
ТЕОРИЯ И МЕТОДЫ
ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ

УДК 57.087

**АДАПТИВНЫЙ МЕТОД РАСПОЗНАВАНИЯ
ХАРАКТЕРНЫХ ОСЦИЛЛЯТОРНЫХ ПАТТЕРНОВ
НА ОСНОВЕ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ**

© 2013 г. А. И. Назимов¹, А. Н. Павлов¹, А. Е. Храмов^{1,2}, В. В. Грубов^{1,2},
Е. Ю. Ситникова³, А. А. Короновский^{1,2}

¹*Саратовский государственный университет им. Н.Г. Чернышевского
Российская Федерация, 410012 Саратов, ул. Астраханская, 83
E-mail: pavlov_lesha@mail.ru*

²*Саратовский государственный технический университет им. Ю.А. Гагарина
Российская Федерация, 410054 Саратов, ул. Политехническая, 77*

³*Институт Высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН,
Российская Федерация, 117485 Москва, ул. Бутлерова, 5А*

Поступила в редакцию 22.10.2012 г.

Исследована проблема автоматического распознавания характерных осцилляторных паттернов в многокомпонентных сигналах на примере записей электрической активности головного мозга — электроэнцефалограмм (ЭЭГ). Рассмотрена возможность снижения ошибки распознавания за счет оптимизации выбора параметров непрерывного вейвлет-преобразования (НВП) для получения характеристик, отражающих наиболее важную информацию об анализируемых паттернах. Предложен адаптивный метод идентификации характерных форм ритмической активности на ЭЭГ на основе НВП.

DOI: 10.7868/S0033849413070115

ВВЕДЕНИЕ

Развитие инструментария для цифровой обработки многоканальных записей электрической активности мозга относится к числу актуальных направлений современной нейродинамики. Применение специальных методов анализа структуры электроэнцефалограмм (ЭЭГ) позволяет диагностировать основные взаимодействия между различными областями головного мозга и закономерности формирования разных типов ритмической активности [1, 2]. Исследование этих вопросов имеет не только важное фундаментальное научное значение, связанное, например, с изучением когнитивных функций головного мозга, но и прикладное, в частности, для создания систем мониторинга патологической активности и специфических интерфейсов мозг–компьютер [3, 4].

В структуре сигналов ЭЭГ можно выделить большое количество разнообразных ритмических составляющих, частоты которых являются важными характеристиками функциональной активности нервных структур [1]. Характерные осцилляторные паттерны на ЭЭГ, такие как сонные веретена (sleep spindle, SS) или пик-волновые разряды (spike wave discharge, SWD) могут быть визуально идентифицированы на эксперименталь-

ных записях ЭЭГ. Однако процедура визуального исследования длительных многоканальных сигналов ЭЭГ является сложной, и при большом объеме данных, которые нужно проанализировать и расшифровать, даже опытный эксперт будет совершать ошибки. Например, в соответствии с оценками, проведенными в работе [5], при решении похожей задачи — идентификации и распознавании длительных последовательностей нейронных спайков, эксперт может совершать до 50% ошибок при анализе одноканальных записей. Хотя при идентификации, например, SS-паттернов данная ошибка будет существенно ниже, тем не менее она все равно присутствует, если эксперту требуется размечать большую экспериментальную выборку. Автоматизация процесса идентификации осцилляторных паттернов на ЭЭГ полностью исключает субъективный фактор, это повышает надежность результатов, обеспечивает их повторяемость и воспроизводимость, что особенно важно для независимой экспертной оценки. Таким образом, создание эффективных алгоритмов, способных автоматизировать процесс анализа сигналов ЭЭГ, является важной задачей. Следует также отметить, что автоматизация процесса распознавания особенностей сиг-

нала ЭЭГ может быть первым этапом решения более сложных задач, связанных с распознаванием характера когнитивной деятельности человека по форме сигнала ЭЭГ в режиме реального времени (интерфейс мозг–компьютер) или технических задач аппаратного управления.

