

УДК 51-76

РАСПОЗНАВАНИЕ ОСЦИЛЛЯТОРНЫХ ПАТТЕРНОВ НА ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММЕ НА ОСНОВЕ АДАПТИВНОГО ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗА

© А.И. Назимов, А.Н. Павлов, А.Е. Храмов, В.В. Грубов,
Е.Ю. Ситникова, М.В. Храмова

Ключевые слова: вейвлет-анализ; электроэнцефалограмма; осцилляторные паттерны.

Рассматривается проблема распознавания осцилляторных паттернов с использованием адаптивного метода, основанного на вейвлет-анализе. Проводится оптимизация параметров, позволяющая улучшить качество распознавания. Предложенный подход применен для идентификации сонных веретен.

Проблема автоматического распознавания характерных осцилляторных паттернов на ЭЭГ относится к числу актуальных задач современной нейрофизиологии. Сигнал ЭЭГ содержит большое число различных ритмических компонент, частоты которых представляют важные характеристики функциональной активности нейронных структур [1]. Осцилляторные паттерны, такие как *сонные веретена* (SS) или *пик-волновые разряды* (SWD), могут быть идентифицированы даже при простом, визуальном анализе экспериментальных данных. Однако сложная частотно-временная организация ЭЭГ-сигналов и сосуществование близких по частоте ритмических компонент приводят к трудоемкой процедуре такого анализа. Развитие специальных методов цифровой обработки данных, автоматизирующих процесс распознавания характерных паттернов, позволяет проводить диагностику основных взаимодействий между различными областями мозга и выявлять характерные особенности формирования разных типов ритмической активности [1, 2]. Наряду с новыми фундаментальными знаниями в области когнитивных функций мозга, наличие специализированного инструментария для цифровой обработки сигналов ЭЭГ позволяет решать ряд практических задач (мониторинг патологической активности, создание интерфейсов «мозг-компьютер» и т. д.) [3, 4].

В настоящее время существуют различные методы, позволяющие решать задачи распознавания с высокой степенью надежности. К числу наиболее эффективных инструментов относится вейвлет-анализ [5–8]. Для проведения процедуры распознавания с помощью вейвлет-анализа необходимо задать подходящий базис, сконструированный из единственной солитоноподобной функции посредством ее масштабных преобразований и переносов, а также выбрать параметры преобразования, которые ассоциируются с наиболее информативными вейвлет-коэффициентами.

Ряд результатов по применению вейвлетов к решению задачи распознавания паттернов представлен в наших предыдущих работах [9–11]. В данной статье мы рассматриваем модифицированный алгоритм, позволяющий повысить надежность автоматического распознавания паттернов, который обеспечивает более

строгий подход к выбору параметров непрерывного вейвлет-преобразования на основе теории оптимизации.

Непрерывное вейвлет-преобразование может быть представлено в виде:

$$W(\rho, q) = \sqrt{\rho} \int_{-\infty}^{+\infty} S(t) \psi(\rho[t - q]) dt, \quad (1)$$

где $W(\rho, q)$ – вейвлет-коэффициенты; $S(t)$ – анализируемый сигнал; ψ – вейвлет-функция, локализованная в пространственной и во временной областях; ρ и q определяют масштабные преобразования вейвлета и его смещение вдоль оси времени. Более детальное описание приводится, например, в работах [5, 6].

При анализе ритмических компонент преимущественно используется вейвлет Морле:

$$\psi(t) = \frac{1}{\sqrt[4]{\pi}} \exp(j2\pi ft) \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right). \quad (2)$$

Мгновенная энергия $E(t)$ сигнала в выбранной полосе частот $\Delta\rho$ определяется по формуле:

$$E(t) = \frac{1}{\Delta\rho} \int_{\Delta\rho} |W(\rho, t)|^2 d\rho. \quad (3)$$

Распознавание паттернов специалистом-нейрофизиологом осуществляется в ходе визуального контроля сигнала $S(t)$. Фрагменты, которые ассоциируются с паттернами, кодируются «1», а остальные фрагменты – «0», в результате чего получается бинарный сигнал $Se(t)$ – рис. 1.

