

01;12

Метод диагностики характерных паттернов на наблюдаемых временных рядах и его экспериментальная реализация в режиме реального времени применительно к нейрофизиологическим сигналам

© А.А. Овчинников,¹ А.Е. Храмов,¹ Анника Лютъеханн,² А.А. Короновский,¹ Ж. ван Люжетаалар²

¹ Саратовский государственный университет им. Н.Г. Чернышевского, 410012 Саратов, Россия

² Дондеровский центр сознания, Радбоуд университет Наймегена, Голландия

E-mail: aeh@nonlin.sgu.ru

(Поступило в Редакцию 24 декабря 2009 г. В окончательной редакции 6 мая 2010 г.)

Предложен метод анализа и автоматической диагностики характерных осцилляторных паттернов электрической активности головного мозга в режиме реального времени на основе непрерывного вейвлетного преобразования. Приведены результаты экспериментального исследования автоматического распознавания эпизодов эпилептической активности на экспериментальных животных с помощью предложенного подхода.

Введение

Современные математические методы анализа и диагностики сложных колебательных процессов, включая режимы динамического хаоса, активно развиваемые в современной теории колебаний и волн в радиофизике, находят все большее применение в самых различных областях естествознания. В настоящее время значительный интерес вызывает применение методов нелинейной динамики к задачам, возникающим при изучении и анализе сложного поведения живых систем, в том числе при анализе временных и пространственно-временных сигналов физиологической природы.

Существует много удачных примеров применения методов, развитых в теории динамического хаоса к исследованию колебательных процессов в физиологических и медицинских системах [1–4]. В качестве ярких примеров подобных исследований систем живой природы методами нелинейной динамики и радиофизики отметим изучение воздействия внешнего стимула на электроэнцефалограммы мозга [5,6], взаимодействие ритмов респираторной и сердечно-сосудистой систем [7–10], синхронизацию динамики нейронных ансамблей различных участков головного мозга человека, большого эпилепсией [11,12], исследования перемежающегося поведения в нейронных ансамблях [13–15] и др. Особую важность такие методы исследований приобретают при анализе динамики нейронных сетей головного мозга, которые представляют собой крайне сложные объекты, состоящие из большого числа колебательных элементов — нейронов. Традиционным и весьма эффективным методом исследования электрической активности головного мозга является регистрация электроэнцефалограмм (ЭЭГ), которые представляют собой усредненную сумму электрических токов, генерируемых большой группой нейронов в окрестности регистрирующего электрода.

Для человека такой электрод помещается на поверхность головы, для животных существует возможность проведения более точных измерений путем вживления электродов непосредственно в кору головного мозга. С помощью данных подходов удастся реализовать регистрацию долговременных записей ЭЭГ.

При проведении подобных исследований наряду с экспериментальными работами ключевое значение имеют обработка данных с использованием современных методов и подходов, моделирование и исследование общей динамики появления определенных ритмов и осцилляторных паттернов на ЭЭГ. Привлечение мощного аналитического аппарата, созданного и применяемого в области радиофизики и нелинейной динамики (в частности, методов, основанных на спектральном и вейвлетном анализе), открывает широкие возможности для создания новых эффективных методов анализа экспериментальных данных, выявления новых закономерностей и автоматизации обработки экспериментальных данных. Важно отметить, что большое внимание исследователей было направлено на анализ процессов формирования особых форм ритмической активности, характеризующих различные функциональные состояния (эпизоды эпилептической активности, сон, бодрствование). Известно, что появление ритмических компонентов на ЭЭГ является отражением синхронной работы огромного числа нервных клеток, объединенных в ансамбли [16–18], поэтому исследование ритмической активности в динамике ЭЭГ головного мозга тесно связано с такой важной задачей радиофизики, как изучение синхронного поведения в сетях со сложной топологией связей [19–22].

Следует отметить, что сигналы биологической природы часто характеризуются существенной нестационарностью, их спектральный состав и амплитуда меняются с течением времени, поэтому представляется перспективным применение для их исследования вейвлетного

анализа [23–25], хорошо приспособленного для анализа таких нестационарных процессов. Известен ряд удачных применений вейвлетного преобразования для изучения нестационарных сигналов физиологической природы, в частности, для анализа взаимодействия ритмов в кардиоваскулярной системе человека [9], для выделения характерных особенностей электрокардиограмм, позволяющие диагностировать желудочковую тахикардию и фибрилляцию [26], для определения информативных точек пульсового сигнала [27]. Аппарат вейвлетного анализа (как дискретного, так и непрерывного) и методы анализа синхронной динамики головного мозга с его помощью были также успешно использованы в исследованиях нормальной и патологических ЭЭГ животных и человека [15,25,28–33]. Среди этих работ следует отметить работу [28], в которой вейвлетное преобразование использовалось для количественного описания переходных процессов ЭЭГ при фотостимуляции, в работах [29,30] с помощью дискретного вейвлетного преобразования сигнал ЭЭГ очищался от артефактов и выделялись характерные особенности, позволяющие классифицировать ЭЭГ.

