

Раздел 2. **Фундаментальные основы информационных процессов в сложных системах**

НОВАЯ ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ДЛЯ ИССЛЕДОВАНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ АКТИВНОСТИ МОЗГА ЧЕЛОВЕКА

Р. И. Полонников

Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации Российской
академии наук
199178, Санкт-Петербург, 14-я линия В.О., д. 39
polon@mail.iias.spb.su

УДК 007: 621.391

Р. И. Полонников. Новая информационная технология для исследования электрической активности мозга человека // Труды СПИИРАН. Вып. 1, т. 1 — СПб: СПИИРАН, 2002.

Аннотация: Приводится концептуальное обоснование и описание новой информационной технологии на базе анализа фрактальной динамики коротких отрезков энцефалограмм. Ее отличительными особенностями являются: анализ фрактальных информационных характеристик процесса динамики электрической активности мозга и синтез на этой основе автоматизированных процедур классификации и интерпретации функциональных состояний пациента.— Библиограф. 15 назв.

UDC 007: 621.391

R. I. Polonnikov. New information technology for research of electrical activity of a brain of the man // SPIIRAS Proceedings, Issue 1, v. 1. — SPb: SPIIRAS, 2002.

The summary: the conceptual substantiation and description of new information technology is resulted on the basis of the analysis fractal of dynamics of short pieces encephalograms. Its distinctive features are: the analysis fractal of the information characteristics of process of dynamics(changes) of electrical activity of a brain and synthesis on this basis of the automated procedures of classification and interpretation of functional condition of the patient. — Bibl. 15 items.

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Электрическая активность организмов изучается с середины XVIII века. Первые опыты по изучению биоэлектрических явлений у рыб, называемых электрическими скатами были, проведены Байеном. В 1773 году были опубликованы мемуары Дж. Уолша, в которых он доказывал электрическую природу явлений, наблюдаемых у ската. В 1779 году Г.Кавендишем был сконструирован искусственный электрический скат, в котором можно было наблюдать те же явления, что и у живого ската.

Большую роль в понимании сущности биоэлектрических явлений сыграли работы профессора анатомии из Болоньи А.Гальвани. Результаты своих опытов он опубликовал в знаменитом трактате «О силах электричества при мышечном движении» (цит. по [32]). Из его многочисленных последователей,

прежде всего, необходимо отметить труды итальянского ученого А.Вольта, которому удалось сконструировать прибор, названный им «электродвижущим аппаратом» (более позднее название «Вольтов столб»). Таким образом еще в XVIII веке было доказано существование в организме электрических процессов («животного электричества»), как главного регулятора жизнедеятельности биообъекта. Тем не менее, природа возникновения электрической активности живого организма продолжала долгое время оставаться неизвестной. Только в 1902 году немецким физиологом Ю.Берштейном были сформулированы основные положения мембранной теории возбуждения, объяснившей механизмы возникновения биоэлектрических потенциалов. Эта теория впоследствии была развита английскими учеными А.Ходжкиным и А.Хаксли, и получила название теории Ходжкина-Хаксли. Биопотенциалы лежат в основе таких фундаментальных функций организма, как возбуждение, торможение, секреция. Они содержат важную информацию, как о процессах метаболизма, так и о возможных очагах патологии. Поэтому широкое развитие получили такие электрофизиологические методы как электрокардиография, электроэнцефалография, электромиография, электроретинография и др. [1].

Кроме того организм сам является источником и приемником электромагнитных полей. Электроэнцефалография, как наука об электрической активности мозга развивается, начиная с изобретения энцефалографа (20-е годы XX века). Коротко порождение электроэнцефалограммы (ЭЭГ) выглядит следующим образом [2]. Мозг человека - это универсальный преобразователь информации иместилище эмоций. Он состоит из громадного числа нейронов, отходящих от них аксонов и дендритов, образующих на поверхности коры сплетения, именуемые нейропилем. Кроме того, нейроны окружены глиальными клетками и все это вместе организовано в ядерные и экранные структуры. Нейрон, как любая живая клетка, является полиэлектролитом, содержащим в десятки раз больше калия, чем окружающая среда. Положительно заряженные ионы калия стремятся выйти во внеклеточное пространство, но удерживаемые отрицательно заряженными ионами и белковыми структурами клетки остаются «прикрепленными» к наружной поверхности мембраны нейрона. Это приводит к возникновению разности потенциалов между наружной стенкой нейрона и внутренней средой нейрона, так называемого, потенциала покоя (до 60...80 мв). Возбуждение нейрона связано с уменьшением потенциала покоя — деполяризацией, а торможение — с увеличением потенциала покоя, называемым гиперполяризацией. Различная комбинация приходящих в данный момент возбуждающих и тормозящих влияний других нейронов приводит к возникновению медленных градуальных электрических колебаний нейрона. Суммация этих медленных колебаний во времени и пространстве для громадных популяций нейронов и приводит к появлению феномена, который именуют суммарной ЭЭГ. Запись биоэлектрической активности мозга (собственно энцефалограмма) выполняется одновременно в нескольких точках кожи головы (12..19) в зависимости от типа электроэнцефалографа. Эти записи специалист обычно исследует «вручную», полагаясь на свой опыт и квалификацию. Основой для этого является семиотика клинической электроэнцефалографии, то есть, некий тип «толкового словаря», в котором зафиксированы графически характерные элементы (сегменты) ЭЭГ (картинки) и дано их толкование, как определенных функциональных состояний пациента. Производится также вручную подсчет определенных волн, замеры их амплитуд (размахов колебаний), субъективная оценка их веретенообразности и др.

оценки и соотнесение этих оценок с эталонами, включая калибровочные (простые) сигналы энцефалографа. Несмотря на кажущуюся архаичность всего этого, специалистам — энцефалографистам удается добиваться неплохих результатов при достижении определенного уровня квалификации. Это говорит о больших возможностях человека — эксперта и о его удивительных способностях как распознающего «устройства». Слабое продвижение в информатизации (и автоматизации) этой области связано, скорее всего, с огромными трудностями, возникающими здесь перед исследователями — специалистами по информатике. Попробуем эти трудности не просто коротко перечислить, но и провести их анализ. Это будет способствовать более четкой постановке задач дальнейшего исследования.

