

УДК 681.3:615.47

**ПРИМЕНЕНИЕ ВЕЙВЛЕТ-МЕТОДОВ И АЛГОРИТМОВ В
ЗАДАЧАХ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ КАРДИОСИГНАЛОВ***Зайнидинов Х.Н., Зайнутдинова М.Б., Азимова У.А., Кучкаров М.А.*

Мақолада стационар бўлмаган сигналларни таҳлил қилиш учун яхши мослашувчан (статистик кўрсаткичлари ва тутиши билан ўзгариши) бўлган кардиосигналларга рақамли ишлов беришда вейвлетли-ўзгартириш ва алгоритмлар кўриб чиқилган. Электрокардиограмма сигнали стационар бўлмаганлиги сабабли, вейвлет-ўзгартириш, асосий сигналларни ва асосий диагностик кўрсаткичларни топиш ва таниш учун ишлатилиши мумкин.

Таянч иборалар: сплайн, рақамли сигнал процессори, функционал боғлиқликлар, сплайн-функцияси, биомедикал сигналлар, сигналларни қайта ишлаш усуллари ва алгоритмлари.

В статье рассмотрены применение вейвлет-преобразований и алгоритмов в задачах цифровой обработки кардиосигналов в ряде медицинских приложений благодаря хорошей приспособленности к анализу нестационарных сигналов (то есть таких, чьи статистические характеристики изменяются во времени). Так как электрокардиограмма является нестационарным сигналом, вейвлетные методы могут использоваться для распознавания и обнаружения ключевых диагностических признаков.

Ключевые слова: сплайн, цифровой сигнальный процессор, функциональные зависимости, сплайн-функция, биомедицинские сигналы, методы и алгоритмы обработки сигналов.

The article discusses the use of wavelet transforms and algorithms in the digital processing of cardiosignals in a number of medical applications due to their good adaptability to the analysis of non-stationary signals (that is, those whose statistical characteristics change with time). Since an electrocardiogram is a transient signal, wavelet methods can be used to recognize and detect key diagnostic features.

In real-time systems for digital signal processing, it is important that mathematical operations are performed quickly, and the time required to execute commands must be known precisely and in advance. For this, both the program and the hardware must be very effective. In digital signal processors, the most important mathematical operation and the core of all digital signal processing algorithms is multiplication, followed by summation. Fast execution of the multiplication operation followed by summation is very important for

implementing real-time digital filters, signal processing, matrix multiplication, and graphic image manipulation. Therefore, all this requires the need to improve methods, algorithms and signal processing programs that determine the quality and performance of digital systems.

The technique is based on the transformation of the heart rate to simple harmonic oscillations (fast Fourier transform, autoregressive analysis) with different frequencies. In this case, the sequence of heartbeats is converted into a power spectrum of fluctuations of the duration of the RR intervals, which are a sequence of frequencies characterizing HRV. Most often, the area bounded by the spectral power curve corresponding to a certain defined frequency range, that is, the power within a limited frequency range, is estimated. When spectral analysis of HRV according to the degree of change in the indices of the spectrum of the rhythm can be judged on the level of adaptive capacity of the organism.

Keywords: spline, digital signal processor, functional dependencies, spline function, biomedical signals, signal processing methods and algorithms.

I. ВВЕДЕНИЕ

Состояние и перспективы развития информационных технологий в XXI веке характеризуются широким практическим использованием техники цифровой обработки сигналов – одной из самых динамичных и быстро развивающихся технологий в мире телекоммуникаций и информатизации общества. Цифровая обработка сигналов – это, по сути, информатика реального времени, призванная решать задачи приема, обработки, сокращения избыточности и передачи информации с установленной скоростью.

Методы и техника цифровой обработки сигналов вызывают повышенный интерес ученых и специалистов, работающих в различных областях, таких как связь и системы управления, радиотехника и электроника, акустика и сейсмология, радиовещания и телевидение, измерительная техника и приборостроение. Сюда же можно отнести такие относительно новые направления создания аппаратных и программных средств, как обработка аудио и видеосигналов, распознавание речи, биометрические системы, обработка динамических изображений, системы мультимедийного обучения.