Все вышеизложенное свидетельствует в пользу того, что использование современного аппарата, развитого в теории нелинейных колебаний по изучению хаотических процессов, в том числе и вейвлетного анализа, позволяет существенно продвинуться в понимании специфики динамики и синхронизации в нейронном ансамбле головного мозга. На этом пути достигнуты важные результаты, в частности, выявлены специфические для каждого человека частотно-временные паттерны в активности головного мозга, диагностируемые по ЭЭГ сигналам [32], обнаружена перемежаемость в синхронной/асинхронной активности головного мозга [34], выявлены режимы фазовой синхронизации между различными отводами ЭЭГ для человека [35]. С прикладной точки зрения это очень важно для создания систем мониторинга патологической активности головного мозга [36,37].

Целью настоящей работы являлось создание нового метода диагностики осцилляторных паттернов в режиме реального времени на регистрируемых скалярных временных рядах применительно к нейрофизиологическим сигналам ЭЭГ животных, демонстрирующих эпилептическую активность. Основное достоинство предложенного метода, как будет показано дальше, — это возможность использования его для анализа ЭЭГ в режиме реального времени и диагностике соответствующей осцилляторной активности в самом начале ее возникновения. Также к достоинствам предложенного метода следует отнести незначительные затраты машинного времени, требуемые для такой обработки, что позволяет эффективно реализовать многоканальный анализ данных в реальном времени. Данный метод основывается на использовании непрерывного вейвлетного преобразования [25,29–32,38]. Применение именно вейвлетного преобразования связано с тем, что представленный метод обработки данных эффективен для

анализа нестационарных данных с короткими во времени типами колебательной активности, что как раз характерно для сигнала ЭЭГ, снимаемого с коры головного мозга пациентов, больных эпилепсией [16,39]. Также в представленной работе приводятся экспериментальные результаты тестирования разработанной системы реального времени для мониторинга эпилептических событий по регистрируемому ЭЭГ.

1. Метод автоматического анализа нестационарного сигнала в режиме реального времени

Рассмотрим временной сигнал на рис. 1, представляющий собой фрагмент электроэнцефалограммы, который является характерным примером электрической активности мозга крысы линии WAG/Rij, большой абсанс-эпилепсией (крысы линии WAG/Rij представляют собой специально выведенную линию крыс, генетически предрасположенных к врожденной абсанс-эпилепсии [41]). Нетрудно видеть, что в сигнале ЭЭГ можно выделить различные области, отличающиеся от фоновой динамики (десинхронизированного поведения нейронного ансамбля коры головного мозга, области F) амплитудой и формой колебаний. В дальнейшем будем называть такие фрагменты ЭЭГ осцилляторными паттернами. Осцилляторные паттерны могут быть классифицированы как по форме, так и по частотному составу. Первый подход традиционно используется нейрофизиологами [42,43], в

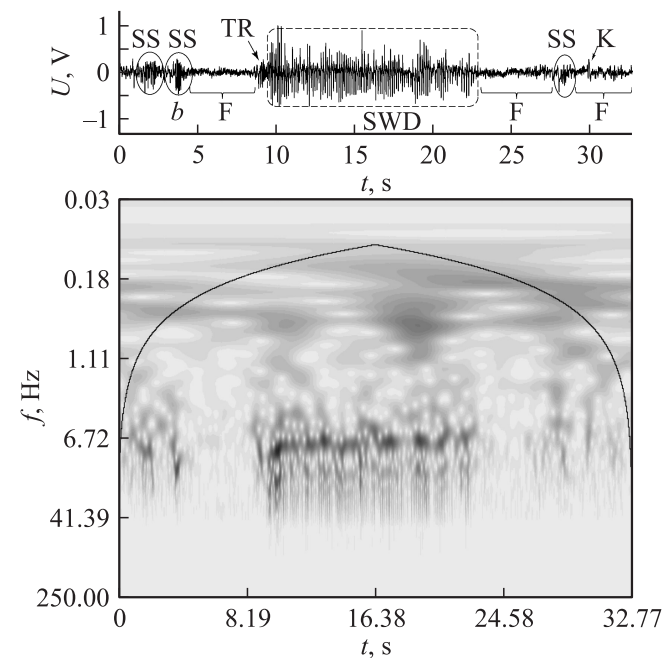


Рис. 1. Отрезок эпилептической ЭЭГ и соответствующий ей вейвлетный спектр. Выделенные области представляют собой: SWD — пик-волновой разряд, SS — сонное веретено, TR — тета-ритм, К — К-комплекс, F — нормальная фоновая активность мозга.

то время как второй представляет собой более точный инструмент для анализа временного ряда и может быть использован для решения задачи автоматического распознавания структур во временной области. В сигнале, приведенном на рис. 1, с помощью первого метода могут быть выделены такие осцилляторные паттерны, как сонные веретена, тета-ритмы, К-комплексы, пик-волновые разряды (паттерны, обозначенные на рис. 1 соответственно как SS, TR, K, SWD).

