

УДК 517.957:612.821



ОПРЕДЕЛЕНИЕ СТРУКТУРНОЙ БЛИЗОСТИ УЧАСТКОВ ЭЭГ СИГНАЛА ДЛЯ РАСПОЗНАНИЯ УМСТВЕННЫХ ЗАДАЧ, ВЫПОЛНЯЕМЫХ ЧЕЛОВЕКОМ

С.С. Кротких¹, Л.О. Кириченко²

1 ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, seemann@inbox.ru;

2 ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, ludmila@kture.kharkov.ua

Разработан метод определения структурной близости участков ЭЭГ сигнала на основе расчета кросс-корреляционного интеграла в восстановленном фазовом пространстве. Данный метод позволяет выделить участки электроэнцефалограммы, на которых фиксируется выполнение схожих умственных задач. Для предварительной обработки ЭЭГ сигнала и удаления артефактов был применен метод «Гусеница».

ИНДЕКС СТАЦИОНАРНОСТИ, УЧАСТОК ЭЭГ, КРОССКОРРЕЛЯЦИОННЫЙ ИНТЕГРАЛ, АРТЕФАКТ, ВОССТАНОВЛЕНИЕ АТТРАКТОРА СИСТЕМЫ

Введение

В настоящее время для анализа функций головного мозга широко используется электрический энцефалограф (ЭЭГ), который позволяет измерить изменение электрического потенциала в отдельных участках головного мозга человека. ЭЭГ сигнал можно рассматривать как фиксацию последовательности умственных задач, выполняемых мозгом субъекта. Данная интерпретация позволяет поставить задачу о возможности разработки интерфейса мозг-компьютер. Однако задача определения участка ЭЭГ сигнала, соответствующего выполнению определенной умственной задачи, в настоящее время еще остаётся нерешенной. Это обусловлено тем, что ЭЭГ сигнал является индивидуальным для каждого человека, и высокоточное обнаружение выполнения мозгом той или иной задачи является невозможным без исследования состояний других систем организма. К тому же различные умственные задачи или условия, в которых находится человек, имеют свои уникальные отражения в результирующем ЭЭГ сигнале. Таким образом, наличие тех или иных изменений в сигнале может свидетельствовать об изменении условий или внутреннего физиологического состояния человека [1, 2].

Головной мозг человека обладает электрическим полем, которое характеризуется электрическими скачками от нескольких миллиампер до нескольких сотен миллиампер. Анализ электрического поля мозга широко применяется при диагностике различных неврологических заболеваний. Каждый нейрон мозга генерирует изменение электрического потенциала, этот процесс можно измерить. Измерение может быть проведено инвазивно – посредством имплантации специальных электродов, которые могут измерять активность отдельных участков мозга, и неинвазивно – с использованием электроэнцефалограммы (ЭЭГ) или магнетоэнцефалограммы (МЭГ). Так как МЭГ требует дорогостоящей аппаратуры, предпочтение отдается ЭЭГ.

ЭЭГ измеряет электрический потенциал с помощью нескольких электродов, расположенных в определенных точках на поверхности головы субъекта. Количество электродов, в зависимости от модели энцефалографа, может быть от 8 до 32. Если субъект жив, электрическая мозговая активность присутствует постоянно. За исключением воздействий мускульной активности и моргания глаз сигнал распределен на частотах от 0,5 Гц до 40 Гц. Этот промежуток принято разделять на частотные диапазоны, называемые ритмами. Ритмы могут отличаться друг от друга не только частотой, но и амплитудой.

Общепринята классификация ритмов ЭЭГ по некоторым основным диапазонам [3]. Под понятием «ритм» на ЭЭГ подразумевается определенная полоса частот, соответствующая некоторому состоянию мозга. К ритмам ЭЭГ взрослого бодрствующего человека относятся альфа (α), бета (β), мю (μ), гамма (γ) – ритмы. Присутствие каждого из диапазонов зависит от условий и состояния субъекта (табл. 1).

Таблица 1

Основные ритмы ЭЭГ человека

Частотный диапазон	Частоты
Гамма (μ)	40 – 70 Гц
Альфа (α), Мю (μ)	8 – 13 Гц
Бета (β)	14 – 30 Гц
Тета (θ)	4 – 7 Гц
Дельта (δ)	0,5 – 3 Гц

Целью данной работы является разработка метода идентификации умственных процессов, зафиксированных на определенных участках ЭЭГ сигнала, основанного на определении структурной схожести между двумя различными участками сигнала с помощью вычисляемого «коэффициента стационарности». Данный коэффициент принимает значения от 0 до 100 и определяет степень близости двух временных рядов. Его минимальное

значение говорит о полной идентичности рассматриваемых рядов. Значение коэффициента стационарности близкое к 100 означает слабую схожесть между сравниваемыми участками.

