

вати відмінності структури однойменних технічних об'єктів, чистоту обробки їх поверхонь, структуру і властивості біологічних рідин, функціональний стан людей.

Перспективи подальших досліджень полягають у створенні програмного забезпечення для можливості кількісної оцінки параметрів ГРВ-грам, напрацювання баз даних ГРВ-грам різноманітних об'єктів і їх станів.

Література

1. Коротков К.Г. От эффекта Кирлиан к биоэлектрографии . М.: Ольга, 1998. - 344с.
2. Грановский В.Л. Электрический ток в газах – М.: Наука, 1971. – 560с.
3. Райзер Ю. П. Физика газового разряда – М.: Наука, 1992. – 536с.
4. Сливков И. Н. Электроизоляция и разряд в вакууме. М.: Атомиздат, 1972.– 304с.

Кухтин В. В., Петельський П. В., Чепурний Ю. В. Апаратна реалізація і діагностичні можливості методу газорозрядної візуалізації. Розглянуто варіант апаратної реалізації пристрою газорозрядної візуалізації об'єктів та приведені Кірліан-зображення, отримані за допомогою розробленого пристрою.

Ключові слова: біоелектрографія, ефект Кірліан, біомедична діагностика, ГРВ-зображення, газорозрядна візуалізація, ГРВ-графія, ГРВ-грамма

Кухтин В. В., Петельський П. В., Чепурный Ю. В. Аппаратная реализация и диагностические возможности метода газоразрядной визуализации. Был рассмотрен вариант аппаратной реализации устройства газоразрядной визуализации объектов и приведены Кирлиан-изображения, полученные при помощи разработанного прибора

Ключевые слова: биоэлектрография, эффект Кирлиан, биомедицинская диагностика, ГРВ-изображение, газоразрядная визуализация, ГРВ-грамма

Kuhtin V. V., Petelskyi P. V., Chepurnyi Ju. V. Hardware implementation and diagnostic features of gas discharge visualization method. Hardware implementation variant of GDV-device was considered and Kirlian-images, taken by the instrumentality of developed device, were shown

Key words: bioelectrography, Kirlian photography, biomedical diagnostics, GDV-image, gas-discharge visualization , GDV-graphy, GDV-gramm

УДК 621.372.542: 615.849.19

ПОВЫШЕНИЕ ДОСТОВЕРНОСТИ НЕИНВАЗИВНОГО АНАЛИЗА МАКРОЭЛЕМЕНТОВ В КРОВИ МЕТОДОМ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ ЭКГ

Яковенко И.А., Клочко Т.Р., Пелых А. Н., Леус Е.А.

В условиях острого дисбаланса макроэлементов в организме необходимо мониторировать содержание этих элементов. В клинической практике оно анализируется с помощью биохимического анализа крови, что, в свою очередь, является травматической манипуляцией. Особенно в педиатрической практике такой метод приводит к дополнительной физической и моральной нагрузки пациента.

В авторских работах [1,2] было предложено создание неинвазивного метода для исследования содержания макроэлементов K^+ , Ca^{++} , Na^+ в крови с помощью обработки данных электрокардиограмм (ЭКГ).

Одним из самых простых и в то же время одним из самых важных средств диагностики сердечно-сосудистых заболеваний является электрокардиограф, и задача повышения качества съема и обработки электрокардиограмм остается актуальной. При этом активно разрабатываются и внедряются цифровые методы фильтрации и анализа ЭКГ.

В результате измерения биоэлектрических процессов в миокарде с помощью электрокардиографа и записи сигнала в цифровой вид, мы столкнулись с рядом проблем, таких как низкочастотный дрейф, шум и т.д., что описано в работе [3].

Обработка и анализ данных ЭКГ, как правило, ведется не в реальном масштабе времени. Поэтому к ней применим гораздо более широкий класс алгоритмов.

Традиционные алгоритмы и методы цифровой обработки предназначены в первую очередь для линейных стационарных систем. Последние десятилетия активно развиваются новые методы анализа нелинейных, но стационарных систем, и линейных нестационарных систем (вейвлетный анализ, распределение Wagner-Ville и др.) [4,5].

Таким образом, целью работы является повышение достоверности неинвазивного анализа макроэлементов в крови с применением разложения по эмпирическим модам обработки ЭКГ.

