

ПРИМЕНЕНИЕ РАДИОТЕХНИКИ И ЭЛЕКТРОНИКИ
В БИОЛОГИИ И МЕДИЦИНЕ

УДК 57.087.1+ 004.383.3

СКОЛЬЗЯЩИЙ АНАЛИЗ АНАЛИТИЧЕСКОГО СИГНАЛА
НЕКОНТАКТНОЙ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФИИ ДЛЯ ОЦЕНКИ ЧАСТОТЫ
СЕРДЕЧНЫХ СОКРАЩЕНИЙ

© 2024 г. Л. В. Лабунец^{a, b, *}, Д. С. Лукин^b, М. Ю. Ряхина^a

^aМосковский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана,
2-я Бауманская ул., 5, Москва, 105005 Российская Федерация

^bРоссийский новый университет,
ул. Радио, 22, Москва, 105005 Российская Федерация

*E-mail: labunets@bmstu.ru

Поступила в редакцию 25.09.2023 г.

После доработки 05.11.2023 г.

Принята к публикации 24.11.2023 г.

Предложена методика исследования вариабельности частоты сердечных сокращений испытуемых на основе интеллектуального анализа пульсовой волны, измеренной методом неконтактной фотоплетизмографии. Проанализированы логически связанные этапы формирования квадратурных составляющих, основанных на преобразовании Гильберта биомедицинских сигналов. В рамках современных методов интеллектуального анализа нестационарных временных рядов получены реализации адаптивных оценок мгновенных частот и периодов основного тона сердечных сокращений.

Ключевые слова: дистанционная фотоплетизмография, пульсовая волна, интеллектуальный анализ данных, дискретное преобразование Гильберта, мгновенные частота и период сердечных сокращений

DOI: 10.31857/S0033849424040117, **EDN:** JREQQN

ВВЕДЕНИЕ

Интеллектуальный анализ медицинских данных и машинные методы обучения приобрели в последние годы ведущую роль в создании и верификации качества систем поддержки принятия врачебных решений (СППВР). Применение современных технологий и средств телекоммуникаций позволяет как медицинским работникам, так и пациентам в полной мере реализовать глобальные преимущества извлечения знаний из хранилищ медицинских данных в процессе врачебных и консультационных услуг, обеспечить профилактический мониторинг физиологического состояния человека или диагностирования заболеваний на ранних стадиях. В монографии [1] анализируется содержание понятия медицинских знаний, рассматривается методология их формирования и способы применения для принятия решений. В [2, 3] обсуждаются методы, модели и алгоритмы интеллектуального анализа медицинских данных. В работе [4] дан анализ эффективности СППВР и рассмотрены критерии их качества. В [5] представлен обзор систем принятия клинических решений, их преимуществ и недостатков. Применение основных разделов теории искусственного интеллекта в СППВР рассмотрено в [6]. Однако обзорный характер указанных выше публикаций не предполагает детального описания

методологии интеллектуального анализа медицинских данных, реализуемого информационно-аналитическими модулями СППВР.

Важным направлением проектирования СППВР на основе методологии интеллектуального анализа биомедицинских данных является создание аппаратно-программных комплексов пульсомерии, в частности, методами сфигмографии, электрокардиографии, фонокардиографии. Диагностику заболеваний обеспечивают контактные и неконтактные методы измерения биоритмов пациентов. Интеллектуальный анализ результатов измерений, основанный на алгоритмическом обнаружении закономерностей, скрытых в динамике волновых процессов, является методической основой системного подхода к синтезу моделей и алгоритмов СППВР. Частотные характеристики пульсовых [7, 8], дыхательных [9], миогенных, нейрогенных и эндотелиальных волн, порождаемых системами жизнедеятельности, являются значимыми показателями физиологического состояния человека. Между тем в указанных выше публикациях не уделяется должного внимания современным методам структурной декомпозиции и моделям корреляционно-спектрального оценивания нестационарных и нелинейных по своей природе биоритмов испытуемого.

Простым и надежным методом диагностики состояния сердечно-сосудистой системы пациента является контактная [7] и неконтактная [10–12] фотоплетизмография. Анализ динамики сигналов дистанционной фотоплетизмографии (ДФПГ) позволяет идентифицировать значимые параметры пульсовой волны, характеризующие вариабельность сердечного ритма человека. В настоящее время известно достаточно большое количество альтернативных методик анализа частотно-временных характеристик сердечных тонов по результатам измерений кардиограммы и фотоплетизмограммы.

В частности, весьма популярными на практике являются прямые методы исследования динамики периодов сердечных сокращений, ассоциированные с длительностью RR-интервалов кардиограммы, а также временными интервалами между чередующимися нулями сигнала пульсовой волны или ее экстремальными значениями [13]. Адекватные оценки частоты сердечных сокращений (ЧСС) формируют современными методами цифрового корреляционно-спектрального анализа временных рядов фотоплетизмограммы [12] или кардиограммы, ориентированными на учет нестационарной динамики биомедицинских сигналов. Интеллектуальный анализ динамики частот основного сердечного тона реализуют методы многооконного спектрального оценивания и структурной декомпозиции нестационарных волновых процессов с помощью дополняющих друг друга кратномасштабного и сингулярного анализов биоритмов испытуемого [10, 11].

Целью данной работы является интеллектуальный анализ нестационарной динамики пульсовой волны, очищенной от обертонов для мониторинга изменения в режиме реального времени частот и периодов сердечных сокращений с помощью дискретного преобразования Гильберта и соответствующей ему развернутой мгновенной фазы.

1. МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Перспективная, на наш взгляд, методика исследования ЧСС методами ДФПГ основана, с одной стороны, на методах структурной декомпозиции временных рядов (ВР), формируемых в соответствии с предварительной обработкой RGB-видеоизображений кожных покровов испытуемых и, с другой стороны, на корреляционно-спектральном анализе полученных ВР. Такого рода естественный симбиоз позволяет выявить локальные особенности нестационарной и нелинейной динамики ВР

$$\mathbf{w}_{\text{RGB}}(n) = \{w_{\text{R}}(n), w_{\text{G}}(n), w_{\text{B}}(n)\}^T$$

цветовых каналов, обусловленной условиями освещения, фотометрическими характеристиками отражения-поглощения света кожным покровом,

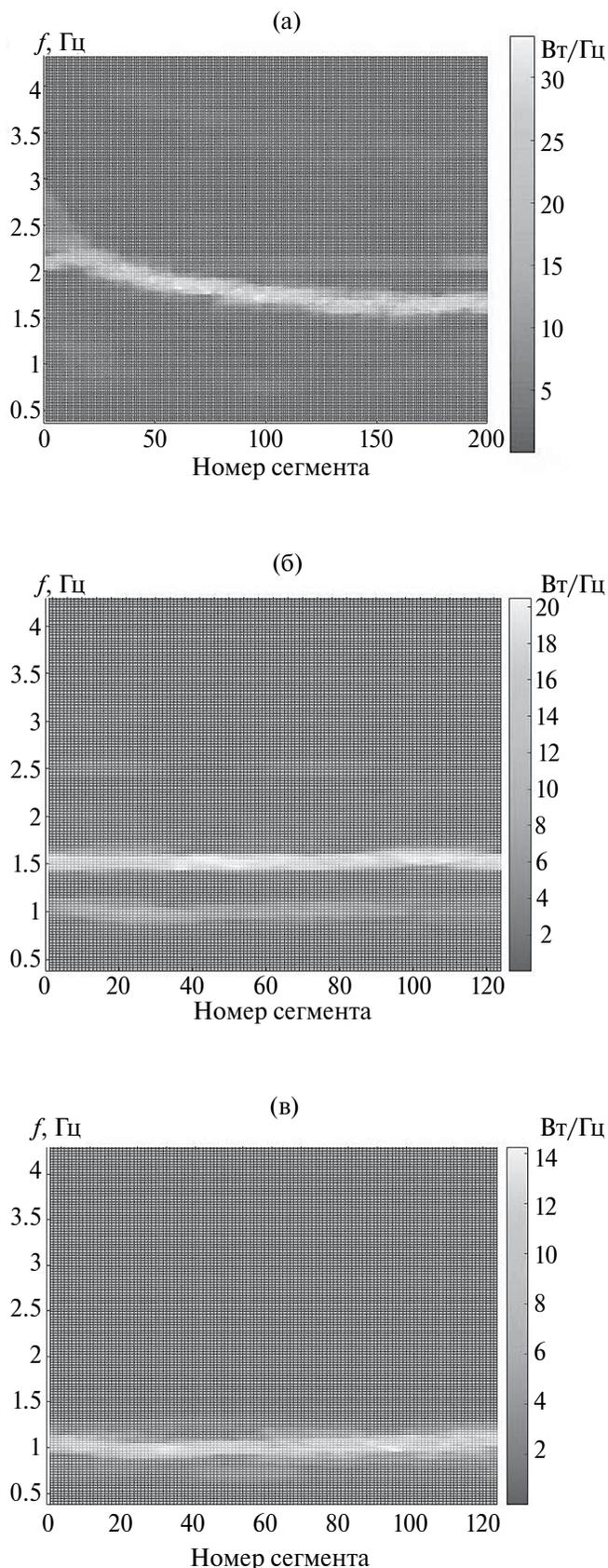


Рис. 1. Зависимости СПМ от номера сегмента ns для двух примеров волн: P1N1 (а) и P1M3 с артефактами (б) и без артефактов (в).

а также наличием физических нагрузок или движений испытуемых в процессе измерений [14]. В качестве экспериментальных данных анализировались ВР цветowych каналов из свободно распространяемой базы данных (БД) сигналов ДФПГ [15], измеренных с шагом дискретизации $\Delta t = 1/30$ с. Первый пример Р1Н1 из этой БД соответствует процессу стабилизации ЧСС испытуемого после его упражнений на велоэргометре. Второй пример Р1М3 иллюстрирует методику анализа динамики ЧСС при наличии артефактов в сигналах ДФПГ, вызванных периодическими качаниями головы испытуемого.

В данной работе исследуются предварительные оценки пульсовых волн

$$w(n\Delta t) = w(n) = (112.0; -93.786; -18.214)w_{\text{RGB}}(n)/255.0$$

в виде красной цветоразностной компоненты C_r цветового пространства $YCbCr$ видеоизображений [11]. Результаты исследований [10–12] показали, что адекватный частотно-временной анализ локальных особенностей динамики ВР цветowych каналов реализует кратномасштабный анализ (КМА) в базе дискретного вейвлет-преобразования. Совокупность детализирующих и аппроксимирующей компоненты КМА [10] надежно идентифицирует квазициклы $w(n)$ с априорно известной полосой спектра от 0.667 до 4 Гц (40...240 уд/мин). Мониторинг изменения во времени спектральных характеристик $w(n)$ предусматривает деление реализаций нестационарных ВР на сегменты по $N_s = 1024$ отсчетов в каждом. Первый пример Р1Н1 содержит 9000 отсчетов. Сдвиг двух соседних сегментов содержит $S = 40$ отсчетов. Количество сегментов составило величину $M = 200$. Соответственно, $N = N_s + (M - 1)S = 8984$ — номер финального отсчета для финального сегмента. Второй пример Р1М3 содержит 5101 отсчет. Для сдвига соседних сегментов в $S = 33$ отсчетов их количество составило величину $M = 124$. Соответственно, $N = 5083$ для второго примера. Перекрытие двух соседних сегментов составили величины 96.1% для первого примера и 96.8% второго.

Многооконные периодограммные оценки Томсона [16] спектральных плотностей мощности (СПМ) $P_{ns}(k) = P_{ns}(k\Delta f)$, $0 < k < N_s/2$, $\Delta f = 1/\{(N_s - 1)\Delta t\}$ Гц для каждого сегмента зашумленной пульсовой волны $w(n)$ первого примера представлены на рис. 1а. Результаты аналогичного скользящего анализа СПМ для второго примера представлены на рис. 1б. Отчетливо обнаруживаются значимые спектральные компоненты артефактов, вызванных качаниями головы испытуемого в диапазоне частот 1.5...1.75 Гц. Эффективное удаление СПМ этих артефактов реализует метод

аналитической модовой декомпозиции [17] с разделяющей частотой $f_b = 1.23$ Гц (рис. 1в).