Для реализации цели были поставлены и решены следующие задачи: распознавание и удаление артефактов из записи ЭЭГ сигнала; восстановление аттрактора динамической системы, описанной сигналом; идентификация участков ЭЭГ сигнала со схожей внутренней динамикой.

1. Удаление артефактов с помощью метода «гусеница»

Как правило, ЭЭГ сигнал кроме основного сигнала содержат артефакты (примеси), не имеющие отношения к характеристике функции головного мозга и затрудняющие анализ основного сигнала. Подобные примеси вызваны неточностями измерительных приборов, а также помехами от движения глаз и мускульной активности на поверхности головы испытуемого. Перед проведением анализа исходный сигнал необходимо подвергнуть предварительной обработке и исключить помехи. Для удаления артефактов используются различные методы анализа компонентов сигнала, включая методы на основе фильтров Фурье и вейвлет-фильтров. Однако использование этих методов зачастую приводит к потере данных из-за удаления зашумленных участков из основного сигнала. К тому же некоторые из них успешно применяются только в случае стационарных сигналов.

Одним из методов анализа временных рядов является метод «Гусеница» или SSA (Singular Spectrum Analysis). Данный метод разрабатывался одновременно в России и США и известен своей эффективностью применительно к анализу нестационарных рядов. Целью метода является разложение временного ряда на интерпретируемые аддитивные составляющие. При этом метод не требует стационарности ряда, знания модели тренда, а также сведений о наличии в ряде периодических составляющих и их периодов. При таких достаточно слабых предположениях метод «Гусеница» может решать различные задачи, такие как: выделение тренда, обнаружение периодических компонент, сглаживание ряда, построение полного разложения ряда в сумму тренда, периодик и шума. [4]

Платой за такой широкий спектр возможностей является, во-первых, существенно неавтоматическая группировка компонентов сингулярного разложения траекторной матрицы ряда для получения составляющих исходного ряда; во-вторых, отсутствие модели не позволяет проверить гипотезы о наличии в ряде той или иной составляющей (этот недостаток объективно присущ большинству непараметрических методов). Для проверки подобных гипотез требуется построение модели,

которое, в свою очередь, может быть проведено на основе информации, получаемой с помощью метода «Гусеница».

Для анализа временного ряда выбирается целый параметр длины окна L . При достаточно большой длине ряда и большом L результаты не будут зависеть от длины окна. Затем на основе ряда строится траекторная матрица, столбцами которой являются скользящие отрезки ряда длины L : с первой точки по L -ю, со второй по $L+1$ -ю и так далее. Следующим шагом является сингулярное разложение траекторной матрицы в сумму элементарных матриц. Каждая элементарная матрица задается набором из собственного числа и двух сингулярных векторов: собственного и факторного.

Предположим, что исходный временной ряд является суммой нескольких рядов. Теоретические результаты позволяют, при некоторых условиях, определить по виду собственных чисел, собственных и факторных векторов, что это за слагаемые и какой набор элементарных матриц соответствуют каждому из них. Суммируя элементарные матрицы внутри каждого набора и затем переходя от результирующих матриц к ряду, мы получаем разложение ряда на аддитивные слагаемые, например, на сумму тренда, периодики и шума, или на сумму низкочастотной и высокочастотной составляющих. Возможность разбить совокупность элементарных матриц на группы, соответствующие интерпретируемым аддитивным составляющим ряда, тесно связана с понятием разделимости рядов.

Рассмотрим базовый алгоритм метода «Гусеница».

Шаг 1. Процедура вложения. На этом этапе исходный временной ряд длиной N f_0, \dots, f_{N-1} переводится в последовательности многомерных векторов.