Постановка задачи

Предположим, что произвольный сигнал можно представить как суперпозицию неких колебательных процессов, и применимо к сигналам любого вида, как описываемым линейной моделью, так и к нелинейным и нестационарным сигналам. Применим метод разложения по эмпирическим модам к задаче фильтрации данных ЭКГ. Этот метод был предложен Нордемом Хуангом в 1995 с обобщением на анализ произвольных временных рядов коллективом соавторов в 1998 г. В отличие от преобразования Фурье, базисные функции РЭМ (разложение по эмпирическим модам, в англоязычной литературе EMD – empirical mode decomposition), называемые эмпирическими модами, или собственными модальными функциями (СМФ, в англоязычной литературе IMF – intrinsic mode function), адаптивны к виду сигнала, вычисляются непосредственно из него, а их число невелико. СМФ не имеют аналитических описаний, но каждая из них должна удовлетворять двум обязательным условиям:

а) число экстремумов и переходов через нуль должно быть одинаковым или же отличаться не более, чем на единицу;

б) В любой точке функции среднее значение огибающих, определенных локальными максимумами и локальными минимумами, должно быть

нулевым.

В свою очередь IMF представляет собой колебательный режим, но вместо постоянной амплитуды и частоты может иметь переменную амплитуду и частоту, как функции времени.

Повышения точности обработки сигнала электрокардиографа

Любой произвольный сигнал $y(t)$ можно разделить на семейство функций внутренних мод, придерживаясь изложенной ниже методики. Для наглядности проиллюстрируем ее на примере разложения массива данных цифрового сигнала $y(k)$, который представляет собой сумму двух нестационарных по амплитуде гармоник.

1. Находим все экстремумы функции $y(k)$ (рис. 1). Через точки максимумов и минимумов проводим две огибающие кривые используя интерполяцию, например на основе кубических сплайнов (рис.2.).
2. Вычисляем текущее локальное среднее $m_1(k)$ значений верхней и нижней огибающих.
3. Вычитая из исходного сигнала $y(k)$ среднее значение $m_1(k)$ получают первое приближение СМФ:

$$h_1(k) = y(k) - m_1(k) \quad (1)$$

4. Повторяем операции 1 и 2 и 3, принимая вместо $y(k)$ функцию $h_1(k)$, и находим второе приближение к первой функции моды СМФ – функцию:

$$h_2(k) = h_1(k) - m_2(k) \quad (2)$$

здесь $m_2(k)$ – среднее значений огибающих функции $h_1(k)$ определенных ее локальными максимумами и локальными минимумами.

Аналогично находим третье и последующие приближения к первой функции моды СМФ. С увеличением количества итераций функция $h_n(k)$ стабилизируется, то есть стремится к неизменяемой форме. В качестве одного из критерия остановки процесса можно воспользоваться величиной

$$\delta = \frac{\sum_k (h_i(k) - h_{i-1}(k))^2}{\sum_k (h_i(k))^2} < \delta_0 \quad (3)$$

где δ_0 пороговое значение по достижению которого процесс вычисления приближений функции моды СМФ останавливается.

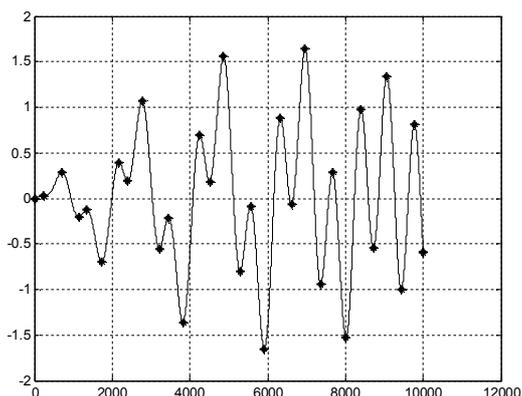


Рис. 1. Выделение экстремумов функции

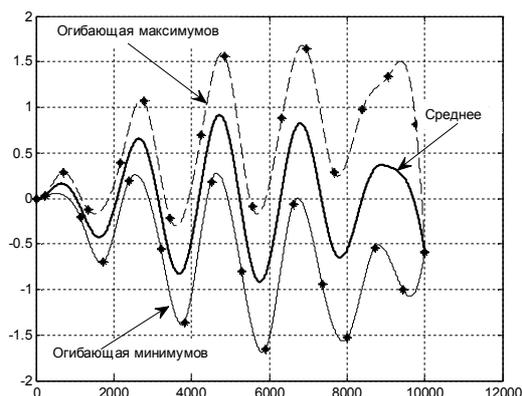


Рис. 2. Интерполяция экстремумов

5. По достижению δ порогового значения и остановки итерационного процесса последнее значение функции $h_n(k)$ может быть принято за первую и самую высокочастотную моду СМФ:

$$c_1(k) = h_n(k).$$

После получения первой моды вычитаем ее из исходной функции $y(k)$:

$$r_1(k) = y(k) - c_1(k)$$

6. Повторяем для остатка $r_1(k)$ пункты 1-5 и получаем вторую моду $c_2(k)$. Вычитаем ее из остатка $r_1(k)$

$$r_2(k) = r_1(k) - c_2(k)$$

Повторяем для остатка $r_2(k)$ и для всех последующих остатков эту процедуру, получим представление исходного сигнала в виде разложения по эмпирическим модам:

$$y(k) = \sum_i^n c_i(k) + r_n \quad (4)$$

где r_n – остаток на последнем этапе декомпозиции сигнала.

Остановка декомпозиции сигнала должна происходить при максимальном «выпрямлении» остатка, т.е. превращения его в тренд сигнала по заданному интервалу. В частности если остаток r_n является монотонной функцией, то из него не может быть извлечено ни одной функции СМФ. Также процесс декомпозиции можно остановить, если остаток является несущественным по своим значениям в сравнении с исходным сигналом. На рис. 3 представлен пример полной декомпозиции сигнала.

Таким образом, входной сигнал $y(k)$ в соответствии с выражением (4) раскладывается по адаптивному базису, полученному непосредственно из анализируемых данных. Он не определен аналитически, но удовлетворяет всем традиционным требованиям базиса.