В последние годы успешное применение в исследованиях нормальной и патологической ЭЭГ животных и человека получил аппарат вейвлет-анализа [6–8]. Это связано с тем, что вейвлет-анализ хорошо приспособлен для исследования нестационарных сигналов (спектральный состав и статистические характеристики которых меняются с течением времени) и позволяет проводить локализацию их особенностей во временной и частотной областях. Эффективность решения задачи распознавания осцилляторных паттернов в сложных многокомпонентных процессах на основе вейвлет-анализа обусловлена рядом свойств данного математического аппарата [9, 10]. Во-первых, применение локализованных во временной области солитоноподобных функций (вейвлетов) позволяет реализовать эффективное “сканирование” сигнала во времени, выявляя характерные особенности ритмической динамики и сравнивая их с заданным шаблоном. Локализация используемого базиса позволяет сузить временной диапазон, в котором проводится анализ сигнала, до нескольких осцилляций, что обеспечивает возможность сравнительно быстро проводить цифровую обработку экспериментальных данных. Во-вторых, в отличие от простых корреляционных методов, оценивающих степень линейной зависимости (корреляций) между выбранным фрагментом экспериментальных данных и заранее заданным шаблоном, вейвлет-анализ позволяет провести значительно более детальное исследование структуры анализируемого сигнала.

В наших предыдущих работах [8, 11–14] представлены примеры применения вейвлет-анализа для распознавания различных типов осцилляторных паттернов на ЭЭГ. В данной статье предложена модернизация алгоритма автоматического распознавания паттернов на ЭЭГ [11] для повышения достоверности автоматической разметки ЭЭГ, которая предусматривает более строгий подход к выбору значений параметров непрерывного вейвлет-преобразования (НВП), основанный на методах теории оптимизации.

1. МЕТОД ИДЕНТИФИКАЦИИ ХАРАКТЕРНЫХ ФОРМ РИТМИЧЕСКОЙ АКТИВНОСТИ НА ЭЭГ НА ОСНОВЕ НВП

Отличием вейвлет-анализа от классического спектрального анализа, предусматривающего разложение сигнала $x(t)$ в базисе гармонических функций, является разнообразие выбора функций $\psi(t) \in L^2(R)$, на основе которых формируется

базис. Необходимым требованием при этом является локализация базисной функции во временной области, а ее фурье-образ – в частотной области. Проводя известную аналогию вейвлет-анализа с “математическим микроскопом” [15], можно говорить о том, что выбор $\psi(t)$ аналогичен выбору объектива микроскопа, который позволяет увидеть либо отдельные детали, либо общий план исследуемого объекта. По этой причине выбор подходящей базисной (или “материнской”) функции $\psi(t)$ существенно влияет на эффективность решения задачи идентификации осцилляторных паттернов на ЭЭГ.

После выбора $\psi(t)$ проводится НВП сигнала $x(t)$

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt, \quad (1)$$

в результате чего вычисляются вейвлет-коэффициенты $W(a, b)$ при фиксированных значениях параметра масштаба a , который в случае ритмической динамики соответствует периоду осцилляций, и параметра смещения базисной функции вдоль оси времени b . Множитель перед знаком интеграла в формуле (1) обеспечивает сохранение нормы базисной функции при ее масштабных преобразованиях. Наряду с вейвлет-коэффициентами часто рассматривают энергетический спектр $E(a, b) = |W(a, b)|^2$, который не содержит информации о фазе колебаний (при использовании комплексных базисов), но является более удобным при сопоставлении амплитудных характеристик сигналов.

В качестве базисной функции $\psi(t)$ могут быть выбраны производные функции Гаусса (WAVE, МНАТ, DOG-вейвлеты и др. [6, 7, 9, 10]). Их использование, в частности, позволяло решать задачи распознавания сигналов электрической активности нейронных систем [16–19]. Для идентификации осцилляторных паттернов на электроэнцефалограммах представляется целесообразным использовать комплексные базисные функции [8, 11, 14, 20], например, вейвлет Морле:

$$\psi(t) = \pi^{-0.25} \exp(j2\pi f_0 t) \exp(-t^2/2). \quad (2)$$

В зависимости от параметра f_0 , называемого центральной частотой, варьируется число осцилляций функции (2), что влияет на частотно-временное разрешение вейвлета. В частотно-временном представлении ритмических процессов удобнее перейти от масштабов a к соответствующим значениям частот f [7]. В частности, для функции (2) можно использовать приближенное равенство $f \approx f_0/a$.

