

Медицинская и биологическая кибернетика

УДК 616.831-073.7:517

О.Ю. Майоров, В.Н. Фенченко

О ВЫЯВЛЕНИИ НЕЙРОДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМ МОЗГА МЕТОДАМИ МНОГОРАЗМЕРНОГО СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛИЗА И ДЕТЕРМИНИСТСКОГО ХАОСА ПО ЭЭГ-СИГНАЛАМ

Предложен новый подход к исследованию биоэлектрической активности мозга, основанный на выявлении методами многомерного спектрального анализа областей полушарий мозга и подкорковых структур, временно вовлеченных в ту или иную функциональную систему (по П.К. Анохину) для реализации поведенческих актов с последующим выделением основного сигнала и оценкой динамических свойств этой системы.

Введение. К настоящему времени разными авторами проведены многочисленные исследования, посвященные изучению динамических параметров мозга в различных состояниях: спокойное бодрствование, интеллектуальная нагрузка, сон, кома, гипноз, при шизофрении, эпилепсии, деменции и паркинсонизме, при формировании эмоционального стресса, расстройстве внимания. В результате этих исследований обнаружены значительные перераспределения нелинейно-динамических параметров биоэлектрической активности при возникновении патологии и измененных состояний мозга. Однако полученные результаты весьма противоречивы и надежная методология исследования электрической активности мозга методами нелинейной динамики, к сожалению, пока отсутствует.

Заметим, что суммарная медленная электрическая активность мозга имеет весьма сложную пространственно-временную структуру. Регистрируемые с поверхности головы электроэнцефалограммы (ЭЭГ) представляют собой суперпозицию сигналов, поступающих в ту или иную точку из областей коры головного мозга и подкорковых образований, выполняющих в данный момент разные, в том числе не связанные между собой функции. Поэтому непосредственный анализ «хаотичности» таких сигналов затруднителен и не весьма надежен [1].

Мы предложили новый подход к анализу электрической активности мозга, объединяющий традиционные методы корреляционного и спектрального анализа с новыми технологиями [2–4]. Его суть заключается в следующем: вначале выявляются области полушарий мозга и подкорковые структуры, временно вовлеченные в ту или иную функциональную систему (по П.К. Анохину) для реализации определенного поведенческого акта [3–6], а затем анализируются нелинейно-динамические параметры этих церебральных образований с позиций теории детерминированного хаоса.

Как известно, методам анализа «хаотичности» сигналов той или иной природы посвящено множество работ (в том числе [1, 2, 4]), однако вопросы выявления церебральных образований мозга, имеющих общие черты организации, изучены недостаточно.

Выявление образований мозга, вовлеченных в исследуемую системную деятельность. Снимаемый со скальпа ЭЭГ-сигнал отражает множество протекающих в мозгу процессов. Практически единственным способом, применяющимся для их разделения, к настоящему времени является метод частотной фильтрации. Однако четкой грани между поддиапазонами нет и это, естественно, искажает получаемые результаты. Есть другая возможность для получения качественных результатов восстановления параметров хаоса. Ранее нами было установлено, что при формировании функциональных систем (по П.К. Анохину) структуры, которые в них вовлекаются в процессе интегративной деятельности, имеют общие черты организации (частотные и фазовые характеристики) [5, 6]. Биоэлектрическая активность, регистрируемая с таких структур, оказывается «схожей». Следовательно, выявив возникшие пространственно-временные церебральные системы, в определенной мере можно «избавиться» при восстановлении параметров хаоса от влияния нехарактерных для изучаемого процесса «побочных» очагов возбуждения и добиться, таким образом, повышения точности и достоверности получаемых результатов.

Обычно одновременно в мозгу возникает несколько пространственно-временных церебральных систем, отличающихся как пространственным расположением очагов возбуждения, так их количеством и интенсивностью, и частотными характеристиками. Естественно, все это находит отражение в структуре ЭЭГ-сигналов, изучая которые важно уметь выделить указанные системы.

Нужен, однако, эффективный алгоритм выделения нейродинамических систем мозга. Мы построили такой алгоритм, отталкиваясь от известного алгоритма «пошаговой регрессии» [7] и вычисляя для выяснения связи между сигналами соответствующие функции когерентности [8].

