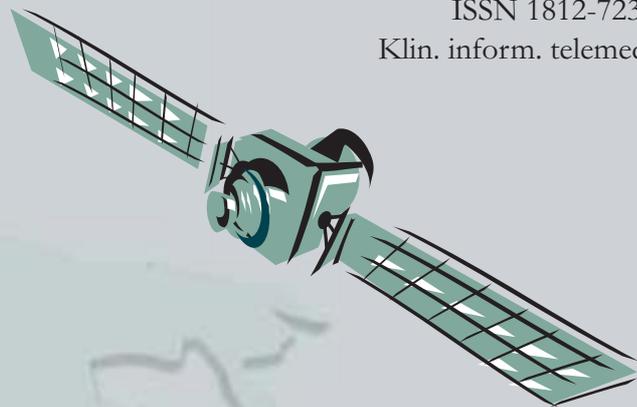


ISSN 1812-7231
Klin. inform. teled. med.



К И Т

www.uacm.kharkov.ua

КЛИНИЧЕСКАЯ ИНФОРМАТИКА И ТЕЛЕМЕДИЦИНА

Официальный журнал Украинской Ассоциации «Компьютерная Медицина»



4/2006

Научно-методический журнал
Клин. информат. и Телемед.
2006. Т.3. Вып.4. с.1-160

Редакционные материалы	Державна Програма інформатизації охорони здоров'я на 2007–2010 роки (Проект)	3
Оригинальные статьи	Корпорация Майкрософт (США) Ваше здоровье — наша забота. Усовершенствование здравоохранения с помощью новейших информационных технологий. Часть 2	10
Информационные системы здравоохранения	Готтфрид Т. В. Дитцель Информация о программах действий в Германии в 2006 г. и реформах в области здравоохранения: Модернизация системы здравоохранения в Германии за счет введения электронных медицинских карточек	24
Компьютерная техника и здоровье пользователей <i>Санитарно-гигиенические проблемы использования компьютерной техники</i>	М. Л. Кочина, Э. Н. Будянская, И. А. Ишкова, А. В. Яворский, Е. П. Завальная, М. И. Ковтун, В. А. Громов, Н. Г. Лобортас Результаты использования мидриацила для профилактики компьютерного зрительного синдрома у молодых пользователей	33
Информационные технологии в клинической нейрофизиологии <i>Компьютерная ЭЭГ/ВП</i>	О. Ю. Майоров, В. Н. Фенченко О вычислении параметров детерминированного хаоса при исследовании биоэлектрической активности мозга (ЭЭГ)	37
Вариабельность сердечного ритма (BCP)	Р. М. Баевский (Москва, Российская Федерация) Оценка и прогнозирование состояния здоровья человека в длительных космических полетах. Современное состояние и перспективы	47
	Т. Ф. Миронова, В. А. Миронов, А. Ю. Тюрин (Челябинск, Российская Федерация) Роль вегетативной нервной системы в формировании острого инфаркта миокарда	60
	Ingegard E. Malmros, (Stockholm, Sweden) Heart rate variability in gaming — methods and preliminary results (Вариабельность сердечного ритма в процессе игры — методы и предварительные результаты)	75
Информационные технологии в клинике <i>Интеллектуальные диагностические системы для микробиологии</i> <i>Скрининг- системы в психиатрии</i>	М. Д. Кац, С. А. Деркач, О. М. Давиденко, А. І. Носатенко, І. А. Крилова, О. А. Бочаров Використання нових інформаційних технологій при ідентифікації мікроорганізмів	82
	Subhagata Chattopadhyay (Kharagpur, India) A computerized tool for screening of adult psychiatric illnesses: a third-world perspective (Компьютерный инструмент для скрининга психических болезней взрослых: перспективы третьего мира)	86
Фармакоинформатика	А. В. Арсеньев, И. С. Гриценко, В. А. Жук, Ю. М. Пенкин Современные тенденции развития фармакоинформатики	91
Информационные технологии в медицинском образовании	А. П. Чуприков, Rita Zaltsman (Украина, Германия) Best Practice: Восток и Запад (об одном опыте сотрудничества в области дистанционного образования между Украиной и Германией)	96
Проблемы информатизации здравоохранения Дискуссионный клуб	М. В. Голубчиков Застосування інформаційних технологій у медичній статистиці	99

	<i>Памяти Сурена Ашотовича Гаспаряна</i>	103
Нормативно-правовая база	УКАЗ ПРЕЗИДЕНТА УКРАЇНИ № 1497/2005 Про першочергові завдання щодо впровадження новітніх інформаційних технологій	104
	УКАЗ ПРЕЗИДЕНТА УКРАЇНИ № 1694/2005 Про невідкладні заходи щодо реформування системи охорони здоров'я населення	106
	<i>Підготовка научних кадрів в області медичинської інформатики</i>	
	Паспорт спеціальності «МЕДИЧНА ТА БІОЛОГІЧНА ІНФОРМАТИКА І КІБЕРНЕТИКА» Перелік провідних установ із спеціальності 14.03.11 – «Медична та біологічна інформатика і кібернетика» (медичні та біологічні науки)	108 109
Юбилейные даты	<i>К юбилею Олега Юрьевича Майорова</i>	110
	<i>К юбилею Владимира Вертелецкого</i>	111
Научные общества мединформатики	<i>Украинская Ассоциация «Компьютерная Медицина» (УАКМ)</i>	112
Мединформатика, события, конференции	<i>Всемирный Конгресс Medinfo-2007, Австралия</i>	114
	<i>Доктор Готфрид Дитцель удостоен награды DROPS за выдающиеся достижения</i>	115
	<i>Календарь Конференций, Конгрессов на 2006–2007</i>	116
	<i>Международная Конференция «Компьютерная Медицина'2007» «ИТ в реформировании здравоохранения»</i>	117
Новые книги	<i>Новые книги по медицинской информатике, компьютерным методам диагностики, статистике и эпидемиологии</i>	118
Тезисы докладов	<i>Материалы международной научно-практической Конференции «Компьютерная Медицина'2005» (Электронное здравоохранение). Часть 2</i>	119
	<i>Авторский указатель тезисов научно-практической Конференции «Компьютерная Медицина'2005». Часть 1 и 2</i>	158
	CONTENTS (IN ENGLISH)	160

УДК 616.831-073.7:517

О вычислении параметров детерминированного хаоса при исследовании биоэлектрической активности мозга (ЭЭГ)

О. Ю. Майоров^{1,2,3}, **В. Н. Фенченко**^{1,3,4}¹Харьковская медицинская академия последипломного образования МЗ Украины²Институт охраны здоровья детей и подростков АМН Украины, Харьков³Институт медицинской информатики и Телемедицины, Харьков, Украина⁴Институт низких температур НАН Украины, Харьков

Резюме

Предложены алгоритмы для вычисления уточненных параметров детерминированного хаоса в ЭЭГ: корреляционной размерности, размерности вложений, корреляционной энтропии, энтропии Колмогорова-Синая, старшего показателя Ляпунова, спектра показателей Ляпунова с использованием нескольких стационарных участков ЭЭГ и новой методики определения задержки.

Ключевые слова: детерминированный хаос, корреляционная размерность, размерность вложений, корреляционная энтропия, энтропия Колмогорова-Синая, старший показатель Ляпунова, спектр показателей Ляпунова, ЭЭГ, стационарность ЭЭГ.

Клин. информат. и Телемед.
2006. Т.3. Вып.4. с.37-46

1. Введение

При исследовании мозга животных и человека не всегда возможно непосредственное исследование сложной структуры его деятельности. В то же время доступен производимый системой сигнал ЭЭГ, который можно использовать для анализа церебральных механизмов.

Несмотря на высокую информативность спектрально-когерентного и много-размерного спектрального анализа ЭЭГ [1], предназначенных для исследования линейных параметров, они не позволяют изучать динамику процессов обработки информации мозгом, нелинейную динамику этих явлений [2].