В работах [8, 11–14] отмечалось, что для идентификации SWD-паттернов на ЭЭГ целесообразно

но использовать интегральную величину мгновенной энергии

$$E(b) = \int_{\Delta f} E(f, b) df \quad (3)$$

в частотном диапазоне $\Delta f \in [30; 50]$ Гц, поскольку пик-волновой разряд характеризуется увеличением энергии, приходящейся на соответствующий диапазон. Данный амплитудный критерий позволял проводить идентификацию SWD-паттернов с точностью, достигающей 98...100% [12]. Более сложная ситуация наблюдалась при распознавании сонных веретен. В отличие от пик-волновых разрядов, веретена характеризовались значительной вариабельностью формы и частотного состава, что значительно усложняло процедуру их идентификации и автоматического распознавания [11]. При использовании вейвлета Морле и амплитудного критерия (по аналогии с SWD-паттернами) точность распознавания на ЭЭГ сонных веретен была низкой и составила около 60%. Дополнительная сложность состоит в том, что частотные диапазоны разных идентифицируемых паттернов на ЭЭГ перекрываются, а это не позволяет отделить их друг от друга с помощью простых принципов цифровой фильтрации. Вейвлет-анализ также выполняет функции фильтра, и выбор параметров вейвлет-преобразования связан с выбором оптимального частотного диапазона, в пределах которого искомым паттерном демонстрирует максимальные отличия от других паттернов ЭЭГ. В работах [11, 13] был предложен специальный метод адаптивного вейвлет-анализа, предусматривающий выбор в качестве базисной функции фрагментов ЭЭГ, максимально приближенных по форме к искомым SS-паттернам. К достоинствам данного метода следует отнести высокое качество распознавания осцилляторных паттернов, к недостаткам — значительный объем необходимых предварительных вычислений, связанных с необходимостью тестирования большого числа фрагментов ЭЭГ, содержащих сонные веретена, в качестве основы для адаптивных вейвлетов.

Другой вариант повышения качества идентификации сонных веретен, рассматриваемый в данной работе, состоит в модернизации алгоритма распознавания осцилляторных паттернов на ЭЭГ, предусматривающей оптимизацию выбора параметров НВП для получения специфических характеристик, с помощью которых эти паттерны можно отличить от других осцилляторных структур. Данный подход начал развиваться в работах [14, 21], но выбор параметров НВП и вейвлетного базиса в этих работах осуществлялся эмпирически, без использования числовых методов оптимизации. Предлагаемый в данной статье адаптивный метод распознавания паттернов ЭЭГ, основанный

на НВП, формализует метод автоматического распознавания и предполагает более строгий подход к выбору параметров вейвлетного базиса и НВП.

Рассмотрим суть разработанного метода. Обозначим анализируемый сигнал ЭЭГ функцией $S(t)$. Для того чтобы проводить идентификацию SS-паттернов, необходимо иметь характерные шаблоны этих паттернов. Это могут быть уже сформированные базы данных, содержащие наиболее типичные формы ритмической активности, или паттерны, размеченные экспертом на небольшом (как правило, начальном) участке экспериментальной записи. Рассмотрим второй вариант и выберем сравнительно небольшой участок исходного сигнала $S(t)$, где характерные осцилляторные структуры были размечены специалистом-нейрофизиологом. Экспертная разметка $Se(t)$ имела вид телеграфного сигнала: $Se(t) = 1$ для моментов времени, когда в системе наблюдаются искомые анализируемые паттерны и $Se(t) = 0$ для моментов времени, когда этих паттернов нет. Располагая данной разметкой, можно провести настройку (адаптацию) алгоритма распознавания, основанного на НВП. Длительность T размечаемого участка (период адаптации) определяется экспериментально в зависимости от частоты появления искомых паттернов.

В основу данного метода положено использование НВП (1) с базисной функцией Морле (2). При помощи выражения (1) осуществляется переход от исходного сигнала $S(t)$ в пространство вейвлет-коэффициентов. Функция $W(a, b)$ традиционно рассматривается как функция двух переменных (масштаба и смещения), фактически представляя собой поверхность в трехмерном пространстве. Однако при использовании Морле-вейвлета появляется еще один дополнительный параметр — центральная частота f_0 , которая задает компромисс между разрешением во временной и спектральной областях, определяя число осцилляций базисной функции. Для более простой формы записи данного вейвлета в формуле (2) можно перейти к параметру $\omega_0 = 2\pi f_0$. Поскольку смещение базисной функции b определяет точку “фокусировки” вейвлета (выбор определенного момента времени), оно не влияет на спектральное разрешение в окрестности данного момента. Таким образом, в целях повышения качества распознавания паттерна ЭЭГ, необходимо провести оптимизацию настройки двух других параметров — a и ω_0 . С этой целью рассмотрим результаты вейвлет-преобразования в виде функции трех переменных $W(a, \omega_0, b)$, по двум из которых нужно провести оптимизацию. Введем в рассмотрение целевую функцию R_1 , которая отражает отличия энергетических характеристик во время искомых паттернов от соответствующих характеристик во время других осцил-