- 1) Объектом изучения здесь является человек, пациент — сложнейшая биологическая система. Требуется идентифицировать ее функциональные состояния по косвенным измерениям неких электрических потенциалов в ряде взаимосвязанных точек на поверхности кожи головы в последовательные множественные моменты времени (через равные интервалы по 0,004 с., например). Таким образом, здесь отсутствует модель объекта измерения (человека). Максимум, что мы тут можем рассматривать, так это модель *процесса измерений*, так как измеряемые нами величины (потенциалы), характеризуют протекание процессов электрической активности мозга во времени в каждом отведении. Традиционно уже много лет эта модель представлена совокупностью, набором элементов генерирующих гармонические колебания. Отсюда стремление исследовать эти процессы с помощью Фурье-анализа и представлять в частотной области путем использования Фурье-преобразования, то есть в форме спектра, или иначе – разложения по тригонометрическому базису. Однако, здесь встречаются новые трудности: исходный процесс во временной области оказывается нестационарным и классический Фурье-анализ, строго говоря здесь непригоден. А его применение ведет к ряду серьезных ошибок и неточностей. Кроме того, исходный процесс, будучи порожден нелинейной, неравновесной системой, вообще не является колебательным в классическом представлении, а являет собой процесс совершенно другой природы. Такие процессы исследует новое направление в науке – синергетика и эти процессы относятся к классу *хаотических* [1, 4]. Важный принцип, лежащий в основе их генерации – это принцип самоподобия, когда в ходе синтеза процесса его фрагмент многократно специальным образом повторяется (самотиражируется). В основе структуры таких процессов лежат особого рода множества, называемые фракталами, которые обладают свойством масштабной инвариантности. В настоящее время установлено, что ЭЭГ – фрактал. Таким образом, встает задача о замене колебательной модели процесса измерений на фрактальную.
- 2) Однако, на этом трудности, стоящие перед исследователем не заканчиваются. Они, скорее, только начинаются. Врача-клинициста сами по себе измеренные энцефалографом потенциалы мало интересуют. Для него интересен их набор, точнее, конфигурация этого набора. С точки зрения исследователя это означает следующее. Известно, что всякий измерительный процесс несет определенную информацию об изучаемом явлении. Как правило, эта информация содержится в законе

модуляции или кодирования исходного (базового) процесса. Когда мы полагали, что базовый процесс колебательный, то мы могли считать, что полезная для нас информация содержится в изменениях амплитуды, частоты или фазы колебаний. Отсюда и интерес к частотному и фазовому анализу, а также к замерам амплитуд. Но теперь мы знаем, что это не вполне адекватно изучаемому явлению, и, если мы принимаем за основу фрактальную модель, то должны будем обосновать, какие именно характеристики фрактала несут для нас информацию о функциональных состояниях пациента. А это не тривиальная задача.

3) Допустим, что ее удалось решить. Тогда в нашем распоряжении опять окажется набор чисел (результатов оценок информационных характеристик фрактала). Этот набор чем-то должен быть лучше, чем исходный набор измеренных потенциалов. По крайней мере, должно быть обеспечено улучшение по двум следующим направлениям:

- этот набор должен быть существенно более компактным,
- он должен обеспечить успешное декодирование сообщения, переносимого фракталом или, иначе говоря, он должен способствовать успешности проведения процедуры интерпретации — перехода от набора чисел к тексту, описывающему текущее функциональное состояние пациента.

Эта заключительная задача является самой тяжелой и она не может быть решена со 100% гарантией успеха, то есть без каких бы то ни было ошибок.

На рис. 1 в общем виде изображена структурно-функциональная схема процессов порождения, измерения, обработки и интерпретации функциональных состояний пациента, отображенных в электрической активности его мозга.

2. ОБОСНОВАНИЕ ОСНОВНЫХ ЗВЕНЬЕВ, ПРЕДЛАГАЕМОЙ ИНФОРМАЦИОННОЙ ТЕХНОЛОГИИ

Модели хаоса используют для описания непериодических, нерегулярных процессов с непостоянными, изменяющимися спонтанно характеристиками (частотой, фазой). Существующие методы позволяют оценивать эти характеристики по результатам измерений. При этом такая характеристика как частота колебания становится «расплывчатой» и уступает место спектру, который является непрерывным.

Термин «хаос» был введен в 1975 году в работах Т. Ли и Дж. Йорке [3] (цит. по [4]) для обозначения особых нерегулярных колебаний в детерминированных нелинейных системах. Хаотические движения возникают, когда траектории системы глобально ограничены и локально неустойчивы. При этом, сколь угодно малое начальное расхождение траекторий не остается малым, и со временем растет экспоненциально. Частотный спектр хаотической траектории является непрерывным. Следуя [4], рассмотрим динамическую систему в непрерывном времени

$$\frac{dx}{dt} = F(x), \quad (1)$$

где $x=x(t) \in R^n$ – вектор состояния системы, $0 \leq t < \infty$. Замкнутое множество $\Omega \subset R^n$ называется аттрактором системы (1), если а) существует открытое множество