Как установлено в последние два десятилетия, работа головного мозга, его функционирование и развитие подчиняются нелинейным законам. Линейные закономерности также имеют место, однако, они представляют собой лишь частный случай (или приближение) более общих нелинейных законов.

Нормальная динамика здорового организма является хаотической, и многочисленные исследования показывают, что наблюдаемый «хаос» присущ самой природе протекающих в организме динамических процессов, причем степень «хаотичности» протекающих в организме процессов может меняться при патологии в ту или иную сторону [3]. Хаоти-

ческая динамика дает много функциональных преимуществ, так как хаотические системы способны работать в широком диапазоне условий и легко адаптируются к их изменениям. С другой стороны, многие патологические состояния проявляются снижением степени сложности и хаотичности тех или иных ритмов [4].

Таким образом, решение задачи оценки степени хаотичности тех или иных, присущих живому организму временных ритмов позволит эффективно диагностировать многие патологические состояния организма [5].

К настоящему времени появились работы, посвященные исследованию динамических параметров мозга в различных измененных состояниях: спокойное бодрствование, интеллектуальная нагрузка, сон, кома, гипноз и т.д. [6-18], шизофрении [12, 19-25] при эпилепсии [26-39], при болезни Крейцфельда-Якоба [40], синдроме Альцгеймера [41-43], деменции и паркинсонизме [44], при формировании эмоционального стресса [45] септической энцефалопатии, расстройстве внимания. В этих работах было обнаружено значительные перераспределение нелинейно-динамических параметров биоэлектрической активности при возникновении патологии и измененных состояний мозга и продемонстрировано, что оценка нелинейно-динамических параметров дает больше информации, чем традиционный амплитудно-частотный анализ ЭЭГ [46].

2. Постановка задачи исследования

Наличие детерминированного хаоса в диссипативных системах можно установить, измеряя любую из динамических переменных [47] и при этом, в частности, [48, 49] можно оценить:

- корреляционную размерность, D_2 (нижнюю границу размерности Хаусдорфа);
- размерность вложения аттрактора;
- старший показатель Ляпунова (максимальную экспоненту Ляпунова);
- нижнюю границу энтропии Колмогорова-Синяя (корреляционную энтропию);
- энтропию Колмогорова-Синяя.

Известны соответствующие расчетные алгоритмы [46, 50–58], которые и применяются для анализа ЭЭГ человека и животных.

Предполагается, что исследуемый сигнал ЭЭГ стационарный, а так как на его поведение в будущем практически сказываются только непосредственно предшествовавшие моменты времени то он эргодичный (достаточным условием эргодичности является стремление к нулю модуля функции автокорреляции при увеличении временного сдвига, что характерно для ЭЭГ-сигнала [59]).

Всю необходимую информацию для анализа восстанавливаемых параметров хаоса можно получить по одной реализации ЭЭГ. Однако тут приходится сталкиваться с рядом принципиальных трудностей. Короткий участок ЭЭГ не позволяет получить требуемую точность и достоверность восстанавливаемых параметров хаоса. Кроме того, ЭЭГ всегда в той или иной мере искажается естественными неконтролируемыми колебаниями состояния испытуемого. Это не позволяет, как правило, выделить достаточно длинный безартефактный участок ЭЭГ, соответствующий заданному и стабильному состоянию мозговой деятельности (особенно для детей, психически больных испытуемых, подопытных животных).

На достаточно длинной записи ЭЭГ всегда найдется несколько подходящих для исследования участков. Важно, применяя подходящие критерии, выделить эти участки, и использовать их для восстановления параметров хаоса, скорректировав соответствующим образом известные алгоритмы. Это позволит повысить точность и достоверность получаемых результатов.

3. Выбор стационарных участков ЭЭГ для анализа

Обычно тест стационарности [60] какого-либо участка сигнала той или иной природы основывается на том факте, что нестационарные свойства сигнала, как правило, описываются медленными во времени изменениями среднего значения квадрата величины сигнала который равен значению автокорреляционной функции в нуле. Дело в том, что на практике крайне маловероятно, чтобы нестационарный сигнал $x(t)$ обладал автокорреляционной функцией

$$R(t) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(\tau)x(t+\tau)d\tau,$$

зависящей от τ при всех значениях t , кроме $t=0$.

Таким образом, для выделения стационарного участка необходимо запись ЭЭГ разбить на интервалы и для каждого такого интервала вычислить средние значения квадрата сигнала – в границах стационарного участка ЭЭГ они сохраняют почти постоянное значение.

Проверить это можно с помощью непараметрического критерия «серий» и «инверсий», в которых не используются никакие предположения относительно вида распределения сигнала [61], но, разумеется, число рассматриваемых интервалов не должно быть слишком малым.

Выбрать необходимую продолжительность интервалов, на которые следует разбивать запись ЭЭГ, можно ориентируясь на приведенные в [62] аппроксимации автокорреляционных функций ЭЭГ сигналов экспоненциально затухающими колебаниями, т.е.

$$R(t) = R(0)e^{-\alpha t} \cos \nu t$$

и полученные там же типичные значения коэффициентов затухания и соответствующих частот. Очевидно, длина интервала должна существенно превышать характерное время убывания соответствующей корреляционной функции.

Установить, какие из выделенных участков отвечают одному и тому же состоянию испытуемого можно воспользовавшись тем, что стационарные участки, отвечающие различным стабильным состояниям испытуемого, будут характеризоваться разными средними значениями

квадрата сигнала и разными характерными временами корреляции сигнала.

Заметим, что в дальнейшем при необходимости можно уточнить границы стационарных участков, используя алгоритм, основанный на применении модифицированной статистики Колмогорова-Синяя [63].

4. Восстановление параметров хаоса. Использование нескольких стационарных участков ЭЭГ для восстановления параметров аттрактора

4.1 Оценка корреляционной размерности D_2 (Correlation dimensions, нижняя граница размерности Хаусдорфа)

Корреляционная размерность является характеристикой размерности аттрактора динамической системы мозга. Корреляционная размерность позволяет оценить сложность (размерность) «странный» аттрактора, отражающего свойства динамической системы по одному исследуемому отведению. Вычисление этой размерности оказывается проще, чем расчет Хаусдорфовой размерности.

Сигнал ЭЭГ $x(t)$, поступающий от соответствующего отведения представляет собой одну из динамических переменных системы, т.е. $x(t) = x_i(t)$ при некотором $i (1 \leq i \leq n)$. Пусть $\{x_i\}_{i=1, \dots, \infty}$ – временной ряд, полученный в результате измерения через постоянные интервалы времени сигнала $x(t)$. Исходя из вектора значений этого ряда, построим смещенные m -мерные вектора $\{Z_j\}_{j=1, \dots, \infty}$, где $Z_{j,k} = x_{j+d(k-1)}$, а d – смещение. Тогда, за редкими исключениями, при $m \geq 2n+1$ и, вообще говоря, произвольном смещении d параметры реконструированного аттрактора в m -мерном пространстве Z

совпадают с параметрами исходного аттрактора в n -мерном пространстве X .