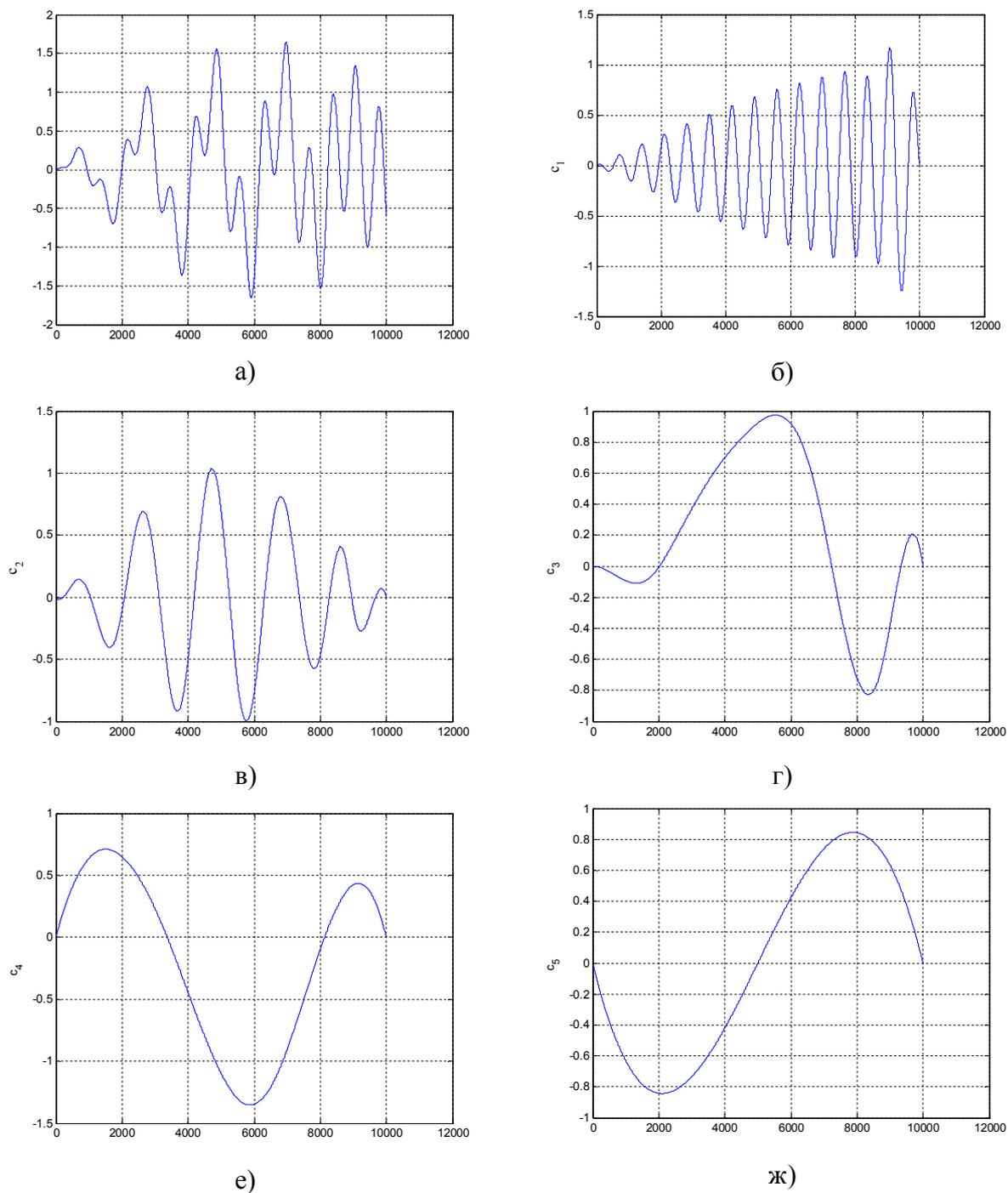


Рис. 3. Декомпозиція сигналу.

а) исходный сигнал; б-ж) – функции моды СМФ $c_1..c_5$.

На основании проверки на модельных и опытных данных он является:

- 1) законченным и сходящимся (сумма всех функций СМФ и остатка равна исходному сигналу и не зависит от критериев останова итераций);
- 2) ортогональным (все СМФ и остаток ортогональны друг другу).

Результаты моделирования и их обсуждения

На основе разложения (4) можно осуществлять фильтрацию сигнала, исключая СМФ с соответствующими номерами и остаток, который представляет собой медленный тренд либо константу. Результатом будет сигнал вида

$$\mathcal{Y} = \sum_L c_L(k) \quad (5)$$

где L – массив индексов СМФ, формирующих отфильтрованный сигнал.

Результаты декомпозиции сигнала ЭКГ представлены на рис.4. в виде функции СМФ.