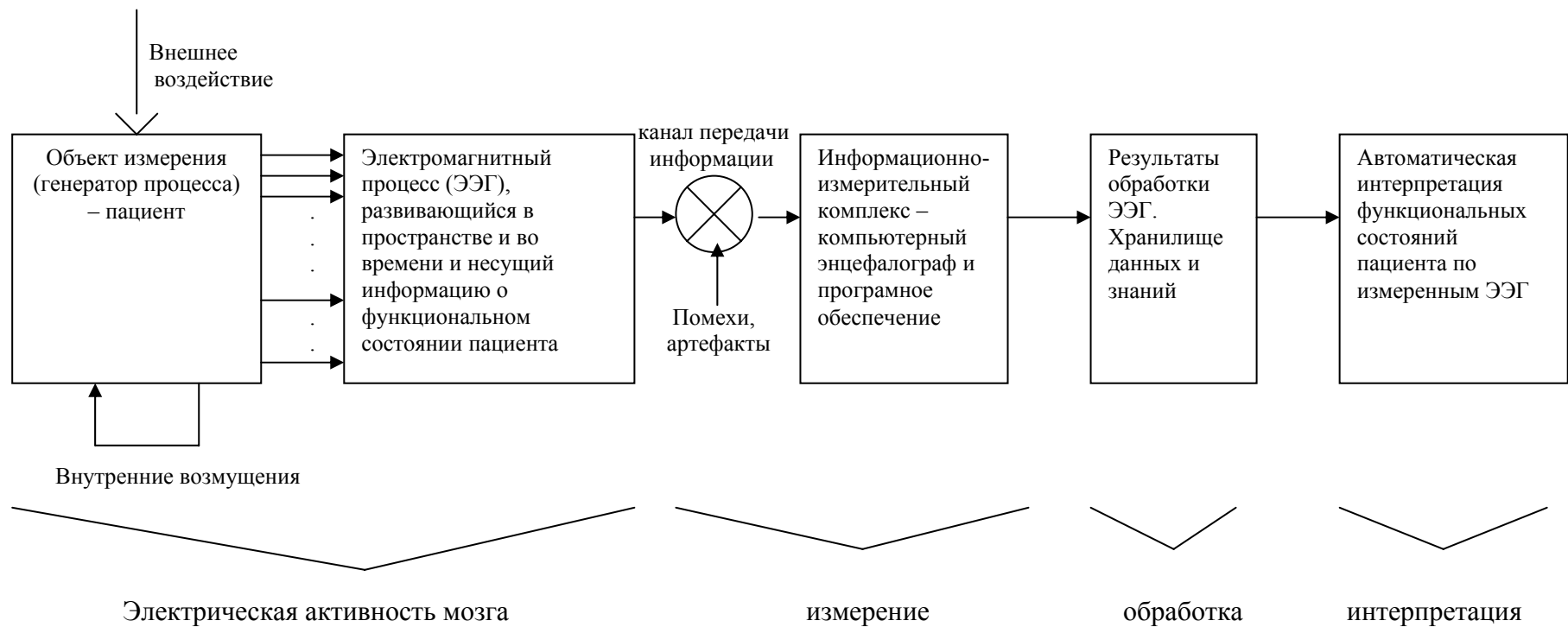


Рис. 1 Структурно-функциональная схема процессов порождения, измерения, обработки и интерпретации функциональных состояний пациента, отображённых в электрической активности его мозга.

$\Omega_0 \subset \Omega$ такое, что все траектории $x(t)$ системы (1), начинающиеся в Ω_0 , определены при всех $t \geq 0$ и стремятся к Ω при $t \rightarrow \infty$, б) никакое собственное подмножество Ω этим свойством не обладает. Аттрактор называется странным, если ограничен и любая траектория, начинающаяся на нем, неустойчива по Ляпунову. Система называется хаотической, если у не существует хотя бы один странный аттрактор [4]. Между тем странность хаотических аттракторов не только в их экзотическом внешнем виде, но и в их интересных геометрических и динамических свойствах. Так странный аттрактор в сечении его плоскостью содержит канторово множество. Если такое множество рассматривать в крупном масштабе (через увеличительное стекло с малым увеличением), то мы увидим примерно ту же картину, что и при рассмотрении в более мелком масштабе. Такие множества получили название фракталов. Фрактал состоит из геометрических фрагментов различного размера и ориентации, но аналогичных по форме. На каждом уровне масштаба структура фрактала подобна (хотя и не обязательно идентична!) структурам наблюдаемым в более крупных и более мелких масштабах (или на различных по длительности интервалах времени). Это внутренне свойство самоподобия всех фракталов носит наименование свойства масштабной инвариантности. Другое парадоксальное свойство странных аттракторов (фракталов) – это высокая чувствительность к начальным данным. Выберем две близкие точки $x'(0)$ и $x''(0)$, лежащие на аттракторе и посмотрим как меняется расстояние $d(t) = |x'(t) - x''(t)|$

с течением времени. Здесь $x'(t)$ и $x''(t)$ — это решения уравнения (1) с начальными данными $x'(0)$ и $x''(0)$. Если аттрактор особая точка, то $d(t)=0$. Если аттрактор – предельный цикл, то $d(t)$ — периодическая функция времени. Но, у странного аттрактора $d(t) \sim e^{\lambda t}$, при $\lambda > 0$ (но при условии, что $x'(t)$ и $x''(t)$ достаточно близки. Величину λ называют ляпуновским показателем. Формально он определяется следующим образом [5]:

$$\lambda(x'(0), \omega) = \lim_{t \rightarrow \infty} \lim_{d(0) \rightarrow 0} \left[\frac{1}{t} \ln \frac{d(t)}{d(0)} \right], \quad (2)$$

где ω - вектор от точки $x'(0)$ к точке $x''(0)$. Положительное значение λ характеризует среднюю скорость разбегания двух бесконечно близких траекторий. Отрицательное – сближение траекторий. Число различных характеристических показателей λ конечно и наиболее существенным из них является наибольший λ_1 , называемый старшим ляпуновским показателем. У странного аттрактора (фрактала) через время $\tau = 1/\lambda_1$ две близкие вначале траектории перестанут быть близкими, и мы не можем предсказать, что произойдет с системой через время τ . Таким образом, малые причины могут приводить к большим следствиям. Другой важной характеристикой хаотической системы является фрактальная размерность странного аттрактора. Этот параметр характеризует «густоту» или «пористость» его траекторий. Для подсчета фрактальной размерности D аттрактор Ω покрывается кубиками размера ε . Пусть $N(\varepsilon)$ — число таких кубиков в покрытии. Найдем значение

$$D = - \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log N(\varepsilon)}{\log \varepsilon} \quad (3)$$