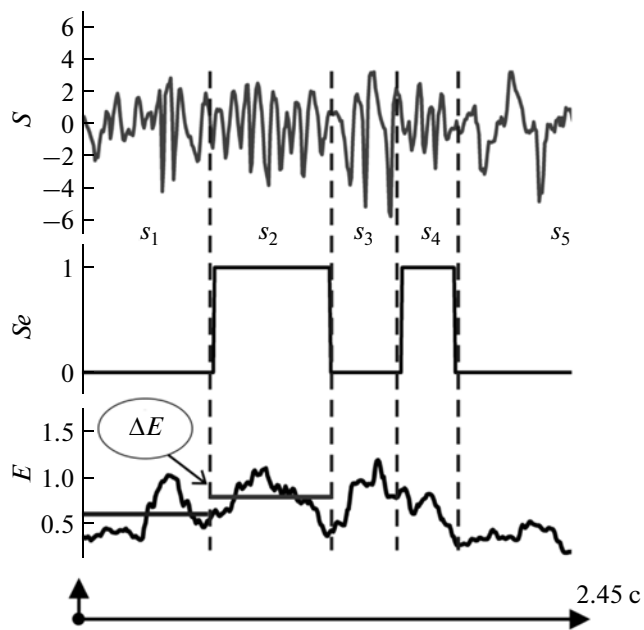


Рис. 1. Результаты расчета мгновенной энергии колебаний $E(t)$ фрагмента ЭЭГ-сигнала $S(t)$ с экспертной разметкой $Se(t)$. Участки s_2 и s_4 соответствуют SS-паттернам и характеризуются более высокими значениями мгновенной энергии, участки s_1, s_3 и s_5 соответствуют фрагментам ЭЭГ, не содержащим SS-паттернов.

ляторных структур на размеченном участке ЭЭГ, т.е. изменение среднего значения энергии колебаний (рис. 1). Применяемый в данной работе способ задания функции R_1 состоит в следующем [22]. Сначала в соответствии с формулой (3) определяются значения энергии колебаний E в заданном частотном диапазоне Δf , усредненные по всем участкам, которые соответствуют SS-паттернам (на рис. 1 это участки s_2 и s_4) и остальным фрагментам ЭЭГ, не содержащим SS-паттернов (s_1, s_3 и s_5). Отметим, что данные значения энергии зависят от параметра ω_0 и частотного диапазона Δf (или параметра a , определяющего центр данного частотного диапазона). Обозначим $G_1(a, \omega_0)$ среднее значение энергии для SS-паттернов, $G_2(a, \omega_0)$ – среднее значение энергии фрагментов ЭЭГ, не содержащих SS-паттернов. Определение оптимального набора параметров a и ω_0 , позволяющих отличить искомые паттерны от других фрагментов ЭЭГ, сводится к поиску максимума функции

$$R_1(a, \omega_0) = \frac{(G_1(a, \omega_0) - G_2(a, \omega_0))}{\max(G_1(a, \omega_0), G_2(a, \omega_0))}, \quad (4)$$

т.е. к поиску параметров, удовлетворяющих условиям

$$\frac{\partial R_1(a, \omega_0)}{\partial a} = 0, \quad \frac{\partial R_1(a, \omega_0)}{\partial \omega_0} = 0. \quad (5)$$

Учитывая то обстоятельство, что величина мгновенной энергии колебаний (3) может демонстрировать сильные флуктуации в пределах анализируемого характерного паттерна, что может привести к ошибочной интерпретации полученных результатов (при флуктуациях $E(t)$ вместо одного паттерна, например, могут быть идентифицированы два расположенных рядом паттерна), предлагается проводить дополнительную фильтрацию данной временной зависимости фильтром нижних частот. С этой целью введем в рассмотрение оператор F , с помощью которого будет проведена фильтрация. В данном случае может быть реализован любой из стандартных подходов к цифровой фильтрации, включая методы на основе прямого и обратного преобразования Фурье, вейвлет-фильтрации, усреднения в пределах скользящего временного окна и т.д. Нами был использован последний метод, как наиболее простой вариант сглаживания функций, позволяющий устранять высокочастотные флуктуации.