Как показали предыдущие исследования, значения мгновенной энергии $E(t)$ могут использоваться для идентификации паттернов в случае оптимального вы-

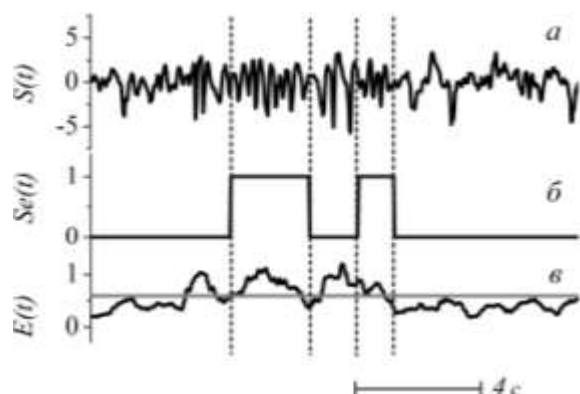


Рис. 1. Сигнал ЭЭГ (а), экспертный сигнал (б) и временная зависимость мгновенной энергии (в)

бора $\Delta\rho$ (данная величина варьируется для разных типов паттернов) и порогового уровня [7, 9–10]. Недостатком этого подхода является то, что пороговый уровень задается произвольно, и успешность его выбора зависит от опыта экспериментатора. Произвольный выбор порога может привести к ошибочной идентификации осцилляторных паттернов. Данная ситуация проиллюстрирована на рис. 1в. В целях улучшения качества распознавания с помощью данного метода предлагается следующий адаптивный алгоритм.

На первом этапе осуществляется непрерывное вейвлет-преобразование сигнала $S(t)$, и вычисленные вейвлет-коэффициенты усредняются по заданному диапазону масштабов:

$$F(q) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left| \sqrt{\rho_j} \int_0^T S(t) \sin(2\pi f_j \rho_j (t-q)) \exp\left(-\frac{1}{2}(\rho_j(t-q))^2\right) dt \right|. \quad (4)$$

В качестве вектора параметров рассмотрим $\vec{w} = \{\rho_j, f_j\}$, $j = 1, 2, \dots, N$, параметр q принимает все значения из диапазона $[0, T]$, на котором проводится анализ ЭЭГ.

На втором этапе проводится фильтрация сигнала $F(t)$ с помощью фильтра Φ , который может быть реализован, например, с помощью алгоритма скользящего среднего и характеризоваться двумя параметрами: длиной окна v_1 и числом усреднений v_2 . В результате фильтрации будет получен сигнал $F'(t)$:

$$F'(t) = \Phi(F(t), v_1, v_2). \quad (5)$$

На последнем этапе вводятся два порога, и вычисляется сигнал $Sp(t)$, определенный в соответствии со следующим выражением:

$$Sp(t) = C(F'(t), th_1, th_2) = \begin{cases} 1, & F'(t) \geq th_1 \cap F'(t) \leq th_2, \\ 0, & F'(t) < th_1 \cup F'(t) > th_2. \end{cases} \quad (6)$$

Для настройки алгоритма необходимо наличие сравнительно небольшого участка ЭЭГ с экспертной

разметкой, по которой далее можно настроить все параметры. Вначале проводится настройка вектора параметров $\vec{w}$, и при этом подстраиваются не только параметры $\rho_j, j = 1, 2, \dots, N$, но и центральные частоты функции Морле $f_j, j = 1, 2, \dots, N$ в целях оптимизации частотно-временного разрешения вейвлет-преобразования.

Для описания алгоритма оптимизации перепишем функцию Морле в виде:

$$\psi_{\rho f q}(t) = \sqrt{\rho} \sin(2\pi f \rho(t-q)) \exp\left(-\frac{1}{2}(\rho(t-q))^2\right). \quad (7)$$

При анализе ЭЭГ эксперт вводит в рассмотрение сигнал $Se(t)$ – рис. 2б. Фрагменты исходного сигнала ЭЭГ, которые ассоциируются с наличием паттернов, извлекаются из $S(t)$, в результате чего формируется сигнал $s_p(t)$, который полностью сформирован из паттернов некоторого типа (SS или SWD). Оставшиеся фрагменты записи ЭЭГ формируют сигнал $s_n(t)$ – рис. 2в, 2г.