2. ОЧИСТКА ОТ ОБЕРТОНОВ И СШИВКА СЕГМЕНТОВ ПУЛЬСОВОЙ ВОЛНЫ

На последующем этапе удаляют фантомные обертоны с помощью скользящего сингулярного спектрального анализа [18]. Параметр погружения L в траекторное пространство сегментов зашумленных пульсовых волн обоих примеров выбирают в соответствии с оценкой $L = \max_{ns} \{5 / \tilde{f}(ns)\}$, где $\tilde{f}(ns)$ — зависимость от номера сегмента ns частот абсолютных максимумов периодограмм

$\max_{1 \leq k \leq N} \{P_{ns}(k)\}$ [11], сглаженных локально взвешенной квадратичной регрессией Кливленда. Первая пара сингулярных троек SVD-разложения траекторных матриц, содержащих L строк и $(N_s - L)$

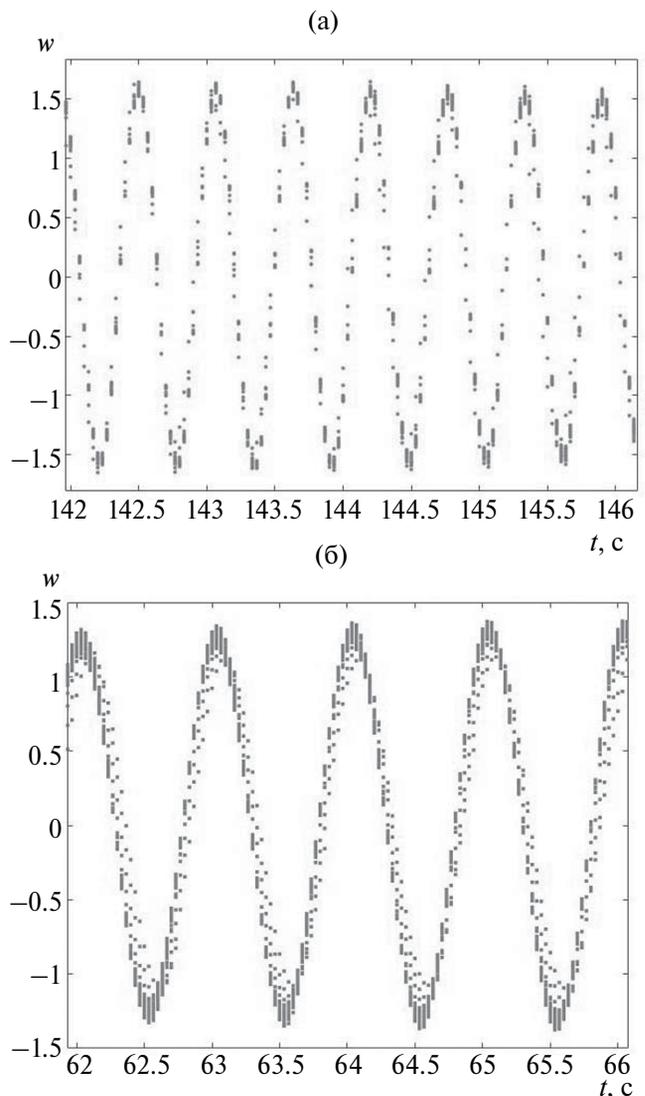


Рис. 2. Кластерная структура матрицы W смещенных сегментов $w(n)$: фрагменты для Р1Н1 (а) и Р1М3 (б).

столбцов, игнорирует обертоны, сохраняя компоненты основного сердечного тона.

Исследование динамики мгновенных частот или периодов очищенной пульсовой волны предполагает предварительную сшивку ее сдвинутых во времени сегментов. В отличие от методики агрегирования с помощью скользящего во времени окна сглаживания биомедицинских НВР [19, 20], нами предлагается методика анализа кластерной структуры ансамбля сегментов очищенной пульсовой волны, представленных в формате матрицы рассеяния данных $\mathbf{W} = \{\mathbf{w}_1 \dots \mathbf{w}_M\}$, состоящей из N строк и M столбцов. Ненулевые элементы текущего столбца $\mathbf{w}_m = \{w_{1m}, \dots, w_{Nm}\}^T$ матрицы содержат m -й сегмент волны, т.е.

$$w_{nm} = \begin{cases} 0, & n \notin [1 + S_m, N_S + S_m], \\ w(n), & n \in [1 + S_m, N_S + S_m], \end{cases} S_m = (m - 1) S.$$

На рис. 2а представлена кластерная структура матрицы \mathbf{W} для примера Р1Н1 и фрагмента $142 \text{ с} \leq t \leq 146 \text{ с}$. Рисунок 2б демонстрирует кластерную структуру матрицы для примера Р1М3 и фрагмента $62 \text{ с} \leq t \leq 66 \text{ с}$.

В качестве адекватной процедуры сшивки сегментов рационально, по нашему мнению, выбрать оценку центра распределения $\tilde{w}(n)$, робастную к наличию аномалий множества реализаций сегментов, перекрывающихся в текущий момент времени $n\Delta t$. Эта процедура предусматривает вычисление пяти альтернативных величин центра распределения по множеству ненулевых значений выборочных данных w_{nm} , $m = 1, 2, \dots, M$, а именно: медианы, центра интерквартильного диапазона, выборочной средней по интерквартильному диапазону, выборочной средней по всей выборке и центра размаха данных. В качестве оценки отсчета очищенной пульсовой волны $\tilde{w}(n)$, $n = 1, 2, \dots, N$ выбирают третий по счету элемент из упорядоченной по возрастанию последовательности указанных выше пяти величин.

