

© 2019 г. И.В. ЩЕРБАНЬ, д-р техн. наук (shcheri@mail.ru),
Н.Е. КИРИЛЕНКО (nikolai-kirilenko@mail.ru),
С.О. КРАСНИКОВ (krasnikov90@mail.ru)
(Южный федеральный университет, Ростов-на-Дону)

МЕТОД ПОИСКА НЕИЗВЕСТНЫХ ВЫСОКОЧАСТОТНЫХ ОСЦИЛЛЯТОРОВ В СОСТАВЕ ЗАШУМЛЕННЫХ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ НЕПРЕРЫВНОГО ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

Предложен метод поиска априорно неопределенных структур неизвестных временных флуктуаций частотных осцилляторов разной интенсивности в составе выходных сигналов синхронизированных динамических систем. В отличие от традиционных подходов разработанный метод основан на непрерывном вейвлет-преобразовании наблюдаемого сигнала и работоспособен в случаях, когда частотные характеристики искомого паттерна близки к характеристикам шумов выходного сигнала.

Ключевые слова: непрерывное вейвлет-преобразование, вейвлет-энтропия, паттерн.

DOI: 10.1134/S0005231019070055

1. Введение

Задачи анализа, классификации и идентификации сигналов, продуцируемых динамическими системами в различных условиях функционирования, получили широкое практическое распространение. В биомедицинских приложениях [1, 2], электроэнергетике [3] и в других областях науки и техники особый интерес представляют синхронизированные динамические осцилляторные системы, неизвестные спонтанные активности которых находят отражение в регистрируемых сигналах в виде паттернов с априорно неопределенными формами и характеристиками. Традиционно в перечисленных областях анализу подлежат нестационарные во времени или неоднородные в пространстве сигналы с высокой зашумленностью, в составе которых случайным образом возникают априорно неопределенные структуры неизвестных временных флуктуаций некоторых частотных осцилляторов разной интенсивности [1–6]. Часто локализация во времени подобных паттернов и позволяет выяснить принципы синхронизации исследуемой системы и качественно выполнить процедуры классификации и идентификации.

Несмотря на то что методы анализа, классификации и идентификации подобных систем в настоящее время достаточно хорошо изучены, проблемы в некоторых частных случаях все же существуют. Так, шумы наблюдаемых сигналов могут быть обусловлены не только, например, шумами электронных трактов измерительной и регистрирующей аппаратуры, но и шумами, связанными с принципиально неизвестными исследователю физическими процессами функционирования динамической системы. В свою очередь неполнота, ограниченные возможности экспериментальных исследований и гетеро-

генность структур данных могут не позволить получить достаточную и подробную статистическую информацию о механизмах синхронизации и функционирования исследуемой динамической системы. Подобные проблемы не позволяют применять традиционные процедуры предварительной обработки сигналов – фильтрации, взвешивания и им подобных, что обычно увеличивает информативность данных. Это и приводит к существенной неопределенности формализуемых математических моделей и к необходимости предварительного исследования свойств регистрируемых сигналов. В основе такого предварительного анализа лежат известные положения теории информации, позволяющие выявить скрытые закономерности в составе сигналов и понять природу наблюдаемой осцилляторной системы. Предложен метод энтропийного анализа сигналов, эффективный в случаях, когда частотные характеристики искомого пѳтерна близки к характеристикам шумов выходного сигнала и традиционные подходы неработоспособны.

2. Традиционные методы на основе дискретного вейвлет-преобразования

Основные положения традиционного подхода [4–6] могут быть кратко сформулированы следующим образом. Некоторая выходная характеристика динамической системы $f(t)$ посредством процедуры наблюдения (измерения) с постоянным шагом по времени Δt представляется конечным одномерным рядом $\{x_k\}_{k=0}^{N-1}$ объемом N чисел, где $t_k = t_0 + k\Delta t$; $x_k = f(t_k)$; $k = 0, 1, \dots, (N - 1)$; t_0 – начальный момент времени наблюдения. В составе ряда $\{x_k\}_{k=0}^{N-1}$ предполагается наличие пѳтерна, существующего на коротком временном интервале, существенно меньшем интервала времени измерений $[t_0; N\Delta t]$, положение которого по оси времени неизвестно. В ходе анализа требуется найти тот временной интервал, где с максимальной вероятностью может существовать пѳтерн. Без потери общности далее полагаем $t_0 = 0$; $\Delta t = 1$; $t_k = k$.