Мерой пространственной неоднородности аттрактора служит его **Хаусдорфова размерность** — если для того, чтобы покрыть аттрактор в m -мерном фазовом пространстве, требуется $K(\varepsilon)$ m -мерных ячеек со стороной ε , причем $K(\varepsilon) \sim \varepsilon^{-D}$ при $\varepsilon \rightarrow 0$, то показатель D и называется Хаусдорфовой размерностью аттрактора. Понятно, что численное определение Хаусдорфовой размерности путем покрытия фазового пространства множеством ячеек и подсчета числа точек, попадающих в выбранную ячейку практически невозможно для аттракторов больших размерностей. Поэтому, как обычно, будем использовать оценку Хаусдорфовой размерности снизу, которую можно получить сравнительно просто, вычислив **корреляционную размерность** аттрактора $D_2 \leq D$

$$D_2 = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln \left(\sum_{i=1}^{\infty} p_i^2 \right)}{\ln \varepsilon},$$

где p_i — вероятность попадания точки аттрактора в i -ю ячейку. Действительно, определим корреляционную сумму формулой

$$C(K, m, \varepsilon) = \frac{1}{K^2} \sum_{i,j=1}^K \Theta(\varepsilon - |Z_i - Z_j|),$$

где Θ — функция Хевисайда, K — число рассматриваемых точек, а

$$|Z_i - Z_j| = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (Z_{i,k} - Z_{j,k})^2}.$$

Тогда $D_2 = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{\ln C(K, m, \varepsilon)}{\ln \varepsilon}$,

$$m \geq 2n + 1.$$

Однако и вычисление корреляционной размерности D_2 сопряжено с трудностями. Вследствие того, что длина рассматриваемого ряда ограничена, не удастся рассмотреть ячейки слишком малого размера, так как невозможно оценить вероятности попадания в них точек аттрактора. Причина этого в том, что в каждую ячейку попадет всего несколько точек, и, кроме того, в этом случае обычно велико влияние погрешностей измерений. В то же время, если размер ячеек будет недостаточно мал, то не удастся выявить структуру аттрактора.

Известно, что реально определить структуру аттрактора можно только при наличии выборки достаточной длины (конечно, если этому не помешают шу-

мовые эффекты). И хотя в общем случае, трудности могут возникнуть, если нарушается неравенство [46]

$$m < (1 \div 2) \lg N,$$

где m — размерность фазового пространства, а N — длина выборки, часто удается ограничиться и гораздо менее длинными выборками. Заметим, что для небольших выборок при малых ε в каждой ячейке разбиения будут преобладать точки, лежащие на том же участке траектории, что ухудшает точность определения D_2 . Поэтому важное значение приобретает модификация корреляционной суммы [64], состоящая в том, что при подсчете корреляционной суммы определенное число ближайших точек на траектории нужно не учитывать, так как они не отображают структуру аттрактора, а только характеризуют частоту дискретизации сигнала.

Многочисленные расчеты показывают, что с достаточной точностью и достоверностью структура аттракторов, характерных для ЭЭГ сигналов может быть восстановлена по стационарному участку ЭЭГ продолжительностью 60–90 с. Требуемая при этом минимальная частота дискретизации может быть оценена на основе полученных в [56] типичных значений частот колебаний и соответствующих коэффициентов затухания для автокорреляционных функций ЭЭГ.

В то же время из практики электроэнцефалографии известно, что, в основном, продолжительность стационарного участка ЭЭГ редко превышает (20 ÷ 30) с. Таким образом, важность использования нескольких участков ЭЭГ для восстановления параметров аттрактора становится очевидной.

Как известно, корреляционная сумма $C(K, m, \varepsilon)$ показывает, какое количество пар точек реконструированного аттрактора лежит на расстоянии, не превосходящем ε (K — суммарное число пар точек, m — размерность пространства вложения).

Пусть $\{x_i\}_{i=1, \dots, N}$ рассматриваемая выборка. Если она соответствует одному стационарному участку ЭЭГ, то, очевидно, для расчета корреляционной суммы можно построить $K = N - d(m-1)$ смещенных m -мерных вектора

$$Z_j = \{x_j, x_{j+d}, \dots, x_{j+d(m-1)}\}.$$

Если же эта выборка соответствует нескольким стационарным участкам ЭЭГ, то смещенные вектора можно построить для каждого участка выборки, т.е. их суммарное количество будет $K = N - d(m-1)S$, где S — количество стационарных участков в выборке.

Заметим, что незначительная модификация известного алгоритма скользящей суммы [49] позволяет и в этом случае организовать эффективное вычисление корреляционной суммы.

Практически для вычисления корреляционной размерности при заданной размерности вложения вычисляются корреляционные суммы и рассматривают зависимость тангенса угла наклона кривой $f = \ln C(K, m, \varepsilon)$ от величины $\varepsilon = \ln \varepsilon$. На этой кривой можно выделить несколько областей [46].

В первой — размеры ячеек слишком малы, что не позволяет оценить вероятности попадания точек в них аттрактора. Во второй — выборка недостаточна, чтобы передать структуру аттрактора и, кроме того, в этой области обычно существенна точность, с которой известны точки аттрактора. В третьей — точки кривой характеризуют структуру аттрактора, кривая $f(\varepsilon)$ имеет прямолинейный участок (значение тангенса его наклона соответствует размерности аттрактора). Заметим, что длина этого участка зависит от величины смещения [56] и при неудачном выборе смещения прямолинейный участок может отсутствовать и тогда размерность аттрактора восстановить не удастся. Наконец, в четвертой области размеры ячеек разбиения слишком велики и не позволяют выявить структуру аттрактора.

Обычно указанные области и прямолинейный участок на кривой $f(\varepsilon)$ выделяют «вручную», что, конечно, нежелательно.

Для ограничения «человеческого фактора», прежде всего, зададим минимальное количество точек аттрактора, которые должны попасть в ячейку, и тем самым исключим из рассмотрения первую и, частично, вторую область. Задав далее максимально возможное отклонение кривой $f(\varepsilon)$ от прямой линии (разумеется, нужно учитывать неравномерность сетки, на которой задана кривая), попытаемся автоматически без участия исследователя найти на ее графике подходящий прямолинейный участок минимально допустимой из соображений достоверности результатов длины, постепенно смещаясь в сторону увеличения значений размера ячеек, т.е. ε . Наконец, после того, как положение прямолинейного участка найдено, для повышения точности определения угла его наклона следует максимально, до появления недопустимых отклонений кривой $f(\varepsilon)$ от прямой линии, увеличить длину этого участка. Эта методика реализована нами в системе компьютерной ЭЭГ *NeuroResearcher* '2005-2007 (сервис 12-74) (*NeuroResearcher* - *Chaos* '2005-2007).

4.2 Размерность вложений (Embedding Dimensions)

Размерность вложений (n) аттрактора динамической системы мозга позволяет сделать предположение о том, как много компонентов формируют исследуемую нейродинамическую систему.

Размерность реконструкции (**размерности вложения**) — это наименьшая целая размерность пространства, содержащего весь аттрактор. Ее величину устанавливают по стабилизации параметров аттрактора (обычно — по стабилизации значения корреляционной размерности D_2 , которое увеличивается по мере увеличения размерности реконструкции m и, при достаточно большой размерности реконструкции, практически перестает меняться. Иногда — по стабилизации старшего показателя Ляпунова (см. п. 4.5)).

Однако, для проведения реконструкции прежде всего следует выбрать величину смещения [56].

Обычно используют следующие соображения [46]: если компоненты реконструированных векторов будут «независимы друг от друга», то можно ожидать, что эти вектора будут нести «наибольшее количество информации об аттракторе». Простейший способ добиться такой независимости — это выбрать смещение d близким к нулю автокорреляционной функции.

Другая методика основана на теории информации — смещение выбирают так, чтобы каждый следующий реконструируемый вектор добавлял наибольшую информацию об аттракторе.

Заметим, что в редких случаях может оказаться так, что автокорреляционная функция не имеет нулей, а функция взаимной информации — минимума (обе просто монотонно убывают с ростом d), тогда, очевидно, при выборе смещения следует просто ограничиться достаточным убыванием этих функций. Чаще ноль или минимум есть, но в качестве смещения они не всегда оказываются оптимальными.