Следует отметить, что известен ряд оригинальных методов анализа особенностей динамики нейронных ансамблей по электроэнцефалограммам с помощью вейвлетного преобразования. Так, в работе [30] описывается метод классификации ЭЭГ с помощью оценки значений вейвлет-пакетных коэффициентов в определенных частотных диапазонах, в работе [29] вейвлетное преобразование было применено для предварительной подготовки сигнала, а именно очистки от артефактов посредством дискриминации малозначимых вейвлет-коэффициентов, полученных на основе разложения по ортогональным вейвлет-пакетам, в работе [28] предложен метод анализа переходных процессов, наблюдаемых на ЭЭГ при фотостимуляции, основанный на наблюдении за динамикой спектральных компонент на вейвлетной поверхности. Все предложенные методы демонстрируют высокую точность и чувствительность, однако область их применения ограничена обработкой предварительно записанных сигналов, в то время как зачастую требуется детектировать то или иное событие в момент его возникновения. В предложенном в данной статье методе используется анализ распределения энергии непрерывного вейвлетного преобразования по частотам. Как будет показано ниже, метод позволяет с высокой точностью и чувствительностью детектировать осцилляторные паттерны в режиме *реального* времени.

Рассмотрим основные особенности метода. Для выделения колебательных паттернов использовалось непрерывное вейвлетное преобразование, представляющее собой свертку исследуемого сигнала $x(t)$ и некоторой базисной функции [38]

$$W(s, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi_{s,\tau}^*(t) dt, \quad (1)$$

где „*“ означает комплексное сопряжение.

Базисная функция $\varphi_{s,\tau}(t)$ может быть получена из материнского вейвлета с помощью следующего преобразования:

$$\varphi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \varphi_0 \left(\frac{t - \tau}{s} \right), \quad (2)$$

где s — временной масштаб, определяющий растяжение или сжатие материнской функции, τ — временной сдвиг вейвлетного преобразования и φ_0 — прототип вейвлетной функции, называемый также материнским вейвлетом. Как было показано в работе [39], материнским вейвлетом, наиболее подходящим для задачи распознавания

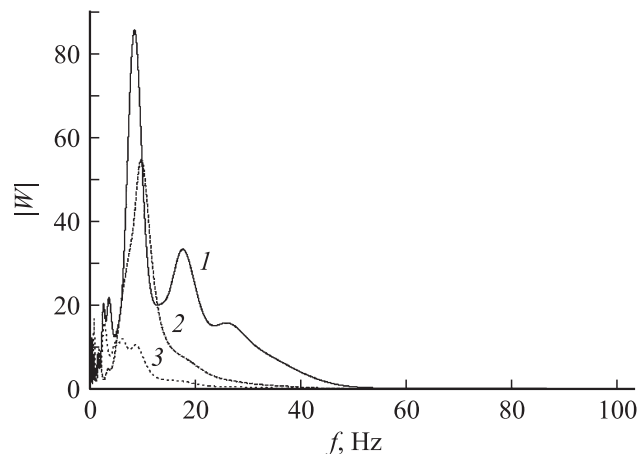


Рис. 2. Мгновенные вейвлетные спектры колебаний: 1 — пик-волнового разряда; 2 — сонного веретена; 3 — фоновой активности.

пик-волновых разрядов, является комплексный вейвлет Морле

$$\phi(\eta) = \frac{1}{\sqrt[4]{\pi}} e^{j\omega_0 \eta} e^{-\eta^2/2}, \quad (3)$$

где параметр ω_0 определяет форму и ширину вейвлетной функции. Можно говорить о том, что параметр ω_0 определяет отношение между временным масштабом преобразования s и частотой f исходного сигнала: при выборе $\omega_0 = 2\pi$ между масштабами вейвлетного преобразования и частотами фурье-спектра имеет место простое соотношение $s = 1/f$.

Параметр $w(s, \tau) = |W_{s,\tau}|$ представляет собой мгновенное значение энергии преобразования, т.е. величину энергии, приходящейся в момент времени τ на масштаб s .

Вейвлетная поверхность, соответствующая отрезку ЭЭГ (рис. 1, *a*), приведена на рис. 1, *b*, из которого видно, что разным паттернам ЭЭГ соответствует различное распределение энергии вейвлетного спектра $w(s, \tau) = |W_{s,\tau}|$.

На рис. 2 представлены распределения энергии вейвлетного преобразования по частотам для различных наиболее высокоамплитудных колебаний на ЭЭГ, а также фоновой ЭЭГ. Нетрудно видеть, что пик-волновые разряды и сонные веретена обладают различным характерным частотным составом. Так, в работе [39] было показано, что сонные веретена демонстрируют увеличение амплитуды вейвлетных коэффициентов в диапазоне частот 5–14 Hz, в то время как пик-волновой разряд характеризуется высокими значениями коэффициентов вейвлетного преобразования в более широком диапазоне частот (10–80 Hz), показывая ярко выраженные вторую и третью гармоники основного ритма.