$$\varepsilon \rightarrow 0$$

Множества, у которых D — дробная величина были названы Б. Мандельбротом фракталами. Из (3) видно, что, так как $\log N(\varepsilon)$ — есть количество информации (по Хартли), то (3) выражает скорость изменения этого количества информации (при бесконечном увеличении разрешения ε). Аналогичные рассуждения можно провести и для показателя λ . Это говорит о том, что хаотические процессы являются генераторами информации, а D и λ могут рассматриваться как информационные меры для процессов самоорганизации. Причем, специфика хаотического источника сообщений состоит в том, что скорость генерации информации этим источником конечна и при этом сигнал принимает непрерывное множество значений. Наконец, еще одной важной особенностью характеризуются, рассматриваемые нами фрактальные процессы: их спектр мощности в определенной мере упорядочен. Это подтверждается тем обстоятельством, что огибающая кривая $M(f)$ для спектра мощности такого процесса описывается простой двухпараметрической моделью:

$$M(f) = kf^{-\beta}, \quad (4)$$

где f — частота, а k и β оцениваемые параметры. При этом необходимо сделать следующие оговорки: а) речь здесь идет не только о разложении по тригонометрическому базису, а имеется ввиду обобщенный спектральный анализ. Поэтому с учетом нестационарности и неустойчивости по Ляпунову, это разложение будет справедливо лишь для короткого отрезка исследуемого хаотического процесса; б) сосредоточение основного объема мощности на низких частотах указывает на то, что значительная часть энергии исходного процесса связана с очень медленными его составляющими. И здесь трудно указать масштаб, определяющий поведение системы на низких частотах. Кроме того, это указывает на возможность серьезных катастрофических флуктуаций в таких системах; в) существует достаточно простая связь между фрактальной размерностью и показателем степени в (4):

$$D = \frac{5 - \beta}{2}, \quad (5)$$

что существенно повышает информативность спектрального подхода (с учетом сделанных в п. а) оговорок) и возможность его практической реализации. Итак, подведем некоторые итоги сказанному в данном разделе:

- исследовать электроэнцефалограмму (ЭЭГ), используя подход на базе фрактальной модели, гораздо продуктивнее, чем на базе колебательной системы, которая не в состоянии породить процессы типа ЭЭГ, а, следовательно, не является адекватной исследуемому процессу,
- ЭЭГ, как правило, представляет собой достаточно длинную реализацию, в которой только за 5 минут съема при частоте дискретизации $f_d = 250$ Гц уже будет содержаться 75000 отсчетов (значений потенциалов) только в одном отведении. Интервал квазистационарности существенно меньше 5 минут и, как показывает практика, он измеряется отрезком времени ≈ 1 сек. За это время будет сделано $N = 250$ отсчетов. С другой стороны, может оказаться, что этого числа N недостаточно для корректного определения фрактальной размерности. Известно [6], что N должно быть порядка

$$N = 42^D \quad (6)$$

Если полагать, что среднее значение для оценки D есть 1.5, то по (6) $N = 272$ и на протяжении 1.024 с. имеем 256 отсчетов, что можно считать достаточным. Таким образом, главный вывод из этого подпункта такой: исходная ЭЭГ должна сегментироваться, например, разбиваться на отрезки длительностью ≈ 1 с. и каждый такой отрезок должен подвергаться текущему спектральному анализу, для последующей оценки параметров модели огибающей спектра мощности (4);

1. набор этих оценок по всем сегментам и по всем отведениям будет содержать полезную информацию о динамике, то есть об изменениях фрактальных характеристик во времени и по пространству полушарий мозга. Динамика очень важна, ибо, именно, в ее ходе генерируются новые фрактальные структуры, несущие сообщения об изменениях функциональных состояний пациента (если таковые происходят). Учитывая это, данная технология была нами названа методом анализа фрактальной динамики [8,9] или сокращенно АФД. Как показали последующие экспериментальные исследования, оказалось достаточным для обработки этим методом иметь общую протяженность ЭЭГ всего лишь в 30 секунд в каждом канале, даже при их общем числе 12;
2. в число исследуемых информационных характеристик ЭЭГ при пространственно временном массиве исходных данных нами предложено включать следующие перечисленные ниже характеристики (рис.2). Из этого рисунка видно, что основными процедурами в алгоритме обработки являются векторно- матричные.

3. АЛГОРИТМ ОБРАБОТКИ ЭЭГ И ПОЛУЧЕНИЯ ИНФОРМАТИВНЫХ ПРИЗНАКОВ

Исходная матрица данных A имеет размер 250x360, где 360 есть результат умножения 30 секунд на 12 стандартных отведений. Каждый столбец этой матрицы преобразуется с помощью дискретного Фурье-преобразования в набор спектров. Каждый из этих спектров затем преобразуется в спектр мощности $C(f_n)$ — вектор-столбец, у которого частота n-ой составляющей

$$f_n = \frac{n}{N} f_0, \quad n=1,2,..N \quad (7)$$

где f_0 — частота дискретизации, N — число составляющих вектора исходного сигнала. Таким образом, в нашем случае $f_n = n$, где n — номер составляющей спектра. Каждый вектор-столбец позволяет найти, после решения задачи нелинейной регрессии, с использованием модели (4), оценки двух характеристик k и β :