Традиционные методы энтропийного анализа реализованы на основе концепции многоуровневого частотного разложения сигналов посредством дискретного вейвлет-преобразования (ДВП). Временной ряд $\{x_k\}_{k=0}^{N-1}$ при этом представляется в виде суммы аппроксимирующей и детализирующих компонент [7], полностью характеризующих его в частотно-временной области. Исходя из очевидного условия о финитности энергии множества $\{x\}$, отражающего исследуемый сигнал $f(t)$ с дискретностью $\Delta t = 1$, т.е. $\sum_k |x_k| < \infty$, и на основе аналога теоремы Парсеваля о равенстве энергии сигнала $f(t)$ и энергии его непрерывного вейвлет-разложения

$$(1) \quad \int_{-\infty}^{\infty} |f(t)|^2 dt = C^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} |W(a, b)|^2 \frac{da db}{a^2}; \quad a, b \in \mathbf{R}, \quad a \neq 0,$$

где C – нормирующий коэффициент;

$$W(a, b) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt$$

– интегральное вейвлет-преобразование функции $f(t) \in L^2(\mathbf{R})$; ψ – базисный вейвлет (символом $*$ обозначена процедура комплексного сопряжения), в [4–6] сформулирован вывод о допустимости аппроксимирующего равенства

$$(2) \quad \int_{-\infty}^{\infty} |f(t)|^2 dt \cong \sum_k |x_k|^2,$$

где $\sum_k |x_k|^2 = \bar{E}$ – полная энергия вейвлет-разложения сигнала x_k . Так как вейвлет-энергию сигнала E_j на уровне декомпозиции $j = 1, 2, \dots, M$ находят как суммарную энергию всех детализирующих коэффициентов этого уровня, то полную вейвлет-энергию \bar{E} из равенства (2) находят как $\bar{E} = \sum_{j=1}^M E_j$, где M – количество итераций, которое определяется исходя из особенностей сигнала и ограничено сверху числом N его дискретных значений [7]. Выполняя процедуру нормализации $p_j = E_j/\bar{E}$, находят вероятности p_j распределения вейвлет-энергии по уровням декомпозиции, причем $\sum_{j=1}^M p_j = 1$, и вводят понятие вейвлет-энтропии (*wavelet entropy*, WE)

$$(3) \quad H = - \sum_{j=1}^M p_j \log_2(p_j).$$

Для временной локализации пátтернов исходный ряд $\{x_k\}_{k=0}^{N-1}$ разбивается на $I > 1$ временных выборок объемом $n < N$ чисел $\{x_{i,\tilde{k}}\}_{\tilde{k}=0}^{n-1}$, где $\tilde{k} = 0, 1, \dots, (n-1)$, $i = 1, 2, \dots, I$ – номер скользящего окна, для которых изменения статистических характеристик нестационарных процессов протекают достаточно медленно, выполняется гипотеза о стационарности и процессы можно рассматривать как псевдостационарные [2, 7, 8]. Так как вейвлет-энтропии (3) последовательно вычисляются для каждого i -го временного окна $H = H(i)$, то можно говорить далее о переходе к временному анализу энтропии и осуществлять поиск той i -й выборки, в которой с максимальной вероятностью присутствует искомый пátтерн.

При поиске исходят из того известного факта, что максимальные значения энтропии достигаются для сигнала, представляющего собой белый шум, так как в этом случае спектральные составляющие равномерно распределены по всему диапазону задействованных частот и относительные энергии практически равномыны на всех уровнях декомпозиции. Относительный же энергетический вклад случайного пátтерна концентрируется вокруг некоторого уровня разложения, спектральные составляющие распределяются по частотам неравномерно, энтропия на временном интервале существования этого пátтерна принимает низкое значение и, следовательно, функция стоимости определяется из условия поиска минимума $H(i)$. С целью повышения качества сравнительного временного анализа также могут использоваться дополнительные критериальные функции, например относительная вейвлет-энтропия (*relative wavelet entropy*, RWE) или иные [5], но, в целом, сути метода это не изменяет.