Для выбранного F -фильтра зададим вектор параметров \vec{v} , который отражает настройку его спектральных свойств. В частности, для метода скользящего среднего параметрами служат длительность временного окна, по которому проводится усреднение, и количество усреднений. После проведения фильтрации с использованием оператора F полученный сигнал $F[E(t), \vec{v}]$ анализируется при помощи пороговой функции C с порогами θ_1 и θ_2 . Функция C выполняет роль компаратора, проводящего сравнение входного сигнала с заданными пороговыми значениями. Если сигнал принимает значения, находящиеся в диапазоне $[\theta_1, \theta_2]$, то данная функция принимает значение 1, в противном случае – значение 0. Поскольку аналогичного подхода (выбор значений 0 и 1 в отсутствие и при наличии искомого паттерна) обычно придерживается эксперт, проводящий визуальную разметку сигнала $Se(t)$, то для удобства сравнения результата автоматической разметки с экспертным сигналом целевую функцию R_2 удобно определить в виде

$$R_2 = \frac{1}{T} \int_0^T [C(F[E(t), \vec{v}], \theta_1, \theta_2) - Se(t)] dt. \quad (6)$$

На этапе адаптации пороговые значения θ_1 и θ_2 функции C подбираются, исходя из минимума целевой функции R_2 . Данный алгоритм можно обобщить в виде следующего набора математических операций, позволяющего повысить качество решения задачи распознавания паттернов ЭЭГ:

1) запись сигнала ЭЭГ $S(t)$ и выбор фрагмента данного сигнала длительности T для проведения экспертной разметки $Se(t)$;

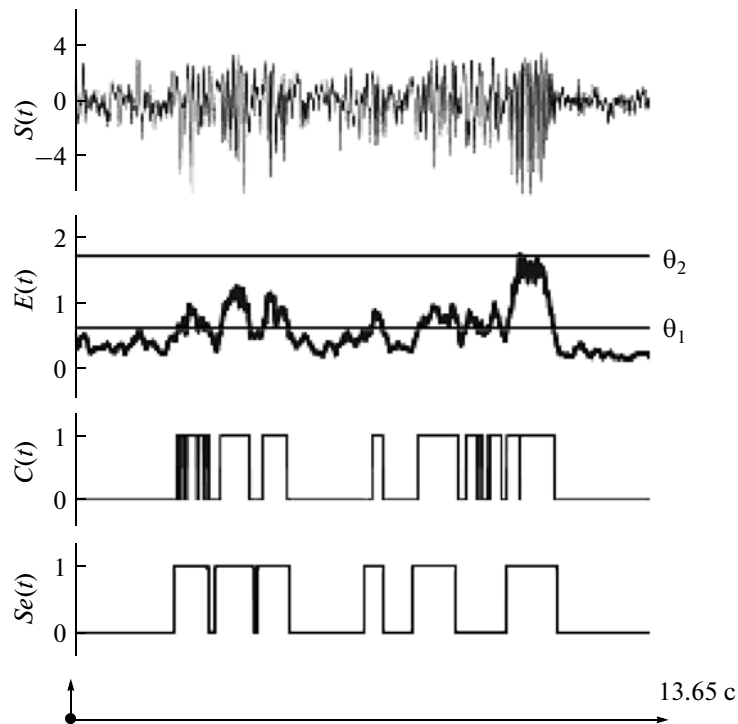


Рис. 2. Разметка фрагмента ЭЭГ-сигнала $S(t)$ на основе предложенного адаптивного алгоритма. Приведены значения мгновенной энергии колебаний $E(t)$, пороговой функции C и экспертная разметка $Se(t)$.

2) расчет непрерывного вейвлет-преобразования $W(a, \omega_0, b)$ и определение оптимального набора параметров a и ω_0 в соответствии с целевой функцией R_1 (4); вычисление мгновенной энергии E по формуле (3);

3) выбор пороговых значений θ_1 и θ_2 функции C в соответствии с требованием минимума целевой функции R_2 (6);

4) проведение разметки сигнала ЭЭГ $S(t)$ при помощи настроенного алгоритма.