$$k \cdot n^{-\beta} = C(n), \quad (8)$$

или

ПАЦИЕНТ

ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНЫЙ КОМПЛЕКС

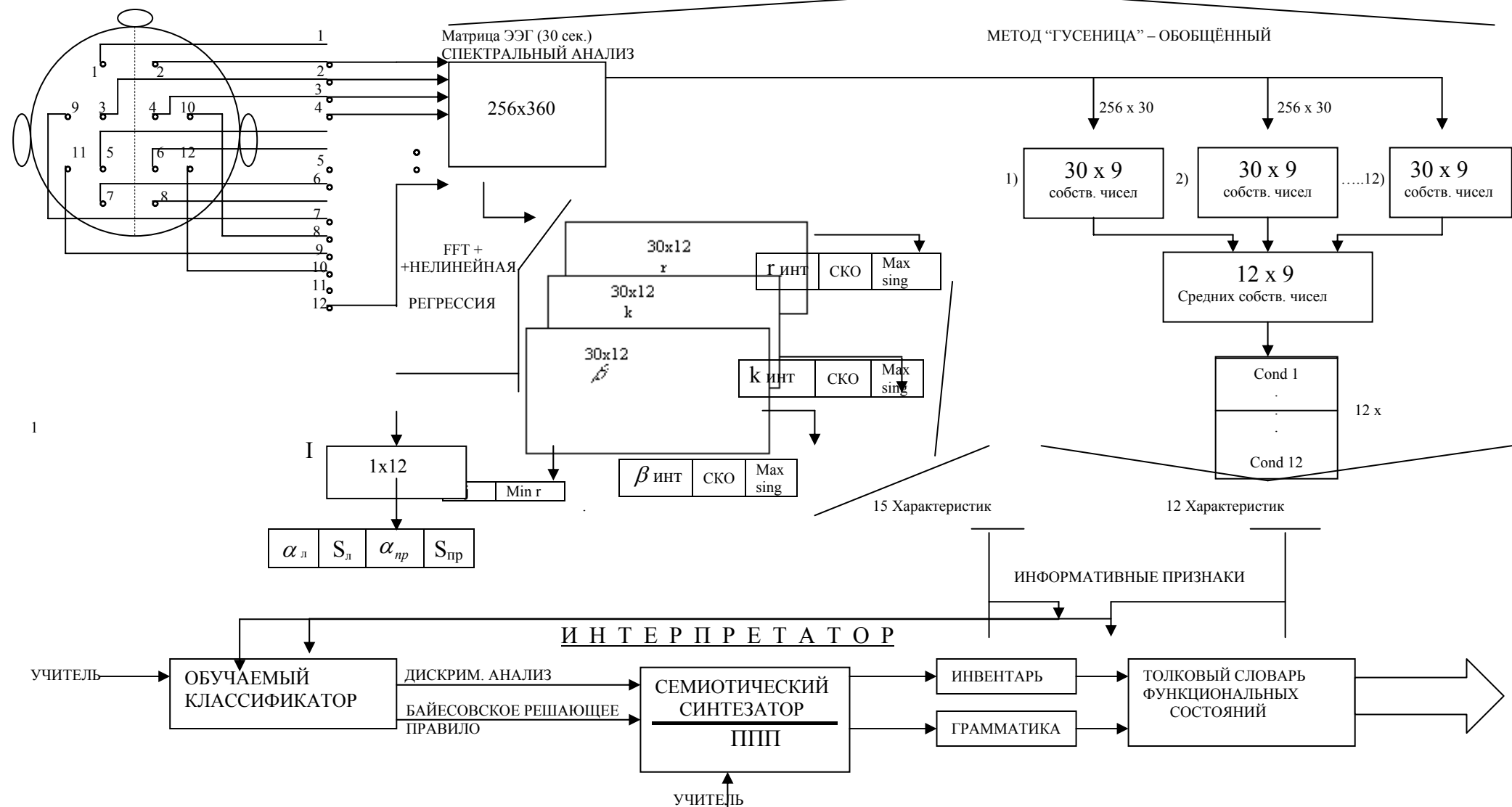


Рис. 2. Структурно-функциональная схема обработки ЭЭГ методом анализа фрактальной динамики.

$$\ln k - \beta \ln n = \ln C(n) \quad (9)$$

Заменяя вектор-столбец $C(n)$, матрицей спектров $C1$ с элементами:

$C1_{ij} = [\ln C_{ij}]$, $i = 2,3,\dots,30$, $j = 1,2,\dots,360$
и вводя матрицу системы F и матрицу оценок X , получим:

$$F = \begin{bmatrix} 1 & \ln 2 \\ 1 & \ln 3 \\ 1 & \ln 4 \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ 1 & \ln 30 \end{bmatrix}; \quad X = \begin{bmatrix} \ln k_1 & \ln k_2 & \cdot & \cdot & \ln k_{360} \\ \beta_1 & \beta_2 & \cdot & \cdot & \beta_{360} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

и, решая систему линейных алгебраических уравнений, найдем оценки неизвестных X , соответствующие каждой секунде в каждом отведении:

$$X = (F^T F)^{-1} F^T C1 \quad (11)$$

Из (11) нетрудно получить наборы искомым матриц оценок k и β , показанные на рис. 2. Каждая из этих матриц позволяет получить вектор интегральных оценок, состоящий из 3-х компонент: интегральное среднее по столбцу матрицы и затем среднее по всем столбцам; для вектора средних по столбцам находится среднее квадратическое отклонение и оно нормируется на интегральное среднее; для всей матрицы k или β определяется сингулярное разложение и находится максимальное сингулярное число. Аналогичные процедуры применяются и в отношении матрицы остатков $e_{q,h}$, то есть отличий измеренных спектров от модельных:

$$e_{q,h} = (C_q^{<h>} - k_h q^{-\beta}), \quad h = 1,2,\dots,360, q = 2,3,\dots,30, \quad (12)$$

где $\beta = \beta_h$, $C_q^{-\beta}$ — значение q -й составляющей спектра мощности для h -го столбца матрицы данных. Эта матрица e разбивается на 12 матриц, в каждой из которых по 30 столбцов и в каждой из них производится усреднение по строкам, то есть каждая из этих промежуточных матриц обращается в вектор-столбец. В свою очередь из этих столбцов образуется усредненная матрица остатков E , размером 28×12 . Именно над ней производится преобразование аналогичное тому, что производилось над матрицами оценок k и β и в результате образуется еще один 3-х компонентный вектор (интегральное среднее, нормированное с.к.о., максимальное сингулярное число). Исследование усредненных спектров мощности остатков очень полезно, так как позволяет получить информацию не только о внутренних электромагнитных возмущениях, воздействующих на пациента, но и о влиянии внешних слабых низкочастотных электромагнитных полей за счет погруженности человека внутрь электромагнитного сферического резонатора, образованного полостью Земля–ионосфера (см. [1, 10]), и взаимодействия с собственными (шумановскими) частотами этого резонатора. Действительно, убирая из исходного спектра фрактальный «тренд», мы оставляем для дополнительного

