

## Использование сигнальных процессоров для оценки электрофизиологических сигналов методами рангового анализа

### Аннотация

В статье для выделения информативных признаков из электрофизиологических сигналов предлагается использовать ранговый анализ, позволяющий выделять частотные составляющие с определением различных их характеристик, включая параметры, характеризующие нестационарные участки.

В качестве инструментальных средств предлагается использовать сигнальные процессоры.

Многочисленными исследованиями отечественных и зарубежных ученых было убедительно показано, что информация, извлекаемая из электрофизиологических сигналов, играет существенную роль в оценке состояния различных органов, систем и организма в целом. Для выделения этой информации с целью ее использования специалистами медицинского профиля разработано множество методов, включая сегментацию, периодометрический, ранговый, корреляционный, спектральный и другие методы анализа.

Значительное количество полезной для медицинских специалистов информации содержится в различных частотных составляющих исследуемых сигналов. Основным методом выделения частотных составляющих и оценки их параметров является спектральный анализ, для проведения которого часто используются сигнальные процессоры, в которых программно-аппаратно поддерживается реализация быстрого преобразования Фурье [1].

Несмотря на широкие возможности таких процессоров при обработке электрофизиологических сигналов, возникает ряд проблем, связанных с тем, что значительное количество информации содержится на нестационарных участках сигналов, особенно при появлении и развитии патологических процессов или при использовании различных нагрузочных проб; существующие способы получения состоятельных оценок для нестационарных процессов требуют априорной информации о свойствах сигналов, однако такая информация хорошо изучена для весьма ограниченного числа методик и электрофизиологических процессов; при реализации методов спектрального анализа задействуется значительное число ресурсов сигнальных процессоров, что оставляет мало возможностей для решения других важных задач, особенно при многоканальной обработке.

Перечисленные и ряд других особенностей информации, извлекаемой из электрофизиологических сигналов, делают актуальной задачу поиска адекватных математических методов, способных хотя бы частично разрешить возникающие проблемы. Исследованиями, проведенными на кафедре биоинженерии Юго-Западного государственного университета, было показано, что возможным вариантом выделения информативных признаков для задач медицинской диагностики является метод рангового анализа [2].

### Метод

В основу исследуемого метода рангового анализа положен алгоритм фиксации точек переключения физиологического сигнала, которые далее подвергаются процедуре ранжирования [2].

Ранжирование параметров сигнала по точкам переключений основано на выделении из исследуемых процессов комплекса показателей (периодометрических, частотных, амплитудных, планометрических, асимметрических и др.), различные временные составляющие которых рассчитываются относительно точек переключения сигнала и ранжируются по убыванию скорости их изменения.

В качестве точек переключения могут быть выбраны точки перегибов, нарушения монотонности, минимумов, максимумов, разрывов и т. д. Ранжирующая процедура использует

специальный оператор переключения  $\theta_{jk}$ , для которого  $j$  определяется как порядковый номер точки в  $k$ -м ранге.

Ранги определяются и упорядочиваются по номеру «скоростных» составляющих, образующих исследуемый процесс. Будем считать, что точки отсчета первого ранга формируются после обработки оператором переключения исходного сигнала  $X(t)$  ( $k = 0$ ), а точки отсчета каждого последующего ранга – при применении оператора переключения к точкам переключения предыдущего ранга.

Заканчивается ранжирование либо исчерпанием точек переключения на очередном шаге ранжирования, либо после выхода за пределы информативности исследуемых показателей с точки зрения целей решаемой задачи.

На рис. 1 показан пример ранжирования сигнала  $X(t)$  оператором переключения  $\theta_{jk}$  по минимуму после предварительной его дискретизации, что характерно для цифровых систем обработки информации.