Пусть L – длина окна, $1 < L < N$. Процедура вложения образует $K = N - L + 1$ векторов вложения:

$$X_i = (f_{i-1}, \dots, f_{i+L-2})^T, 1 \leq i \leq K,$$

имеющих размерность L . Траекторная матрица L состоит из векторов вложения в качестве столбцов. Другими словами, траекторная матрица – это матрица вида:

$$X = (x_{ij})_{i,j=1}^{L,K} = \begin{pmatrix} f_0 & f_1 & f_2 & \dots & f_{K-1} \\ f_1 & f_2 & f_3 & \dots & f_K \\ f_2 & f_3 & f_4 & \dots & f_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{L-1} & f_L & f_{L+1} & \dots & f_{N-1} \end{pmatrix}.$$

Шаг 2. Сингулярное разложение. Цель этого шага – получить сингулярное разложение полученных векторов. Пусть $S = XX^T$. Обозначим $\lambda_1, \dots, \lambda_L$ собственные числа матрицы S , взятые в неубывающем порядке и U_1, \dots, U_L – ортонорми-

рованную систему собственных векторов матрицы S , соответствующих собственным числам.

Пусть $d = \max\{i, \text{таких что } \lambda_i > 0\}$. Если обозначить $V_i = X^T U_i / \sqrt{\lambda_i}, i=1, \dots, d$, то сингулярное разложение матрицы S может быть записано как:

$$X = X_1 + \dots + X_d, \quad (1)$$

где $X_i = \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T$. Каждая из матриц X_i имеет ранг 1, поэтому их можно назвать элементарными матрицами. Набор $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i)$ называется i -й собственной тройкой сингулярного разложения (1).

Шаг 3. Группировка. На основе разложения (1) делим все множество $\{1, \dots, d\}$ на m непересекающихся подмножеств I_1, \dots, I_m .

Пусть $I = \{i_1, \dots, i_m\}$. Тогда результирующая матрица X_I , соответствующая группе I , определяется как:

$$X = X_{i_1} + \dots + X_{i_p}.$$

Такие матрицы вычисляются для $I = I_1, \dots, I_m$, тем самым разложение (1) может быть записано в сгруппированном виде

$$X = X_{I_1} + \dots + X_{I_m}. \quad (2)$$

Процедура выбора I_1, \dots, I_m называется группировкой собственных троек.

Шаг 4. Диагональное усреднение. На последнем шаге базового алгоритма каждая матрица сгруппированного разложения (2) переводится в новый ряд длины N .

Пусть Y – матрица размерности $L \times K$ с элементами $y_{ij}, 1 \leq i \leq L, 1 \leq j \leq K$. Положим $L^* = \min(L, K)$, $K^* = \max(L, K)$, $N = L + K - 1$. Пусть $y_{ij}^* = y_{ij}$, если $L < K$, и $y_{ij} = y_{ij}^*$ в противном случае.

Диагональное усреднение переводит матрицу Y в ряд g_0, \dots, g_{N-1} по формуле:

$$g_k = \begin{cases} \frac{1}{k+1} \sum_{m=1}^{k+1} y_{m, k-m+2}^* \\ \frac{1}{L^*} \sum_{m=1}^{L^*} y_{m, k-m+2}^* \\ \frac{1}{N-K^*} \sum_{m=k-K^*+2}^{N-K^*+1} y_{m, k-m+2}^* \end{cases}$$

Данное выражение соответствует усреднению элементов матрицы вдоль диагоналей $i + j = k + 2$: выбор $k = 0$ дает $g_0 = y_{11}$, для $k = 1$ получаем $g_1 = (y_{12} + y_{21})/2$ и так далее. Заметим, что если матрица Y является траекторной матрицей некоторого ряда (h_0, \dots, h_{N-1}) (другими словами, если матрица Y является ганкелевой), то $g_i = h_i$ для всех i .

Применив диагональное усреднение к результирующим матрицам X_{I_k} , мы получаем ряды $\tilde{F}^{(k)} = (g_0^{(k)}, \dots, g_{N-1}^{(k)})$ и, следовательно, исходный ряд f_0, \dots, f_{N-1} складывается в сумму m рядов:

$$f_n = \sum_{k=1}^m g_n^{(k)}.$$

2. Применение методов нелинейной динамики к исследованию свойств ЭЭГ сигнала

Исследование ЭЭГ сигнала может быть проведено с помощью методов, развитых в теории динамического хаоса при предположениях, что мозг (или его часть) рассматривается как нелинейная динамическая система, чувствительная к начальным условиям, и ЭЭГ является траекторией этой динамической системы в фазовом пространстве. Таким образом, предполагается, что биоэлектрическая активность описывается неявно заданной хаотической системой и, несмотря на отсутствие системы уравнений, моделирующих биоэлектрическую активность мозга, можно изучать поведение системы по ее выходным данным. [5]

Главная идея применения методов нелинейной динамики к анализу траектории динамической системы состоит в том, что основная структура, содержащая в себе всю информацию о системе, а именно, аттрактор динамической системы, может быть восстановлена через измерение только одного компонента этой динамической системы. Процедура реконструкции фазового пространства и восстановление аттрактора системы сводится к построению псевдофазового пространства. Во многих практических ситуациях восстановление аттрактора может оказаться единственным способом, позволяющим производить его наблюдение [6].