Пусть $y(t)$ — сигнал, поступающий от отведения, с исследуемого образования (коркового или подкоркового) головного мозга. Как известно, мерой линейной связи между сигналом $y(t)$ и сигналом $x(t)$, поступающим от другого отведения, на частоте f служит функция когерентности

$$\gamma_{x,y}^2(f) = \frac{|G_{x,y}(f)|^2}{G_{x,x}(f) \cdot G_{y,y}(f)},$$

где $G_{x,y}(f)$ — взаимная спектральная плотность, определяемая через взаимную корреляционную функцию $R_{x,y}(t)$:

$$G_{x,y}(f) = 2 \int_0^{\infty} R_{x,y}(t) e^{-2\pi i f t} dt, \quad R_{x,y}(t) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(\tau) y(t + \tau) d\tau.$$

Аналогично функция множественной когерентности (функция обычной когерентности — частный случай функции множественной когерентности)

$$\gamma_{X \rightarrow y}^2(f) = 1 - \frac{|G_{yXX}(f)|^2}{G_{yy}(f) \cdot |G_{XX}(f)|},$$

где:

$$G_{XX}(f) = \begin{bmatrix} G_{x_1x_1}(f) & G_{x_1x_2}(f) & \dots & G_{x_1x_n}(f) \\ G_{x_2x_1}(f) & G_{x_2x_2}(f) & \dots & G_{x_2x_n}(f) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ G_{x_nx_1}(f) & G_{x_nx_2}(f) & \dots & G_{x_nx_n}(f) \end{bmatrix},$$

$$G_{yXX}(f) = \begin{bmatrix} G_{yy}(f) & G_{yx_1}(f) & \dots & G_{yx_n}(f) \\ G_{x_1y}(f) & G_{x_1x_1}(f) & \dots & G_{x_1x_n}(f) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ G_{x_ny}(f) & G_{x_nx_1}(f) & \dots & G_{x_nx_n}(f) \end{bmatrix},$$

служит мерой линейной связи между сигналом $y(t)$ и множеством сигналов $X(t) \equiv \{x(t)\}$, поступающих от других отведений.

Наконец, функция частной когерентности

$$\gamma_{X \setminus Z \rightarrow y}^2(f) = 1 - \frac{|G_{yXX.Z}(f)|^2}{G_{yy.Z}(f) \cdot |G_{XX.Z}(f)|}$$

служит мерой линейной связи на частоте f между сигналом $y(t)$ и множеством сигналов $X(t) \setminus Z(t)$ при удалении эффектов, обусловленных влиянием множества сигналов $Z(t)$. Эта функция вычисляется так же, как и функция множественной когерентности, но вместо взаимных спектральных плотностей используются условные спектральные плотности, вычисляемые по рекуррентным формулам:

$$G_{xy.z_1}(f) = G_{xy}(f) - \frac{G_{xz_1}(f)}{G_{z_1z_1}(f)} G_{z_1y}(f),$$

$$G_{xy.z_1z_2}(f) = G_{xy.z_1}(f) - \frac{G_{xz_2.z_1}(f)}{G_{z_2z_2.z_1}(f)} G_{z_2y.z_1}(f) \text{ и т.д.}$$

Поставим задачу: выделить из множества ЭЭГ-сигналов $X(t)$, поступающих от всех отведений, те, которые значимо связаны с сигналом $y(t)$. Решив эту задачу, мы выделим интересующую нас пространственно-временную церебральную систему, связанную на частоте f с ЭЭГ-сигналом $y(t)$.

Для этого определим множественную когерентность $\gamma_{X \rightarrow y}^2(f)$ и зададимся допустимым ее снижением ε при исключении из рассмотрения некоторых сигналов. Эти сигналы начнем исключать последовательно, пока значение частной когерентности $\gamma_{X \setminus Z \rightarrow y}^2(f)$ будет оставаться большим $(1 - \varepsilon) \cdot \gamma_{X \rightarrow y}^2(f)$, причем первыми исключим наименее значимые сигналы, которые снижают значение когерентности слабее. После того как все мало-значимые сигналы окажутся исключенными, попытаемся увеличить значение когерентности, заменяя последовательно каждый сигнал сигналом, взятым из множества исключенных сигналов, и прекратим этот процесс, когда ни один сигнал уже нельзя будет ни исключить, ни заменить.

Мы установили, что пространственная структура полученной системы относительно стабильна при изменении частоты. Используя описанный выше подход для разных частот, получаем частотный интервал, в котором функционирует эта церебральная система.

Для того чтобы выделить «основной» сигнал этой системы, воспользуемся известным методом «главных компонент» [9].

Обычно разложение «главных компонент» применяют сразу к сигналам от всех отведений. Число членов разложения «главных компонент» ЭЭГ-сигнала, как правило, невелико, но одним членом разложения все же ограничиться не удастся. Это связано с тем, что в разложении присутствуют сигналы, поступающие от разных, не связанных между собой, функциональных систем мозга (даже если рассматривается отдельный частотный поддиапазон). Так что разложение «главных компонент» характеризует количество параметров порядка — основных паттернов ЭЭГ, и позволяет выяснить частоту их появления, но не динамику параметров порядка (а именно она нас и интересует),

Это обусловлено отсутствием гарантии того, что амплитуды в полученном разложении тождественны параметрам порядка или амплитудам подчиненных мод [9]. При нашем подходе, так как мы рассматриваем сигналы, поступающие только от образований, вовлеченных в исследуемую функциональную систему, все определяет главный член разложения, который и задает динамику соответствующего параметра порядка.