Для построения функционала интегрального типа необходимо рассчитать вейвлет-коэффициенты согласно выражениям:

$$\begin{aligned} W^{s_n}(\rho, f, q) &= \int_0^T s_n(t) \psi_{\rho f q}(t) dt; \\ W^{s_p}(\rho, f, q) &= \int_0^T s_p(t) \psi_{\rho f q}(t) dt, \end{aligned} \quad (8)$$

после чего функционал вычисляется следующим образом:

$$r_I(\rho, f, q) = \frac{W^{s_p}(\rho, f, q) - W^{s_n}(\rho, f, q)}{\max(W^{s_p}(\rho, f, q), W^{s_n}(\rho, f, q))}; \quad (9)$$

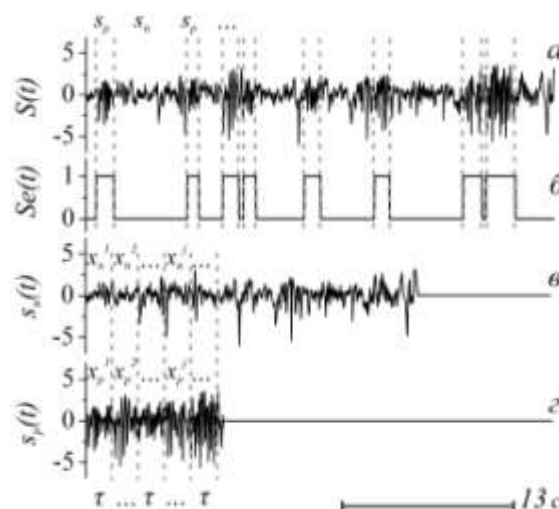


Рис. 2. Сигнал ЭЭГ (а), экспертный сигнал (б) и выделенные сигналы $s_n(t)$ (в) и $s_p(t)$ (г)

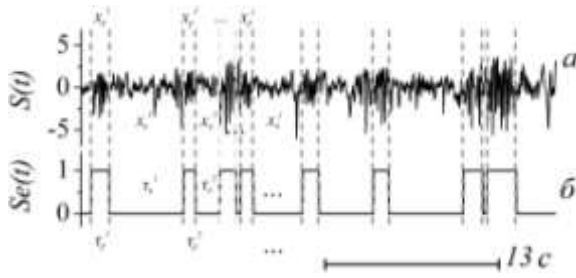


Рис. 3. Сигнал ЭЭГ (а) и экспертный сигнал с обозначенными интервалами (б)

$$R_I(\rho, f) = \frac{1}{T} \int_0^T r_I(\rho, f, q) dq. \quad (10)$$

Максимум R_I соответствует наилучшему выбору параметров ρ и f функции Морле (7).

Другой тип функционала может быть введен для процесса адаптации путем разбиения сигналов $s_p(t)$ и $s_n(t)$ на интервалы длительности τ . Полученные фрагменты анализируются с применением выражений (11):

$$W^{x_n^j}(\rho, f) = \frac{1}{\tau} \int_0^\tau \left| \int_0^\tau x_n^j(t) \psi_{\rho f q}(t) dt \right| dq; \quad (11)$$

$$W^{x_p^j}(\rho, f) = \frac{1}{\tau} \int_0^\tau \left| \int_0^\tau x_p^j(t) \psi_{\rho f q}(t) dt \right| dq.$$

Далее вычисляются средние значения a , стандартные отклонения σ вейвлет-коэффициентов (11) и функционал вида:

$$R_D(\rho, f) = \frac{a^{s_p}(\rho, f) - a^{s_n}(\rho, f)}{\sigma^{s_p}(\rho, f) + \sigma^{s_n}(\rho, f)}. \quad (12)$$

Максимизация функционала R_D обеспечивает выбор параметров вейвлет-преобразования, оптимальных для распознавания паттернов.

Наличие дополнительных паттернов в сигнале $s_n(t)$ создает дополнительные проблемы при решении задачи распознавания, и по этой причине оптимизация параметров с использованием формул (10) и (12) становится значительно более сложной. Для устранения влияния вклада этих дополнительных паттернов (которые могут иметь близкие значения энергии) предлагается генерация суррогатных данных на этапе адаптации. Сигнал $s_n(t)$ заменяется цветным шумом с похожими спектральными свойствами и похожей энергией. При реализации таких изменений ЭЭГ-сигнал разбивается на фрагменты в соответствии с сигналом $Se(t)$, в

результате чего получаются сигналы $x_n^j(t)$ и $x_p^j(t)$ с длительностями τ_n^j и τ_p^j (рис. 3).