Функция восстановления (процедура Паккарда-Такенса) определяется как

$$F(t) = \{x_i(t), x_i(t + \tau), \dots, x_i(t + (m-1)\tau)\},$$

где $x_i(t + n\tau)$ — i -я компонента траектории системы, а τ — период дискретизации, выбираемый некоторым произвольным образом.

Восстановление аттрактора можно производить практически при любом значении τ , однако все же существуют определенные ограничения. Если значение τ слишком мало, автокорреляция между значениями $x_i(t + k\tau)$ и $x_i(t + (k+1)\tau)$ близка к единице, и восстановленный аттрактор оказывается ограниченной областью вблизи диагонали пространства, в котором производится восстановление. Если же значение τ слишком велико, а система является хаотической, то значения $x_i(t + k\tau)$ и $x_i(t + (k+1)\tau)$ оказываются некоррелированными и структура аттрактора исчезает.

Предположим, что данный временной ряд порожден некоторой динамической системой и, что m — наименьшая размерность фазового пространства, в которое можно погрузить реальный аттрактор динамической системы, называемой размерностью вложения. Тогда аттрактор системы, восстановленный посредством временного ряда $x_i(t)$, формируется из векторов $\{x_i(t), x_i(t + \tau), \dots, x_i(t + (m-1)\tau)\}$ в m -мерном псевдофазовом пространстве. Если временной ряд

действительно является наблюдаемой реализацией хаотической динамической системы, то реальный аттрактор динамической системы и аттрактор, восстановленный в псевдофазовом пространстве по временному ряду, при правильном подборе размерности вложения m являются топологически эквивалентными и обладают одинаковыми фрактальными размерностями, ляпуновскими показателями и другими численными характеристиками нелинейной системы.

Один из наиболее употребительных методов, применяемых на практике для выяснения наличия хаотической детерминированности и определения фрактальной размерности аттрактора, состоит в изучении свойств корреляционного интеграла $C_m(\epsilon)$ и поведения корреляционной размерности $d_C(m)$ в зависимости от размерности вложения m . Для расчета корреляционного интеграла необходимо построить m -мерное псевдофазовое пространство. Корреляционный интеграл $C_m(\epsilon)$ — это вероятность того, что пара точек на восстановленном аттракторе в m -мерном пространстве находится в пределах расстояния ϵ друг друга. Для этого вычисляются расстояния между парами точек, и определяется $C_m(\epsilon) = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{L_{ij}}{N^2}$, где L_{ij} — число пар точек (i, j) , для которых расстояние между ними меньше ϵ , N — общее число точек в фазовом пространстве. Зависимость корреляционного интеграла от ϵ при малых ϵ подчиняется степенному закону, то есть $\lim_{\epsilon \rightarrow 0} C_m(\epsilon) = a\epsilon^{d_C}$. Поэтому корреляционную размерность $d_C(m)$ определяют по наклону графика зависимости $C_m(\epsilon)$ от $1/\epsilon$ в двойном логарифмическом масштабе.

Если график функции $\log C_m(\epsilon)$ относительно $\log(1/\epsilon)$ имеет отчетливо выраженный линейный участок, это указывает на самоподобную геометрию аттрактора, что, в свою очередь, говорит о хаотической детерминированности временного ряда. При увеличении размерности вложения корреляционная размерность $d_C(m)$ увеличивается. Однако для хаотических данных корреляционная размерность будет, в конечном счете, насыщаться при ее истинном значении. Фрактал, вложенный в пространство с более высокой размерностью, сохраняет свою истинную размерность из-за нелинейных корреляций между точками. Поэтому для детерминированного хаотического временного ряда корреляционная размерность сходится к ее истинному значению, а значение m , при котором $d_C(m)$ перестает изменяться, является размерностью вложения.