Следует отметить сходство спектров пик-волнового разряда и сонного веретена в области низких частот, в то время как в области высоких частот рост энергии характерен только для пик-волнового разряда. В ука-

занной работе [39] данный факт был положен в основу диагностики различных видов колебательной активности на ЭЭГ. Основная идея метода заключалась в том, что для исследуемого временного ряда выполнялось вейвлетное преобразование и рассчитывалась мгновенная энергия преобразования $w(t)$ в характерном частотном диапазоне F_s . В качестве характеристики, пропорциональной мгновенной энергии вейвлетного спектра, можно использовать различные величины [38–40]. В данной работе величина мгновенной энергии рассчитывалась следующим образом:

$$w(\tau) = \int_{F_s} |W_{s,\tau}| ds. \quad (4)$$

При превышении величиной $w(t)$ некоторого критического уровня делался вывод о наличии того или иного паттерна. Следует отметить, что в указанной работе описанный метод использовался для обработки предварительно записанных сигналов, в то время как настоящая работа посвящена разработке метода диагностики осцилляторных паттернов в режиме реального времени. Эта задача представляет собой определенную сложность, поскольку структуры, принадлежащие разным классам, могут в некоторых случаях иметь близкий спектральный состав. Поэтому метод, применяемый для распознавания структур, должен, с одной стороны, хорошо различать близкие по частотному составу и по энергии паттерны, с другой — быть достаточно эффективным в плане численной реализации для возможности построения реально действующей системы. Еще одной сложностью выделения колебательных паттернов в режиме реального времени является отсутствие в текущий момент времени полной временной реализации, необходимой для осуществления преобразования (1), и исследователю приходится использовать имеющиеся данные от начала наблюдения до настоящего момента времени. Таким образом, задача построения универсального метода диагностики осцилляторных паттернов в режиме реального времени, хотя и представляет большой интерес, является чрезвычайно сложной, поэтому в настоящей работе ограничимся только описанием метода диагностики пик-волновых разрядов.

Поскольку пик-волновой разряд характеризуется увеличением энергии, приходящейся на некоторый диапазон масштабов, рассматривается интегральная величина мгновенной энергии (4). Если в момент времени t имеет место пик-волновой разряд, то справедливо следующее соотношение:

$$w_{F_s}(t) \geq w_{tr}, \quad (5)$$

где w_{tr} — пороговое значение энергии, определяемое экспериментально. Это свойство используется в предложенном методе для автоматической диагностики эпилептического события.

Следует отметить, что применение вейвлетного преобразования в виде (1) для диагностики пик-волновых

разрядов в реальном времени представляет определенную трудность. Свертка (1) предполагает, что в распоряжении исследователя находится реализация сигнала на бесконечном интервале времени. Очевидно, что получить такой временной ряд не представляется возможным, обычно в распоряжении исследователя находятся дискретные значения амплитуды сигнала, полученные с начала эксперимента по текущий момент. Данная проблема может быть разрешена, если принять во внимание тот факт, что вейвлетная функция (2) всегда ограничена во времени, т. е. большая часть мощности сосредоточена в некотором интервале $[\tau_s, \tau_e]$ и, таким образом, практически без потери точности выражение (1) может быть заменено на

$$W_{s,\tau} = \int_{\tau-\tau_s}^{\tau+\tau_e} x(t)\psi^*(s,t) dt, \quad (6)$$

т. е. для вычисления энергии преобразования, приходящейся на определенный масштаб в определенный момент времени, необходимо иметь фрагмент временной реализации длительностью $[\tau_s, \tau_e]$. Важно отметить, что определить, имел ли место пик волновой разряд в момент времени t , можно только в момент времени $t + \tau_e$, таким образом, величина τ_e представляет собой принципиально неустранимую задержку автоматической диагностики. Величина τ_e определяется типом материнского вейвлета и временным масштабом, для которого выполняется преобразование. Для материнского морле-вейвлета несложно показать, что величина $\tau_e = 4s$, где s — рассматриваемый временной масштаб.

Для рассматриваемой задачи в случае анализируемого диапазона временных масштабов $F_s \in (0.01, 0.03)$ [s] величина τ_e составляла менее 150 ms, в то время как средняя длительность пик-волнового разряда составляет 6 s, что позволяет говорить о пригодности предложенного метода для диагностики пик-волновых разрядов в режиме реального времени.

Рассмотрим теперь важные особенности реализации данного алгоритма диагностики паттернов. При расчете мгновенной энергии вейвлетного преобразования (4) для выполнения численного интегрирования использовался метод прямоугольников. При расчете рассматривались 15 временных масштабов, пропорциональных 15 частотам, равномерно распределенным по указанному диапазону. Анализ показал, что в рассматриваемом случае 15 масштабов является разумным компромиссом между точностью расчета вейвлетного спектра и скоростью вычислений (увеличение числа масштабов повысило бы точность определения величины $w(t)$) благодаря более точному расчету вейвлетного спектра (6), однако одновременно увеличились бы затраты машинного времени.