Основной недостаток изложенного подхода проявляется тогда, когда характеристики искомого пѳтерна – частоты и интенсивности соответствующих осцилляторов, близки к характеристикам шумовых составляющих сигнала, а его локализация во времени априорно неизвестна. В подобных случаях оказывается, что критериальные функции имеют низкую чувствительность и часто не позволяют определить временную локализацию пѳтерна. Результаты численных исследований, подтверждающие этот вывод, представлены далее.

3. Разработанный метод на основе непрерывного вейвлет-преобразования

Широкое практическое применение ДВП объясняется его эффективностью с вычислительной точки зрения, так как коэффициенты частотного масштабирования a и временного сдвига b принимают здесь лишь значения, кратные степени двойки. В то же время известно [9, 10], что непрерывное вейвлет-преобразование (НВП) в рассматриваемом классе задач иногда оказывается более эффективным инструментарием. Во-первых, избыточность НВП, связанная с непрерывным изменением параметров a и b , позволяет более четко и полно представить и затем проанализировать содержащуюся в сигнале информацию, четче выявить его структуру и осуществить поиск пѳтернов. Во-вторых, как показано в [10], природа интегрального вейвлет-преобразования $W(a, b)$ такова, что имеет право на существование понятие локальности его энергетического спектра. Так, одной из особенностей НВП является возможность получения локализованных характеристик и изучения локальных свойств процессов. Соответственно плотность спектра вейвлет-энергии

$$(4) \quad E_W(a, b) = |W(a, b)|^2$$

из равенства (1), называемая еще локальным спектром энергии и характеризующая энергетические уровни функции $f(t)$ в частотно-временном пространстве, может быть определена как для фиксированного масштаба a , так и для конкретного коэффициента b [10]. Глобальным спектром энергии, отражающим распределение энергии по масштабам на всем временном интервале, называют величину

$$(5) \quad \bar{E}_W(a) = \int_{-\infty}^{+\infty} |W(a, b)|^2 db,$$

а полную энергию функции $f(t)$ в этом случае находят из уравнения

$$(6) \quad \bar{E}_f = C^{-1} \int \bar{E}_W(a) \frac{da}{a^2}.$$

Ясно, что при непрерывном изменении параметров a и b множество вейвлет-функций $\psi(t)$ оказывается избыточным, а большие вычислительные затраты – нецелесообразными. Поэтому при соблюдении естественно-го условия о возможности последующего восстановления сигнала из его

трансформант проводится дискретизация параметров $a = a_\alpha$, $b = b_\beta$, где $\alpha = 0, 1, \dots, (N_\alpha - 1)$, $\beta = 0, 1, \dots, (N_\beta - 1)$, и вместо интегрального вейвлет-преобразования $W(a, b)$ используется его оценка

$$\widehat{W}(a_\alpha, b_\beta) = \frac{1}{w(a_\alpha, b_\beta)} \sum_{k=0}^{N-1} x_k \psi^* \left(\frac{k - b_\beta}{a_\alpha} \right);$$

$$w(a_\alpha, b_\beta) = \sum_{k=0}^{N-1} \exp \left(-\frac{1}{B} \left(\frac{k - b_\beta}{a_\alpha} \right)^2 \right),$$

вычисляемая на дискретном множестве значений аргументов a_α и b_β для конечного временного ряда $\{x_k\}_{k=0}^{N-1}$, где B – коэффициент, определяемый типом базисного вейвлета ψ . Вопросы дискретизации параметров a_α , b_β и выбора их диапазонов N_α , N_β подробно рассмотрены в [10].