Базовые положения теории цифровой обработки сигналов закладывались и апробировались фактически на теории дискретных систем и унитарных преобразований. Были разработаны алгоритмы быстрых Фурье-преобразований, создана теория двоично-ортогональных преобразований с локальными и интегральными базисами.

Особенностью современного этапа проведения научных исследований

является их широкая автоматизация на основе средств вычислительной техники, что связано с большими объемами обрабатываемых данных. Важнейшее значение приобретают новые методы и алгоритмы, обеспечивающие своевременное и эффективное преобразование информации. Для таких направлений, как автоматизация стендовых испытаний, обработка и восстановление геофизических данных, анализ и обработка изображений, прогнозирование сейсмических событий, актуальны проблемы совмещения процессов сбора и обработки аналоговой измерительной информации, и совершенствования программного обеспечения. Увеличение производительности, скорости взаимодействия, выполнения вычислений в реальном времени возможны только за счет разработки и внедрения новых алгоритмов и программных средств обработки и восстановления сигналов.

Во многих существующих к настоящему времени методах и средствах обработки и восстановления сигналов требуется решение системы линейных алгебраических уравнений. Это приводит к значительному увеличению вычислительных затрат, к усложнению реализации и выполнению процедуры обработки в системах обработки сигналов. Все это ставит перед теорией и практикой обработки и восстановления сигналов в реальном масштабе времени новые задачи, которые требуют разработки и внедрения легко реализуемых и простых методов, алгоритмов и средств обработки сигналов.

В системах, работающих в реальном масштабе времени, для цифровой обработки сигналов важно, чтобы математические операции выполнялись быстро, и время, требуемое на выполнение команд, должно быть известно точно и заранее. Для этого и программа, и аппаратура должны быть очень эффективными. В цифровых сигнальных процессорах наиболее важной математической операцией и ядром всех алгоритмов цифровой обработки сигналов является умножение с последующим суммированием. Быстрое выполнение операции умножения с последующим суммированием очень важно для реализации цифровых фильтров реального времени, обработки сигналов, умножения матриц, манипуляции с графическими изображениями. Поэтому все это требует необходимости совершенствования методов, алгоритмов и программ обработки сигналов, определяющих качество и производительность цифровых систем.

II. ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

Метод регистрации электрической активности миокарда - электрокардиография, предложенный в начале века Эйнтховеном, остается одним из самых распространенных методов диагностики состояния сердца и в настоящее время. Современные технические возможности, в том числе вычислительная техника, позволяют существенно повысить

информативность этого метода исследования за счет новых научных подходов к самой сущности сигнала кардиограммы и новых методов специальной математической обработки. На первом этапе ставились задачи

- протестировать существующие методы обработки кардосигналов;
- сделать выводы о целесообразности применения тех или иных методов;
- создать принципиально новый математический аппарат для изучения динамики кардосигнала на базе методов спектрального анализа, вейвлет-преобразования, методов теории динамического хаоса, метода количественных характеристик степени нерегулярности электрической активности сердечной мышцы.

Одним из направлений в этой области является изучение variability сердечного ритма (ВСР) и характерных элементов кардиоциклов. Для проведения такого анализа необходимо преобразование оцифрованного сигнала, представляющего собой последовательность измерений разности потенциалов с определенной частотой дискретизации в вектор параметров кардиоциклов. В этом случае каждый кардиоцикл представлен набором параметров, отражающих величину зубцов и интервалов данного кардиоцикла.

Анализ variability сердечного ритма (ВСР) является простым и удобным способом оценки нервных влияний на сердце, что сделало этот метод весьма популярным в клинической практике. Однако потенциальные возможности анализа ВСР до сих пор реализованы не полностью, так как трактовка получаемых фактов базируется на искусственных или ограниченных представлениях о формировании сердечного ритма.