На следующем этапе определяются коэффициенты непрерывного вейвлет-преобразования:

$$W^{x_n^j}(\rho, f) = \frac{1}{\tau_n^j} \int_0^{\tau_n^j} \left| \int_0^{\tau_n^j} x_n^j(t) \psi_{\rho f q}(t) dt \right| dq; \quad (13)$$

$$W^{x_p^j}(\rho, f) = \frac{1}{\tau_p^j} \int_0^{\tau_p^j} \left| \int_0^{\tau_p^j} x_p^j(t) \psi_{\rho f q}(t) dt \right| dq,$$

и вводятся два функционала по аналогии с (12) с той лишь разницей, что значение функционала R_{CA} строится относительно средних значений:

$$R_{CA}(\rho, f) = \frac{a^{x_p}(\rho, f) - a^{x_n}(\rho, f)}{\max(a^{x_p}(\rho, f), a^{x_n}(\rho, f))}; \quad (14)$$

$$R_{CD}(\rho, f) = \frac{a^{x_p}(\rho, f) - a^{x_n}(\rho, f)}{\sigma^{x_p}(\rho, f) + \sigma^{x_n}(\rho, f)}.$$

Предложенный алгоритм включает процедуры дополнительной фильтрации и сравнения с двумя порогами. По этой причине необходимо предусмотреть выбор оптимальных значений параметров фильтра и пороговых уровней. Для реализации такого выбора вводятся две характеристики – ошибка распознавания

$$Er = \frac{1}{T} \int_0^T |C(F'(t), th_1, th_2) - Se(t)| dt \quad (15)$$

и точность, определяемая как отношение числа правильно идентифицированных паттернов к общему числу анализируемых паттернов

$$Ac = N_I / N_D. \quad (16)$$

Для проведения оптимизации необходимо обеспечить процедуру минимизации ошибки с максимизацией величины Ac .

Экспериментальная проверка предложенного адаптивного алгоритма была проведена с использованием 25-минутной записи сигнала ЭЭГ, содержащего 277 SS-паттернов. Для оценки точности сигнал был предварительно проанализирован экспертом, однако лишь начальный фрагмент процесса $Se(t)$ (около 14 %) был использован для подстройки всех параметров. Пример распознавания SS-паттерна приведен на рис. 4. Рис. 4 иллюстрирует, каким образом выбор пороговых уровней влияет на качество идентификации паттернов. Порог th_2 устраняет высокоамплитудные флуктуации в

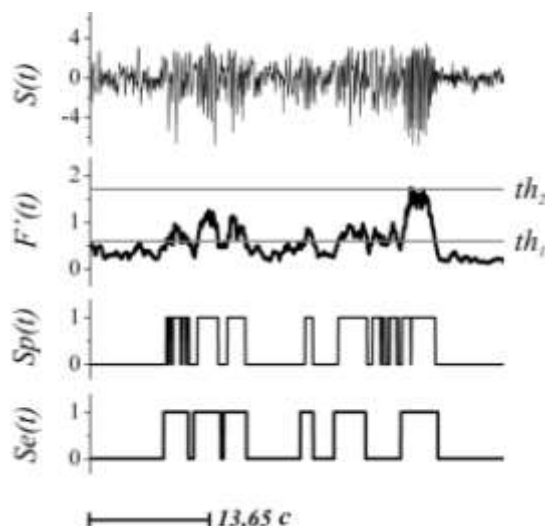


Рис. 4. Пример распознавания SS-паттернов

Таблица 1

Точность метода для тестового примера

№ п/п	Функционал	Ас, %
1	R_I	59
2	R_D	77
3	R_{CA}	92
4	R_{CD}	91

сигнале, которые ассоциируются, например, с SWD-паттернами и различными артефактами. Если th_2 увеличивается, алгоритм может идентифицировать два соседних паттерна вместо одного (рис. 4). Вариация th_1 также влияет на число паттернов, и, следовательно, результат автоматического распознавания будет отличаться от экспертного сигнала $Se(t)$ (рис. 4). Оптимизация параметров, используемых в рамках предлагаемого алгоритма, позволяет улучшить качество анализа ЭЭГ путем уменьшения количества ложных идентификаций.