2. РЕЗУЛЬТАТЫ

Для экспериментального подтверждения теоретических обоснований применимости адаптивного алгоритма на основе НВП был проведен анализ 25-минутной записи ЭЭГ-сигнала, содержащий около 200 SS-паттернов. Для анализа точности предложенного метода была использована экспертная разметка $Se(t)$ всего сигнала, но при этом длительность фрагмента, по которому проводилась настройка алгоритма, составляла примерно 15%. В ходе адаптации алгоритм настраивался только на идентификацию SS-паттернов. Иллюстрация работы предложенного адаптивного алгоритма для относительно небольшого фрагмента анализируемой ЭЭГ представлена на рис. 2. Этот при-

мер демонстрирует основные принципы предложенного метода и не соответствует случаю минимальной ошибки распознавания SS-паттернов. В частности, из рис. 2 видно, что выбор пороговых значений θ_1 и θ_2 существенно влияет на качество автоматической разметки ЭЭГ-сигнала. Пороговый уровень θ_2 позволяет устранять большие по амплитуде флуктуации сигнала, например, связанные с более мощными SWD-паттернами или различными артефактами. Уменьшение значения θ_2 , в частности, может приводить к появлению двух расположенных рядом паттернов вместо одного, идентифицируемого экспертом (см. рис. 2). Варьирование порогового значения θ_1 также меняет количество автоматически распознаваемых паттернов, вследствие чего разметка, получаемая в результате применения рассматриваемого алгоритма, будет отличаться от разметки, проводимой экспертом. Проведение расчетов, предусматривающих оптимизацию выбора параметров алгоритма, позволяет снизить число ошибочно идентифицируемых паттернов, повысив точность автоматической разметки.

Дополнительным фактором, влияющим на точность детектирования искомым паттернов, является способ задания целевой функции R_1 . В соответствии с принципами теории оптимизации

[22] можно предложить разные варианты ее выбора, например, не только с учетом средних значений энергии колебаний $G_1(a, \omega_0)$ и $G_2(a, \omega_0)$, но и с учетом разброса значений энергии колебаний $E(t)$ относительно среднего уровня для участков, соответствующих искомым SS-паттернам и остальным фрагментам ЭЭГ. В наших исследованиях были протестированы четыре варианта задания функции R_1 , и в результате сравнения результатов был выбран вариант ее задания по формуле (4), который является сравнительно простым и при этом обеспечивает высокую точность.

Дальнейшие исследования проводились с применением базы данных, содержащих многоканальные записи ЭЭГ шести крыс. Предварительно экспертом проводилась разметка начального фрагмента каждой экспериментальной записи. В процессе обработки достигалась точность автоматического распознавания SS-паттернов, составляющая примерно 90%. Преимуществом предложенного адаптивного метода является исключение субъективных факторов при проведении автоматической разметки ЭЭГ, таких, например, как опыт экспериментатора, необходимый для выбора параметров НВП. Отличия результатов, полученных с помощью данного подхода, от экспертных оценок составляет около 10%, что может быть связано с наличием в данном сигнале нескольких близких по форме осцилляторных паттернов, (сонные веретена, пяти–девятигерцовые колебания, пик-волновые разряды), которые могут ошибочно интерпретироваться алгоритмом, создавая проблемы при оценке S -функций как на этапе настройки (адаптации) алгоритма, так и при его применении к неразмеченным участкам ЭЭГ. Кроме того, на качество экспертной разметки влияет фактор субъективности: возможны ошибки эксперта при визуальном анализе ЭЭГ, поэтому экспертная разметка $Se(t)$ не может считаться абсолютным эталоном.

Одним из достоинств разработанного адаптивного метода является то, что в процессе настройки алгоритм позволяет получить определенные значения точности идентификации, которые, как показал численный эксперимент, примерно сохраняют свои значения на этапе анализа неразмеченного участка ЭЭГ. Это обстоятельство, в частности, можно использовать для упрощения эмпирического поиска периода адаптации T .

