



## БИОМЕДИЦИНСКАЯ ИНЖЕНЕРИЯ

УДК 004.891.3:004.932.2

### КЛАССИФИКАЦИЯ СОСТОЯНИЯ СЕРДЕЧНО-СОСУДИСТОЙ СИСТЕМЫ ПО АНАЛИЗУ ФАЗОВОГО ПОРТРЕТА ДВУХ КАРДИОСИГНАЛОВ

**С.В. ДЕГТЯРЕВ**  
**С.А. ФИЛИСТ**  
**В.С. ТИТОВ**  
**А.Ф. РЫБОЧКИН**

*Юго-Западный  
государственный  
университет,  
г. Курск*

*e-mail: [SFilist@gmail.com](mailto:SFilist@gmail.com)*

Предложена технология классификации сердечно-сосудистой системы на основе Фурье-анализа фазовой плоскости, полученной из двух синхронизированных кардиосигналов  $x_1(t)$  и  $x_2(t)$ . В координатах  $x_1(t) - x_2(t)$  строят фазовый портрет исследуемой сердечно-сосудистой системы на интервале  $T$ , затем определяют замкнутую кривую, огибающую этот портрет, определяют дескрипторы Фурье полученной замкнутой кривой, после чего осуществляют классификацию исследуемой системы посредством обучаемого классификатора, построенного в пространстве дескрипторов Фурье.

Ключевые слова: кардиосигнал, фазовый портрет, сегментация изображений, спектральный анализ, алгоритмы, морфологические операции, артериальная гипертензия.

При исследовании электрокардиосигнала (ЭКС) и последующей классификации функционального состояния сердечно-сосудистой системы выделяют отдельные квазипериоды ЭКС и строят по ним изображения во временной или частотной областях [1].

Недостаток такого подхода к анализу квазипериодических сигналов состоит в сложности высокоточной временной синхронизации ЭКС. Чтобы снизить требования к синхронизации, переходят от одномерного сигнала к двумерному. Одним из способов, позволяющим достичь этого, является построение по одномерному сигналу его фазовой плоскости. Например, в каждой точке исходного временного сигнала  $y(t)$  численными методами оценивается первая производная  $dy/dt$  и вся последующая обработка сигнала выполняется на фазовой плоскости в координатах  $y(t) - dy/dt$ . Компьютерная обработка ЭКС предусматривает разделение фазовой траектории на отдельные сердечные циклы, селекцию траекторий с одинаковой морфологией (отбраковка ненадежных траекторий, вызванных артефактами либо экстрасистолами), усреднение траекторий в фазовом пространстве с последующей оценкой «эталонного» цикла во временной области по усредненной фазовой траектории. Этот способ позволяет одновременно оценивать как амплитудные, так и скоростные параметры любых элементов ЭКС, что дает возможность с высокой точностью оценить форму ЭКГ и обнаружить в ней такие отклонения, которые обычно скрыты от врача при традиционном анализе ЭКС во временной [2].

Недостатки данного способа формирования двумерного изображения ЭКС и его анализа обуславливаются следующими факторами. Отличительной особенностью способа является использование дополнительной информации, содержащейся в скоростных характеристиках исследуемого процесса. Однако скоростные характеристики процесса, определяемые на основе дифференцирования цифрового сигнала, не являются однозначными и определяются как выбранными правилами (параметрами окна цифрового фильтра) дифференцирования, так и способом фильтрации исходного сигнала. При анализе посредством этого способа имеется возможность использовать статистические параметры изображения, например, для электрокардиосигнала это параметр  $\sigma$



(рассеивание точек фазовых траекторий), дающий интегральное представление о вариабельности морфологии отдельных циклов ЭКС; угол  $\alpha$  ориентации усредненной фазовой траектории, главным образом характеризующий соотношение амплитуд зубцов комплекса  $QRS$ ; параметры симметрии отдельных фрагментов усредненной фазовой траектории относительно оси  $\dot{y}(t)=0$ , которые характеризуют соотношение скоростей на восходящем и нисходящем участках соответствующих волн, в частности, волны  $T$ . Однако эти параметры не являются самодостаточными и используются как дополнительные параметры при оценке ЭКС в стандартных отведениях.

Таким образом, актуальной задачей является увеличение объема полезной информации, извлекаемой из кардиосигнала, и тем самым повышение точности диагностических методов, в частности, повышение точности дифференциальной диагностики сердечно-сосудистых заболеваний путем использования дополнительной информации о ритмической структуре параметров кардиосигнала, а также повышение степени автоматизации процесса анализа и классификации живой системы, информацию о которой можно получить посредством синхронного мониторинга двух и более квазипериодических сигналов в ее подсистемах.