Также воспользуемся дискретной оценкой локального спектра энергии $E_W(a, b)$ (4) – скалограммой

$$(7) \quad E_S(a_\alpha, b_\beta) = \left| \widehat{W}(a_\alpha, b_\beta) \right|^2,$$

отражающей распределение энергии $\{x_k\}_{k=0}^{N-1}$ теперь уже по дискретным параметрам “масштаб – время” и скейлограммой

$$(8) \quad \bar{E}_S(a_\alpha) = \frac{1}{N_S} \sum_{\beta=0}^{N_\beta-1} E_S(a_\alpha, b_\beta),$$

представляющей собой оценку глобального спектра энергии $\bar{E}_W(a)$ (5). В (8) N_S – число точек, по которому осуществляется осреднение. Скейлограмма $\bar{E}_S(a_\alpha)$ (8) отражает распределение вейвлет-энергии для масштаба a_α на всем наборе N наблюдений сигнала x_k . Учитывая, что согласно (6) величина полной энергии сигнала E_f пропорциональна площади под кривой $\bar{E}_W(a)/a^2$ и равенство (2), оценку полной вейвлет-энергии $\{x_k\}_{k=0}^{N-1}$ представим теперь как

$$(9) \quad \bar{E}_x \cong \sum_{\alpha=0}^{N_\alpha-1} \bar{E}_S(a_\alpha).$$

Так как скалограмма $E_S(a_\alpha, b_\beta)$ (7) выявляет локальное частотно-временное распределение энергии процесса, то по аналогии с изложенным выше традиционным подходом введем в рассмотрение вероятности распределения вейвлет-энергии сигнала по масштабам a_α , рассчитываемые для каждого i -го временного окна,

$$(10) \quad \bar{p}_\alpha(i) = \bar{E}_S(a_\alpha, i) / \bar{E}_x(i), \quad \sum_{\alpha=0}^{N_\alpha-1} \bar{p}_\alpha = 1,$$

а уравнение вейвлет-энтропии теперь запишем в виде

$$(11) \quad H_S(i) = - \sum_{\alpha=0}^{N_\alpha-1} \bar{p}_\alpha(i) \log_2(\bar{p}_\alpha(i)).$$

Необходимо еще раз отметить, что энтропия (11) отражает распределение вейвлет-энергии сигнала во времени. Так, если в i -м окне в составе сигнала присутствовала структурная особенность, какие-либо особенные флуктуации частотных осцилляторов или что-либо, отличающее состояние динамической системы на этом временном интервале наблюдений от всех иных состояний, то энтропия $H_S(i)$ принимает сравнительно низкое значение.

В силу упомянутой возможности использовать НВП для оценивания локализованных энергетических характеристик временного ряда будем проводить анализ ряда $\{x_k\}_{k=0}^{N-1}$ не в полном диапазоне $\alpha = 0, 1, \dots, (N_\alpha - 1)$ масштабов a_α (не во всем частотном диапазоне), а исследовать его в узком диапазоне, интересующем с точки зрения проблемы поиска флуктуаций соответствующих частотных осцилляторов. Тогда в (7) и (8) будем рассматривать лишь диапазон масштабов $[a_{\alpha^{\min}}; a_{\alpha^{\max}}]$, а (9)–(11) перепишем в виде:

$$(12) \quad \bar{E}_x(i) = \sum_{\alpha=\alpha^{\min}}^{\alpha^{\max}} \bar{E}_S(a_\alpha, i); \quad \bar{p}_\alpha(i) = \bar{E}_S(a_\alpha, i) / \bar{E}_x(i), \quad \sum_{\alpha=\alpha^{\min}}^{\alpha^{\max}} \bar{p}_\alpha = 1;$$

$$H_S(i) = - \sum_{\alpha=\alpha^{\min}}^{\alpha^{\max}} \bar{p}_\alpha(i) \log_2(\bar{p}_\alpha(i)).$$

Неясным при этом остается выбор минимального α^{\min} и максимального α^{\max} граничных значений в случае поиска флуктуаций осцилляторов заранее неизвестных частот. Необходимо отметить, что проведенные практические исследования показали существенную зависимость и фактически – работоспособность критериальной функции $H_S(i)$ именно лишь при точном задании этих значений. Однако же понятно, что, исходя из особенностей исследуемой осцилляторной системы, расширенные границы частотного спектра искомого паттерна в каждом практическом случае априорно известны. Поэтому такие расширенные оценки граничных значений коэффициентов масштабирования могут быть заданы из условий $\hat{\alpha}^{\min} < \alpha^{\min}$, $\hat{\alpha}^{\max} > \alpha^{\max}$. Для окончательного разрешения проблемы предлагается ввести в рассмотрение дополнительную функцию стоимости. Будем определять α^{\min} , α^{\max} из условия минимума вейвлет-энтропии

$$(13) \quad h_S(\alpha) = - \sum_{i=1}^I \tilde{p}_i(a_\alpha) \log_2(\tilde{p}_i(a_\alpha)); \quad \sum_{i=1}^I \tilde{p}_i(a_\alpha) = 1,$$