исследования резонансные возмущения и отклик на них. Следующие информационные характеристики ЭЭГ на базе фрактальной модели получаются из матрицы β за счет определения введенного нами в рассмотрение понятия накопленного количества информации за определенный интервал времени — I_{Σ} . Значения составляющих каждого столбца матрицы β образуют некоторую функцию времени $\beta(t)$, которую можно аппроксимировать полиномом:

$$\beta(t) = \sum_{s=0}^m a_s t^s, \quad (13)$$

где a_s — коэффициенты, полученные в результате процедуры линейной регрессии, а m — обычно лежит в диапазоне 6..8. Вспомним, что $\beta(t)$ есть функция пропорциональная скорости изменения количества информации по Хартли (R.W.L. Hartley). Тогда хартлиевское количество информации есть:

$$I_H(t) = \int \beta(t) dt \quad (14)$$

Отсюда, накопленное за определенный отрезок времени $T = t_2 - t_1$ количество информации выражается в виде

$$I_{\Sigma} = \int_{t_1}^{t_2} I_H(t) dt \quad (15)$$

Значения I_{Σ} можно вычислить для каждого отведения. Эти значения будут характеризовать информационную напряженность в каждом из них. Из электроэнцефалографии известно [2], что ритмическая активность (например, альфа-ритм) доминирует в затылочных отделах, то есть выше (по амплитуде) от затылка со спадом ко лбу. Нами установлено, что информационная напряженность, то есть накопленное количество информации по Хартли, ведет себя обратным образом — убывает от лобных долей в направлении к затылочным. Это вполне объяснимо в рамках информационной концепции. Действительно, ритмичность это некая упорядоченность и чем она больше (интенсивнее), тем меньше информации (в рамках статистического подхода Хартли-Шеннона), то есть меньше неожиданности, неопределенности, хаотичности. Общую тенденцию спада I_{Σ} ото лба к затылку характеризовать количественно следующим образом с помощью 4-х информационных характеристик. На рис.2 показана диаграмма установки стандартных электродов и принятая их нумерация. Если определить значения I_{Σ} отдельно для отведений левого и правого полушария и при этом значения I_{Σ} , полученные для 9-го отведения усреднить со значением I_{Σ} для 3-го, а 5-го со значением для 11-го и, соответственно, взять средние для 4-го и 10-го, а также для 6-го и 12-го, то получим два 4-х компонентных вектора:

$$I_L = \begin{bmatrix} I_{\Sigma 1} \\ \frac{I_{\Sigma 3} + I_{\Sigma 9}}{2} \\ I_{\Sigma 5} + I_{\Sigma 11} \\ \frac{I_{\Sigma 5} + I_{\Sigma 11}}{2} \\ I_{\Sigma 7} \end{bmatrix}; \quad I_R = \begin{bmatrix} I_{\Sigma 2} \\ \frac{I_{\Sigma 4} + I_{\Sigma 10}}{2} \\ I_{\Sigma 6} + I_{\Sigma 12} \\ \frac{I_{\Sigma 6} + I_{\Sigma 12}}{2} \\ I_{\Sigma 8} \end{bmatrix}$$

Если для компонент I_L , а затем и I_R решить задачу линейной регрессии, то можно определить тангенсы углов наклона каждой из найденных прямых и среднеквадратические отклонения от этих прямых и, таким образом, получим еще четыре информационных параметра в дополнение к 9-ти уже ранее найденным. Если углы наклона прямых близки к 0^0 или к 180^0 , то это сигнализирует о патологиях. Наконец, покажем, как матрица β порождает еще две информационные характеристики. Фрактальная динамика, как мы выше установили, генерирует информационные процессы. Эти процессы обладают специфическими индивидуальными особенностями. Если эти особенности начинают теряться при переходе от отведения к отведению, то это может быть свидетельством каких то отклонений от нормального функционирования. Так, если в соседних отведениях начинает описываться схожими функциями времени, то это может говорить о возникновении очага некоторой патологии. Поэтому информационной характеристикой может служить минимальное (по $j \neq i$) евклидово расстояние между векторами-столбцами матрицы β :

$$\text{Min} \left[d_{i,j} = \sqrt{\sum_{n=1}^{30} (\beta_n^{<i>} - \beta_n^{<j>})^2} \right]; i, j = 1, 2, \dots, 12, \quad (16)$$

а также номера индексов (то есть имена отведений) элементов матрицы расстояний, полученных при сравнении каждого столбца с каждым и соответствующих этому минимуму. При этом необходимо помнить, что номера индексов являются качественным признаком, а не количественным. Тем не менее, номера индексов локализуют возможный очаг патологии у пациента, что весьма существенно. Кроме того, если эти номера соответствуют электродам, которые не являются соседними, то это говорит о том, что, скорее всего данное измерение содержит ошибку и ему не следует доверять.

Еще 12 информативных характеристик фрактального процесса могут быть получены следующим образом. Исходный вектор измерений, выполненных на временном отрезке в 1 секунду, содержит N отсчетов. Выбираем число $M < N$, называемое длиной «гусеницы» (метод «Гусеница», см. [11]) и образуем матрицу X по правилу, которое хорошо видно из написания этой матрицы:

$$X = \begin{bmatrix} x1 & x2 & x3 & * & * & * & xM \\ x2 & x3 & x4 & * & * & * & x(M+1) \\ x3 & x4 & x5 & * & * & * & x(M+2) \\ * & * & * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * & * & * \\ xk & x(k+1) & x(k+2) & * & * & * & xN \end{bmatrix}$$

Найдем средние арифметические значения и стандартные отклонения по столбцам матрицы X:

$$x_{0j} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k x_{i+j-1} ; \quad s_j = \sqrt{(1/k) \sum_{i=1}^k (x_{i+j-1} - x_{0j})^2}$$

Обозначим через X^* матрицу, полученную из X путем центрирования по столбцам и нормирования на стандарты. Затем вычислим выборочную корреляционную матрицу R:

$$R = (1/k) X^* (X^*)^T$$

Далее найдем собственные числа и собственные векторы матрицы R, то есть произведем разложение R:

$$R = P \Lambda P^T ,$$

где Λ — диагональная матрица собственных чисел (спектр), расположенных в порядке убывания, а P — ортогональная матрица собственных векторов матрицы R. Надо сказать, что собственный спектр ЭЭГ быстро убывает и первые 9-11 его составляющих (при M=20) несут почти всю энергию исследуемого отрезка процесса.