В общем случае в исследуемой живой системе выбирают две подсистемы, процессы в которых наблюдаются в виде синхронизированных квазипериодических сигналов  $x_1(t)$  и  $x_2(t)$ , осуществляют синхронную запись этих сигналов в течение времени  $T$ , определяемом целями исследований и природой исследуемой системы, в координатах  $x_1(t) - x_2(t)$  строят фазовый портрет исследуемой динамической системы на интервале  $T$ , затем определяют замкнутую кривую, оконтуривающую этот портрет, определяют дескрипторы Фурье полученной замкнутой кривой, после чего осуществляют классификацию исследуемой системы посредством обучаемого классификатора, построенного в пространстве дескрипторов Фурье.

На рис. 1 показана структурная схема устройства, реализующего построение предлагаемой фазовой плоскости. В качестве квазипериодических сигналов  $x_1(t)$  и  $x_2(t)$  в данном устройстве используются фотоплетизмосигнал и ЭКС. Устройство состоит из датчика пульса 1 – фотоэлектрический датчик (устанавливается на подушечку большого пальца левой руки), датчика ЭКС 2 (усилитель биопотенциалов с электродами), двухканального аналого-цифрового интерфейса 3, к двум входам которого подключены выходы датчиков 1 и 2, ЭВМ 4, к системной шине которой подключен аналоговый интерфейс 3, клавиатуры 5, подключенной к порту ЭВМ 4, и монитора 6, подключенного к выходу ЭВМ 4.

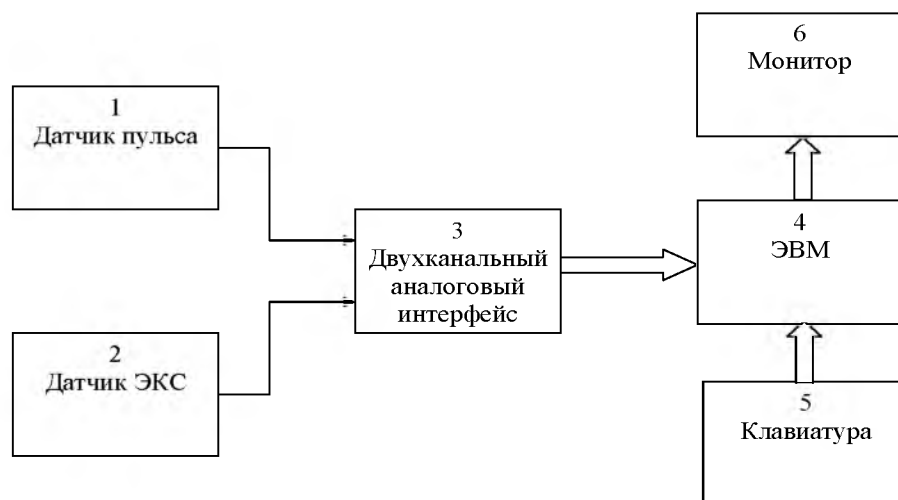


Рис. 1. Структурная схема устройства для построения фазовой плоскости

На рис. 2 представлены примеры синхронной записи двух кардиосигналов, отражающих состояние двух подсистем: периферических сосудов и сердца, полученные посредством устройства, представленного на рис. 1.

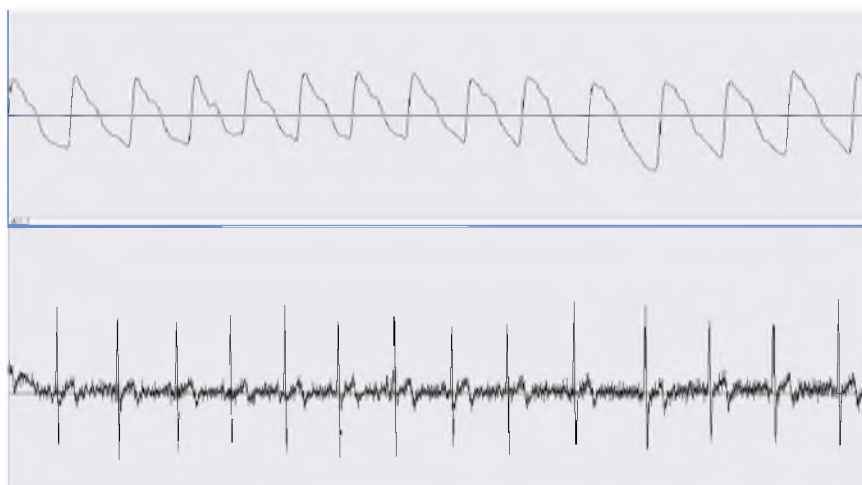


Рис. 2. Синхронные записи двух кардиосигналов, отражающих состояние двух подсистем: периферических сосудов и сердца