Так, например, широко применяемые методы спектрального анализа частоты сердечных сокращений (ЧСС) по существу носят абстрактный характер, мало проецируемый на конкретные механизмы регуляции сердца. И, наконец, все известные варианты анализа игнорируют тот факт, что без определения должной индивидуальной ЧСС все оценки текущей ЧСС носят поверхностный или ошибочный характер.

В последнее время имеется все возрастающее количество работ, посвященных использованию спектрального анализа ритма сердца (САРС) в клинической практике. Однако многие исследователи пользовались своими алгоритмами для интерпретации полученных результатов. Это послужило поводом для Европейской ассоциации кардиологии (ЕАК) и Северо-Американской ассоциации ритмологии (СААР) создать группу экспертов для разработки стандартов измерения variability сердечного ритма, итоги работы которой были опубликованы в 1996 году. Однако не все проблемы были решены, а ряд выдвигаемых положений является спорным и опровергается данными клиники. Все это заставляет искать новые методические подходы к анализу variability ритма сердца.

Методика основывается на преобразовании кардиоритма на простые гармонические колебания (быстрое преобразование Фурье, авторегрессионный анализ) с различной частотой. При этом последовательность сердечных сокращений преобразуется в спектр мощности колебаний длительности интервалов RR, представляющих собой последовательность частот, характеризующих ВСР. Наиболее часто оценивается площадь, ограниченная кривой спектральной мощности, соответствующая некоторому определенному диапазону частот, то есть мощность в пределах ограниченного частотного диапазона. При спектральном анализе ВСР по степени изменения показателей спектра ритма можно судить об уровне адаптационных возможностей организма.

На основании проведенных исследований выделены следующие проблемы, возникающие при проведении спектрального анализа ритма сердца:

- правильности выделения частотных диапазонов для расчета спектральной мощности, а также определения их оптимального количества для полноценной интерпретации результатов обследования;
- интерпретации основных и дополнительных волновых пиков спектра в состоянии покоя, при выполнении функциональных проб, в условиях воздействия экстремальных факторов и при патологии;
- определения диапазона нормальных значений показателей спектрального анализа ритма сердца;
- проведения спектрального анализа при экстрасистолии.

Проблема выделения частотных диапазонов для расчета спектральной мощности является одной из основных. С ней напрямую связана проблема интерпретации получаемых при анализе волновых пиков. У большинства здоровых людей выделяют три основных пика. Первый находится возле 0.25 Гц, связан с частотой дыхания и отражает парасимпатическую модуляцию сердечного ритма. Второй пик находится около 0.1 Гц, коррелирует с частотой импульсации от постганглионарных симпатических волокон и отражает симпатические влияния на сердце. Интерпретация третьего пика, приходящегося на околонулевой диапазон частот, до конца не ясна. Предполагается, что он отражает влияния на сердечный ритм высших центров вегетативной регуляции.

Необходимо увеличивать число анализируемых диапазонов, сузить их границы, оценивать средние частоты и максимальные амплитуды волновых пиков, а также их смещение на различные виды функциональных нагрузок и при патологии. Определение средней частоты LF и HF должно проводиться с использованием одновременной регистрации ЧД.

Следующая проблема, по значимости не менее важная, чем выше рассмотренные - это определение диапазона нормальных значений

показателей спектрального анализа ритма сердца. Она возникает в связи с высокой вариабельностью сердечного ритма у здоровых людей как в одной возрастной группе, так и между группами разного возраста. Так, например, значения общей мощности спектра могут находиться в диапазоне значений 643-16469 с²/Гц. Естественно, что люди с выраженной патологией попадают в диапазон нормы. В связи с этим необходимо индивидуально нормировать значения показателей спектрального анализа ритма сердца, а после этого определять нормальные границы показателей. Наилучшим является индивидуальное нормирование по SD (т. е. значения спектральной мощности в конкретном диапазоне разделить на значение SD). В этом случае учитываются индивидуальные различия в вариабельности ритма сердца.