3. Определение индекса стационарности

Как было сказано выше, для анализа временных рядов широко используется автокорреляционный интеграл, который можно определить следующим образом:

$$C_m = P(\|\overrightarrow{x^m(i)} - \overrightarrow{x^m(j)}\| < \epsilon) = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j} \theta(\epsilon - \|\overrightarrow{x^m(i)} - \overrightarrow{x^m(j)}\|),$$

где θ — функция Хэвисайда (равна единице, если ее параметр положителен, и нулю, если параметр отрицателен), $\overrightarrow{x^m}$ — вектор изображающей точки в псевдофазовом пространстве размерности m , N — количество точек, ϵ — расстояние между точками, $\|\dots\|$ — норма, определяющая расстояние между точками. Таким образом, автокорреляционный интеграл представляет собой вероятность того, что две точки в восстановленном фазовом пространстве будут ближайшими соседями (находятся на расстоянии, меньшем, чем ϵ друг от друга).

Для двух различных временных рядов $x(i)$ и $y(i)$ кросскорреляционный интеграл определяется следующим образом:

$$C_m(x, y) = P(\|\overrightarrow{x^m(i)} - \overrightarrow{y^m(j)}\| < \epsilon) = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j} \theta(\epsilon - \|\overrightarrow{x^m(i)} - \overrightarrow{y^m(j)}\|).$$

То есть, кросскорреляционный интеграл — это вероятность нахождения точек ряда x в восстановленном фазовом пространстве на расстоянии, меньшем ϵ , с точками временного ряда y . Если два сигнала имеют одни и те же динамические свойства, тогда значения $C_m(x, x)$, $C_m(x, y)$ и $C_m(y, y)$ должны быть приблизительно равны при любой размерности m , то есть

$$C_m(x, x) - C_m(x, y) \approx 0, \\ C_m(y, y) - C_m(x, y) \approx 0.$$

Эти условия являются основой для понятия индекса стационарности, предложенного в [2]. Процедура вложения дает представление обобщенного вероятностного распределения точек во временном ряду, а кросскорреляционный интеграл позволяет рассчитать меру вероятности того, что точки одной траектории в фазовом пространстве находятся достаточно близко к точкам другой траектории, давая представление о мере подобия между траекториями. Таким образом, можно получить меры схожести обобщенного вероятностного распределения двух временных рядов, по которым были построены траектории в фазовом пространстве.

Негативное воздействие высокой автокорреляции в исходном сигнале на корреляционный интеграл устраняется в определенной мере благодаря применению окна Тейлера. Покажем это, переписав корреляционный интеграл следующим образом:

$$C_m(\epsilon, N) = \frac{2}{N^2} \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^{N-n} \theta(\epsilon - \|\overrightarrow{x^m(i)} - \overrightarrow{y^m(j)}\|).$$

В более обобщенном виде его можно записать так:

$$C_m(\varepsilon, N) = \frac{2}{N^2} \sum_{n=W}^N \sum_{i=1}^{N-n} \theta(\varepsilon - \|x^m(i) - y^m(j)\|).$$

Здесь W – окно Тейлера. При длине окна $W > \tau(2/N)^{2/m}$, где N – общее число точек, τ – время автокорреляции, m – размерность вложения и $\varepsilon > \sigma\sqrt{\pi}(2/N)^{1/m}$, где σ – выборочная дисперсия временного ряда, корреляционная функция учитывает только случайно близко расположенные точки векторов, а не те, которые близки из-за высокой автокорреляции [7]. Расчеты длины окна Тейлера и требования к минимальному расстоянию между точками нацелены на то, чтобы снизить негативное воздействие автокорреляции на восстановленный аттрактор системы.

Индекс стационарности (ИС) определяется следующим образом:

$$ИС = \frac{C_m(x, x) - C_m(x, y)}{C_m(x, x) + C_m(x, y)} \cdot 100.$$

Этот параметр позволяет оценить степень структурной близости между двумя участками сигнала. Индекс стационарности может принимать значения из диапазона от 0 до 100. Значение ИС тем больше, чем больше разница между основными динамиками участков x и y . В частности, ИС равен 100, когда $C_m(x, y) = 0$. В этом случае сравниваемые участки настолько различны, что ни одна пара точек, принадлежащих этим участкам, не лежит в достаточно малой близости друг от друга.

4. Результаты исследований

4.1 Удаление артефактов

В качестве исходного сигнала для проведения практического эксперимента были использованы электроэнцефалографические сигналы, записанные в лабораторных условиях у пациентов без патологий функции мозга. Запись производилась с частотой 120 Гц в течение 16 сек. Анализируемый сигнал был получен с электрода, расположенного в районе левой лобной доли испытуемого. Программное приложение, использованное для анализа сигнала ЭЭГ, написано на языке C# и имеет графический интерфейс, позволяющий загружать файлы с данными, проводить предварительную обработку и выполнять расчёт индекса стационарности участков сигнала.