Более сложной является разработанная нами методика [56], базирующаяся на оценке «формы» реконструированного аттрактора. Смещение выбирают так, чтобы размеры реконструированного аттрактора по всем осям было по возможности близки. С этой целью для данной размерности вложения m строят ковариационную матрицу C размерностью $m \times m$ для матрицы, строками которой служат вектора $\{Z_j\}_{j=1, \dots, K}$

$$c_{i,j} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (z_{k,i} - \bar{z}_i)(z_{k,j} - \bar{z}_j),$$

где $\bar{z}_j = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K z_{k,j}$ — средние

значения исходной матрицы по столбцам. Далее находят спектр собственных значений матрицы C (так как ковариационная матрица симметричная, то ее спектр вещественный), выбирают минимальное λ_{\min} и максимальное λ_{\max} собственные значения и определяют смещение d из условия минимума отношения

$$\frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}},$$

которое, очевидно, характеризует степень отклонения реконструированного аттрактора от «сферической» формы. Однако и эта методика не всегда дает оптимальные результаты.

Дело в том, что если окно реконструкции $w=(m-1)d$ слишком мало, то образ аттрактора оказывается «спрессованным» вдоль некоторых направлений. Во-первых, из-за этого возникают так называемые «ложные соседи» — пары точек близких в пространстве Z , хотя их образы в пространстве x не были близки. Во-вторых, для изучения деталей аттрактора необходимо различать очень мелкие масштабы, для чего нужны очень большие выборки и отсутствие помех. Если окно реконструкции слишком велико, то образ аттрактора подвергается «растяжению и складыванию» и потому вплоть до некоторых масштабов будет исследоваться не структура самого аттрактора, а структура получившихся складок. При этом на соседних складках тоже возникает «ложные соседи» и на больших масштабах реконструкция будет выглядеть как объект большей размерности, чем на самом деле [46].

Таким образом, важна оптимизация величины смещения, но это требует значительных временных затрат. Потому целесообразно использовать все три методики и в качестве рационального смещения принять лучшее из полученных значений. В большинстве случаев для реконструкции ЭЭГ аттракторов лучшим оказывается смещение, полученное по методике, базирующаяся на оценке «формы» реконструированного аттрактора.

4.3 Корреляционная энтропия (Correlation entropy, нижняя граница энтропии Колмогорова-Синяя)

Энтропия характеризует степень разбегания близких фазовых траекторий. Она позволяет оценить количество ин-

формации, которая необходима для прогноза поведения динамической системы мозга в будущем. Иными словами, она позволяет оценить промежуток времени, на который можно сделать прогноз (чем меньше значение (величина) энтропии тем на больший отрезок времени можно сделать прогноз). *Корреляционная энтропия* является нижней границей энтропии Колмогорова-Синяя, которая может быть оценена и другим способом с помощью спектра показателей (экспонент) Ляпунова.

Рассмотрим снова покрытие аттрактора ячейками со стороной ϵ и обозначим P_{i_0, \dots, i_k} — вероятность того, что в момент времени $t=0$ точка на фазовой траектории находилась в ячейке с номером i_0 , в момент времени $t=\tau$ — в ячейке с номером i_1 и т.д. *Энтропия Колмогорова-Синяя* определяет скорость потери динамической системой информации и определяется формулой

$$H = - \lim_{\tau \rightarrow 0} \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K\tau} \sum_{i_0, \dots, i_k} P_{i_0, \dots, i_k} \ln P_{i_0, \dots, i_k},$$

для дискретных траекторий (временно-го ряда), очевидно, $\tau=1$ и тогда

$$H = - \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{i_0, \dots, i_k} P_{i_0, \dots, i_k} \ln P_{i_0, \dots, i_k}.$$

Энтропия Колмогорова-Синяя позволяет оценить среднее время предсказуемости системы, которое определяется по формуле

$$T_m = - \frac{1}{H} \ln \epsilon,$$

где ϵ — точность предсказуемости состояния системы (при $T > T_m$ с такой точностью возможны лишь статистические предсказания). В случае регулярного движения энтропия равна нулю и время предсказуемости бесконечно, энтропия положительна. Когда в системе наблюдается динамический хаос, время предсказуемости в этом случае имеет конечную величину. Если динамику системы определяет случайный шум, то энтропия бесконечна и время предсказуемости равно нулю.

Численное определение энтропии Колмогорова аттрактора путем покрытия фазового пространства множеством ячеек и подсчета вероятности попадания точек в выбранную последовательность ячеек практически невозможно для аттракторов больших размерностей. Поэтому используют оценку энтропии Колмогорова снизу, которую можно получить, определив *корреляционную энтропию* аттрактора $H_2 \leq H$

$$H_2 = - \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \ln \sum_{i_0, \dots, i_k} P^2$$

для вычисления которой пользуются формулой [65].

$$H_2 = \frac{1}{d \Delta t} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \lim_{m \rightarrow \infty} \ln \frac{C(K, m, \varepsilon)}{C(K, m+1, \varepsilon)},$$

где d – выбранная для реконструкции задержка, а Δt – шаг дискретизации по времени (часто в этой формуле используют не натуральный логарифм, а логарифм по основанию 2 – в этом случае энтропия будет выражена в $\frac{\text{бит}}{с}$).

Заметим, что вычисление корреляционной энтропии K_2 сопряжено с теми же трудностями, что и вычисление корреляционной размерности D_2 .

Практически значение ε выбирают по результатам реконструкции аттрактора в области, где точки кривой $f(e)$ характеризуют структуру аттрактора (т.е. там, где кривая зависимости $f = \ln C(K, m, \varepsilon)$ от величины $e = \ln \varepsilon$ имеет прямолинейный участок. При этом предпочтительными являются меньшие значения, а величину энтропии устанавливают по стабилизации значения отношения

$$\ln \frac{C(K, m, \varepsilon)}{C(K, m+1, \varepsilon)},$$

при m , значение которого больше чем размерность вложения аттрактора.

Заметим также, что для повышения точности вычисления корреляционной энтропии можно воспользоваться поправкой, вычитая из логарифма отношения корреляционных сумм $\Delta D_2^{(m)} \ln \varepsilon$, где $\Delta D_2^{(m)}$ – погрешность в определении размерности аттрактора при его реконструкции в пространстве размерности m и $m+1$. Теоретически эта погрешность должна быть весьма малой при большой размерности реконструкции, но на практике ею часто пренебрегать нельзя.

4.4 Спектр показателей Ляпунова

Наряду с описанным выше алгоритмом для определения показателя Ляпунова используют и иные методы, в частности метод, предложенный [66–67]. Суть этого метода сводится к следующему: выберем сферу малого радиуса в реконструированном пространстве, через несколько шагов она, очевидно, превратится в эллипсоид и, если у нас есть несколько положительных показателей Ляпунова, то сфера при этом рас-

тянется вдоль некоторых направлений. Если радиус выбранной сферы достаточно мал, то оператор, переводящий сферу в эллипсоид будет близок к сумме операторов сдвига и некоторого линейного оператора, собственные числа которого и будут соответствовать показателям Ляпунова. Проведя затем усреднение по всему аттрактору мы и получим интересующий нас спектр показателей Ляпунова.

Важное отличие этого метода состоит в том [68], что он не обладает свойством «насыщения», т.е. он не позволяет установить размерность реконструкции и она должна быть определена заранее (см. п.4.2).

Спектр показателей Ляпунова обычно используется для оценки величины энтропии Колмогорова-Синяя, которая меньше или равна сумме положительных показателей Ляпунова (обычно считают, что имеет место знак равенства)

$$H = \sum_{i: \lambda_i > 0} \lambda_i$$

и ляпуновской размерности аттрактора (она дает оценку сверху размерности Хаусдорфа, но часто считают, что имеет место равенство этих размерностей)

$$D = k + \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{|\lambda_{k+1}|},$$

где $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots$ – упорядоченные по убыванию показатели Ляпунова, k – наибольшее число, при котором

$$\sum_{i=1}^k \lambda_i > 0.$$

Таким образом, определение спектра показателей Ляпунова позволяет контролировать проведенные расчеты параметров хаоса и тем самым увеличить их точности и добиться необходимой достоверности результатов.