Можно предложить, используя подход обобщенного спектрального анализа и, в частности, метод «Гусеница», синтезировать еще 12 информативных признаков на базе определения набора собственных чисел — диагонали матрицы Λ . При M = 20, имеем 20 собственных чисел выборочной корреляционной матрицы ЭЭГ, из которых значимыми являются первые 9 наибольших. Для 30-ти секунд в каждом отведении будем получать матрицу собственных чисел размером 30x9. Находя среднее значение для каждого столбца такой матрицы, получим вектор-строку средних значений собственных чисел в данном отведении. Для всех отведений получим матрицу, составленную из векторов-строк средних значений собственных чисел, размером 12x9. Если первый столбец этой матрицы почленно поделить на последний, то получим вектор –столбец чисел обусловленности:

$$\text{Cond} = \frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}} \quad (17)$$

Эти 12 чисел также могут служить информативными признаками.

4. АЛГОРИТМЫ КЛАССИФИКАЦИИ И ИНТЕРПРЕТАЦИИ

Здесь для краткости рассмотрим только байесовский алгоритм классификации. Пусть имеем обучающие выборки Y1 и Y2 в форме матриц, где в строках записаны значения информативных признаков для объектов (пациентов), принадлежащих к известному классу (например, класс – «больные» и класс – «здоровые»). Пусть число объектов в каждом классе одно и то же и равно N. Итак, в строках — пациенты, в столбцах — измеренные и обработанные информативные признаки. Найдем средние значения для векторов-столбцов матриц Y1 и Y2:

$$Y1m_j := \text{mean}(Y1^{<j>}) ; Y2m_j := \text{mean}(Y2^{<j>}) ; j := 1..L,$$

где L — число информативных признаков, $\text{mean}(\cdot)$ — оператор нахождения среднего значения, $Y1^{<j>}$ — j -й столбец матрицы $Y1$. образуем матрицы средних значений:

$$Y10_{i,j} := 0 ; Y1M_{i,j} := (Y10^{<j>})_i + Y1m_j ; i := 1..N;$$

$$Y20_{i,j} := 0 ; Y2M_{i,j} := (Y20^{<j>})_i + Y2m_j ;$$

где $Y10$ и $Y20$ — нулевые матрицы. Найдем центрированные обучающие выборки:

$$Y1C = Y1 - Y1M ; Y2C = Y2 - Y2M$$

Определим ковариационные матрицы:

$$Y1K = \frac{1}{N} Y1C^T Y1C ; Y2K = \frac{1}{N} Y2C^T Y2C$$

Определим дискриминантные функции для классов:

$$D1 = \ln(1/N) - 0.5 \ln(|Y1K|) - 0.5 (Y - Y1m)^T \cdot (Y1K)^{-1} \cdot (Y - Y1m);$$

$$D2 = \ln(1/N) - 0.5 \ln(|Y2K|) - 0.5 (Y - Y2m)^T \cdot (Y2K)^{-1} \cdot (Y - Y2m)$$

Здесь Y — испытуемый объект (вектор-столбец). Байесовское решающее правило (то есть правило классификации): объект относится к тому классу, для которого дискриминантная функция больше. Если число классов больше 2-х, то рассчитываются соответствующие дискриминантные функции и решение принимается по максимальному значению для соответствующей дискриминантной функции. Например, для 3-х классов, объект будет отнесен к 1-му классу, если $D1 > D2$ и $D1 > D3$. Рассмотренный байесовский классификатор является важным звеном устройства реализующего процедуру распознавания образов с учителем. Теория распознавания образов математически моделирует одну из важнейших сфер интеллектуальной деятельности человека. При этом модель не обязательно формализует деятельность человека в процессе распознавания, которая плохо изучена. Хотя эта математическая теория ведет свое начало с 50-х годов XX века, но до сих пор точных данных о том, как у человека, к примеру, формируется понятие сходства, нет. Поэтому до сих пор единственным требованием, предъявляемым к модели, является требование умения так или иначе решить задачу распознавания. В настоящее время под феноменом распознавания принято понимать узнавание того или иного объекта (болезни, слова, ситуации и др.), то есть классификацию объекта, определение его как элемента некоторой совокупности (класса) объектов, выделенной нами по каким-то особенностям составляющих ее элементов. Попутно отметим, что под классификацией в теории измерений понимают измерение в шкале наименований, когда в результате измерения объектам присваиваются те или иные имена. Если эти имена числа, то в шкале наименований они отображают только свойства *отношения эквивалентности*. Это отношение, в котором данное свойство X у различных объектов A и B оказывается одинаковым или неодинаковым. Постулатами отношения эквивалентности являются следующие:

- постулат дихотомии (сходства или различия): либо $X(A) \approx X(B)$, либо $X(A) \neq X(B)$,
- симметричности: если $X(A) \approx X(B)$, то $X(B) \approx X(A)$,

- транзитивности по качеству: если $X(A) \approx X(B)$ и $X(B) \approx X(C)$, то $X(A) \approx X(C)$.