Важной проблемой является также проведение спектрального анализа при наличии в записях ЭКГ экстрасистол. Существует несколько подходов к решению этой проблемы:

- не проводить спектральный анализ;
- проводить анализ с исключением экстрасистол, если их число не превышает 5%;
- проводить анализ с применением следующей процедуры - комплекс экстрасистола и компенсаторная пауза засчитывать за два нормальных сокращения.

Вейвлет-преобразование стало мощной альтернативой преобразованию Фурье в ряде медицинских приложений благодаря хорошей приспособленности к анализу нестационарных сигналов (то есть таких, чьи статистические характеристики изменяются во времени)[1,3]. Так как электрокардиограмма является нестационарным сигналом, вейвлетные методы могут использоваться для распознавания и обнаружения ключевых диагностических признаков.

Преобразование Фурье представляет сигнал, заданный во временной области, в виде разложения по ортогональным базисным функциям (синусам и косинусам), выделяя таким образом частотные компоненты. Недостаток преобразования Фурье заключается в том, что частотные компоненты не могут быть локализованы во времени. Это и обуславливает его применимость только к анализу стационарных сигналов.

Большинство медицинских сигналов [2,4] имеет сложные частотно-временные характеристики. Как правило, такие сигналы состоят из близких по времени, короткоживущих высокочастотных компонентов и долговременных, близких по частоте низкочастотных компонентов (Левкович-Маслюк, 1998).

Для анализа таких сигналов нужен метод, способный обеспечить хорошее разрешение и по частоте, и по времени. Первое требуется для локализации низкочастотных составляющих, второе - для разрешения

компонентов высокой частоты.

Есть два подхода к анализу нестационарных сигналов такого типа. Первый - локальное преобразование Фурье (short-time Fourier transform). Следуя по этому пути, мы работаем с нестационарным сигналом, как со стационарным, разбив его предварительно на сегменты (фреймы), статистика которых не меняется со временем. Второй подход - вейвлет-преобразование. В этом случае нестационарный сигнал анализируется путем разложения по базисным функциям, полученным из некоторого прототипа путем сжатий, растяжений и сдвигов. Функция-прототип называется анализирующей, или материнским, вейвлетом (mother-wavelet), выбранным для исследования данного сигнала.

Появляются сообщения о разработке вейвлетной техники, способной выявлять аномальные структуры на кардиограммах. Оцифрованный сигнал ЭКГ [5] раскладывается по вейвлет-функциям на нескольких уровнях разрешения. На каждом уровне коэффициенты представляют собой детали, возникающие при переходе из одного масштаба в другой. Регрессионный анализ лог-лог-графиков вариации вейвлетных коэффициентов в зависимости от масштаба указывает на то, что наклон графиков этих сигналов различен у здоровых людей и у людей с множественными коронарными окклюзиями.

Еще одно успешное применение вейвлетной техники относится к вариациям частоты сердечных сокращений. Эта техника, как и описанная выше, основана на разложении ЭКГ в ряд по вейвлетам на разных масштабах. Известно, что временные ряды интервалов между сердечными сокращениями нестационарны и демонстрируют сложное поведение. Типичная особенность такого рода нестационарных сигналов - присутствие "рваных" структур, меняющихся со временем. Вид этих структур на ЭКГ изменяется при наличии сердечных аномалий. Аномальные сокращения обычно располагаются на крупных (низкочастотных) масштабах, а нормальные структуры - на более мелких (высокочастотных) масштабах.

Разработанный метод анализа ЭКГ-сигнала базируется на непрерывном вейвлет-преобразовании (CWT). Непрерывное вейвлет-преобразование в разных временных масштабах характеризует сигнал в различных частотных диапазонах, в то время как дискретное вейвлет-преобразование (DWT) ограничено масштабами, которые являются степенями двойки.