Исходная ЭЭГ содержит достаточно большой диапазон частот, что свидетельствует о наличии артефактов, которые не представляют интереса для анализа. Для удаления артефактов был применен метод «Гусеницы», который позволяет выявить и исключить неинформативные составляющие, такие как помехи от движения глаз, сокращения мышц, посторонние шумы. На рис. 1 приведен

участок ЭЭГ сигнала, предположительно содержащий артефакты.

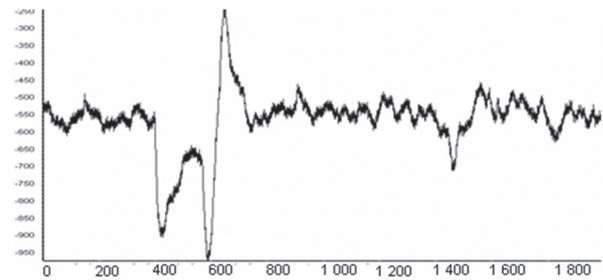


Рис. 1. Участок сигнала ЭЭГ

Для того чтобы определить наличие артефактов и исключить их из сигнала, построим сингулярное разложение этого участка. На основе полученного разложения восстановим соответствующие временные ряды. Подсигнал, восстановленный по сингулярной тройке с наибольшим значением сингулярного числа, имеет наибольший вклад в результирующий сигнал. Он показан на рис. 2а и представляет собой низкочастотную составляющую сигнала. Построим также график суммы двух первых подсигналов, имеющих наибольший вес в результирующем сигнале (рис. 2б). Очевидно, что восстановленный сигнал находится намного ближе к исходному сигналу в местах амплитудных скачков, чем на первом графике, в то время как остальные участки графика к исходному сигналу приблизились незначительно. Последующие подсигналы имеют более высокую частоту, поэтому не несут информации о низкочастотных колебаниях, которыми являются артефакты, вызванные морганием глаз или сокращением мышц. Таким образом, можно ввести критерий наличия артефакта в точке x_i :

$$|x_i^{sub1} - x_i^{sub1+sub2}| > \delta, \quad (3)$$

где x_i^{sub1} – значение восстановленного ряда с наибольшим значением сингулярного числа в точке i ; $x_i^{sub1+sub2}$ – значение суммы двух восстановленных рядов с наибольшими значениями сингулярного числа в точке i ; δ – некоторое выбранное пороговое значение.

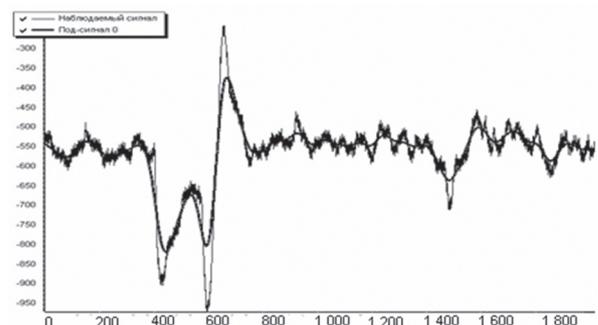


Рис. 2а. Сигнал, восстановленный по сингулярной тройке с наибольшим сингулярным числом (чёрная линия) и наблюдаемый ЭЭГ сигнал (серая линия)

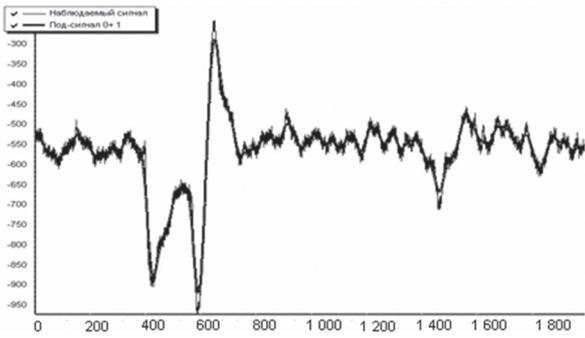


Рис. 26. Сумма сигналов, восстановленных по двум сингулярным тройкам (чёрная линия) и наблюдаемый ЭЭГ сигнал (серая линия)

Построив график левой части неравенства (3), отметим, что в районе точек 370, 420, 570, 590, 650, 1460 наблюдаются существенные отклонения x_i^{sub1} от $x_i^{sub1+sub2}$ (рис. 3). Таким образом, можно утверждать, что участок ЭЭГ сигнала на промежутках (320-455), (520-670), (1450-1470) имеет высокоамплитудные скачки, которые можно расценить как артефакты и исключить из анализируемого сигнала.