рассчитываемой теперь отдельно для каждого масштаба a_α из расширенного диапазона $\alpha = \hat{\alpha}^{\min}, \dots, \hat{\alpha}^{\max}$ на всем наборе N наблюдений сигнала x_k , где $\tilde{p}_i(a_\alpha) = \bar{E}_S(a_\alpha, i) / \bar{e}_x(a_\alpha)$ – вероятности распределений вейвлет-

энергий по временным окнам для каждого масштаба в отдельности; $\tilde{e}_x(a_\alpha) = \sum_{\beta=0}^{N_\beta-1} E_S(a_\alpha, b_\beta)$ – полная вейвлет-энергия на всем временном интервале наблюдений $\{x_k\}_{k=0}^{N-1}$ для каждого масштаба в отдельности.

В отличие от (11), (12), энтропия (13) отражает распределение вейвлет-энергии по масштабам (частотам), т.е. в пределах масштабов, соответствующих спектру частот искомого паттерна, если он присутствует в любой момент времени наблюдений в составе сигнала x_k , то энтропия (13) будет принимать сравнительно низкое значение. Далее представлены результаты практических исследований, иллюстрирующие эффективность разработанного метода в сравнении с традиционными, основанными на ДВП.

4. Результаты численных исследований

В ходе численных исследований воспользовались имеющимися записями биомедицинских электрограмм (ЭГ), в составе которых выбирали участки, соответствующие фоновой активности организма и характеризующиеся, таким образом, отсутствием паттернов ответной биоэлектрической активности. В подобные дискретные выборки объемом $N = 2048$ отсчетов инкапсулировали различные аддитивные модельные паттерны, характерные для биомедицинских приложений [8]. Подобные модельные ЭГ $\{x_k\}_{k=0}^{2047}$ делились на $I = 15$ временных выборок по $n = 256$ отсчетов $\{x_{i,\tilde{k}}\}_{\tilde{k}=0}^{255}$ с перекрытием $\Delta n = 128$ отсчетов, где $i = 1, 2, \dots, 15$; $\tilde{k} = k - (i - 1) \Delta n$. Следует отметить, что при использовании непересекающихся временных окон искомым паттерн может быть локализован в двух соседних выборках, что ухудшает точность его поиска.

Результаты исследований показали, что традиционные критериальные функции (3) и другие подобные имеют низкую чувствительность в случаях, когда характеристики искомого паттерна близки к характеристикам шумовых составляющих сигнала. Правильная локализация во времени периодически наблюдалась лишь в тех случаях, когда в состав выборки фоновой ЭГ инкапсулировали относительно низкочастотные паттерны. Нашел подтверждение и тот факт, что увеличение количества уровней декомпозиции ДВП позволяет лишь более детально и подробно анализировать низкочастотные составляющие сигнала и не увеличивает точность поиска осцилляторов высокой частоты.

Далее представлены результаты моделирования, когда в состав фоновых ЭГ инкапсулировали паттерн длительностью 150 отсчетов, частотные характеристики которого были близки к характеристикам шумовых составляющих, задававшегося уравнением

$$(14) \quad \begin{aligned} & y_0 = 0; \quad u_k = \sin(2\pi k/1000); \\ & y_{k+1} = \begin{cases} k \in [1100; 1250]: & K(-0, 4\sin(5\pi u_k) + 0, 6\sin(15\pi u_k)), \\ 0, & \end{cases} \end{aligned}$$

где константа K выбиралась из диапазона [3; 10] с целью исследования влияния амплитуды модельного осциллятора на точность его поиска. Графики