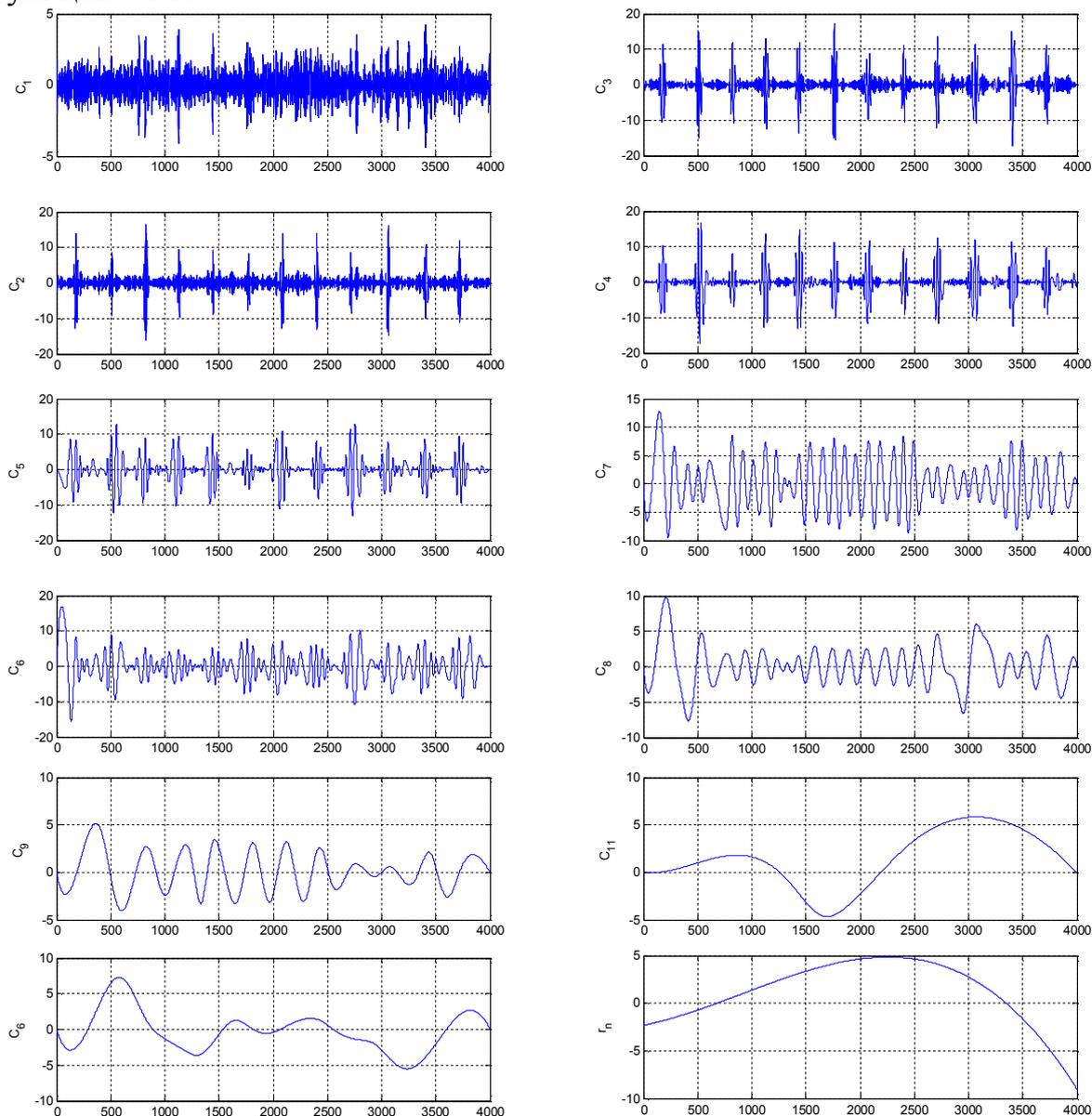


Рис 4. Декомпозиция сигнала ЭКГ

Как видим, с увеличением номера СМФ ее частота уменьшается. Первая СМФ представляет собой шум, во второй мы уже видим проявление R-

зубца, а последние СМФ и остаток – низкочастотный дрейф.

Получив таким образом разложение сигнала по функциям СМФ, можно убрать высокочастотный шум и низкочастотный дрейфы. Для этого достаточно просуммировать СМФ функции с индексом от 2 до 9. Результат приведен ниже на рис.5 и рис.6.

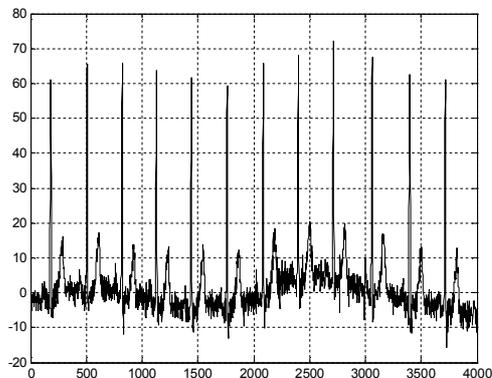


Рис 5. Исходный сигнал

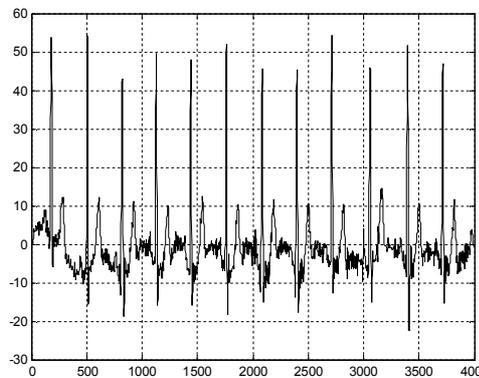


Рис.6. Сигнал после фильтрации

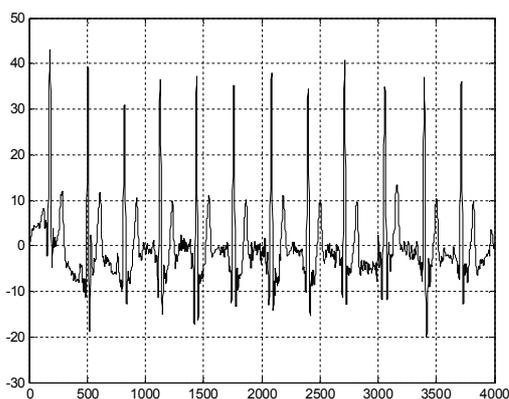


Рис.7. Высокочастотный шум при вычитании второй и третьей функции СМФ

В результате, при вычитании из исходного сигнала последние СМФ функции ликвидируется низкочастотный дрейф. Высокочастотный шум при вычитании первой СМФ уменьшился в 2..3 раза. Для более сильного подавления можно вычесть вторую и третью функции СМФ (рис 7).