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложенный адаптивный метод распознавания осцилляторных паттернов позволяет устранить один из основных недостатков подходов, основанных на вейвлет-преобразовании — проблему эмпирического выбора параметров, влияющих

на качество решения данной задачи. Именно эта проблема ограничивала эффективность вейвлет-методов автоматической сортировки нейронных спайков [16–19], так как выбор параметров (и соответствующих им вейвлет-коэффициентов) из общих рекомендаций [23] часто не позволял достичь приемлемой точности распознавания похожих осцилляторных структур в анализируемом сигнале. Предложенный подход предусматривает настройку параметров вейвлет-преобразования основываясь на теории оптимизации, что позволяет минимизировать ошибку распознавания искомым осцилляторных паттернов в сигналах ЭЭГ. В проведенных исследованиях ошибка выявления SS-паттернов ЭЭГ была почти в 4 раза ниже по сравнению с предшествующими исследованиями, где выбор параметров НВП осуществлялся эмпирически. Несмотря на то, что данный метод разработан для автоматической обработки электроэнцефалограмм, область его потенциальных применений является более широкой: алгоритм может использоваться при решении обширного круга задач распознавания образов с применением аппарата вейвлет-анализа, включая задачи радиофизики, радиолокации и т.д.

Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации (проекты № 14.В37.21.0576, № 14.В37.21.1237 и 14.В37.21.0569), а также в рамках Государственного задания Минобрнауки России высшим учебным заведениям на 2013 и плановый период 2014 и 2015 годов в части проведения научно-исследовательских работ (СГТУ-79).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Свидерская Н.Е.* Пространственная организация электроэнцефалограммы. М., Воронеж: Изд-во ВГМА, 2008.
2. *Ситникова Е.Ю., Короновский А.А., Храмов А.Е.* // Изв. вузов. Прикладная нелинейная динамика. 2011. Т. 19. № 6. С. 173.
3. *Wolpaw J.R., Birbaumer N., McFarland D.J., et al.* // Clin. Neurophysiol. 2002. V. 113. P. 767.
4. *Рыжов В.А.* Эволюция человеко-машинных интерфейсов. М.: Радио и связь, 2006.
5. *Lewicki M.* // Network: Computation in Neural System. 1998. V. 9. № 4. P. R53.
6. *Daubechies I.* Ten Lectures on Wavelets. Philadelphia: SIAM, 1992.
7. *Meyer Y.* Wavelets: Algorithms and Applications. Philadelphia: SIAM, 1993.
8. *Павлов А.Н., Храмов А.Е., Короновский А.А. и др.* // Успехи физ. наук. 2012. Т. 182. № 9. С. 905.
9. *Mallat S.G.* A Wavelet Tour of Signal Processing. N.Y.: Acad. Press, 1998.

10. *Короновский А.А., Храмов А.Е.* Непрерывный вейвлетный анализ и его приложения. М.: Физматлит, 2003.
11. *Sitnikova E., Hramov A.E., Koronovskii A.A., et al.* // J. Neurosci. Methods. 2009. V. 180. P. 304.
12. *Ovchinnikov A.A., Luttjohann A., Hramov A.E., et al.* // J. Neurosci. Methods. 2010. V. 194. P. 172.
13. *Короновский А.А., ван Луйтелаар Ж., Овчинников А.А. и др.* // Изв. вузов. Прикладная нелинейная динамика. 2011. Т. 19. № 1. С. 86.
14. *Грубов В.В., Овчинников А.А., Ситникова Е.Ю. и др.* // Изв. вузов. Прикладная нелинейная динамика. 2011. Т. 19. № 4. С. 91.
15. *Астафьева Н.М.* // Успехи физ. наук. 1996. Т. 166. № 11. С. 1145.
16. *Hulata E., Segev R., Ben-Jacob E.* // J. Neurosci. Methods. 2002. V. 117. P. 1.
17. *Quian Quiroga R., Nadasdy Z., Ben-Shaul Y.* // Neural Computation. 2004. V. 16. P. 1661.
18. *Zouridakis G., Tam D.* // Comput. Biol. Med. 1997. V. 27. P. 9.
19. *Pavlov A.N., Makarov V.A., Makarova I., et al.* // Natural Computing. 2007. V. 6. P. 269.
20. *Грубов В.В.* // Изв. вузов. Прикладная нелинейная динамика. 2012. Т. 20. № 1. С. 133.
21. *Sitnikova E., Hramov A.E., Grubov V.V., et al.* // Brain research. 2012. V. 1436. P. 147.
22. *Банди Б.* Методы оптимизации. М.: Радио и связь, 1988.
23. *Letelier J., Weber P.* // J. Neurosci. Methods. 2000. V. 101. № 2. P. 93.