3. ПРЕОБРАЗОВАНИЕ ГИЛЬБЕРТА И МГНОВЕННАЯ ЧАСТОТА ПУЛЬСОВОЙ ВОЛНЫ

Быстрое дискретное преобразование Фурье позволяет реализовать как программное [21, 22], так и аппаратное вычисление аналитического сигнала $u(n) = \tilde{w}(n) + j\mathcal{H}\{\tilde{w}(n)\}$ очищенной пульсовой волны на основе преобразования Гильберта $\mathcal{H}\{\tilde{w}(n)\}$. Важную информацию о динамике частотно-временных характеристик волны содержит непрерывная неубывающая структурная компонента $ap^{\text{непр}}(n)$ [11] развернутой во времени $ap(n) = \text{unwgar}\{ip(n)\}$ мгновенной фазы $ip(n) = \text{angle}\{u(n)\}$ аналитического сигнала. В частности, эффективным по критерию

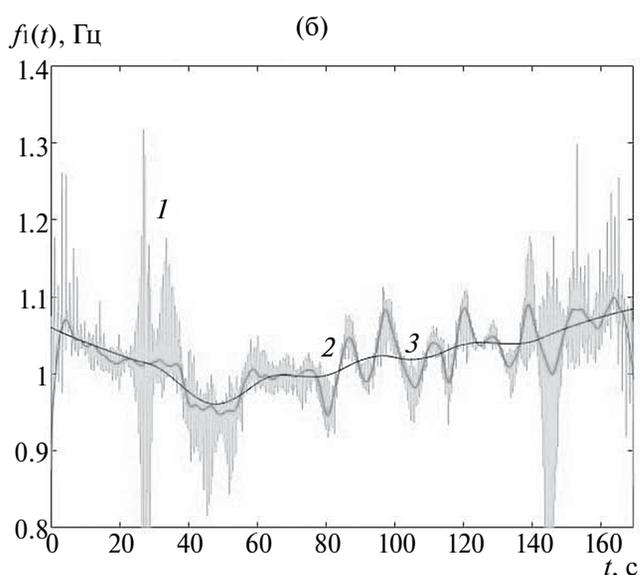
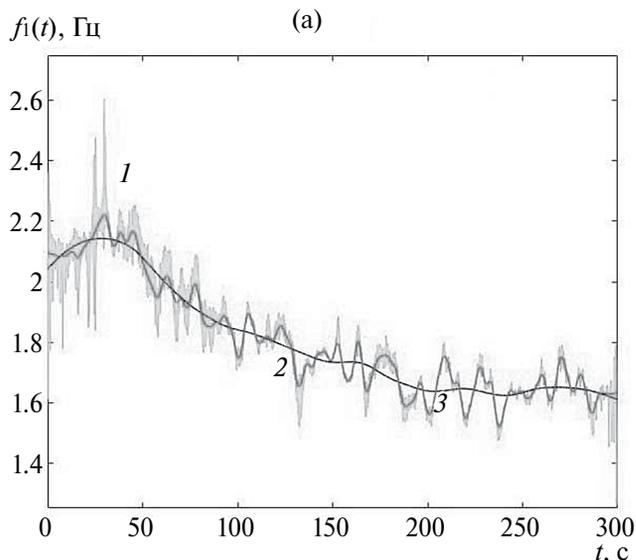


Рис. 3. Динамика оценки $f_1(t)$ мгновенной частоты основного сердечного тона для Р1Н1 (а) и Р1М3 (б): зашумленный ВР (кривая 1), а также его квазидицическая (2) и трендовая (3) компоненты.

вычислительных затрат является приближение нестационарного сигнала $ap^{\text{непр}}(t)$ с помощью сохраняющей форму кусочно-кубической интерполяции Эрмита для ВР $ap^{\text{непр}}(n)$

$$ap^{\text{непр}}(t) = a(n)(t - n\Delta t)^3 + b(n)(t - n\Delta t)^2 + c(n)(t - n\Delta t) + d(n),$$

где $(n - 1)\Delta t < t \leq n\Delta t$, $n = 1, 2, \dots, N$.

Популярной оценкой ВР мгновенной частоты основного сердечного тона является первая производная сигнала $ap^{\text{непр}}(t)$ непрерывной неубывающей компоненты развернутой фазы для $t = n\Delta t$, т.е. $f_1(t) = c(n)/(2\pi\Delta t)$. На рис. 3а и 3б представлена динамика

этой оценки ВР, зашумленной ошибками численного дифференцирования с помощью интерполянта Эрмита для примеров Р1Н1 и Р1М3 соответственно. Подавление ошибок вычислений реализует сглаживание ВР $f_1(n)$ с помощью робастной ядерной локально взвешенной квадратичной регрессии Кливленда. Кроме того, рис. 3а и 3б демонстрируют динамику квазициклической и трендовой компонент для указанных выше примеров.

4. ПРОГОНКА МГНОВЕННОЙ РАЗВЕРНУТОЙ ФАЗЫ ПУЛЬСОВОЙ ВОЛНЫ

Альтернативная методика исследования динамики частотно-временных характеристик

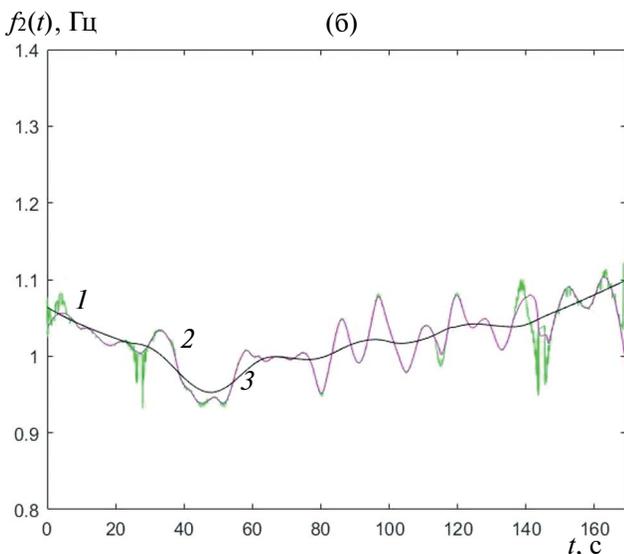
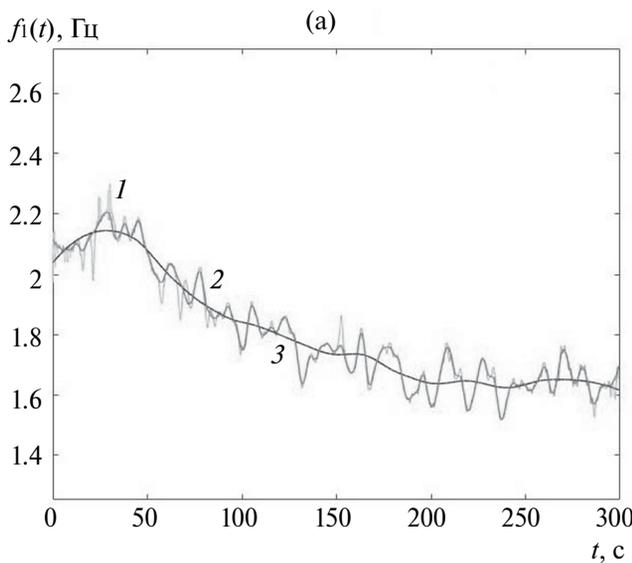