Выводы

В работе рассмотрено применение метода разложения по эмпирическим модам для обработки сигнала ЭКГ. Этот метод

позволяет без каких-либо предположений о характере сигнала провести разложение последнего по ортогональному базису. При этом базис является адаптивным и определяется непосредственно по анализируемым данным.

В дальнейшем нам кажется перспективным модернизировать процедуру вычитания модовых функций: на различных временных интервалах вычитать свои определенные функции. А для определения индекса функций, которые нужно вычитать для данного интервала, можно использовать коэффициент детерминации, для определения отклонения отфильтрованного сигнала от исходного. Задавая пороговой величиной коэффициента детерминации можно для данного интервала вычесть те модовые функции, которые не приводят к уменьшению коэффициента детерминации для дан-

ного порога.

С допомогою данного розложення проведена фільтрація сигналу ЕКГ, що в подальшому дозволить отримати більш точні результати при визначенні макроелементів в крові неінвазивним методом.

Література

1. Яковенко І.О. Визначення макроелементів K^+ , Ca^{++} , Na^+ у крові дитини з подальшим оцінюванням гомеостазу організму / І.О.Яковенко, Т.Р. Ключко, О.О.Леус// Вісник НТУУ "КПІ" серія приладобудування. – 2009. – №38.-С.156-163
2. Патент № 51280 України, МПК G01N 33/48, A61B 5/08. Система для експрес-оцінювання гемодинаміки організму / Яковенко І.О., Ключко Т.Р., Леус О.О., 2010р. Заявка № u201000378, пріор. 15.01.2010. Опубл. 12.07.2010, Бюл. № 13.
3. Яковенко І.О. Автоматизація обробки ЕКГ для підвищення достовірності діагноза/І.О.Яковенко, Т.Р.Ключко, О.О.Леус// Вісник НТУУ "КПІ" серія приладобудування. – 2010. – №39.-С.155-161.
4. Huang N.E. Hilbert-Huang transform and its applications / Norden E. Huang, Samuel S.P. Shen. - World Scientific Publishing Co. Pt. Ltd. 5 Toh Tuck Link, Singapore,1995.
5. Huang N.E. The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis / Huang N.E. et al. – Proc.Roy.Soc.London, A,454.-1998, P.903 – 995.

Яковенко І.А., Ключко Т.Р., Пельх А. Н., Леус Е.А. Повышение достоверности неинвазивного анализа макроэлементов в крови методом цифровой обработки ЭКГ. Рассматривается обработка данных ЭКГ методом разложения по эмпирическим модам Хуанга. Особенность состоит в том, что базисные функции разложения определяются адаптивно на основе обрабатываемых данных. Проведено разложение сигнала ЭКГ по эмпирическим модам и осуществлена фильтрация сигнала от высокочастотного шума и низкочастотного дрейфа.

Ключевые слова: макроэлементы, неинвазивный метод, ЭКГ, эмпирические моды, цифровая обработка.

Яковенко І.А., Ключко Т.Р., Пельх А.Н., Леус Є.А. Підвищення достовірності неінвазивного аналізу мікроелементів у крові методом цифрового оброблення ЕКГ. Розглядається обробка даних ЕКГ за допомогою методу розкладання по емпіричних модах Хуанга. Особливість полягає в тому, що базисні функції розкладання визначаються адаптивно на основі оброблюваних даних. Проведено розкладання сигналу ЕКГ по емпіричних модах та здійснена фільтрація сигналу від високочастотного шуму і низькочастотного дрейфу.

Ключові слова: макроелементи, неінвазивний метод, ЕКГ, емпіричні моди, цифрова обробка.

Yakovenko I.A., Klochko T.R., Pelykh A.N., Leus E.A. Increasing the reliability uninvasion analysis macronutrients in blood by digital processing of the ECG. Treatment of these EKG is in-process examined by means of method of decomposition on the empiric fashions of Huang. Distinguishing feature consists of that the base functions of decomposition are determined adaptive on the basis of the processed data. Decomposition of signal is in-process conducted EKG on empiric fashions. By means of this decomposition filtration of signal was conducted from high-frequency noise and LF drift.

Keywords: macronutrients, uninvasion method, EKG, empiric fashions, digital treatment.