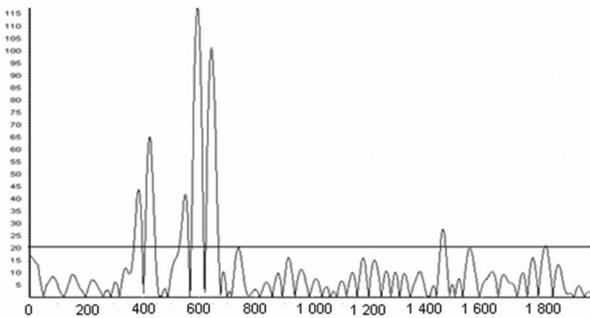


Рис. 3. Разность между сигналами sub1 и sub1+sub2

С помощью преобразования Фурье сигнал был разложен на частотные составляющие с целью исключить влияние высокочастотных колебаний и колебаний, не принадлежащих к известным ритмам [3]. Таким образом, подготовленный к анализу сигнал содержит такие частотные ритмы: $\sigma(0,5-3\text{Гц})$, $\theta(4-7\text{Гц})$, $\alpha(8-13\text{Гц})$, $\mu(40-70\text{Гц})$.

После удаления артефактов и частотной фильтрации сигнал выглядит более гладким, чем исходный. Временной ряд, прошедший предварительную обработку и подготовленный для выделения стационарных участков, представлен на рис. 4.

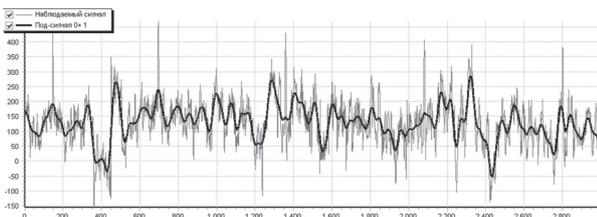


Рис. 4. Исходный ЭЭГ сигнал (серая кривая) и фильтрованный сигнал (черная кривая)

4.2 Определение участков стационарной близости

Реализацию ЭЭГ сигнала необходимо разбить на отдельные участки для определения их стационарной близости. Количество и соответствующая длина участков выбирается в соответствии с поставленной задачей. Для исходного временного ряда были вычислены параметр длины окна Тейлера и размерность пространства вложения m [8]. В нашем случае временной ряд был разделен на 18 равных частей. Для каждого из полученных участков был вычислен индекс стационарности относительно остальных участков.

В связи с тем, что целью исследования является определение участков временного ряда, схожих между собой по структуре и внутренней динамике, целесообразно построить график таким образом, чтобы можно было легко определить номера этих участков. На рис. 5 представлена пузырьковая диаграмма, на которой по обеим осям отложены номера участков. Радиус пузырьков, лежащих на пересечении номеров участков, указывает на степень структурной связи между этими участками. Чем больше радиус пузырька, тем сильнее зависимость между соответствующими участками. Диаграмма имеет диагональный вид, так как верхняя ее половина – зеркальное отражение нижней.

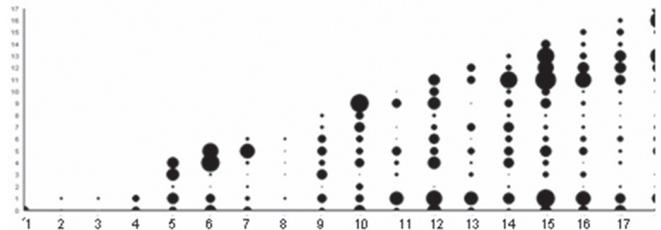


Рис. 5. График индексов стационарности.

По осям отложены номера участков временного ряда

На рис. 5 видно, что, например, один из пузырьков с максимальным радиусом расположен на пересечении участков 11 и 15. Отсюда можно с достаточно большой вероятностью сделать вывод, что в моменты времени, соответствующие участкам 11 и 15, фиксируется выполнение некоторых схожих процессов. На рис. 6 черным цветом выделены участки 11 и 15. Стоит отметить, что по одной лишь кривой сигнала невозможно распознать структурную схожесть этих участков.