Рис. 4. Динамика оценки $f_2(t)$ мгновенной частоты основного сердечного тона для Р1Н1 (а) и Р1М3 (б): зашумленный ВР (кривая 1), а также его квазициклическая (2) и трендовая (3) компоненты.

основного тона сердечных сокращений основана на прогонке с шагом 2π интерполянта Эрмита для ВР $ap^{непр}(n)$ непрерывной неубывающей компоненты развернутой фазы пульсовой волны в прямом направлении. Методика содержит следующую последовательность вычислений.

Шаг 0. Инициализация $n = 1$.

Шаг 1. Для текущего момента времени $t = n\Delta t$ выбрать значение фазы в виде свободной компоненты интерполянта Эрмита $ap^{непр}(n\Delta t) \equiv d(n)$.

Шаг 2. Найти номер $k(n)$ интервала дискретизации по времени, для которого выполняется условие $ap^{непр}\{k(n)\Delta t\} \leq d(n) + 2\pi < ap^{непр}\{k(n)\Delta t + \Delta t\}$.

Шаг 3. В интервале неопределенности $t \in [k(n)\Delta t, k(n)\Delta t + \Delta t]$ с помощью алгоритма ZEROIN [23] найти корень $t(n)$ уравнения $ap^{непр}(t) = d(n) + 2\pi$.

Шаг 4. Вычислить текущие оценки мгновенного периода $T(n) = t - d(n)$ и мгновенной частоты $f_2(t) = 1/T(n)$ пульсовой волны.

Шаг 5. Критерий продолжения: если $t(n) < N\Delta t$, то $n = n + 1$, перейти к шагу 1. В противном случае, закончить вычисления.

На рис. 4а и 4б представлена динамика оценки $f_2(t)$, ВР зашумленного ошибками вычислений алгоритма прогонки для примеров Р1Н1 и Р1М3 соответственно. Сглаживание указанных выше рядов с помощью робастной ядерной квадратичной регрессии Кливленда подавляет ошибки вычислений. Также рис. 4а и 4б демонстрируют квазициклические и трендовые компоненты для выбранных примеров.

5. ПРОГОНКА ПСЕВДОФАЗОВОГО ПОРТРЕТА ПУЛЬСОВОЙ ВОЛНЫ

Стандартная методика анализа динамики мгновенной частоты основного сердечного тона основана на исследовании структурных компонент псевдофазового портрета (ПФП) в формате развертки во времени очищенной пульсовой волны $\tilde{w}(n)$, ее квадратурной составляющей $\hat{w}(n) = H\{\tilde{w}(n)\}$ и дискретного времени $n = 1, 2, \dots, N$. В декартовых координатах $\{\tilde{w}(n), \hat{w}(n), n\}$ фрагмент ПФП для примера Р1Н1 представлен на рис. 5а.

По определению, мгновенную частоту $f(t)$ узкополосного процесса $\tilde{w}(t)$ вычисляют по формуле

$$f(t) = \frac{1}{2\pi e^2(t)} \left\{ \tilde{w}(t) \frac{\partial \hat{w}(t)}{\partial t} - \hat{w}(t) \frac{\partial \tilde{w}(t)}{\partial t} \right\}, \quad (1)$$

где $e(t) = \sqrt{\tilde{w}^2(t) + \hat{w}^2(t)}$ — мгновенная огибающая $\tilde{w}(t)$. Численное дифференцирование струк-

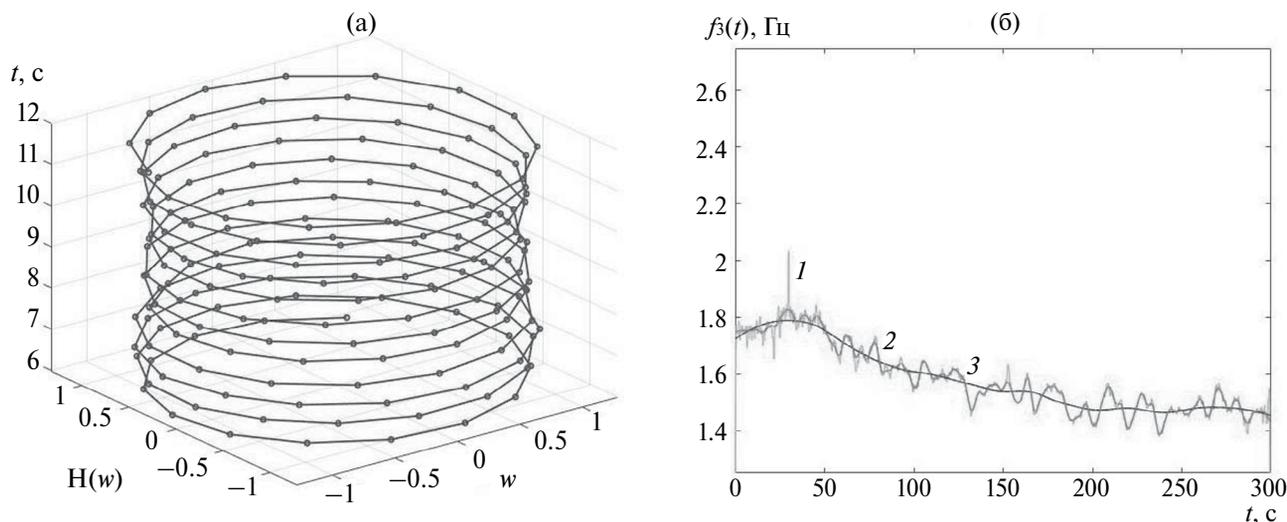


Рис. 5. Динамика оценки $f_3(t)$ мгновенной частоты основного сердечного тона для Р1Н1: ПФП (а): зашумленный ВР (кривая 1), квазициклическая (2) и трендовая (3) компоненты оценки $f_3(t)$ (б).