Дополнительным обстоятельством, влияющим на точность распознавания паттернов, является выбор функционала. Все четыре варианта, которые описываются уравнениями (10), (12) и (14), были протестированы, и полученные результаты представлены в табл. 1. Самая высокая точность была достигнута для функционалов (14). Они обеспечивают значительное улучшение точности по сравнению с R_I . Ошибка (15) не превышала 12 % для всех этих функционалов и демонстрировала слабую зависимость от выбора R .

Предложенный адаптивный метод распознавания паттернов устраняет один из основных недостатков подходов на основе вейвлет-преобразования – проблему оптимальной настройки параметров. Вейвлет-

анализ является «математическим микроскопом», позволяющим выявлять детальную структуру анализируемого сигнала только при условии подходящей настройки его «оптических свойств». Данная проблема ограничивает эффективность вейвлетов при решении проблемы распознавания [12]. Неудачный выбор параметров может не позволить достичь приемлемого качества распознавания при наличии разных типов паттернов с похожей формой. Предлагаемый метод основан на строгих подходах теории оптимизации. Он позволяет осуществлять оптимальную настройку параметров алгоритма в автоматическом режиме. В результате качество распознавания паттернов не зависит от опыта исследователя, осуществляющего обработку данных.

ЛИТЕРАТУРА

1. Niedermeyer E., da Silva F.L. Electroencephalography: Basic principles, clinical applications, and related fields. N. Y., 2004.
2. Nunez P.L., Srinivasan R.E. Electric fields of the brain: The neurophysics of EEG. Oxford, 1981.
3. Wolpaw J.R., Birbaumer N., McFarland D.J. Brain-computer interfaces for communication and control // Clin. Neurophysiol. 2002. V. 113. P. 767-791.
4. Birbaumer N., Cohen L.G. Brain-computer interfaces: communication and restoration of movement in paralysis // J. Physiol. 2007. V. 579. P. 621-636.
5. Daubechies I. Ten lectures on wavelets. Philadelphia, 1992.
6. Meyer Y. Wavelets and applications. Berlin, 1992.
7. Павлов А.Н., Храмов А.Е., Короновский А.А., Ситникова Е.Ю., Макаров В.А., Овчинников А.А. Вейвлет-анализ в нейродинамике // Успехи физических наук. 2012. Т. 182. С. 905-939.
8. Addison P.S. The illustrated wavelet transform handbook: applications in science, engineering, medicine and finance. Philadelphia, 2002.
9. Sitnikova E.Yu., Hramov A.E., Koronovskii A.A. [et al.] Sleep spindles and spike-wave discharges in EEG: Their generic features, similarities and distinctions disclosed with Fourier transform and continuous wavelet analysis // Journal of Neuroscience Methods. 2009. V. 180. P. 304-316.
10. Ovchinnikov A.A., Luttjohann A., Hramov A.E. [et al.] An algorithm for real-time detection of spike-wave discharges in rodents // Journal of Neuroscience Methods. 2010. V. 194. P. 172-178.
11. Van Luijckelaar G., Hramov A.E., Sitnikova E.Yu. [et al.] Spike-wave discharges in WAG/Rij rats are preceded by delta and theta precursor activity in cortex and thalamus // Clinical Neurophysiology. 2011. V. 122. P. 687-695.
12. Lewicki M. A review of methods for spike sorting: the detection and classification of neural potentials // Net. Com. Neu. Sys. 1998. V. 9. P. R53-R78.

БЛАГОДАРНОСТИ: Работа выполнена при поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации в рамках федеральной целевой программы «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009–2013 годы» (соглашение 14.B37.21.0576).

Поступила в редакцию 31 января 2013 г.

Nazimov A.I., Pavlov A.N., Khranov A.E., Grubov V.V., Sitnikova E.Y., Khranova M.V. RECOGNITION OF OSCILLATORY PATTERNS ON ELECTROENCEPHALOGRAM BASED ON ADAPTIVE WAVELET-ANALYSIS

The problem of oscillatory patterns recognition with the adaptive wavelet-based technique is considered. An optimization of parameters improving the quality of recognition is discussed. The proposed approach is applied to identify sleep spindles. Advantages of the given technique are discussed.

Key words: wavelet-analysis; electroencephalogram; oscillatory patterns.