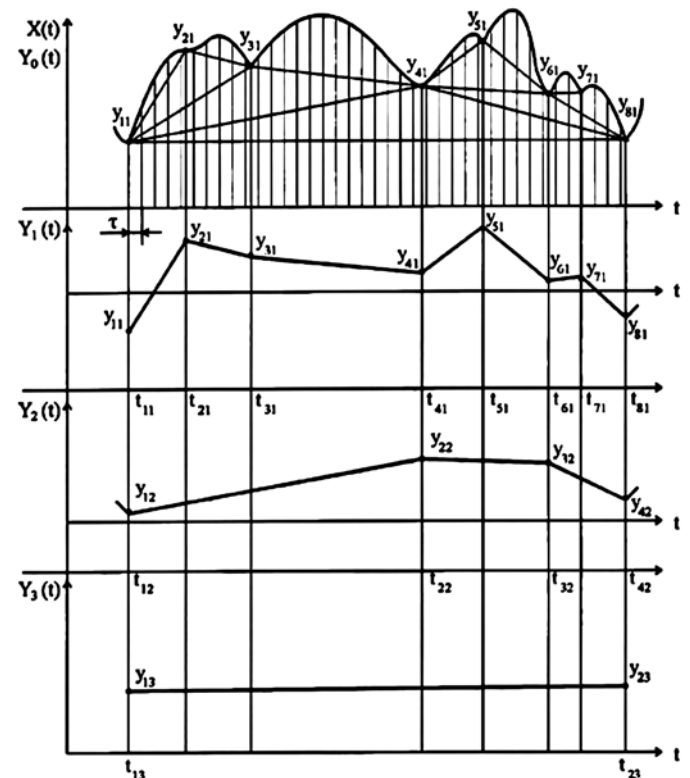


Рис. 1. Ранжирование сигнала  $X(t)$

Результатом дискретизации сигнала  $X(t)$  является получение решетчатой функции

$$Y_{jo}(t) = X(t) \sum_{i=0}^{\infty} \delta(t - i\tau); \quad (1)$$

$$\delta(t - i\tau) = \begin{cases} 1 & \text{для } t = i; \\ 0 & \text{для } t \neq i, \end{cases}$$

где  $i$  – номер дискреты;  $\tau$  – период дискретизации.

Из рис. 1 видно, что точки отсчета первого ранга  $Y_{j1}(t)$  получены из дискретизованного исходного сигнала  $Y_{j0}(t)$  путем выделения всех его локальных минимумов. Точки отсчета второго ранга  $Y_{j2}(t)$  получены путем выделения всех локальных минимумов из точек первого ранга  $Y_{j1}(t)$  и т. д.

Аналитический оператор переключения может быть представлен выражением

$$\theta_{jk} = \begin{cases} 1 & \text{при наличии переключения в } k\text{-м ранге;} \\ 0 & \text{при отсутствии переключения.} \end{cases}$$

Выражение для  $j$ -го элемента решетчатой функции  $k$ -го ранга определим следующим образом:

$$Y_{jk}(t) = Y_{j,k-1}(t)\theta_{jk-1}. \quad (2)$$

Для наглядности на рис. 1 вершины решетчатой функции соединены прямыми линиями.

Моменты времени переключения для исследуемого сигнала и его рангов определяются по формуле

$$t_{jk} = i\tau\theta_{jk}. \quad (3)$$

Полученные двойки  $\{Y_{jk}(t), t_{jk}\}$  будем в дальнейшем использовать как точки отсчета для  $j$ -го участка  $k$ -го ранга при построении различных характеристик  $\psi_k(t)$ , отражающих те или иные свойства исследуемого сигнала.

Динамические свойства изучаемых характеристик удобно описывать с помощью элементарной ступенчатой функции

$$\Phi_{jk}(t) = \begin{cases} \Phi_{jk}^*(t), & \text{если } t \in TT; \\ 0, & \text{если } t \notin TT, \end{cases} \quad (4)$$

путем введения зависимости

$$\Psi_k(t) = \sum_{j=1}^{\infty} \Phi_{jk}(t), \quad (5)$$

где  $\Phi_{jk}^*(t)$  – величина функции исследуемой характеристики, вычисляемая для каждого участка каждого ранга. Здесь и в дальнейшем  $TT$  – интервал времени  $[t_{jk}; t_{j+1,k}]$ .

Визуальное наблюдение динамических характеристик дает хорошее представление о динамике изучаемых параметров процесса и позволяет легко оценивать изменение одних параметров относительно других для всех выделенных рангов, т. е. анализировать, как более «быстрые» процессы разворачиваются на фоне более «медленных».

В качестве скоростной характеристики исследуемого процесса и его рангов может быть выбрана величина периода между двумя соседними переключениями (периодометрическая характеристика).

Тогда

$$\Phi_{jk}^T(t) = \begin{cases} t_{j+1,k} - t_{jk}, & \text{если } t \in TT; \\ 0, & \text{если } t \notin TT. \end{cases} \quad (6)$$

Амплитудные характеристики определим выражениями

$$\Phi_{jk}^A(t) = \begin{cases} Y_{jk}^*(t) - Y_{jk}(t), & \text{если } t \in TT; \\ 0, & \text{если } t \notin TT, \end{cases} \quad (7)$$

где  $Y_{jk}^*(t)$  – амплитуда максимума исходного сигнала или опорной точки  $k$ -го ранга, расположенного на интервале

$$t_{jk} < t < t_{j,k+1} \text{ } k\text{-го ранга.}$$

Аналогично определяются асимметрические и мощностные характеристики сигналов [2]. В этой же работе приведены формулы расчета различных показателей, характеризующих динамические характеристики функции  $\psi_k(t)$ : суммарной величины скачков, средней величины скачков, величины дрейфа, приведенного дрейфа, нормированного дрейфа, скорости дрейфа.