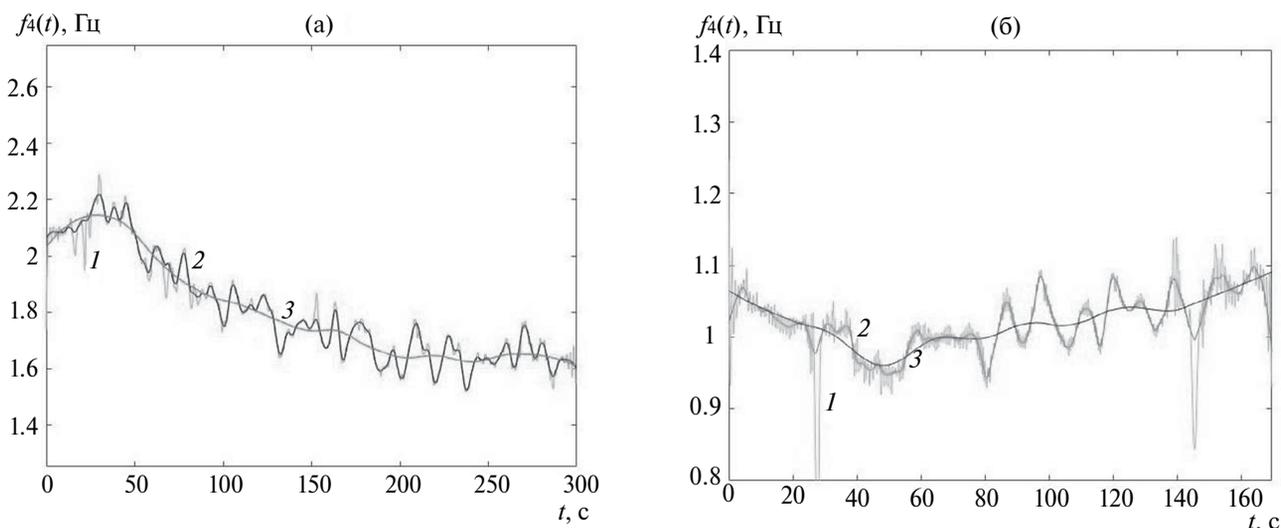


Рис. 6. Динамика оценки $f_4(t)$ мгновенной частоты основного сердечного тона для Р1Н1 (а) и Р1М3 (б): зашумленный ВР (кривая 1), а также его квазициклическая (2) и трендовая (3) компоненты.

турных компонент ПФП рационально выполнять в базисе интерполянтов Эрмита

$$\tilde{w}(t) = \tilde{a}(n)(t - n\Delta t)^3 + \tilde{b}(n)(t - n\Delta t)^2 + \tilde{c}(n)(t - n\Delta t) + \tilde{d}(n),$$

$$\hat{w}(t) = \hat{a}(n)(t - n\Delta t)^3 + \hat{b}(n)(t - n\Delta t)^2 + \hat{c}(n)(t - n\Delta t) + \hat{d}(n),$$

где $(n - 1) \Delta t < t \leq n\Delta t, n = 1, 2, \dots, N$. Соответственно, для $t = n\Delta t$ текущие отсчеты временных рядов волны, ее квадратуры, а также оценки их первых производных и, в итоге, мгновенной частоты очищенной пульсовой волны принимают значения

$$\tilde{w}(n\Delta t) \equiv \tilde{d}(n), \quad \hat{w}(n\Delta t) \equiv \hat{d}(n),$$

$$\partial \tilde{w}(n\Delta t) / \partial t = \tilde{c}(n), \quad \partial \hat{w}(n\Delta t) / \partial t = \hat{c}(n),$$

$$f_3(t) = \frac{1}{2\pi\Delta t} \frac{\tilde{w}(n)\hat{c}(n) - \hat{w}(n)\tilde{c}(n)}{\tilde{d}^2(n) + \hat{d}^2(n)}.$$

Рисунок 5б иллюстрирует динамику оценки $f_3(t)$ ВР, зашумленного ошибками численного дифференцирования для примера Р1Н1. Подавление ошибок вычислений реализует сглаживание ВР $f_3(n)$ с помощью робастной ядерной локально взвешенной квадратичной регрессии Кливленда. Также рис. 5б демонстрирует динамику квазициклической и трендовой компонент для примера Р1Н1. Сравнение рис. 3а, 4а с рис. 5б наглядно показывает, что популярная на практике оценка (1)