Пусть s - сигнал и Ψ - вейвлет. При непрерывном преобразовании вейвлет-коэффициенты сигнала s , соответствующие масштабному коэффициенту a и положению b , определяются формулой (1) [8]:

$$CWT(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi \cdot \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1)$$

Для выбора оптимального вейвлета, используемого в качестве базиса, было протестировано несколько вейвлет-функций. Под оптимальным

вейвлетом будем иметь в виду тот, который обеспечивает правильное местоположение координат девяти точек кардиоцикла: начало, пик и смещение Т-зубца, QRS- комплекса и Р-зубца. В работах [10,11] применяются биортогональные вейвлеты с компактным носителем, используя масштабы, кратные степени двойки. В работах [11,12] используются гауссовы вейвлеты (предвейвлеты). Свойства этих семейств вейвлетов [8,9] представлены в таблице 1.

Наилучшим вейвлет-носителем, удовлетворяющим перечисленным выше требованиям, согласно полученным результатам (табл.2), является биортогональный вейвлет «bior1.5».

В качестве масштаба, используемого для определения правильного местоположения девяти координат точек ЭКГ-сигнала, был использован 15 масштаб для обнаружения QRS-комплекса [11-15] и 41 масштаб для обнаружения Р и Т зубцов [11]. Масштабы 15 и 41 обеспечивают наибольшую точность в обнаружении данных зубцов. Вейвлет «bior1.5» в масштабах 15 и 41 представлен на рисунке 1. Процесс анализа кардиосигнала условно можно разделить на две стадии: стадия предварительной обработки и выделение признаков (рис.2). Стадия предварительной обработки заключается в удалении шумов (электромиографические потенциалы мышц, артефакты взаимодействия электродов с кожей, электронный шум усилителей и фоновый шум сети) [6-9]. Шумом принято считать высокочастотные компоненты кардиосигнала. Удаление шума приводит к сжатию и сглаживанию ЭКГ-сигнала. Стадия выделения признаков из кардиосигнала представляет собой процесс извлечения требуемой информации (зубцы, комплексы и т. д.). Рассмотрим подробнее каждую стадию.

Таблица 1.

Свойства гауссовых и биортогональных вейвлетов

| Критерий | Гауссовы вейвлеты(гаш) | Биортогональные вейвлеты(bior) |
|------------------------------|------------------------|--------------------------------|
| Наличие функция ϕ | - | + |
| Наличие функция y | + | + |
| | (явно выражена) | |
| Ортогональный анализ | - | + |
| Наличие компактного носителя | - | + |
| | | (ϕ, y, ϕ, y) |
| Возможность | Восстановление не | + |
| Симметрия | + | + |
| FIR-фильтры | - | + |

| | | |
|--------------------------|--|---|
| Возможный вейвлет-анализ | СШГ без использования быстрых алгоритмов | CWTи DWTс использованием быстрых алгоритмов |
|--------------------------|--|---|

Таблица 2.

Точность обнаружения координат точек ЭКГ-сигнала.

| Критерий | Gaus | Bior | | |
|---|-------|-----------|-----------|-----------|
| | | «bior1.1» | «bior1.3» | «bior1.5» |
| Точность обнаружения координат точек ЭКГ-сигнала, % | 91-92 | 93-94 | 95-96 | 98-99 |