Результаты исследований. Для реализации предложенного подхода к исследованию электрической активности мозга, основанного на выявлении областей полушарий и подкорковых структур, временно вовлеченных в ту или иную функциональную систему (по П.К. Анохину), для реализации поведенческих актов мы разработали набор алгоритмов информационных технологий на основе многомерного спектрального анализа ЭЭГ [3–6].

Эти алгоритмы позволяют на первом этапе выявить корковые и подкорковые образования мозга, временно вовлеченные в ту или иную функциональную систему. На втором этапе — произвести «блокаду влияний» других систем мозга. На третьем — определить «вклад» отдельных отобранных

структур в исследуемую системную деятельность и, таким образом, выявить реальную архитектуру изучаемой функциональной системы.

Указанные алгоритмы реализованы в системе компьютерной ЭЭГ-диагностики *NeuroResearcher*® 1984–2007 [3–6] и применяются для анализа церебральных систем, состоящих из вовлеченных в интегративную деятельность корковых образований, при анализе ЭЭГ-сигналов здоровых испытуемых, находящихся в состоянии спокойного бодрствования, и при различных функциональных нагрузках (например, интеллектуальной нагрузке — обратный счет в уме). При этом мы использовали несколько упрощенный вариант алгоритма выявления структур мозга — ограничились рассмотрением стандартных поддиапазонов ЭЭГ-сигнала, в пределах которых проводилось усреднение функций когерентности. Достоинство такого подхода заключается в том, что он существенно облегчает вычисления и уменьшает требуемые временные ресурсы. В то же время он оправдан тем обстоятельством, что выделяемые структуры мозга, как правило, функционируют в частотных поддиапазонах, близких к стандартным.

Исследовались затылочные области полушарий головного мозга. На рис. 1 для примера показаны соответствующие этим отведениям церебральные системы, возникающие у здорового испытуемого в α -диапазоне в состоянии интеллектуальной нагрузки — обратный счет в уме — и спокойного бодрствования. Когда испытуемый выполняет задание «счет в уме», возникает церебральная система, включающая в левом полушарии мозга сильно связанные между собой корковые образования, соответствующие отведениям P3 и O1, а в правом полушарии — симметричному отведению P4, также связанному с O1, хотя и в несколько меньшей мере.

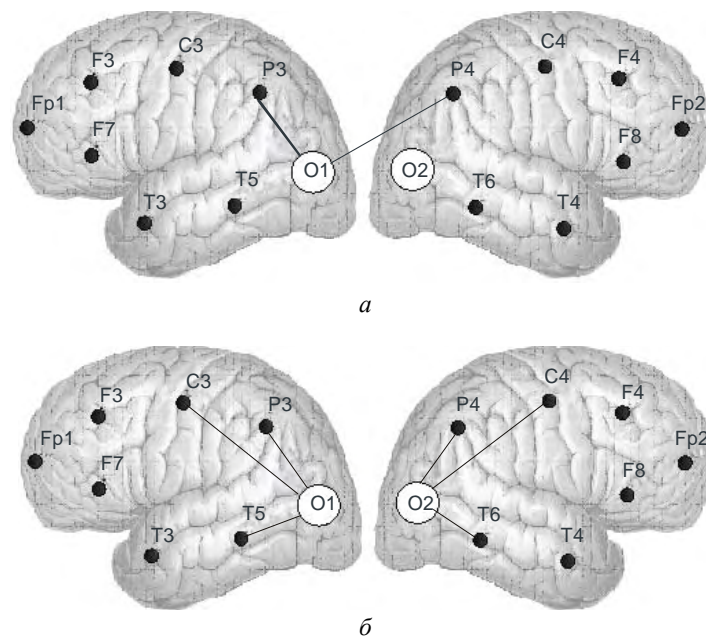


Рис. 1. Церебральные системы корковых образований, вовлеченных в исследуемую интегративную деятельность (а — интеллектуальная нагрузка, б — спокойное бодрствование)

При переходе испытуемого к состоянию спокойного бодрствования эта церебральная система «распадается» на две полностью симметричные подсистемы, причем, заметим, связи между отведениями тут весьма невелики (возможно, они просто обусловлены эффектами, связанными с проводимостью тканей скальпа), так что «основной сигнал» системы в данном случае практически совпадает с сигналом от отведений O1 и O2 соответственно.