4.5 Старший показатель Ляпунова (maximal Lyapunov exponent)

Старший показатель Ляпунова служит численной характеристикой степени разбегания первоначально близких траекторий и является характеристикой хаотичности поведения динамической системы мозга (динамической системы регуляции сердечно-сосудистой системы на основе Вариабельности R-R интервалов).

Рассмотрим две близкие в начальный момент времени траектории динамической системы. В дальнейшем эти траектории могут экспоненциально «разбегаться», экспоненциально «сближаться» или расстояние между ними будет меняться медленней, чем экспоненциально. Конечно, динамическому хаосу соответствует неустойчивость каждой отдельной траектории – т.е. наличие экспоненциального «разбегаания». Для того, чтобы описать ситуацию в целом вводят **показатель Ляпунова**

$$\lambda = \lim_{t \rightarrow \infty} \lim_{\Delta_0 \rightarrow 0} \frac{\ln |\Delta x(t)|}{t},$$

который, характеризует, как развивается вдоль траектории какое-то малое возмущение (здесь $\Delta x(t)$ – расстояние между рассматриваемой и близкой к ней траекториями в момент времени t , а Δ_0 – в начальный, нулевой, момент времени).

Важно, что [46] ляпуновские показатели, количество которых, очевидно, соответствует размерности фазового пространства системы, как правило, не зависят от рассматриваемой траектории – на этом факте, собственно, и основаны методы вычислений ляпуновских показателей.

Принципиальное значение имеет главный (максимальный) показатель Ляпунова, его положительность говорит о наличии хаотического движения и именно его, как правило, определяют. Для этого, обычно, используют двойное усреднение – сначала определяют локальный коэффициент «разбегаания» близких траекторий в данной точке, а затем проводят усреднение по всем точкам [69] (практически при большой выборке можно ограничиться усреднением по достаточно большому числу точек).

Очевидно, этот алгоритм с незначительной коррекцией можно применить и в случае восстановления главного показателя Ляпунова по выборке, которая соответствует нескольким стационарным участкам ЭЭГ. Здесь это важно, так как для получения высокой точности восстановления старшего показателя Ляпунова нужно, чтобы исследуемая выборка позволила рассмотреть для большого количества точек выборки достаточное количество «близких» траекторий.

Что касается ограничения «человеческого фактора», то для этого можно использовать те же приемы, что были применены при определении размерности аттрактора.

5. Восстановление параметров хаоса (результаты экспериментов)

Описанные модификации алгоритмов были реализованы в нескольких версиях программного комплекса компьютерной ЭЭГ *NeuroResearcher*® 2005-2007 (*NeuroResearcher*® -Chaos 2005-2007) [1, 54-58] и использовались для анализа ЭЭГ группы больных шизофренией и контрольной группы здоровых испытуемых [6, 7, 19-22, 45].

Тестирование алгоритмов проводилось путем обработки модельных временных рядов, в частности, для отображения Хенона, Икеды, систем Лоренца и Ресслера (длина выборки – 10000 элементов). Результаты тестирования пока-

зали хорошее (в пределах допустимой погрешности), совпадение с данными, полученными другими авторами.

На рис.1 приведен типичный вид ЭЭГ сигнала («затылочное» отведение), состоящего из двух предположительно стационарных участков, отвечающих, однако, разным состояниям здорового испытуемого (спокойное бодрствование и ментальная нагрузка – обратный счет в уме) и артефактного участка (вызванного мышечной реакцией – моргание) и результаты вычисления средних значений квадрата сигнала при делении (для примера) тестируемых участков на односекундные интервалы (заведомо превосходящие время корреляции сигнала на соответствующих участках).

Оказалось, что согласно критерию серий и критерию превышений нет оснований отвергнуть гипотезу о стационарности тестируемых участков (в расчетах принят уровень значимости 5%) и, следовательно, эти участки можно

считать стационарными. При этом выяснилось, что среднее значение квадрата сигнала на первом участке почти вдвое превосходит среднее значение квадрата сигнала на втором участке, т.е. тестируемые участки можно четко разделить как соответствующие разным состояниям испытуемого.

Расчет параметров хаоса по временному ряду малой продолжительности позволяет предварительно оценить размерность вложения аттрактора и ориентировочно вычислить его корреляционную размерность, корреляционную энтропию соответствующего процесса и старший показатель Ляпунова. Здесь важную роль играет выбор величины смещения для реконструкции аттрактора, и, так как время счета относительно невелико, то можно провести оптимизацию смещения – критерием оптимальности, очевидно, является максимальная длина прямой отрезка на зависимости $f = \ln C(K, m, \epsilon)$ от $e = \ln \epsilon$.

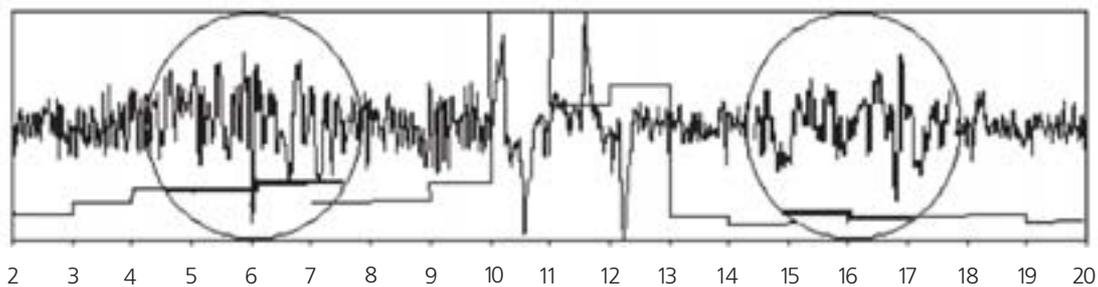


Рис.1. Тестирование участков ЭЭГ сигнала на стационарность.

На рис. 2-4 показаны результаты определения корреляционной размерности типичного аттрактора ЭЭГ сигнала здорового испытуемого («затылочное» отведение, испытуемый в состоянии спокойного бодрствования), корреляционной энтропии соответствующего процесса и старшего показателя Ляпунова. Расчет проводился по относительно короткому стационарному участку ЭЭГ продолжительностью 11 с (соответствующий временной ряд содержал 4400 членов и имел 256 экстремумов). При этом удалось установить, что ориентировочно корреляционная размерность аттрактора составляет 7.24, корреляционная энтропия – 29.18, а старший показатель Ляпунова – 47.18 (заметьте, что в данном случае оптимальная величина смещения, была близка к величине смещения, полученной по разработанной нами методике [56]).

Расчет параметров хаоса по временным рядам большой продолжительности требует значительных временных затрат. Поэтому важную роль приобретают вопросы организации процесса вычислений. Очевидно, так как главный интерес представляет определение корреляционной размерности ЭЭГ аттракторов и корреляционной энтропии процессов, протекающих в мозгу, то во многих случаях можно ограничиться вычислением корреляционных сумм для нескольких подходящим образом выбранных размерностей вложения. Во всяком случае не нужно тратить время на вычисление корреляционных сумм для размерностей вложения заведомо меньших реальных значений, но следует иметь в виду, что длина прямолинейного участка на зависимости $f = \ln C(K, m, \epsilon)$ от $e = \ln \epsilon$ уменьшается по мере увеличения размерности пространства реконструкции. Также не

следует проводить и вычисление показателя Ляпунова для размерностей вложения заведомо меньших реальных значений. Еще укажем на тот факт, что целесообразно объединить счет корреляционных сумм и показателя Ляпунова – и там и там нужно находить пары близких точек и лучше это сделать однократно.

В табл.1 приведены результаты уточненного определения корреляционной размерности аттрактора, корреляционной энтропии процесса и старшего показателя Ляпунова по нескольким стационарным участкам ЭЭГ (была достигнута точность стабилизации параметров хаоса не менее 5%).