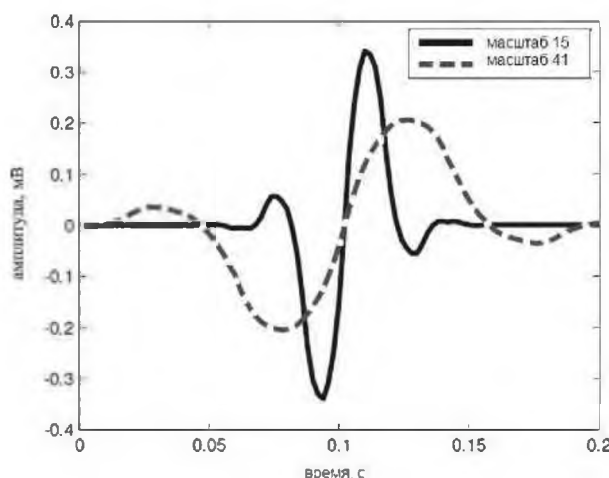


Рисунок 1. Вейвлет «bior 1.5» в масштабах 15 и 41

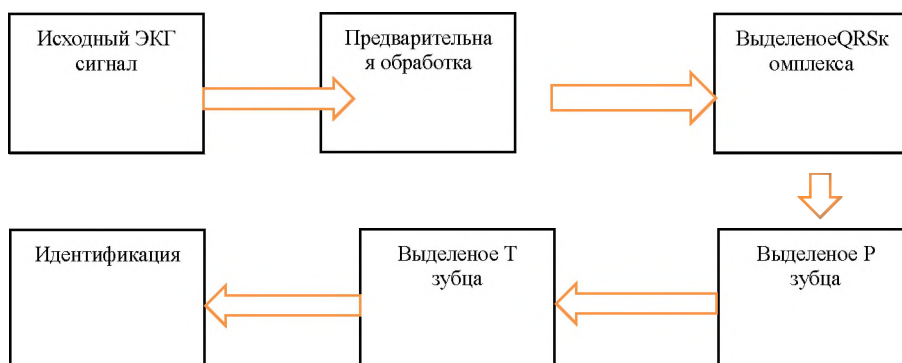


Рисунок 2. Структура обработки ЭКГ-сигнала

В простейшей модели предполагается, что зашумленный сигнал имеет вид (2) [8,9]:

$$s(n) = f(n) + \hat{O} - e(n), \quad (2)$$

где $f(n)$ - полезный сигнал, \hat{O} - уровень шума и $e(n)$ - гауссов белый шум, т.е. стационарная случайная последовательность с нулевым математическим ожиданием, абсолютно некоррелированная и с дисперсией, равной единице.

При вейвлет -анализе сигнал раскладывается на аппроксимирующие коэффициенты, которые представляют сглаженный сигнал, и детализирующие коэффициенты, описывающие колебания. Следовательно, шумовая компонента лучше отражается в детализирующих коэффициентах. Подобные составляющие могут быть удалены с использованием процедуры обнуления или пересчета коэффициентов детализации, значения которых меньше по сравнению со значением порога. Процедура пороговой обработки, или «трешолдинг», на сегодняшний день является перспективным инструментом для «очистки» кардиосигнала от шумов (высокочастотных компонент) [8]. Существуют следующие виды трешолдинга [8,9]:

Жесткий трешолдинг, при котором все коэффициенты, превышающие некоторый порог, считаются принадлежащими к «оригинальному» сигналу, а остальные относят к шуму и обнуляют (3):

$$f(x) = \begin{cases} x, & |x| \geq t, \\ 0, & |x| < t. \end{cases} \quad (3)$$

где t - некоторый порог (коэффициент трешолдинга).

1) Мягкий трешолдинг(4):

$$f(x) = \begin{cases} x - t, & x \geq t, \\ 0, & |x| < t, \\ x + t, & x \leq -t. \end{cases} \quad (4)$$

Качество шумоподавления сигнала и, следовательно, степень увеличения отношения сигнал/шум зависят не только от вида функции трешолдинга, но также от способа ее применения. В зависимости от этого трешолдинг делится на глобальный и локальный, а локальный в свою очередь на общий и многоуровневый [6,7].

Для определения пороговых значений будем использовать следующие методы:

1) SQR-LOG метод(5) [16,17]:

$$t = \sqrt{2 \left(\frac{\text{median}\{c(i)\} \quad i=1 \dots n}{0,6745} \right)^2 \ln(n)} \quad (5)$$

где: 0,6745 - оценка среднеквадратичного отклонения белого Гауссового шума, $c(i)$ - вейвлет-коэффициенты.

2) Метод Берга - Массара(6) [17]:

$$\begin{aligned}
 t &= |c(z)|, \\
 Z &= \arg \min [-\sum \{c^2(i), i < k\} + 2\sigma^2 k(a + \ln(\frac{n}{k}))]; \\
 k &= 1 \dots n
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

где: σ^2 - дисперсия шума, a - параметр разреженности $a > 1$.