Необходимо отметить, что ЭЭГ является сложным сигналом, в котором могут появляться отдельные всплески высокочастотной активности во время нормальной (т. е. неэпилептической) динамики ЭЭГ, свя-

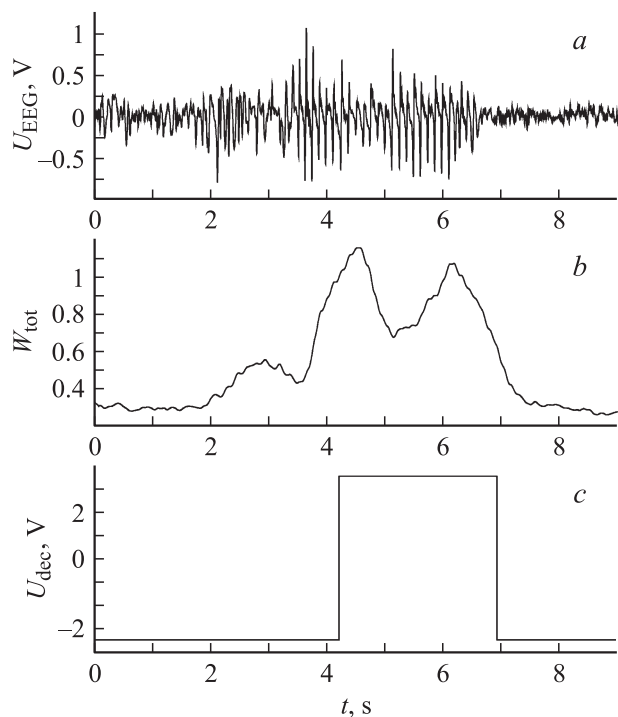


Рис. 3. Результаты работы системы детектирования пик-волновых разрядов в реальном времени: *a* — типичный пик-волновой разряд; *b* — изменение усредненной энергии (7) вейвлетного преобразования во время пик-волнового разряда; *c* — прямоугольный импульс, сигнализирующий об обнаружении пик-волнового разряда. Пороговое значение w_{tr} было выбрано для данного экспериментального животного равным 0.85. В эксперименте использовалась система сбора данных WinDAQ. Частота дискретизации $f_d = 500$ Hz. Сигнал ЭЭГ дополнительно фильтровался перед обработкой в диапазоне 0.5–100 Hz.

занные с особенностями функционирования нейронного ансамбля коры головного мозга (в частности, К-комплексы [44]). Подобные события могут вызывать резкое увеличение мгновенной энергии преобразования и вызывать ложное детектирование эпилептического паттерна. Поскольку подобные всплески энергии представляются достаточно частым событием, то вышеописанный алгоритм был модифицирован для повышения точности анализа. Так, с пороговым значением w_{tr} для диагностики типа колебаний в формуле (5) сравнивалось не мгновенное значение энергии преобразования (4), а усредненное по некоторому временному интервалу значение:

$$\langle w(t) \rangle = \frac{1}{T} \int_T w(t) dt. \quad (7)$$

При этом чем больше размер окна T , по которому проводится усреднение, тем больше точность метода диагностики, однако тем больше времени требуется для детектирования пик-волнового разряда.

Итак, разработанный алгоритм автоматической диагностики колебательной активности определенного вида

на сигнале ЭЭГ заключается в том, что в каждый момент дискретного времени, определяемого частотой дискретизации системы сбора данных, выполняется вейвлетное преобразование для всех масштабов из указанного диапазона, вычисляется мгновенное (4) и усредненное (7) значение вейвлетной энергии в диапазоне масштабов F_s , после чего осуществляется проверка условия (5).

Высокая надежность метода достигается при выборе порогового значения энергии w_{tr} индивидуально — по фрагменту ЭЭГ длительностью один час для каждого анализируемого объекта. Обычно эта величина в 2.5–3 раза больше, чем среднее значение энергии в этом же диапазоне частот в отсутствие пик-волнового разряда. Характерные временные зависимости сигнала и энергии преобразования от времени приведены на рис. 3.

На основе предложенного метода создана система диагностики разрядов в режиме реального времени, которая используется совместно с системой сбора данных WinDAQ [45], поэтому в ней была реализована возможность двунаправленного обмена данными с АЦП/ЦАП. Модуль расчета характеристики вейвлетного преобразования (4) был реализован как часть программы обмена данными с АЦП/ЦАП. При обнаружении пик-волнового разряда система диагностики подавала на один из выходов ЦАП прямоугольный импульс (см. рис. 3, *c*), который мог быть использован как для регистрации пик-волнового разряда, так и для управления некоторым внешним устройством, например электронным генератором, воздействующим на мозг подопытного животного, создавая таким образом обратную связь и позволяя ставить целый ряд экспериментов по изучению воздействия импульсов тока на развитие гиперсинхронной активности (эпилептического припадка) в нейронном ансамбле коры головного мозга.