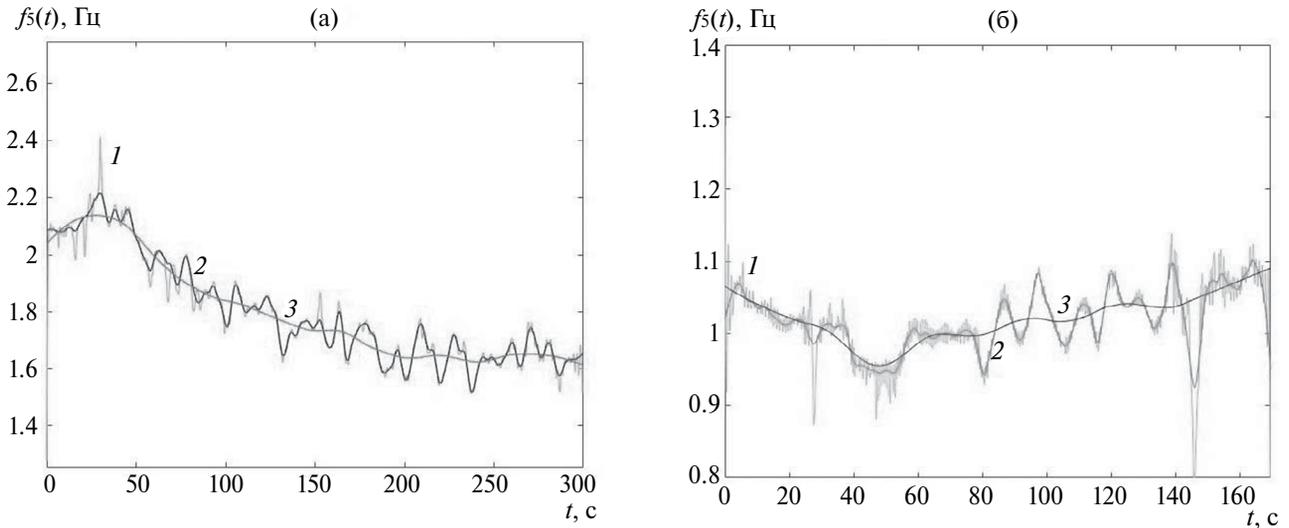


Рис. 7. Динамика оценки $f_5(t)$ мгновенной частоты основного сердечного тона для P1N1 (а) и P1M3 (б): зашумленный ВР (кривая 1), а также его квазизиклическая (2) и трендовая (3) компоненты.

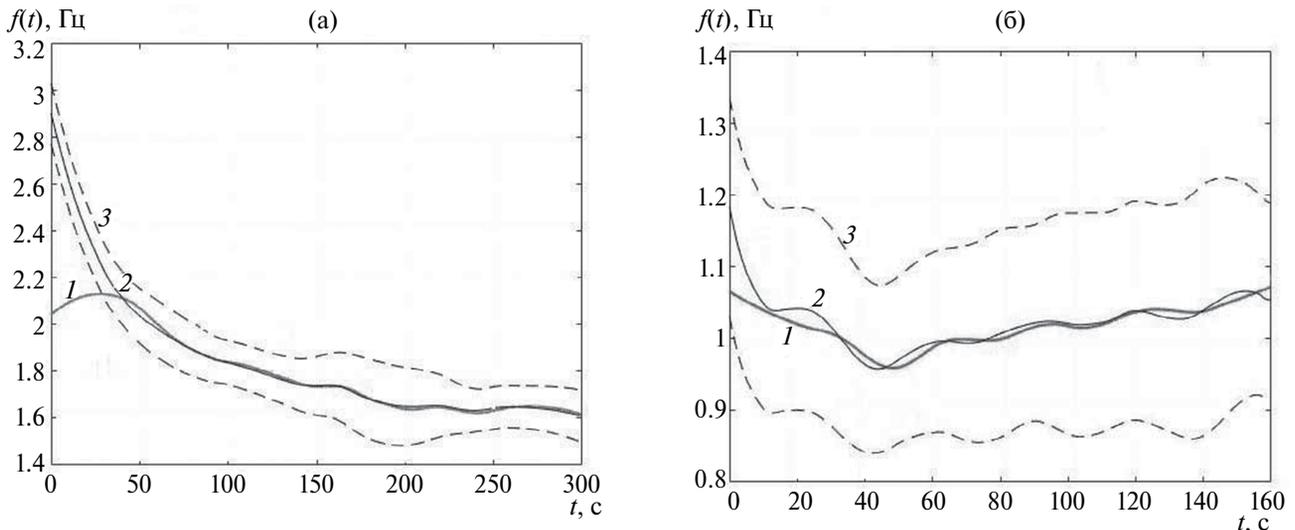


Рис. 8. Сравнительный анализ оценок ЧСС для P1N1 (а) и P1M3 (б): трендовая компонента ВР $f_i(n)$ мгновенных частот (1), а также тренд (2) и границы полосы Боллинджера (3), полученных методами электрокардиографии.

мгновенной частоты смещена в область ее меньших значений для узкополосного процесса!

Несмещенные оценки мгновенной частоты получают с помощью масштабирования квадратур пульсовой волны ее огибающей и вычисления мгновенных фаз

$$\tilde{\Phi}(t) = \arccos\{\tilde{w}(t) / e(t)\}$$

$$\text{и } \hat{\Phi}(t) = \arcsin\{\hat{w}(t) / e(t)\}.$$

Их численное дифференцирование в базисе интерполянтов Эрмита дает для $t = n\Delta t$ неотрицательные зашумленные оценки мгновенных частот основного сердечного тона

$$|\partial\tilde{\Phi}(n\Delta t) / \partial t| = |\tilde{C}(n)|,$$

$$|\partial\hat{\Phi}(n\Delta t) / \partial t| = |\hat{C}(n)|.$$

Здесь $\tilde{C}(n)$ и $\hat{C}(n)$, $n = 1, 2, \dots, N$ — ВР коэффициентов при первых степенях $(t - n\Delta t)$ интерполянтов Эрмита для мгновенных фаз $\tilde{\Phi}(t)$ и $\hat{\Phi}(t)$ соответственно. Последующее удаление аномальных значений ВР $\tilde{C}(n)$ и $|\hat{C}(n)|$ с помощью ядерной робастной локально взвешенной квадратичной регрессии Кливленда (функция `gloess` в Matlab) с параметром сглаживания $0.003N$ формирует несмещенные оценки мгновенных частот

$$f_4(n) = \text{gloess}\{|\tilde{C}(n)|, 0.003N\} / (2\pi\Delta t),$$

$$f_5(n) = \text{gloess}\{|\hat{C}(n)|, 0.003N\} / (2\pi\Delta t),$$

представленные на рис. 6 и 7 соответственно для очищенных пульсовых волн примеров P1N1 и P1M3. Кроме того, рис. 6 и 7 демонстрируют квазициклические и трендовые компоненты для указанных примеров.