Параметр разреженности является ключевым в методе Берга - Массара, так как именно его величина, задаваемая исследователем, определяет степень подавления имеющихся в сигнале шумов.

В методе Берга - Массара определяются три интервала изменений значения параметра a , которые задают величину «штрафа»:

- «высокий», при $2,5 < a < 10$;
- «средний», при $1,5 < a < 2,5$;
- «низкий», при $1 < a < 1,5$.

3) Метод Штейна (7) :

$$\begin{aligned}
 T_w &= \arg \min_{t \geq 0} [SURE(W)] \\
 SURE(W) &= \sigma^2 - \frac{1}{N} (2\sigma^2 \cdot \# \{n : |W(m, n)|\} - \sum_{k=1}^L \min(|W(m, n)|)^2)
 \end{aligned}
 \tag{7}$$

где: $W(m, n)$ - вейвлет-коэффициенты на уровне разложения m ; L - длина вектора вейвлет-коэффициентов $W(m, n)$ на уровне m ; σ^2 - дисперсия шума; $\#S$ - мощность множества S .

В работе был выбран вейвлет из семейства Добеши в качестве базисного. Введем следующее ограничение: базовый вейвлет может быть применен к дискретному вейвлет-преобразованию, порядок высокочастотных и низкочастотных фильтров, предназначенных для выделения детализирующей и аппроксимирующей составляющих, не должен превышать 10 (из-за большой ресурсоемкости). Вейвлеты «db2» и «db4» удовлетворяют данным требованиям.

Считается, что верхняя граничная частота кардиосигнала, заметно влияющая на ее форму, не превышает 100 Гц [8]. Поэтому компоненты сигнала частоты выше 100 Гц можно удалить без существенного изменения формы сигнала. Исходя из этого, рассчитывается уровень разложения сигнала для вейвлетов «db2» и «db4». Вейвлет «db2» имеет центральную частоту $Fr = 0,6667$ Гц [8]. Поскольку $At = 1/1024$, то центральная частота первого уровня разложения равна $Fr1 = 0,6667 \times 1024 = 682,70$ Гц, далее для второго уровня $Fr2 = 341,35$ Гц, для третьего уровня $Fr3 = 170,68$, для четвертого уровня $Fr4 = 85,34$ Гц. Аналогично для вейвлета «db4» с центральной частотой $Fr = 0,7143$ Гц: $Fr1 = 734,30$ Гц, $Fr2 = 367,15$ Гц, $Fr3 = 183,57$ Гц, $Fr4 = 91,8$ Гц. Таким образом, для удаления компонент кардиосигнала, чья частота выше 100 Гц, требуется использовать четвертый уровень разложения, при этом получается сжатие сигнала в $2^4 = 16$ раз.

III. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, в результате применения методов цифровой обработки в системе электрокардиографии можно сделать следующие выводы:

1. Обоснован выбор типа вейвлет-преобразования и базисного вейвлета для анализа кардиосигналов (непрерывное вейвлет-преобразование с использованием базиса «bior1.5»).

2. Обоснован выбор масштабного коэффициента при непрерывном вейвлет-преобразовании для обнаружения P, QRS и T зубцов (15 масштаб для обнаружения QRS-комплекса и 41 масштаб для обнаружения P и T зубцов).

3. Усовершенствован метод обнаружения P-QRS-T зубцов: предложено пороговое значение и использование аппроксимации сигнала в областях QRS-комплекса с целью повышения точности обнаружения P и T зубцов.

4. Проанализированы существующие методики очистки сигналов от шумов.

5. Обоснован выбор типа и метода вейвлет-тре-шолдинга (локальный многоуровневый жесткий тре-шолдинг с использованием метода Берга - Массара и вейвлета «db4» на четвертом уровне разложения в качестве базиса).