2. Проверка метода и результаты диагностики в режиме реального времени

Для проверки работоспособности разработанной системы детектирования осцилляторных паттернов в реальном времени в Институте мозга, сознания и поведения университета Наймегена (Голландия) были поставлены специальные эксперименты. В ходе первого эксперимента система тестировалась на восьми животных, больных абсанс-эпилепсией. Записи ЭЭГ осуществлялись с помощью имплантированных электродов в области фронтальной и окципитальной коры головного мозга. Для каждого животного по предварительной записи длительностью 1 h подбирались оптимальные значения параметров метода: порогового значения энергии и длительности окна усреднения. После определения оптимальных значений параметров ставился эксперимент по диагностике осцилляторных паттернов в режиме реального времени, длительность регистрации составляла пять часов. Каждая запись ЭЭГ затем обрабаты-

Результаты работы программы детектирования эпилептических паттернов в режиме реального времени

Номер животного	Число событий, определенных экспертом	Число событий, распознанных программно			$\delta, \%$	$\beta, \%$
		N_{TP}	N_{FP}	N_{FN}		
1	101	101	3	0	100	97.1
2	29	29	0	0	100	100
3	43	43	2	0	100	95.6
4	66	66	1	0	100	98.5
5	44	44	2	0	100	95.7
6	66	66	4	0	100	94.3
7	115	115	3	0	100	97.5
8	56	58	2	0	100	96.6
Среднее значение	65 ± 29	65 ± 29	2.1 ± 1.3	0.0 ± 0.0	100 ± 0	96.9 ± 1.8

валась опытным электрофизиологом, результаты обработки сравнивались с результатами работы программы для определения количества верно распознанных пик-волновых разрядов, пропущенных пик-волновых разрядов и числа ложных срабатываний.

На основании собранной статистики по качеству распознавания эпилептических событий на ЭЭГ анализировались такие важные статистические характеристики принятия „бинарного“ решения (присутствует/отсутствует эпилептическое событие) на основе некоторого критерия, который с некоторой вероятностью может давать ложный результат, как уровень значимости β и мощность критерия δ [46,47]:

$$\delta = \frac{N_{TP}}{(N_{TP} + N_{FN})}, \quad \beta = \frac{N_{TP}}{(N_{TP} + N_{FP})}, \quad (8)$$

где N_{TP} — число верно распознанных событий, N_{FP} — число ложно распознанных событий, т.е. число событий, которые программой определялись как пик-волновой разряд, но экспертом определялись как некоторый иной тип активности и N_{FN} — число пропущенных пик-волновых разрядов. Первая характеристика (δ) позволяет оценить чувствительность метода, т.е. какой процент распознанные пик-волновые разряды составляют от общего числа пик-волновых разрядов, присутствующих на ЭЭГ; вторая (β) — процент событий, верно определенных как пик-волновые разряды из общего числа событий, диагностированных как пик-волновой разряд.

Результаты экспериментальной проверки метода представлены в таблице. Были получены следующие основные результаты: уровень значимости δ метода был максимален и равен 100%, среднее значение критерия мощности $\beta = 96.9\%$, среднее время, необходимое для распознавания пик-волнового разряда, составляло 1.0 ± 0.55 с с момента начала события.

Последний параметр определяется в первую очередь величиной окна, по которому производилось усреднение, и может быть в значительной степени уменьшен либо увеличен, поскольку при используемой частоте дискретизации (500 Hz) время выполнения преобразования существенно меньше времени между сбором двух

последовательных отсчетов. Однако следует отметить, что в рамках настоящей задачи уменьшение времени диагностики пик-волнового разряда является нежелательным: согласно [41], одним из характерных свойств пик-волнового разряда является его продолжительность, поэтому события с длительностью менее 1.5 s при обработке ЭЭГ экспертом не расцениваются как пик-волновые разряды, соответственно отнесение программой подобных коротких осцилляторных паттернов к пик-волновым разрядам будет считаться ошибочным. Последнее является одним из основных источников ошибки диагностики типа N_{FP} , особенно при малой длительности окна усреднения. С другой стороны, сильное увеличение длительности интервала, по которому производится усреднение, может привести к значительному увеличению времени, необходимого для диагностики эпилептического события и говорить в таком случае о работе в режиме реального времени будет затруднительно.

Как было отмечено выше, предложенная реализация метода позволяет обрабатывать поток данных со скоростью, значительно большей, чем скорость поступления новых отсчетов ЭЭГ. Данное свойство предложенной реализации может быть использовано для одновременной обработки нескольких ЭЭГ. Поскольку нейрофизиологические эксперименты зачастую достаточно длительны, последнее свойство позволит существенно сократить их продолжительность за счет параллельной работы с несколькими объектами. В силу технических ограничений, присущих системе сбора данных WinDAQ, подобная возможность до настоящего момента не была реализована на практике, однако оценка показывает, что использованная в эксперименте реализация алгоритма распознавания пик-волновых разрядов могла бы одновременно обрабатывать ЭЭГ 10–20 объектов исследования без потери производительности и точности диагностики.