Проведенные расчеты показывают, что, обрабатывая временной ряд, составленный из нескольких участков ЭЭГ, удается ощутимо поднять точность восстановления параметров хаоса и, что существенно, повысить достоверность получаемых результатов.

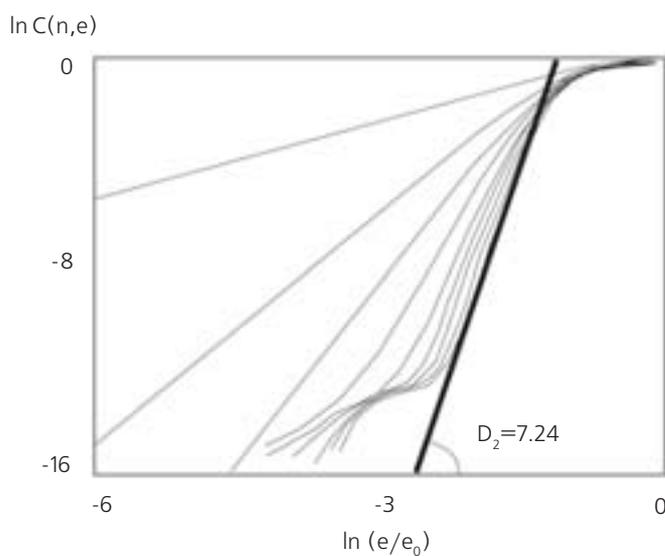


Рис. 2. Расчет корреляционной размерности аттрактора.

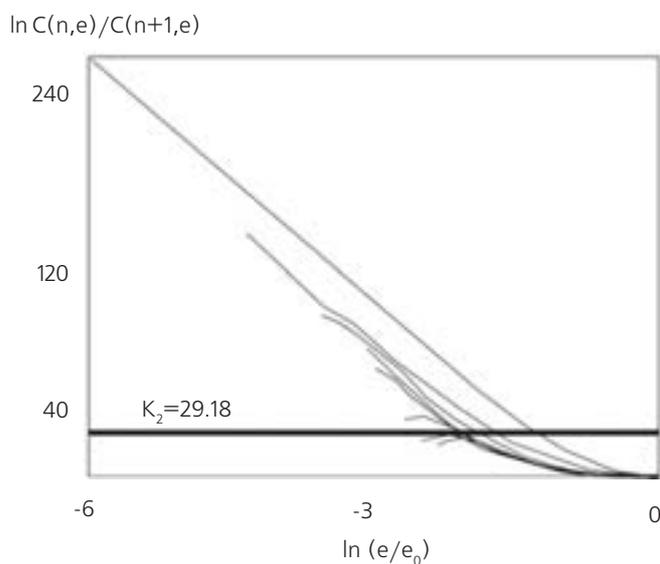


Рис. 3. Расчет корреляционной энтропии процесса.

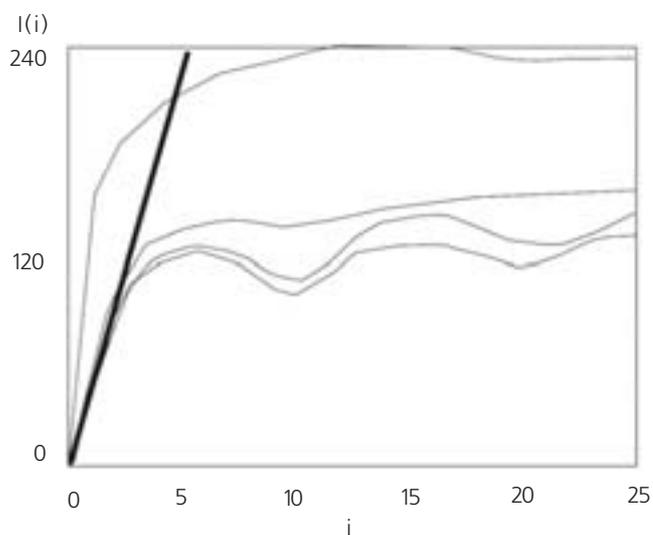


Рис. 4. Расчет старшего показателя Ляпунова.

Табл. 1. Параметры хаоса сигнала ЭЭГ (здоровый испытуемый, состояние спокойного бодрствования, «затылочное» отведение).

Параметры выборки	Длина записи, с	11	32	105
	Число членов ряда	4400	12800	41206
	Число экстремумов	256	723	2237
	Число участков	1	2	4
Рассчитанные параметры хаоса	Корреляционная размерность аттрактора	7.24	7.98	7.70
	Корреляционная энтропия процесса	29.18	31.61	33.20
	Старший показатель Ляпунова	47.18	39.10	39.24

Выводы

Предложена модификация известных алгоритмов восстановления параметров хаоса, обеспечивающая существенное повышение точности и достоверности определения параметров аттрактора по данным ЭЭГ, основанная на использовании нескольких безартефактных стационарных участков ЭЭГ, отвечающих заданному стабильному состоянию испытуемого.

Соответствующие алгоритмы были реализованы в новой версии программного комплекса для компьютерной ЭЭГ *NeuroResearcher® 2005-2007 (NeuroResearcher®-Chaos 2005-2007)*, тестированы при обработке модельных временных рядов (в частности, для отображения Хенона, систем Лоренца и Ресслера) созданных программой *Fractan* [70] и использовались для обработки ЭЭГ группы больных испытуемых (шизофрения) и контрольной группы здоровых испытуемых.

Литература

1. Mayorov O. Yu., Multidimensional approach for evaluation of system activity of the brain by EEG. In: Health Data in the Information Society. Proceedings of MIE'2002. IOS Press. V.90. p. 61–65.
2. Jensen B. H. (1996) Nonlinear dynamics and quantitative EEC analysis. EEG clin. Neurophysiol., Suppl. 45. p. 39–56.
3. Гласс Л., Мэки М. От часов к хаосу. Ритмы жизни. – М., Мир, 1991.

4. Хакен Г. Принципы работы головного мозга. – М.: ПЕР СЭ, 2001. 351с.
5. Goldberger A. L. Is the normal heart-beat chaotic or homeostatic? News Physiol. Sci. 1991. N 6. p. 87–91.
6. Майоров О. Ю., Фрицше Л. Н., Фрицше М., Шуцкая Л. В. и др. Оценка динамических систем мозга в состоянии спокойного бодрствования и при интеллектуальной нагрузке на основе энтропии Колмогорова-Синяя по ЭЭГ. Ж. Экспериментальна і клінічна медицина. №3, 2006. с.143–148.
7. Майоров О. Ю., Фрицше Л. Н., Фрицше М. Оценка энтропии Колмогорова-Синяя по ЭЭГ у здоровых мужчин, с различной степенью общей тревожности. Вестник Национального университета им. В. Н. Каразина, Серия «Биология». №4 2006. с.
8. Lutzenberger W., Elbert T., Birbaumer N., Ray W. J., Schupp H. The scalp distribution of the fractal dimension of the EEG and its variation with mental tasks. Brain Topogr. 1992. N 5, p. 27–34.
9. Babloyantz A., Salazar J. M. and Nicolis C. Evidence of chaotic dynamics of brain activity during the sleep cycle. Phys. Lett., 1985, 111A: 152–156.
10. Gallez D. and Babloyantz A. Biol Cybern 64. 1991. p. 381–391.
11. Fell J., Roschke J., Mann J. K. and C. Schaffner, Discrimination of sleep stages: a comparison between spectral and nonlinear EEG measures, Electroenceph. Clin. Neurophysiol., 98. 1996. p. 401–410.
12. Roschke J. and J. B. Aldenhoff. Estimation of the dimensionality of sleep-EEG data in schizophrenics. European Archives of Psychiatry & Clinical Neuroscience. 1993. V. 242. N4. p.191–196.
13. Roschke J., Fell J. and Beckmann P. The calculation of the first Lyapunov exponent in sleep EEG data. Elec-