Использование одних и тех же базовых точек отсчета для одного и того же ранга при вычислении различных показателей  $\Phi_{jk}^*(t)$  позволяет рассматривать состояние объекта на  $j$ -м интервале как точку многомерного пространства, а совокупность отсчетов создает многомерное «облако». Различным со-

стояниям человека в целом ряде практических задач, например, в задачах классификации функциональных состояний человека, оценки уровня функционального резерва, где широко используются нагрузочные пробы, создающие на исследуемых системах участки переходных процессов [3] и т. д., соответствуют различные области многомерного пространства признаков, что позволяет для решения классификационных задач использовать аппарат теории распознавания образов в его четкой и нечеткой интерпретации [4]-[6].

Одним из проблемных мест рассмотренного варианта анализа является точное определение точек переключения при наличии высокочастотных помех. Уменьшить этот вид погрешности можно, используя низкочастотную цифровую фильтрацию, подерживаемую современными сигнальными процессорами.

## Результаты исследования

Работоспособность рассмотренного метода выделения информативных признаков проверялась на задачах оценки степени тяжести диффузного токсического зоба с использованием методики, включающей в себя непрерывную регистрацию пульсограммы пациента в процессе последовательного выполнения аптиортоспатической пробы на специальном поворотном столе. Регистрируемая пульсограмма, модулированная различными частотными составляющими, содержит выраженные переходные процессы, формирующиеся в ходе проведения аптиортоскопической пробы. На экспертном уровне было выделено три класса степеней тяжести заболевания: первый ( $\omega_1$ ); второй ( $\omega_2$ ) и третий ( $\omega_3$ ).

В ходе проведения разведочного анализа было установлено, что выделенные классы состояний в пространстве признаков имеют значительное пересечение и границы классов не поддаются четкому аналитическому описанию. В этих условиях для выделения исследуемых классов состояний был выбран метод синтеза двумерных классификационных пространств [3], являющийся разновидностью диалоговых систем распознавания образов. В результате обучения в качестве информативных признаков были отобраны временные и амплитудные характеристики первого и второго ранга в исходном состоянии, в положении лежа, в положении вниз головой через одну и через четыре минуты, а также величина дрейфа на переходных участках. В отображающем двумерном пространстве  $\Phi = U_1 \times U_2$  были получены отображения областей классов  $\omega_1$ ,  $\omega_2$  и  $\omega_3$  с явно выраженными переходными зонами между ними, что для окончательной классификационной модели позволило остановиться на нечетких квадратичных классификаторах с базовой переменной, определяемой по расстоянию до границ разделяемых классов в двумерном пространстве [3], [4], [7]. Проверка качества классификации на контрольных выборках объемом 50 человек на каждый класс показала, что диагностическая эффективность полученных правил классификации составляет 0,87.

## Заключение

1. Метод получения информативных признаков из электрофизиологических сигналов на основе рангового анализа по точкам переключений обеспечивает выделение показателей, характеризующих как устойчивые, так и неустойчивые участки исследуемых процессов, использование которых позволяет строить как четкие, так и нечеткие модели принятия решений о состоянии организма человека.

2. На примере задачи оценки степени тяжести диффузного токсического зоба была показана работоспособность предложенного метода, что позволяет рекомендовать его к апробации на других классах медицинских задач, особенно там, где электрофизиологические сигналы содержат участки нестационарности.

### Список литературы:

1. Проектирование систем цифровой и смешанной обработки сигналов / Под ред. Уолта Кестера. – М.: Техносфера, 2011. 328 с.

2. Корневский Н.А. Метод анализа сигналов произвольной формы путем их разложений по точкам переключений // Известие ВУЗов. Приборостроение. 1986. Т. 30. № 12. С. 3-7.
3. Яцун С.Ф., Бойцов А.В. Нечеткая оценка функционального резерва человека // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия «Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение». № 2. Ч. 3. С. 271-276.
4. Корневский Н.А. Синтез нечетких сетевых моделей, обучаемых по структуре данных, для медицинских энергетических систем // Медицинская техника. 2008. № 2. С. 18-24.
5. Корневский Н.А., Рябкова Е.Б. Метод синтеза нечетких решающих правил для оценки состояния сложных систем по информации о геометрической структуре многомерных данных // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2011. Т. 7. № 8. С. 128-136.
6. Корневский Н.А., Филлист С.А., Устинов А.Г., Рябкова Е.Б. Геометрический подход к синтезу нечетких решающих правил для решения задач прогнозирования и медицинской диагностики // Биомедицинская радиоэлектроника. 2012. № 4. С. 20-25.
7. Корневский Н.А., Буняев В.В. Метод синтеза двумерных классификационных пространств // Известия ВУЗов. Приборостроение. 2005. Т. 48. № 2. С. 35-38.