Разработанный метод анализа ЭКГ -сигналов на основе вейвлет-преобразования в системе электрокардиографии высокого разрешения позволяет «очистить» кардиосигнал от шумов без потери информации. С помощью метода можно обнаружить девять важных координат точек кардиосигнала: начало, пик и смещение P-зубца, QRS-комплекса и T-зубца с точностью 98-99 %. Предлагаемый подход значительно увеличивает точность обнаружения P и T зубцов.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Смоленцев Н. К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB / Смоленцев Н. К. - М. : ДМК Пресс, 2008. - 448 с.
- [2] H.N.Zaynidinov, M.B.Zaynutdinova, E.Sh.Nazirova. Methods of reconstructing signals based on multivariate spline. European journal of computer science and information technology, Vol.3, No.2, pp.52-59, May 2015, ISSN 2054-0957(Print), ISSN 2054-0965 (On-line).
- [3] H.N.Zaynidinov, M.B.Zaynutdinova, S.U.Makhmudjanov. Multiprocessor parallel pipelined computation structure on the basis of bicubic splines. WCIS-2016 "Ninth World Conference on Intelligent Systems for Industrial Automation". PROCEEDINGS, Tashkent, Uzbekistan, October 25-27, 2016, p.166-170
- [4] H.N.Zaynidinov, M.B.Zaynutdinova, I.Yusupov. Two-dimensional piecewise-polynomial haar's bases and their application to problems in digital signal

- processing. WCIS-2016 “Ninth World Conference on Intelligent Systems for Industrial Automation”. PROCEEDINGS, Tashkent, Uzbekistan, October 25-27, 2016, p.371-376
- [5] X.N.Zayniddinov, I.Yusupov. Piecewise-polynomial basis functions for computing problems in biomedical signal processing. ABSTRACTS of the Uzbek – Israel International Scientific Conference “CONTEMPORARY PROBLEMS IN MATHEMATICS AND PHYSICS” Tashkent 2017 October 6-10, 127 p.
- [6] Хан М. Г. Быстрый анализ ЭКГ / М. Г. Хан. - М. :Би-ном, 2003. – 230 с.
- [7] Хэмптон Дж. Атлас ЭКГ: 150 клинических ситуаций / Дж. Хэмптон. - М. : Медицинская литература, 2007. - 320 с.
- [8] Смоленцев Н. К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB / Смоленцев Н. К. - М. : ДМК Пресс, 2008. - 448 с.
- [9] Алексеев К. А. Очерк «Вокруг CWT» [Электронный ресурс] / Алексеев К. А. - Электрон.дан. - Режим доступа: <http://matlab.exponenta.ru/wavelet/book3/in-dex.php>, вшыйний. - Заг. зекрану.
- [10] Martinez J. P. A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases / Martinez J. P., Almeida R., Laguna P. // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. - 2004. - Vol. 51. - P. 570-581
- [11] Vitec M. A wavelet-based ECG delineation in Multilead ECG signals: Evaluation on the CSE Database / Vitec M., Hrubes J., Kozumplik J. // IFMBE Proceedings. - 2009. - Vol.25. - P. 177-180
- [12] Sahambi J. S. Using wavelet transform for ECG characterization / Sahambi J. S., Tandon S. B. // IEEE Engineering in Medicine and Biology. - 2000. - Vol. 9. - P. 1532-1546
- [13] Chouhan V. S. Delineation of QRS-complex, P and T-wave in 12-lead ECG / Chouhan V S., Mehta S. S., LingayatN. S. // IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security. - 2008. - Vol. 8. - P. 185-190
- [14] De Chazal P. Automatic measurement of the QRS onset and offset in individual ECG leads / De Chazal P., Celler B. // IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. - 1996. - Vol. 4. - P. 1399-1403
- [15] Laguna P. Automatic detection of wave boundaries in multilead ECG signals / Laguna P., Jane R., Caminal P. // Computers and Biomedical Research. - 1994. - Vol. 27. - P. 45-60.
- [16] Dohoto D. L. De-Noising by soft-thresholding / Dohoto D. L. // IEEE Transactions on Information Theory. - 2005. - Vol. 41. - P. 613-627.
- [17] Dohoto D. L. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage / Dohoto D. L., Johnstone I. M. // Biometrika. - 2004. - Vol. 81. - P. 425-455.