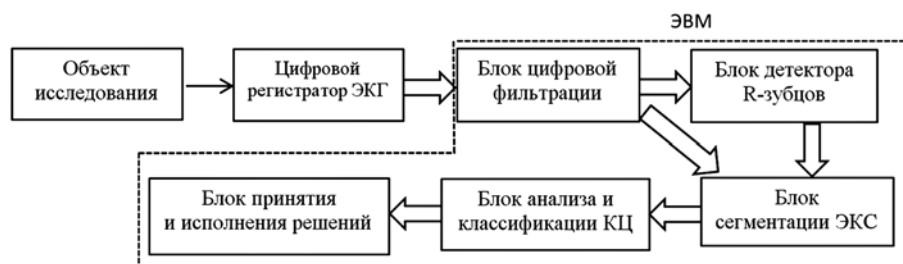


Рис. 4. Система обнаружения искажений в ЭКГ

8. *Geetha G., Geethalakshmi S.N.* Scrutinizing different techniques for artifact removal from EEG signals // International Journal of Engineering Science and Technology (IJEST). 2011. Vol. 3.
9. *Heenam Yoon, Hanbyul Kim, Sungjun Kwon, Kwangsuk Park.* An Automated Motion Artifact Removal Algorithm in Electrocardiogram Based on Independent Component Analysis / The Fifth International Conference on Health, Telemedicine, and Social Medicine. IARIA, 2013.
10. *Аль Мабрук М.* Аппаратно-программные средства и алгоритмы распознавания патологий сердца на основе перцептронных сетей / Автореферат дис. на соиск. уч. степ. к.т.н. – Рязань, 2011.
11. *Галушка В.В., Фатхи В.А.* Формирование обучающей выборки при использовании искусственных нейронных сетей в задачах поиска ошибок баз данных // Инженерный вестник Дона. 2013. № 2 (25). Т. 25.
12. *Батуркин С.А., Батуркина Е.Ю., Зименко В.А., Сигинов И.В.* Статистические алгоритмы кластеризации данных в адаптивных обучающих системах // Вестник РГРТУ. 2010. № 1. Вып. 31.
13. *Черезов С., Тюкачев Н.А.* Обзор основных методов классификации и кластеризации данных // Вестник ВГУ. Серия «Системный анализ и информационные технологии». 2009. № 2. С. 25-29.
14. *Аль-Хайдри В.А., Исаков Р.В., Сушкова Л.Т.* Исследование влияния выбора функций активации на эффективность работы многослойного перцептрона // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. 2015. № 7. С. 60-66.
15. *Аль-Хулейди Н.А., Исаков Р.В., Сушкова Л.Т.* Результаты исследования нейронных сетей в задачах распознавания variability сердечного ритма // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. 2012. № 6. С. 61-67.
16. *Будченко А.А., Мазурова И.Ю., Илюхин В.И., Храпова Н.П.* ROC-анализ результатов выявления антигенов возбудителей мелиоидоза и сапа твердофазным иммуноферментным методом / Материалы VII Международной научной конференции «Системный анализ в медицине» (САМ 2013) / Под общ. ред. В.П. Колосова. – Благовещенск, 2013. 167 с.

*Аль-Хайдри Валид Ахмед,
аспирант,
Роман Владимирович Исаков,
канд. техн. наук, доцент,
Людмила Тихоновна Сушкова,
д-р техн. наук, профессор,
зав. кафедрой,
кафедра «Биомедицинские
и электронные средства и технологии»,
Владимирский государственный университет,
г. Владимир,
e-mail: fawaz_tariq@mail.ru*

Н.В. Мясникова, М.П. Берестень, Л.А. Долгих

Особенности обработки кардиосигналов, зарегистрированных мобильными устройствами

Аннотация

Рассмотрены особенности обработки электрокардиосигналов (ЭКС), зарегистрированных мобильными устройствами. Выделение ЭКС из зашумленной кардиограммы производится на основе ее разложения на составляющие с последующим отбором тех, которые формируют полезный сигнал. Использована декомпозиция на основе метода экстремальной фильтрации, который обладает преимуществом перед EMD-разложением: результаты декомпозиции практически одинаковы, а вычислительная трудоемкость существенно меньше. Это позволяет использовать его для разработки программного обеспечения переносного электрокардиографа.

Введение

Выделение кардиосигнала из зашумленной кардиограммы до сих пор является важнейшей задачей при проведении электрокардиологических исследований. При этом распознавание информативных участков электрокардиосигнала (ЭКС), конфигурация и временное положение которых несут диагностическую информацию, может быть выполнено с использованием современных методов цифровой обработки сигналов [1]-[4].

Высокочастотные помехи обычно связаны с записывающей системой, наводками от сопутствующих сигналов и т. д. Низкочастотные артефакты или дрейф изолинии могут быть вызваны кашлем или дыханием, при съеме ЭКС с конечностей обычным источником артефактов являются движения рук или ног. Низкочастотные артефакты также могут быть вызваны плохим контактом электродов с кожей. При этом физиологические помехи не могут быть охарактеризованы какой-либо специфической формой волны или спектральным составом и, как правило, являются динамическими и нестационарными. Таким образом, основными видами помех, проявляющихся на ЭКС, являются: дрейф изолинии, мышечный тремор, сетевая помеха, артефакты движения [5].

Развитие мобильных устройств для снятия ЭКС позволяет регистрировать кардиограмму в любое время и в любом месте, однако при этом часто наблюдается существенное искажение сигнала, вызванное воздействием других мобильных устройств, передающих станций, ЛЭП и т. п. Это приводит к усложнению процедуры обработки ЭКС.

В данной статье использованы ЭКС из научной базы данных CardioQVARK, зарегистрированные в /-отведении с помощью одноименного кардиомонитора, представляющего собой специальный чехол для iPhone [6].

Известны два подхода к удалению помех из зарегистрированного ЭКС. Первое направление связано с фильтрацией. Чаще всего реализация этого способа очистки сигнала от шумов связана с использованием линейных фильтров и основана на информации о частотном составе наиболее информативного PQRST-участка ЭКГ. Использование ФНЧ с частотой среза до 100 Гц (в этом диапазоне содержится большая часть диагностической информации) достаточно хорошо удаляет высокочастотные помехи, однако при этом часто происходит сглаживание QRS-комплекса и меняются характеристики PQ- и ST-сегментов [7]. Кроме того, развиваемая в настоящее время электрокардиография высокого разрешения направлена на