Построение фазовой плоскости осуществляется согласно схеме алгоритма, представленной на рис. 3. В блоке 1 осуществляется ввод в компьютер время мониторинга биосигналов  $T$  и шага дискретизации  $\Delta t$ . В блоке 2 осуществляется синхронный ввод в компьютер двух сигналов  $x_1(t)$  и  $x_2(t)$ , отражающих динамическое состояние системы. В блоке 3 осуществляется построения фазового портрета динамической системы в координатах  $x_1(t) - x_2(t)$ .

На рис. 4 показан фазовый портрет динамической системы, построенный на основе двух сигналов, представленных на рис. 2.

Оконтуривание фазового портрета осуществляется путем использования морфологических операций. Непосредственно оконтуривание фазового портрета осуществляют посредством морфологической операции **bwperim** – выделение границы бинарного объекта [3]. Так как морфологический оператор **bwperim** оконтуривает бинарный объект без дыр, то фазовый портрет не должен содержать внутренних дыр. Для выполнения этого условия в блоке 4 осуществляют морфологическую операцию дилатация.

В результате получается замкнутая фигура, представленная на рис. 5.

Замкнутую кривую рис. 5 разлагают в ряд Фурье, определяют соответствующие дескрипторы Фурье, модули которых используют как информативные признаки на входе нейронной сети прямого распространения (блоки 6 и 7 рис. 3).

На рис. 5 показана замкнутая кривая, полученная в результате оконтуривания фазового портрета рис. 4.

Для того чтобы система распознавания была адекватна, необходимо, чтобы частотный диапазон, соответствующий дескриптору Фурье с определенным номером  $u$ , не зависел от числа отсчетов в оконтуривающей фазовый портрет кривой. В общем случае в различных кривых, определяющих границы фазового портрета, содержится различное число отсчетов. В процессе формирования информативных признаков из спектральных отсчетов они должны соответствовать одним и тем же частотным диапазонам. При одинаковой частоте дискретизации и различных количествах отсчетов в контурах это требование нарушается.

Блок классификации 7 может работать в режиме обучения или в режиме классификации. Отличие входных данных в этих режимах состоит в том, что в режиме обучения данные на входе блока классификации представлены в виде матрицы, строки которой содержат информацию о дескрипторах Фурье соответствующей оконтуривающей кривой и классу, к которому принадлежит динамическая система с соответствующим фазовым портретом. В режиме классификации на входе блока класси-



фикации 7 присутствует только вектор с дескрипторами Фурье соответствующей оконтуривающей кривой.



Рис. 3. Схема алгоритма контурного анализа

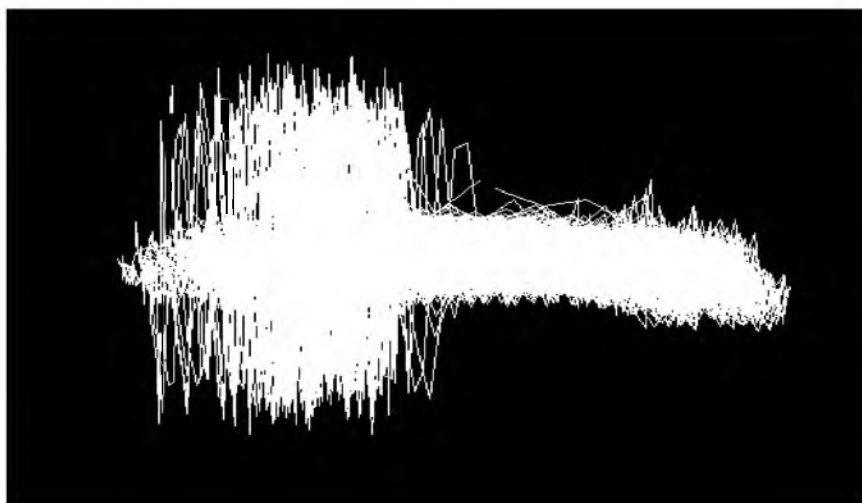


Рис. 4. Фазовый портрет динамической системы, построенный на основе двух сигналов