Верификацию предложенных оценок мгновенной частоты основного сердечного тона рационально выполнять с помощью сравнения с результатами стандартных моделей динамики ЧСС, полученных методом электрокардиографии. Рисунки 8а, 8б иллюстрируют поведение альтернативных моделей ЧСС для примеров P1N1 и P1M3 из БД [15]. В частности, имеет место достаточная согласованная динамика оценок $f_1(n)$ мгновенных частот, сформированных в результате скользящего анализа аналитического сигнала в терминах преобразования Гильберта пульсовой волны, с тенденцией временных рядов в пределах границ полосы Боллинджера, полученных в результате измерения электрокардиограмм испытуемых.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, изложена методика скользящего анализа аналитического сигнала пульсовой волны, полученной методомДФПГ. Логически последовательные этапы интеллектуального анализа квадратурных составляющих волны позволяют исследовать нестационарную динамику адекватных оценок ЧСС испытуемого. На конкретных примерах обработки сигналовДФПГ продемонстрирована конкурентоспособность предложенных в работе оценок ЧСС на основе преобразования Гильберта по сравнению со стандартными методиками измерения RR-интервалов. Важное преимущество предлагаемого подхода по критерию цена/качество состоит в применении современных алгоритмов цифрового корреляционно-спектрального анализа и дискретного преобразования Гильберта, эффективно реализуемых в режиме реального времени как алгоритмическими, так и аппаратными средствами.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Greenes R.A.* Clinical Decision Support. The Road to Broad Adoption. 2nd ed. Amsterdam, Boston: Elsevier Acad. Press, 2014.
2. *Pandey S.C.* // Intern. Conf. on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System (SCOPE2016). Paralakhemundi, Odisha, India. 2016. 3–5 October. P. 972.
3. *Баранов А.А., Намазова-Баранова Л.С., Смирнов И.В. и др.* // Вестник РАМН. 2016. Т. 71. № 2. С. 160. <https://doi.org/10.15690/vramn663>
4. *Реброва О.Ю.* // Клиническая и экспериментальная тиреодология. 2019. Т. 15. № 4. С. 148. <https://doi.org/10.14341/ket12377>
5. *Sutton R.T., Pincock D., Baumgart D.C. et al.* // Digital Medicine. 2020. V. 17. № 3. P. 2. <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0221-y>
6. *Giordano C., Brennan M., Mohamed B. et al.* // Frontiers in Digital Health. 2021. V. 3. № 6. P. 1. <https://doi.org/10.3389/fdgth.2021.645232>
7. *Akishin A.D., Nikolaev A.P., Pisareva A.V.* // J. Phys.: Conf. Ser. 2021. V. 2096. № 1. P. 012187.
8. *Омпоков В.Д.* Частотно-временной анализ пульсовых сигналов с помощью преобразования Гильберта-Хуанга. Дисс. канд. физ.-мат. наук. Улан-Уде: Ин-т физ. материаловедения СО РАН. 2019. 106 с.
9. *Анищенко Л.Н., Лобанова В.С., Давыдова И.А. и др.* // Биомед. радиоэлектроника. 2021. Т. 24. № 5. С. 47. <https://doi.org/10.18127/j15604136-202105-06>
10. *Borzov A., Kasikin A., Labunets L., Ryakhina M.* // Proc. Intern. Sci. Practical Conf. “Information Technologies and Intelligent Decision Making Systems” (ITID-MS2021). CEUR Workshop Proc. 2021. <http://ceur-ws.org/Vol-2843>
11. *Labunets L.V., Borzov A.B., Makarova N.Yu.* // J. Commun. Technol. Electron. 2022. V. 67. № 2. P. 182. <https://doi.org/10.1134/S1064226922020097>
12. *Labunets L.V., Ryakhina M.Yu.* // Biomedical Engineering. 2023. V. 57. № 4. P. 265. <https://doi.org/10.1007/s10527-023-10312-9>
13. *Unakafov A.M.* // Biomed. Phys. Engineering Express. 2018. № 4. P. 045001. <https://doi.org/10.1088/2057-1976/aabd09>
14. *Wang W., den Brinker A.C., Stuijk S., de Haan G.* // IEEE Trans. 2016. V. BE-64. № 7. P. 1479. <https://doi.org/10.1109/TBME.2016.2609282>
15. *Hoffman W.F.C., Lakens D.* Public Benchmark Dataset for Testing rPPG Algorithm Performance. 4TU.Centre for Research Data. Dataset. <https://doi.org/10.4121/uiid:2ac74fbd-2276-44ad-aff1-2f68972b7b51>
16. *Thomson D.J.* // Proc. IEEE. 1982. V. 70. № 9. P. 1055.
17. *Zhongzhe Ch., Baqiao L., Xiaogang Y., Hongquan Y.* // Energies. 2019. V. 12. <https://doi.org/10.3390/en12163077>
18. *Golyandina N., Nekrutkin V., Zhigljavsky A.* Analysis of Time Series Structure: SSA and Related Techniques. New York: Chapman and Hall/CRC. 2001.
19. *Zeiler A., Faltermeier R., Tomé A. et al.* // Neural Proc. Lett. 2013. V. 37. № 1. P. 21.
20. *Fontugne R., Borgnat P., Flandrin P.* // Proc. IEEE Intern. Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). New Orleans, USA. 2017. P. 4306.
21. *Германович О., Лиференко В., Лебедев С.* // Компоненты и технологии. 2012. № 2. С. 122.
22. *Marple S.L., Jr.* // IEEE Trans. 1999. V. SP-47. № 9. P. 2600. <https://doi.org/10.1109/78.782222>
23. *Forsythe G.E., Malcolm M.A., Moler C.B.* Computer Methods for Mathematical Computations. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1977.

SLIDING ANALYSIS OF ANALYTICAL SIGNAL OF NON-CONTACT PHOTOPLETHYSMOGRAPHY FOR ASSESSING HEART RATE

L. V. Labunets^{a, b, *}, D. S. Lukin^b, M. Yu. Ryakhina^a

^a*Bauman Moscow State Technical University,
2-ya Baumanskaya st., 5, Moscow, 105005 Russian Federation*

^b*Российский новый университет,
Radio st., 22, Moscow, 105005 Russian Federation*

**E-mail: labunets@bmstu.ru*

Received September 25, 2023; revised November 5, 2023; accepted November 24, 2023

The paper proposes a method for studying the variability of the subject's heart rate based on the intellectual analysis of the pulse wave measured with remote photoplethysmography. The logically related stages of the formation of quadrature components based on the Hilbert transform of biomedical signals' dynamics are presented. Within the framework of modern methods of intellectual analysis of non-stationary time series, realizations of adaptive estimates of instantaneous frequencies and periods of the heartbeat basic tone are obtained.

Keywords: photoplethysmography, pulse wave, data mining, discrete Hilbert transform, instantaneous frequencies and periods of heart rate