Вычисление корреляционной размерности аттрактора церебральной системы, возникшей при интеллектуальной нагрузке и позволяющей судить о ее «сложности» только по сигналу, поступающему с отведения O1, показывает, что «стабилизация» наступает в районе размерности реконструкции, равной $8 \div 10$. Однако, при таких размерностях точность реконструкции обычно невелика из-за ограниченности объема выборки. В то же время при использовании «основного» сигнала «стабилизация» наступает уже при размерности реконструкции, равной $4 \div 5$ (что вдвое меньше). Аналогичная ситуация наблюдалась и при вычислении корреляционной энтропии, показывающей степень «предсказуемости» протекающих в мозгу процессов.

Заметим, что размерность ЭЭГ-аттрактора «основного» сигнала нейродинамической системы оказывается несколько меньшей, чем размерность ЭЭГ-аттрактора одиночного сигнала, что объясняется влиянием «помех» других (не связанных с этим) образований мозга. Похожие результаты имеют место и для корреляционной энтропии (энтропия одиночного сигнала несколько больше энтропии «основного» сигнала нейродинамической системы), что свидетельствует о наличии постороннего «шума» в одиночном сигнале. Как следует из полученных результатов, предложенный нами метод восстановления аттрактора по «основному» сигналу нейродинамической системы, образованной группой церебральных образований, временно вовлеченных в исследуемую интегративную деятельность, дает ощутимо лучшие результаты, чем ранее применяемые методы восстановления параметров хаоса по сигналу одного отведения.

Заключение. Предложен новый подход к исследованию электрической активности головного мозга человека и животных. В его основе лежит анализ нелинейно-динамических параметров пространственно-временных нейродинамических систем, образованных группой церебральных структур, временно вовлеченных в исследуемую интегративную деятельность в процессе жизнедеятельности.

Построен эффективный численный алгоритм выявления таких систем, использующий методы многомерного спектрального анализа ЭЭГ-сигналов с последующим определением «основного» сигнала церебральной системы мозга. Алгоритм реализован в системе компьютерной ЭЭГ-диагностики *NeuroResearch*® 1984–2007 [3–6] и использовался при анализе ЭЭГ-сигналов группы здоровых испытуемых, находящихся в состоянии спокойного бодрствования и интеллектуальной нагрузки.

1. Майоров О.Ю., Фенченко В.Н. О вычислении параметров детерминированного хаоса при исследовании биоэлектрической активности мозга // Журн. клин. информ. и телемед. — 2006. — 3, вып. 4. — С. 37–46.
2. Майоров О.Ю., Фенченко В.Н. Исследование биоэлектрической активности мозга с позиций многомерного линейного и нелинейного анализа ЭЭГ // Там же. — 2008. — 4, вып. 5. — С. 12–20.
3. Mayorov O.Yu. Multidimensional approach for evaluation of system activity of the brain by EEG // IOS Press. Studies in Health Technology and Inform. Health Data in the Inform. Soc. — 2002. — 90. — P. 61–65.
4. New neurodiagnostics technology for brain research on the basis of multivariate and nonlinear (deterministic chaos) analysis of EEG / O.Yu. Mayorov, M. Fritzsche, S.M. Kosidubova, A.B. Glukhov, A.B. Prognimak // Proc. of 2nd Europ. Congr. «Achievements in space medicine into health care practice and industry». — Pabst Sci. Publ., Berlin, 2003. — P. 157–167.
5. Майоров О.Ю., Глухов А.Б. Системный подход к моделированию работы лимбической системы в условиях экспериментального эмоционального стресса: способы оценки адекватности модели // Материалы междунар. советско-американской Павловской конф. «Эмоции и поведение: системный подход». — М., 1984. — С. 185–187.
6. Майоров О.Ю. Новый многомерный вторичный показатель ЭЭГ (ЭСКОГ) для количественной оценки некоторых фундаментальных свойств интегративной деятельности мозга в условиях эмоционального стресса // Эмоциональный стресс: физиологические и медико-социальные аспекты / Под ред. К.В. Судакова, Ф.П. Ведяева, О.Ю. Майорова. — Харьков: Прапор, 1990. — С. 35–42.
7. Афифи А.А., Эйзен С. Статистический анализ: Подход с использованием ЭВМ. — М.: Мир, 1982. — 488 с.
8. Бендат Дж., Пирсол А. Измерение и анализ случайных процессов. — М.: Мир, 1983. — 312 с.
9. Хакен Г. Принципы работы головного мозга. — М.: ПЕР СЭ, 2001. — 351 с.

Институт медицинской информатики и телемедицины, Харьков,
 Харьковская медицинская академия
 последипломного образования МЗ Украины,
 НИИ охраны здоровья детей и подростков
 АМН Украины, Харьков,
 Институт низких температур НАН Украины, Харьков

Получено 09.01.2009