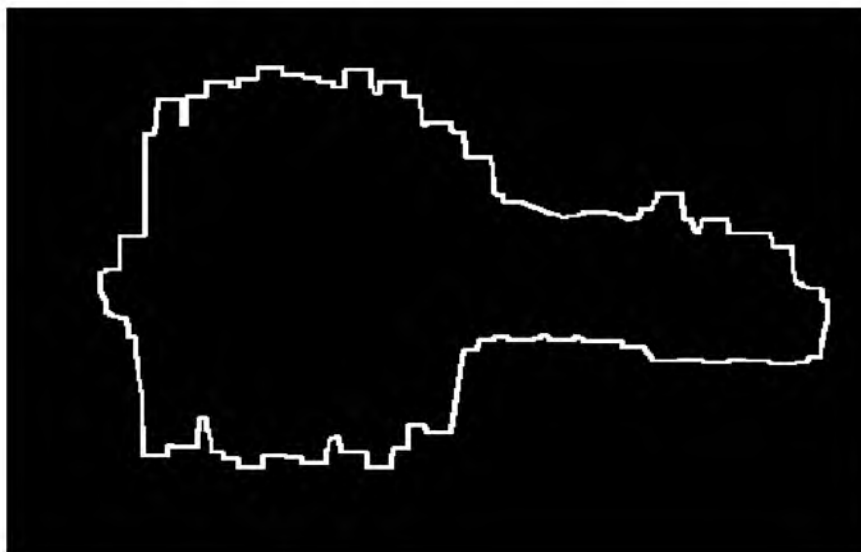


Рис. 5. Замкнутая кривая, полученная в результате оконтуривания фазового портрета

На **первом этапе** обучения классификатора задают общее число отсчетов в оконтуривающих кривых, которое должно быть одинаковым для всех контуров контрольных и обучающих выборок. Это число определяют по результатам статистических исследований. Для фазового портрета, отражающего динамику сердечно-сосудистой системы, число отсчетов (пикселей) в контурах колеблется от 500 до 30000. Для того чтобы иметь возможность сравнивать дискретные отсчеты частот, соответствующие разным контурам, необходимо, чтобы контуры имели одно и то же количество отсчетов (априорно полагается, что частота дискретизации у них одинакова и равна единице, то есть один пиксель). Чтобы выровнять число отсчетов в выборке анализируемых контуров, необходимо довести число отсчетов в каждом контуре до максимального в выборке  $K_{max}$ .

С этой целью высокочастотную часть спектральной полосы заполняют нулями и тем самым доводят число отсчетов в спектре каждого контура границы сегмента до максимального, например, 3000.

Таким образом, в процессе обучения классификатора осуществляют следующую цепочку преобразований: определение  $K_{max}$  → дополнение нулями спектральных отсчетов в области высоких частот до  $K_{max}$ .

Характерной особенностью дескрипторов Фурье является то, что их амплитуда связана с частотой. Поэтому любые частотные морфизмы в реальном сигнале приводят к амплитудным изменениям спектральных составляющих. Критерием адекватности любых морфизмов в частотной области служит обратное преобразование Фурье и соответствующие различия между прямым и обратным преобразованием Фурье.

Дополнение нулями спектра соответствует интерполяции в пространстве сигналов, то есть появлению дополнительных отсчетов между исходными отсчетами. Так как кривая дискретизирована с предельной частотой дискретизации, то промежуточные отсчеты попадают в те же координаты, что и исходные. В том случае, если спектр определяется на контуре, то координаты отсчета определяют и величину отсчета. Тогда дополнительные отсчеты имеют значения, равные значениям в смежных узлах интерполяции. Это ведет к нарушению требований равенства Парсевала. Чтобы сохранить энергетический эквивалент между пространством сигналов и пространством частот, необходимо увеличить амплитуду дескрипторов пропорционально числу промежуточных отсчетов, появившихся в пространстве сигналов в результате дополнения спектра нулями. Поэтому **на втором этапе** обучения классификатора все спектральные составляющие в спектрах  $i$ -й кривой умножают на величину  $K_{max}/K_i$ , где  $K_i$  – количество отсчетов в  $i$ -й кривой.