- troenceph. Clin. Neurophysiol., 1993, 86: 348–352.
14. Roschke J., Basar E. Correlation dimensions in various parts of the cat and human brain in different states, in Basar E., Bullock T.H. eds. Brain Dynamics Springer-Verlag, 1989. p.131–148.
15. Roschke J., Fell J. and Beckmann P., Non-linear analysis of sleep EEG data in schizophrenia: calculation of the principal Lyapunov exponent, Psychiatr. Res., 1995. 56 p. 257–269.
16. Van den Broek P. L. C., Van Egmond J., Van Luijtelaar E. L. J. M., & Dirksen R. Chaos in the EEG as a measure of sleep wake states in rats. Sleep-wake research in the Netherlands. 1996. 7. p. 33–36.
17. Liberson W. T. The electrophysiology of intellectual functions (by Giannitrapani D.). Basel: Karger. 1985. p. 153–176.
18. Crawford H. J., Clarke S. W. and Kitter-Triolo M., Self-generated happy and sad emotions in low and highly hypnotizable persons during waking and hypnosis: laterality and regional EEG activity differences. Int. J. Psychophysiol., 24. 1996. p. 239–266.
19. Mayorov O. Yu., M. Fritzsche, A. Glukhov, D. W. Sleduk, S. M. Kosidubova, L. N. Timchenko. Molecular and nonlinear electroencephalographic basis underlying the interaction between dopaminergic and cannabinoid transmission — the missing link between cannabis psychosis and schizophrenia. The International Journal of Neuropsychopharmacology. 2004. V.7. Suppl. 1. Cambridge University Press. p. S121.
20. Mayorov O. Yu., M. Fritzsche, L. Fritzsche, S. Kosidubova, A. Glukhov. Asymmetric Processing of Information in Development, Evolution and Psychopathology. Special Issue on «Brain Asymmetry in Development, Evolution and Psychopathology» of the ASCR's official journal, «Cognition, Brain, Behavior». 2006. p. 311–342.
21. Mayorov O. Yu., Fritzsche M., Glukhov A. and oth. Disfunctional information processing during acute psychosis. 12th AEP Congress. Association of European Psychiatrists. Geneva. Switzerland. 2004. p.78.
22. Fritzsche M., Mayorov O. Yu., A. Glukhov, and oth. Anandamide induced model-psychosis assessed by nonlinear EEG analysis. Journal BMC Psychiatry (e-Journal), 2003. 14 p.
23. Lutzenberger W., Stevens A. and Bartels M., Do schizophrenics differentiate between perception and imagination? An EEG study using dimensional analysis, Neurosci. Lett., V. 199. 1995. p. 119–122.
24. Dai-Jin Kim, Jaeseung Jeong, Jeong-Ho Chae, Seongchong Park, Soo Yong Kim, Hyo Jin Go, In-Ho Paik, Kwang-Soo Kim, Bomoon Choi. An estimation of the first positive Lyapunov exponent of the EEG in patients with schizophrenia. Psychiatry Research:

- Neuroimaging Section v. 98. 2000. p.177–189.
25. Elbert T., Ray W.J., Kowalik Z. J., Skinner J. E., Graf K. E. and Birbaumer N. Chaos and physiology: deterministic chaos in excitable cell assemblies, *Phys. Rev.*, 1994. V.74. N.1. p. 1–47.
 26. Theiler J., On the evidence for low-dimensional chaos in an epileptic electroencephalogram. *Phys. Lett. A* 196. 1995. p.335.
 27. Andrzejak R., Widman G., Lehnertz K., David P., Elger C. E. Fraction of non-linear determinism in intracranial EEG recordings allows focus lateralization in mesial. temporal lobe epilepsy. *Epilepsia*, 1998. V.39 Suppl 6, p.206.
 28. Babloyantz A. & Destexhe A. Low-dimensional chaos in an instance of epilepsy, *Proc. Nat. Acad. Sci.* 1986. 83. p.3513–3517.
 29. Casdagli M. C., Iasemidis L. D., R. S. Savit, R. L. Gilmore, S. Roper, and J. C. Sackellares, Non-linearity in invasive EEG recordings from patients with temporal lobe epilepsy, *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 1997. N102. p. 98–105.
 30. Le Van Quyen M., J. Martinerie, C. Adam, and F. J. Varela. Nonlinear analyses of interictal EEG map the brain interdependences in human focal epilepsy. *Physica D*. 1999. p.127:250.
 31. Lehnertz K. and C. E. Elger. Neuronal complexity loss in temporal lobe epilepsy: effects of carbamazepine on the dynamics of the epileptogenic focus. *Electroencephalography. Clinical Neurophysiology*. 1997. V.103 p.376.
 32. Lehnertz K. Non-linear time series analysis of intracranial EEG recordings in patients with epilepsy — an overview. *International Journal of Psychophysiology*. 1999. V. 34. p. 45–52.
 33. Quian Quiroga R., J. Arnhold, K. Lehnertz, and P. Grassberger. Kulback-Leibler and Renormalized Entropy: Applications to EEGs of Epilepsy Patients. 1999. V2. *Physics*. p.1–15.
 34. Weber B., Lehnertz K., Elger C. E., Wieser H. G. Neuronal complexity loss in interictal EEG recorded with foramen ovale electrodes predicts side of primary epileptogenic area in temporal lobe epilepsy: A replication study. *Epilepsia*. 1998. V.39. p. 922–927.
 35. Widman G., Lehnertz K., Elger C. E. CPLXMON, a system for real-time, on-line monitoring of neuronal complexity loss in the ECoG of patients with temporal lobe epilepsy. *Epilepsia*. 1995. v. 36. Suppl. 4. p. 5.
 36. Beldhuis H. J., Suzuki T., Pijn J.P., Teisman A., Lopes da Silva F. H., Bohus B. Propagation of epileptiform activity during development of amygdala kindling in rats: linear and non-linear association between ipsi- and contralateral sites. *Eur. J. Neurosci.*, 1993. V.5. p. 944–954.
 37. Iasemidis L. D., Principe J. C., Czaplinski J. M., Gilmore R. L., Roper S. N., Sackellares J. C. Spatio-temporal transition to epileptic seizures: Non-linear dynamical analysis of scalp and intracranial EEG recordings. In: Lopes da Silva, F. H., Principe, J. C., Almeida, L. B. Eds., *Spatiotemporal Models in Biological and Artificial Systems*. IOS Press. 1997. Amsterdam. p. 81–88.
 38. Lopes da Silva, F. H., Pijn J. P., Wadman W. J. Dynamics of local neuronal networks: control parameter and state bifurcations in epileptogenesis. *Prog. Brain Res.* 1994. V.102. p.359–370.
 39. Pijn J. P., Velis D. N., van der Heyden M. J., DeGoede J., van Veelen C. W., Lopes da Silva F.H. Nonlinear dynamics of epileptic seizures on basis of intracranial EEG record— 270.
 40. Stam C. J., van Woerkom T. C., Pritchard W. S. Use of non-linear EEG measures to characterise EEG changes during mental activity. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 1996. V.99. p.214–224.
 41. Pritchard W. S., Duke D. W., Coburn K. L., & Robinson J. H. Nonlinear dynamical electroencephalographic analysis applied to nicotine psychopharmacology and Alzheimer's disease. In P. M. Lippiello; A. C. Collins; J. A. Gray; & J. H. Robinson (Eds.), *The biology of nicotine: Current research issues*. 1992. New York: Raven Press. p. 195–214.
 42. Pritchard W. S., Duke D. W., Coburn K. L., Moore N. C. and Tucker K. A. Altered EEG dynamical responsivity associated with Alzheimer's disease: replication and extension. In: B.H. Jansen and M.E. Brandt (Eds), *Nonlinear Dynamical Analysis of the EEG*. World Scientific, Singapore. 1993. p. 165–168.
 43. Jaeseung J., Jeong-Ho C., Kim S. Y. and Seol-Heui H. Nonlinear dynamical analysis of the EEG in patients with Alzheimer's disease and vascular dementia. *Clin. Neurophysiol.* 2001. V.18. N1. p. 58–67.
 44. Stam C.J., Jelles B., Achtereekte H. A. M., Rombouts S. A. R. B., Slaets J. P. J., Keunen R. W. M. Investigation of EEG nonlinearity in dementia and Parkinson's disease. *EEG Clin. Neurophysiol.* 1995. N95. p.309–317.
 45. Майоров О. Ю., Вязовская О. В. Влияние острого и эмоционального хронического стресса на уровень энтропии Колмогорова–Синая ЭЭГ крив условий иммобилизации. *Ж. Экспериментальная і клінічна медицина*. №4, 2006. с. 32–37.
 46. Малинецкий Г. Г., А. Б. Потапов. Современные проблемы нелинейной динамики. М., 2002.
 47. Takens F. Detecting strange attractors in turbulence. In: Rand DA and Young LS, eds. *Dynamic Systems and Turbulence. Lecture Notes in Mathematics*. 1981. 898. p. 366–381. Heidelberg: Springer-Verlag.
 48. Grassberger P., Procaccia I. Measuring the strangeness of strange attractors. *Physica D* 9: 1983. p. 189–208.
 49. Grassberger P. and Procaccia I. Characterization of strange attractors *Phys. Rev. Lett.* 1983. V.50. p.346–349.
 50. Kantz H., J. Kurths, G. Mayer-Kress. eds. *Chaotic measures and real-world systems. Nonlinear Analysis of Physiological Data* Springer. 1998. p. 49–66. (ISBN 3-540-63481-9).
 51. Kantz H. and T. Schreiber. *Nonlinear Time Series Analysis*. New York. Cambridge University Press. 2000. 304 p.
 52. Theiler J., Estimating fractal dimension. *J. Opt. Soc. Amer. A* 7. 1990. p. 1055.
 53. Малинецкий Г. Г., А. Б. Потапов. О вычислении размерности странных аттракторов. – *Журнал выч. мат. и мат. физ.* т.28. N7. 1988.
 54. Майоров О. Ю. Новые подходы к оценке функциональной асимметрии мозга на основе многомерного линейного и нелинейного анализа. Материалы междунароной украино-российской конференции «Асимметрия мозга и поведение человека». МАУП. Киев. 2005. с.18.
 55. Майоров О. Ю., Фенченко В. Н. Некоторые аспекты применения разложения Карунена-Лозва для анализа пространственно-временных структур ЭЭГ. *Ж. Клин. Информ. и Телемед.* 2005. Т.2. № 1. с. 26–31.
 56. Майоров О. Ю., Глухов А. Б., Фенченко В. Н. Реализация метода смещения с помощью оценки размеров осей аттрактора динамической системы мозга. *Труды института кибернетики*. 2007. В. (в печати).
 57. Mayorov O. Yu., Fritzsche M., Kosidubova S. M., Glukhov A. B., Prognimак A. B., *New neurodiagnostics technology for brain research on the basis of multivariate and nonlinear (deterministic chaos) analysis of EEG. Proceedings of 2nd European Congress «Achievements in space medicine into health care practice and industry»*. Pabst Science Publishers, Berlin, 2003. p. 157–167.
 58. Mayorov O. Yu., M. Fritzsche, A. B. Glukhov, D. W. Sleduk. Applications for valuation Nonlinear Dynamics and Chaos in EEG. *Technology and Informatics. In Series: Studies in Health Technology and Informatics. The New Navigators: from Professionals to patients*. 2003. V.91. p. IOS Press.
 59. Бендат Дж., А. Пирсол. Измерение и анализ случайных процессов. М., Мир, 1974.
 60. Дуб Дж. Вероятностные процессы. М., ИЛ, 1953.
 61. Сб. Вероятностные методы в вычислительной технике. М., Высшая школа, 1986.
 62. Майоров О. Ю., А. Б. Глухов. Ошибки спектральных оценок при исследовании биоэлектрической активности мозга. – *Кибернетика и выч. техника*, 2001, вып.132, с. 80–93.
 63. Шишкин С. Л.. Автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата биологических наук. – М., 1997.
 64. Theiler J. Spurious dimension from correlation algorithms applied to limited time – series data. *Phys.Rev. A*, 1986. V.34, N3.