Также в рамках оценки работоспособности метода в условиях продолжительного автономного эксперимента был поставлен эксперимент по анализу ЭЭГ в течение 24 h. Эксперимент ставился на двух животных, методика подготовки к эксперименту и оценки результа-

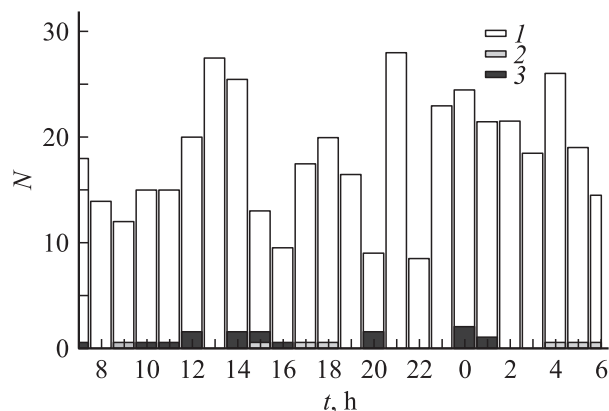


Рис. 4. Распределение числа распознанных верно событий, ошибочно определенных как пик-волновой разряд, и пропущенных пик-волновых разрядов по времени в течение 24-часового эксперимента. 1 — верно распознанные пик-волновые разряды; 2 — неверно распознанные события; 3 — пропущенные пик-волновые разряды.

тов полностью аналогичны описанной ранее. Результаты эксперимента представлены на рис. 4. Нетрудно видеть, что число неверно протектированных и нераспознанных событий остается малым на протяжении всего эксперимента. Уменьшение мощности критерия относительно пятичасового эксперимента может быть связано с особенностями динамики мозга — в течение суток происходят малые изменения в распределении энергии по диапазонам частот, занимаемым различными осцилляторными паттернами, что приводит к периодическому появлению в ЭЭГ структур, ошибочно распознаваемых как пик-волновой разряд. Однако точность метода остается тем не менее весьма высокой на протяжении суток.

Заключение

В представленной работе на основе результатов работ [15,39] предложен метод диагностики осцилляторных паттернов в нестационарных временных рядах в реальном времени. Разработанный метод основан на непрерывном вейвлетном преобразовании анализируемых сигналов в реальном режиме времени и расчете величин мгновенных энергий вейвлетного преобразования в характерных для выделяемых осцилляторных паттернов частотных диапазонах.

Разработанный метод был реализован и апробирован на базе существующей системы сбора и обработки электроэнцефалограмм для оперативной диагностики и выделения начала и конца эпилептических разрядов в коре головного мозга животных, больных абсанс-эпилепсией. Полученные результаты показали, что данный метод демонстрирует высокую точность и эффективность, а также высокую скорость обработки данных, позволяющую использовать этот метод для диагностики эпилептической активности в реальном времени у нескольких

животных одновременно. Эксперименты показали, что разработанный подход позволяет достичь уровня значимости, равного 100%, а также критерия мощности на уровне 97%, что является очень высокими показателями для экспериментальной системы.

В заключение отметим, что данный метод может найти применение в самых различных автоматизированных системах сбора данных и мониторинга состояния широкого класса технических, биофизических, химических и других систем.

Работа поддержана грантом РФФИ (проект № 10-02-00341), проектом ФЦП „Научные и научно-педагогические кадры инновационной России“ на 2009–2013гг.