### **Третий этап – оптимизация числа используемых дескрипторов.**

Для оптимального выбора числа анализируемых дескрипторов (под оптимальностью здесь понимается минимизация их числа) необходимо осуществить обратные преобразования Фурье модифицированного спектра контура и сравнить его с исходным контуром.

Учитывая, что преобразование Фурье обратимо, по дескрипторам Фурье можем восстановить границы контура исследуемого фазового портрета. В любом случае, для восстановления контура используются столько дескрипторов, сколько было получено отсчетов на контуре, то есть  $K_{max}$ . Если часть дескрипторов приравнять к нулю, то, при использовании нейросетевой классификационной модели, узлы входного слоя нейронной сети, соответствующие этим дескрипторам, можно исключить, что приводит к значительному упрощению модели классификатора.

Предположим, что вместо всех коэффициентов Фурье  $\alpha(u)$  используются только первые  $M$  из них. Это значит, что при  $u > M - 1$   $\alpha(u) = 0$ . Результатом восстановления окажется следующее приближение  $\hat{s}(k)$ :

$$\hat{s}(k) = \frac{1}{K_{max} - 1} \sum_{u=0}^{M-1} \alpha(u) e^{j2\pi k u / K_{max}} \quad (1)$$

для  $k = \overline{0, K_{max} - 1}$ .

Так как при вычислении каждой компоненты используется лишь  $M$  членов,  $k$  по-прежнему пробегает весь диапазон от 0 до  $K_{max}-1$ , т.е. в приближенной кривой будет то же самое число точек, но для восстановления их координат используется меньшее число дескрипторов. Из рассмотрения преобразования Фурье следует, что высокочастотные составляющие описывают мелкие детали, тогда как низкочастотные компоненты определяют общую форму границы. Поэтому, чем меньше  $M$ , тем больше деталей границы теряется.

Исследования показали, что нескольких коэффициентов низшего порядка достаточно для описания общей формы границы, однако для точного восстановления резких деталей, например, углов и прямолинейных участков, требуется значительно большее число членов высокого порядка.

Чтобы оценить информационные потери при приравнивании к нулю части дескрипторов, необходимо сравнить по определенному критерию исходный контур и контур, восстановленный по ограниченному набору дескрипторов. С этой целью представим контур двумя параметрическими кривыми:

$$x_k = f_1(k) \quad (2)$$

$$y_k = f_2(k) \quad (3)$$

После перехода от  $K$  дескрипторов к  $M$  дескрипторам ( $M < K$ ) получают также параметрические кривые, отражающие геометрию границы фазового портрета в виде

$$\tilde{x}_k = \tilde{f}_1(k) \quad (4)$$

$$\text{и} \quad \tilde{y}_k = \tilde{f}_2(k) \quad (5)$$

Примеры исходных и восстановленных по  $M$  дескрипторам параметрических кривых представлены на рис. 6.

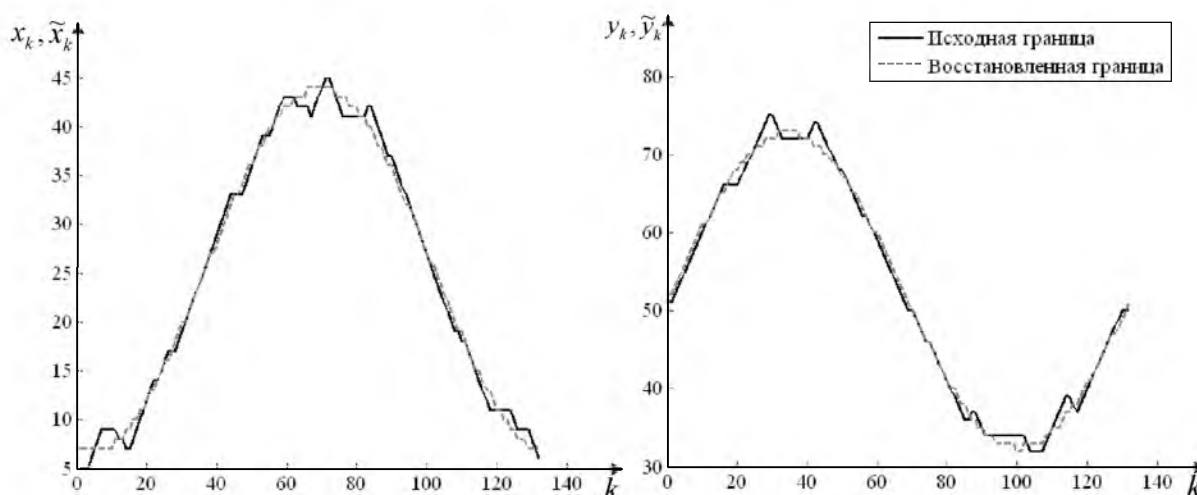


Рис. 6. Параметрические кривые исходной и восстановленной оконтуривающей кривой фазового портрета