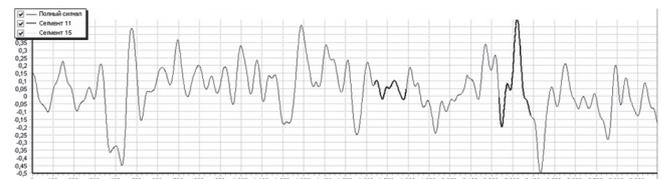


Рис. 6. Анализируемый временной ряд с отмеченными участками стационарной близости

Выводы

Результаты использования индекса стационарности показали, что данный метод может быть использован для решения задачи выделения участков ЭЭГ сигнала со схожей внутренней динамикой. Следующим шагом после определения меры схожести между участками ЭЭГ сигнала является создание базы данных эталонных участков ЭЭГ сигналов для дальнейшего сравнения их динамики с динамикой соответствующих участков анализируемого сигнала. Схожесть участков анализируемого сигнала с одним из эталонных свидетельствовала бы о выполнении соответствующей умственной задачи и привела бы к выполнению системой некоторых заранее заложенных действий.

Определение наиболее близких по структуре участков электроэнцефалографического сигнала является одной из сложных задач, решение которой поможет сделать большой шаг вперед к возможности разработки систем, управляемых усилием мысли. Подобные системы призваны дать возможность людям с дисфункцией двигательной системы общаться с внешним миром. Другим применением может быть альтернативное устройство управления компьютером, которое может стать намного удобнее привычной клавиатуры и мыши.

Список литературы: 1. Torsten Felzer On the Possibility of Developing a Brain-Computer Interface (BCI) / Torsten Felzer // Technical University of Darmstadt, Department of Computer Science, 2001. – P.27-32 2. Bunty V. E. Kiremire Nonstationarity detection: The use of the cross correlation integral in ECG, and EEG profile analysis / Bunty V. E. Kiremire, Tshilidzi Marwala // Congress on Image and Signal Processing. The University of the Witwatersrand, – 2008. – P.373-378. 3. Зенков, Л.П. Функциональная диагностика нервных болезней: руководство для врачей [текст] / Л.П. Зенков, М.А. Ронкин – М.: Медицина, 1991. – 640с. 4. Голяндина, Н.Э. Метод «Гусеница»-SSA: анализ временных рядов [текст] : учеб. пособие. / Н.Э. Голяндина – СПб.: СПбГУ, 2004. – 76 с. 5. Кануников, И.Е. Применение теории динамического хаоса для анализа электроэнце-

фалогрaмм [текст] / И.Е. Кануников, Е.В. Антонова, Д.Р. Белов, Ю.Г. Марков // Вестник СПбГУ. Сер. 3 (биология). – 1998. – Вып.1. – №3. – С.55-61 6. Анищенко, В.С. Сложные колебания в простых системах: Механизмы возникновения, структура и свойства динамического хаоса в радиофизических системах. [текст] / В.С. Анищенко – М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит. – 1990. – 246 с 7. Theiler. Spurious dimension from correlation algorithms applied to limited time-series data. / Theiler // Physical Review A, 34(3). – 1986. – P.123-130 8. Кротких С.С., Удаление артефактов при определении фрактальной размерности электро-энцефалографического сигнала [текст]: XIII международный молодежный форум «Радиоэлектроника и молодежь». / С.С. Кротких, Л.О. Кириченко – 2009. – С. 282.

Поступила в редколлегию: 29.10.2009

УДК 517.957:612.821

Визначення структурної близькості ділянок ЕЕГ сигналу для розпізнавання розумових задач, що виконуються людиною / Кротких С.С., Кириченко Л.О. // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2009. – № 2 (71). – С. 111-117.

У роботі численно визначено ступінь близькості між ділянками ЕЕГ сигналу з використанням методів нелінійної динаміки. Графічні методи представлення результатів полегшують пошук ділянок, що мають схожі структурні та динамічні властивості. Одержані результати дозволяють більш точно ідентифікувати процеси, що відбуваються у мозку досліджуваного, і проводити діагностику складних захворювань.

Л. 6. Бібліогр.: 8 назв.

UDK 517.957:612.821

The determining of the structural closeness between the EEG signal segments for identification of human mental performance. / Krotkih S.S., Kirichenko L.O. // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. – 2009. – № 2 (71). – P. 111-117.

In article it has been attempted to numerically measure the closeness between segments of EEG signal by using the nonlinear dynamics methods. The graphic methods of data presenting are intended to ease the visual determining of the closeness between the segments. The obtained results may enable a more reliable brain disease diagnostics as well as provide an opportunity to communicate through thought.

Fig. 6. Ref.: 8 items