Евгений Николаевич Коровин,  
д-р техн. наук, профессор,  
кафедра системного анализа и управления  
в медицинских системах,  
ФГБОУ ВПО «Воронежский государственный  
технический университет»,  
г. Воронеж,  
Сергей Викторович Дегтярев,  
д-р техн. наук, профессор,  
кафедра информационных систем и технологий,  
Александр Александрович Бурмака,  
д-р техн. наук, профессор,  
кафедра биомедицинской инженерии,  
Леонид Васильевич Шульга,  
д-р мед. наук, профессор,  
кафедра охраны труда и окружающей среды,  
ФГБОУ ВПО «Юго-Западный  
государственный университет»,  
г. Курск,  
e-mail: kstu-bmi@yandex.ru

*Н.А. Корневский, Р.А. Томакова, С.П. Серегин, А.Ф. Рыбочкин*

## **Нейронные сети с макрослоями для классификации и прогнозирования патологий сетчатки глаза**

### **Аннотация**

Для прогнозирования и дифференциальной диагностики заболеваний сосудов глазного дна предложено использовать нейронные сети с макрослоями, использующие для диагностических заключений  $K$  групп информативных признаков и включающие в себя  $K + 1$  макрослой, отличающиеся тем, что в каждом макрослое содержится столько нейронных сетей, сколько классов заболеваний выделяет нейронная сеть с макрослоями, а число нейронов в первом слое каждой нейронной сети  $K$  первых макрослоев определяется размерностью признакового пространства, закрепленного за данным макрослоем, в то время как число нейронов в нейронных сетях последнего макрослоя определяется числом групп информативных признаков, используемых для диагностики сосудистых патологий глазного дна.

Исследования, проведенные на репрезентативных контрольных выборках, показали, что предлагаемые правила прогноза и дифференциальной диагностики степени тяжести тромбозов центральной вены сетчатки и ее ветвей обеспечивают уверенность в правильном принятии решений на уровне 0,9.

Для надежной постановки диагноза или прогноза сосудистой патологии сетчатки глаза необходимо, кроме извилистости сосудов, анализировать ряд других факторов, среди которых целесообразно выделить величину артериального давления; наличие атеросклероза; группу признаков, получаемых в результате опроса пациента; группу признаков, получаемых в результате осмотра и инструментальных исследований пациента [1].

Таким образом, на входе сетевой модели анализа и классификации сосудистой патологии глазного дна имеем некоторую совокупность групп информативных признаков, полученных в результате использования различных методик и технологий диагностики, которые необходимо интегрировать в единую сетевую структуру классификации.

Технология анализа патологических образований на изображении глазного дна включает в себя два этапа. На первом этапе, согласно теоретическим положениям, обоснованным в [2], выделяются центральные линии сосудов сетчатки, определяющие множество пикселей, по которым строятся контуры минимальной толщины. На втором этапе необходимо проверить гипотезу о принадлежности сосудов сетчатки к определенному классу. Гипотеза, как правило, двухальтернативная, поэтому при исследовании изображения на наличие патологических отклонений принимается бинарное решение:

изображение принадлежит к искомому классу (патологии или морфологическому образованию) или не принадлежит.

Для формализации процесса классификации выделенной патологии необходимо исследуемому сегменту изображения поставить в соответствие вектор информативных признаков, коррелируемый с искомой патологией или морфологическим образованием. Определив множество векторов информативных признаков, соответствующее выбранной совокупности методик и технологий диагностики, строим классифицирующие модели, позволяющие принять диагностическое решение.

Использование многослойных перцептронов для классификации таких данных является затруднительным в связи с тем, что дополнительное обучение многослойного перцептрона в некоторой области признакового пространства, например по группе признаков «опрос», приводит к потере обученного состояния в другой рабочей области нейронной сети, например по группе признаков «осмотр», что не позволяет использовать этот тип нейронных сетей в задачах реального времени. Поэтому при проектировании нейронных сетей для классификации сосудистых заболеваний сетчатки используем нейронные сети с макрослоями (НСМ).

Остановимся более подробно на структурно-функциональной организации НСМ, предназначенной для постановки диагноза на основе анализа изображений микроскопических фо-