Ошибка восстановления определяется из следующего выражения

$$\Lambda = \frac{1}{K} \sqrt{\sum_{k=0}^{K-1} (x_k - \tilde{x}_k)^2 + \sum_{k=0}^{K-1} (y_k - \tilde{y}_k)^2} \quad (6)$$

Для оптимизации числа дескрипторов Кэттель [4] предложил найти такое место на графиках зависимости информационных потерь (ошибки восстановления (6)) от числа дескрипторов, где убывание критерия  $\Lambda$  слева направо максимально замедляется. Предполагается, что справа от этой точки находится только «информативная осыпь» – «осыпь» является геологическим термином, обозначающим обломки горных пород, скапливающиеся в нижней части скалистого склона. В соответствии с этим критерием можно оставить в примере рис. 10 для тестового контура 1-10 дескрипторов, а для тестового контура 2-40 дескрипторов.

Таким образом, перед обучением нейросетевого классификатора по обучающей выборке определяются максимальное число в обучающей выборке  $K_{max}$  и число нейронов во входном слое классификатора  $K$ . Затем осуществляется настройка нейронной сети, выполняемая по известным алгоритмам, например, по алгоритму обратного распространения ошибки [5].

Технико-экономический эффект предложенного способа заключается в расширении получаемой информации о сложных динамических системах за счет учета взаимодействия их подсистем. Применительно к живым системам это обеспечивает более качественное диагностирование заболеваний сердечно-сосудистой системы человека, что позволяет оказывать адекватные терапевтические воздействия на пациента, у которого выявлена возможность возникновения жизнеопасных аритмий.

Данный способ является простым, экономичным для оценки показателя риска развития артериальной гипертензии (АГ) на основе выбранных факторов риска. Он может использоваться при диспансеризации и профилактических осмотрах лиц от 20 до 76 лет в амбулаторных и стационарных условиях.

Полученные с помощью данного способа результаты позволяют помочь врачу общей практики, терапевту провести раннюю профилактику, направленную на предупреждение развития заболевания, тем самым способствуя снижению случаев первичной заболеваемости АГ.



### Литература

1. Филист, С.А. Многомерная частотная селекция в задачах анализа медленных волн / С.А. Филист, А.П. Белобров, А.А. Кузьмин // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2010. – № 2. – С.4-10.
2. Файнзильберг, Л.С. Компьютерный анализ и интерпретация электрокардиограмм в фазовом пространстве / Л.С. Файнзильберг // Системні дослідження та інформаційні технології. – 2004. – №1. – С. 32-46.
3. Халафян, А.А. STATISTICA 6. Статистический анализ данных / А.А. Халафян. – М. : ООО Бином-Пресс, 2007. – 512 с.
4. Филист, С.А. Метод обработки и анализа сложноструктурируемых изображений на основе встроенных функций среды MATLAB / С.А. Филист, Р.А. Томакова // Вестник Читинского государственного университета. – 2012. – № 1 (80). – С.3-9.
5. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский ; пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М. : Финансы и статистика, 2004. – 344 с.

## CLASSIFICATION OF CARDIOVASCULAR SYSTEM BY ANALYSIS OF TWO CARDIOSIGNALS' PHASE PORTRAIT

**S.V. DEGTAREV**  
**S.A. FILIST**  
**V.S. TITOV**  
**A.F. RYBOCHKIN**

*Southwest State University, Kursk*  
*e-mail: SFilist@gmail.com*

It is technology of cardiovascular system's classification based on Fourier analysis of phase plane obtained from two synchronized cardiosignals  $x_1(t)$  and  $x_2(\bar{t})$ . In coordinates  $x_1(t) - x_2(\bar{t})$  a phase portrait of under investigation cardiovascular system on the interval  $T$  is built. Then a closed contour curve of the portrait and Fourier descriptors of the closed curve are defined. After that classification of the system is realized by the trained classifier built in the space of Fourier descriptors.

Key words: cardiosignal, phase portrait, picture segmentation, spectral analysis, algorithms, morphological operations, arterial hypertension.