Список литературы

- [1] Абарбанель Г.Д.И., Рабинович М.И., Селверстон А. и др. // УФН. 1996. Т. 166. С. 363.
- [2] Mosekilde E., Maistrenko Yu., Postnov D.E. Chaotic synchronization, applications to living systems. Singapore: World Scientific, 2002.
- [3] Безручко Б.П., Пономаренко В.И., Прохоров М.Д. и др. // УФН. 2008. Т. 178. С. 323.
- [4] Некоркин В.И. // УФН. 2008. Т. 178. С. 313.
- [5] Tass P.A. et al. // Phys. Rev. Lett. 1998. Vol. 81. P. 3291.
- [6] Tass P.A., Fieseler T., Dammers J. et al. // Phys. Rev. Lett. 2003. Vol. 90. P. 088 101.
- [7] Anishchenko V.S., Balanov A.G., Janson N.B. et al. // Int. J. Bifurcation and Chaos. 2000. Vol. 10. P. 2339.
- [8] Prokhorov M.D., Ponomarenko V.I., Gridnev V.I. et al. // Phys. Rev. E. 2003. Vol. 68. P. 041 913.
- [9] Hramov A.E., Koronovskii A.A., Ponomarenko V.I., Prokhorov M.D. // Phys. Rev. E. 2006. Vol. 73. P. 026 208.
- [10] Короновский А.А., Пономаренко В.И., Прохоров М.Д., Храмов А.Е. // ЖТФ. 2007. Т. 77. Вып. 9. С. 6.
- [11] Meinecke F.C., Ziehe A., Kurths J., Müller K.-R. // Phys. Rev. Lett. 2005. Vol. 94. P. 084 102.
- [12] Chavez M., Adam C., Navarro V. et al. // Chaos. 2005. Vol. 15. P. 023 904.
- [13] Velazquez P.J.L., Khosravani H., Lozano A. et al. // Europ. J. Neuroscience. 1999. Vol. 11. P. 2571.
- [14] Короновский А.А., Кузнецова Г.Д., Мидзяновская И.С., Ситникова Е.Ю., Трубецков Д.И., Храмов А.Е. // ДАН. 2006. Т. 409. С. 274.
- [15] Hramov A.E., Koronovskii A.A., Midzyanovskaya I.S. et al. // Chaos. 2006. Vol. 16. P. 043 111.
- [16] Steriade M. Cambridge: Cambridge University Press. 2003.
- [17] Steriade M. // Science. 1993. Vol. 262. P. 679.
- [18] Sitnikova E., van Luijckelaar G. // Epilepsy Res. 2006. Vol. 71. P. 159–180.
- [19] Strogatz S.H. // Nature. 2001. Vol. 410. P. 268.
- [20] Boccaletti S., Latora V., Moreno V. et al. // Phys. Rep. 2006. Vol. 424. P. 175.
- [21] Kryukov A.K., Osipov G.V., Polovinkin A.V., Kurth J. // Phys. Rev. E. 2009. Vol. 79. P. 046 209.
- [22] Zenett D.M., Mikhailov A.S. // Phys. Rev. E. 1998. Vol. 58. P. 872.
- [23] Grossman A., Morlet J. // SIAM J. Math. Anal. 1984. Vol. 15. N 4. P. 273.

- [24] *Holschneider M.* Wavelets: An analysis tool. Oxford: Oxford University Press, 1995.
- [25] *Aldroubi A., Unser M.* Wavelets in Medicine and Biology. CRC-Press, 1996.
- [26] *Войтикова М.В., Войтович А.И.* // Биомедицинская радиоэлектроника. 2008. № 12.
- [27] *Бороноев В.В., Гармаев Б.З.* // Биомедицинская радиоэлектроника. 2009. № 3.
- [28] *Божокин С.В., Суворов Н.Б.* // Биомедицинская радиоэлектроника. 2008. № 3.
- [29] *Абдуллаев Н.Т., Дышин О.А., Самедова Х.З.* // Биомедицинская радиоэлектроника. 2009. № 12.
- [30] *Абдуллаев Н.Т., Дышин О.А., Самедова Х.З.* // Биомедицинская радиоэлектроника. 2009. № 6.
- [31] *Quiroga R.Q., Kraskov A., Kreuz T., Grassberger P.* // Phys. Rev. E. 2002. Vol. 65. P. 041903.
- [32] *Doron I., Hulata E., Varuchi I., Towle V.L., Ben-Jacob E.* // Phys. Rev. Lett. 2006. Vol. 96. P. 258101.
- [33] *Pulin G., Nikolaev A.R., van Cees L.* // Phys. Rev. E. 2007. Vol. 76. P. 011904.
- [34] *Ito H., Nikolaev A.R., Leeuwen C.* // Human Brain Mapping. 2007. Vol. 28. P. 904.
- [35] *Nikolaev A.R., Pulin G., Leeuwen C.* // Clinical Neurophysiology. 2005. Vol. 116. P. 2403.
- [36] *Wolpaw J.R., Birbaumer N., McFarland D.J., Pfurtscheller G., Vaughan T.M.* // Clin Neurophysiol. 2002. Vol. 113. P. 767.
- [37] *Guger A., Ramoser H., Pfurtscheller G.* // IEEE Trans. Rehab. Eng. 2000. Vol. 8. P. 562.
- [38] *Короновский А.А., Храмов А.Е.* Непрерывный вейвлетный анализ и его приложения. М.: Физматлит, 2003.
- [39] *Sitnikova E.Yu., Hramov A.E., Koronovskii A.A., van Luitjelaar G.* // J. Neuroscience Methods. 2009. Vol. 180. P. 304.
- [40] *Астафьева Н.М.* // УФН. 1991. Vol. 166. N 11. P. 1145–1170.
- [41] *Coenen A.M., van Luitjelaar E.L.* // Sleep. 1991. Vol. 14. P. 454.
- [42] *Freeman W.J.* Mass Action in the Nervous System. N.Y.: Academic Press, 1975.
- [43] *Steriade M., Deschenes M.* // Brain Res. Rev. 1984. Vol. 8. P. 1–63.
- [44] *Destexhe A., Sejnowski T.J.* Thalamocortical assemblies. Oxford: Oxford University Press, 2001.
- [45] <http://www.dataq.com/>
- [46] *Pearson E.S., Neyman J.* On the Problem of Two Samples. Cambridge: Joint Statistical Papers. Cambridge University Press, 1967.
- [47] *Raiffa H.* Decision Analysis: Introductory Lectures on Choices Under Uncertainty. Addison-Wesley. Reading, 1968.