Если свойство проявляет себя только в отношении эквивалентности, то обладающие им объекты могут быть обнаружены, классифицированы, подвергнуты контролю по классам свойств эквивалентности, отображены формальными объектами – числами. Свойства, проявляющиеся в отношении эквивалентности, отображаются изоморфно, то есть взаимнооднозначно в обоих направлениях. Эти свойства нельзя считать физическими величинами, поэтому шкалы наименований не являются шкалами физических величин. Это самый простой и вместе с тем самый помехоустойчивый тип шкал, основанный на приписывании качественным свойствам объектов чисел, играющих роль имен. В этих шкалах отсутствует понятие нуля, “больше”, “меньше” и единицы измерения. Числа, приписываемые объектам, могут быть использованы для определения вероятности или частоты появления данного объекта. Примером шкалы наименований может служить атлас цветов, предназначенный для идентификации цвета [12]. Теперь представим себе, что задача автоматической классификации (с учителем) отдельных функциональных состояний пациента, по их определенным проявлениям на характере изменений отдельных участков ЭЭГ и ЭЭГ в целом, успешно решена. Будет ли этого достаточно, чтобы механически сделать более или менее сложный вывод о заболевании (или о здоровье) пациента в целом? Или, иначе говоря, сумеет ли компьютерная программа интерпретировать ЭЭГ? Вряд ли. Ведь это уже разговор о понимании языка природы [1]. Но, прежде чем ставить задачу о понимании языка ЭЭГ, необходимо хотя бы его иметь, то есть обладать инвентарем (набором знаков и их значений) и грамматикой (правилами соединения знаков в слова и слов в предложения). Поэтому здесь мы сможем только наметить пути решения задач первого этапа автоматической интерпретации. Итак, пусть мы имеем набор из M информативных признаков, позволяющих более или менее успешно решать задачу автоматической классификации (по крайней мере не хуже чем 80..90% правильных классификаций на контрольной выборке). Если каждый из признаков представлять двоичным N — разрядным кодом, то при наличии M признаков при предъявлении объекта будем иметь матрицу знака размером $M \times N$ двоичных символов, на которой будет отражен некий «иероглиф». Его можно считать экспонентом знака [1]. Всего таких иероглифов в нашем распоряжении может быть 2^{MN} и уже при $M=30..50$ и $N=12$ их число может составлять $2^{360}..2^{600}$. Это достаточно большие числа и потенциально это означает, что подобные знаки могут претендовать на роль языковых знаков. Напомним, что в естественном языке роль знаков выполняют морфемы и слова. Их общее число измеряется сотнями тысяч. Если определенные задачи распознавания с данным фиксированным набором признаков решаются успешно, то это означает, что при каждом таком акте распознавания данному иероглифу (в дальнейшем — знаку) сопоставляется его значение, то есть результат отнесения объекта, породившего этот знак к той или иной известной ситуации, описание которой нам известно. Это описание есть значение данного знака, его толкование, его смысл. Это же толкование может быть приписано и другим знакам, порожденным другими объектами, принадлежащими этому же классу. Они будут синонимичными. Так может создаваться инвентарь: перечень и описание знаков. Ряд более сложных ситуаций потребует для своей идентификации и более сложного сочетания знаков, объединения их в слова и предложения. Эмпирически найденные правила такого объединения, должны фиксироваться и полагаться в основу синтаксиса и грамматики. Так постепенно

может быть создан с участием внешнего учителя семиотический синтезатор, а затем на его базе можно приступить к созданию подобия машинного (компьютерного) толкового словаря функциональных состояний и заболеваний. На вход его будет поступать некое составленное из иероглифов слово, а на выходе он будет выдавать сопутствующий этому слову набор его основных смысловых значений. Таким образом, работа такого автоматизированного интерпретатора будет напоминать работу компьютерного переводчика, в данном случае с языка ЭЭГ на язык понятный пользователю. Первые результаты применения описанной в этой статье технологии реализованы на практике [13, 14, 15] и дали вполне удовлетворительные результаты.

ЛИТЕРАТУРА

- [1]. Полонников Р. И. Феномен информации и информационного взаимодействия. — СПб.: «Анатолия». 2001. — с.171.
- [2]. Заболотных В. А., Команцев В. Н., Поворинский А. Г. Практический курс клинической электроэнцефалографии. — СПб., 1998. — 79 с.
- [3]. Li T., Yorke J. A. Period three implies chaos Amer. Math. Monthly, 1975, v.82, pp.985-992
- [4]. Егоренков Д. А., Фрадков А. Л., Харламов В. Ю. Основы математического моделирования. — СПб., 1996. — 191 с.
- [5]. Новое в синергетике. Загадки мира неравновесных структур. — М.: Наука, 1996. — 261 с.
- [6]. Jedyak A., Bach M., Timmer J. Failure of dimension analysis in simple five-dimensional system// Physical Review E. 1944. Vol.50. P. 1770–1780.
- [7]. Егоров Д. Г. Информационные меры для анализа геологических самоорганизующихся систем. — СПб.: Наука, 1997. — с.50.
- [8]. Polonnikov R. I. Express train-processing of the large (data) of electrical activity organism (eeg,ecg) by method of fractal dynamics analysis // Информатика — исследования и инновации. Вып.3. СПб. 1999, с. 18–20
- [9]. Полонников Р. И. Анализ фрактальной динамики — новая интеллектуальная информационная технология для телемедицины // Proceeding of the International Scientific Conference (Pskov, June 19-23, 2000) St. Petersburg/Pskov: SPbSTU Publishers. 2000. PP. 409–413.
- [10]. Полонников Р. И. Исследование возможностей глобальных телекоммуникаций в диапазоне инфразвуковых и звуковых радиочастот с помощью цифровых биотехнических систем. Телемедицина. Новые информационные технологии на пороге XXI века. Под ред. проф. Р.М.Юсупова и проф. Р.И.Полонникова. — СПб.: «Анатолия» 1998. — с. 125–151.
- [11]. Главные компоненты временных рядов: метод «Гусеница». Под ред. Д. Л. Данилова и А. А. Жиглявского. — СПб., 1997. — 307 с.
- [12]. Сергеев А. Г., Крохин В. В. Метрология. — М.: Логос, 2000. — 406 с.
- [13]. Полонников Р. И., Ороско А. Р. Метод, алгоритм и программа анализа фрактальной динамики электроэнцефалограмм // Телемедицина – становление и развитие. Материалы международного научно-практического семинара (Под ред. проф. Р. М. Юсупова и проф. Р. И. Полонникова). — СПб.: «Омега», 2000. — с.78-81.
- [14]. Wasserman E. L., Kartashev N. K., Polonnikov R. I. Processing of electroencefalograms of children with unilateral brain lesios by means of analysis of fractal dynamics // Proceeding of the International Scientific Conference (Pskov, June 19-23, 2000) St. Petersburg/Pskov: SPbSTU Publishers, 2000. PP. 116–119.
- [15]. Вассерман Е. Л., Карташев Н. К., Полонников Р. И. Использование модифицированного метода анализа фрактальной динамики для обработки электроэнцефалограмм детей с односторонними поражениями головного мозга // VII СПб. международная конференция «Региональная информатика-2000». Тезисы докладов. Часть 2. СПб. 2000, с. 75–76.