65. Шустер Г.. Детерминированный хаос. М., 1988.
66. Eckman J. P., Ruelle D. Ergodic theory of chaos and strange attractors. Rev. Mod. Phys. 1985. V.53. N3. p. 617–656.
67. Sano M., Sawada J. Measurement of the Lyapunov spectrum from a chaotic time series//Phys.Rev.Lett. 1985. V55. N10. p.1082–1085.
68. Vastano J. A., Kostelich E. J. Comparison of algorithms for determining Lyapunov exponent from experimental data. Dimension and entropies in chaotic systems. Berlin, Springer, 1986. p.100–107.
69. Ershov S. V., A. B. Potapov. On the concept of stationary lyapunov basis. Physica. D. 1988. p.118.
70. Сычев В. В. Вычисление стохастических характеристик физиологических данных. — магистерская диссертация, ИПМБ РАН, Пущино. 1999.

About the evaluation of the deterministic chaos parameters at bioelectric activity research of the brain (EEG)

O. Yu. Mayorov^{1,2,3}, V. N. Fenchenko^{1,3,4}

¹*Kharkiv medical academy of postgraduate education attached to Ministry of Healthcare of Ukraine*
²*Institute of Children and adolescents health protection attached to National Academy of Medical Science of Ukraine, Kharkiv*

³*Institute of Medical informatics and Telemedicine, Kharkiv*

⁴*Institute of Low temperatures attached to National Academy of Science of Ukraine, Kharkiv*

Abstract

Algorithms for an evaluation of the deterministic chaos specified parameters in EEG are offered: correlation dimension,

embedding dimension, correlation entropy, a Kolmogorov – Sinai entropy, maximal Lyapunov exponent, spectrum of Lyapunov exponents with use of several stationary EEG sites and new techniques of delay estimation .

Key words: deterministic chaos, correlation dimension, embedding dimension, correlation entropy, Kolmogorov – Sinai entropy, maximal Lyapunov exponent, spectrum of Lyapunov exponents, qEEG, stationary EEG sites.

Про обчислення параметрів детермінованого хаосу при дослідженні біоелектричної активності мозку (ЕЕГ)

О.Ю. Майоров^{1,2,3}, В.Н. Фенченко^{1,3,4}

¹*Харківська медична академія післядипломної освіти МОЗ України*

²*Інститут охорони здоров'я дітей і підлітків АМН України, Харків*

³*Інститут медичної інформатики і Телемедицини, Харків*

⁴*Інститут низьких температур НАН України, Харків*

Резюме

Запропоновано алгоритми для обчислення уточнених параметрів детермінованого хаосу в ЕЕГ: кореляційної розмірності, розмірності вкладень, кореляційної ентропії, ентропії Колмогорова-Сіная, старшого показника Ляпунова, спектра показників Ляпунова з використанням декількох стаціонарних ділянок ЕЕГ і нової методики визначення затримки.

Ключові слова: детермінований хаос, кореляційна розмірність, розмірність вкладень, кореляційна ентропія, ентропія Колмогорова-Сіная, старший показник Ляпунова, спектр показників Ляпунова, стаціонарність ЕЕГ.

Переписка

д.мед.н., професор **О. Ю. Майоров**

а.я. 7313, Харків, 61002

Україна

тел.: +380 (57) 711 80 32

ел. почта: institute-MIT@ukr.net