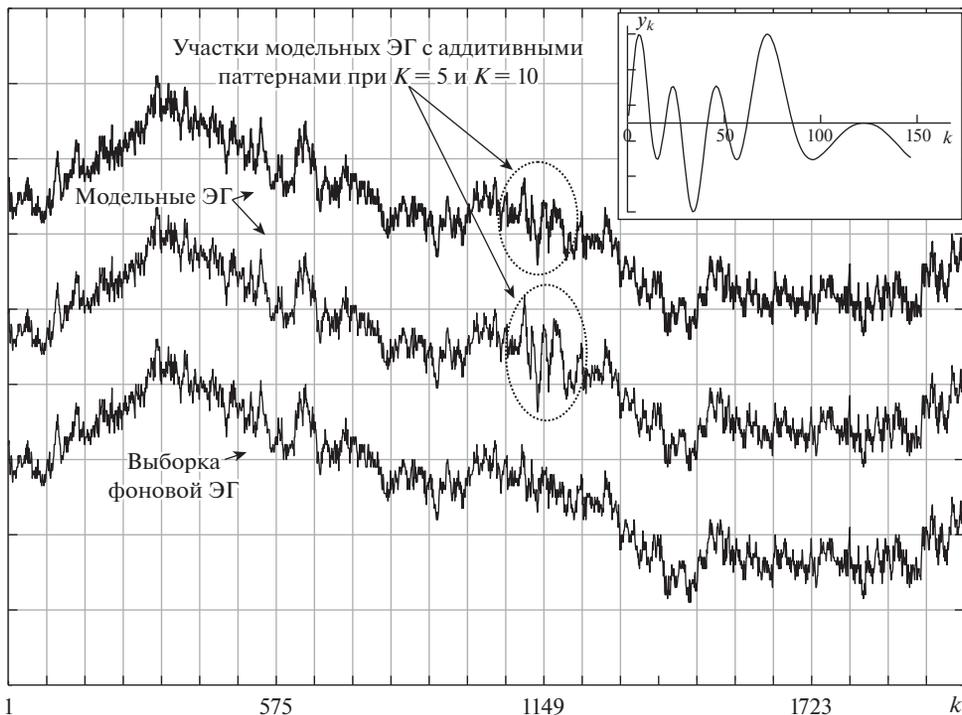


Рис. 1. Графики фоновой ЭГ, двух модельных ЭГ с аддитивным паттерном при разных его амплитудах, и самого паттерна y_k (вверху справа).

фоновой ЭГ, модельных ЭГ с паттерном и самого паттерна y_k (14) представлены на рис. 1. Ясно, что временная локализация паттерна y_k , инкапсулированного в состав ЭГ на интервале $[1100; 1250]$ отсчетов, представлялась при моделировании “априорно неизвестной”. Следовательно, в ходе решения критериальные функции должны были наглядно отображать факты присутствия паттерна в $i = 7, 9$ и 10 временных окнах, охватывавших временные интервалы $[896; 1152]$, $[1024; 1280]$ и $[1152; 1408]$ отсчетов соответственно.

На рис. 2,а представлены графики вейвлет-энтропии $H(i)$ (3) традиционного подхода, рассчитанной для модельной ЭГ с паттерном y_k (14) при $K = 10$, и вейвлет-энтропии $H_S(i)$ (11), где $\alpha = 0, \dots, (N_\alpha - 1)$, но рассчитанной для фоновой ЭГ до инкапсуляции паттерна. Во-первых, видно, что критериальная функция $H(i)$ (3) имеет минимумы в $i = 5$ и 11 временных окнах и, следовательно, не отражает факта наличия в ЭГ искомого паттерна. Во-вторых, эта функция в большей степени отражает лишь какие-то особенности в составе выборки фоновой ЭГ, что видно из анализа графика функции $H_S(i)$ (11), рассчитанной для фоновой ЭГ без паттерна, и сопоставления характеров двух графиков.

На рис. 2,б показаны графики функции $H_S(i)$ (12), найденные для одной и той же модельной ЭГ с паттерном y_k ($K = 10$), но отличающиеся тем, что в одном случае расчет проводился для расширенного априорно известного

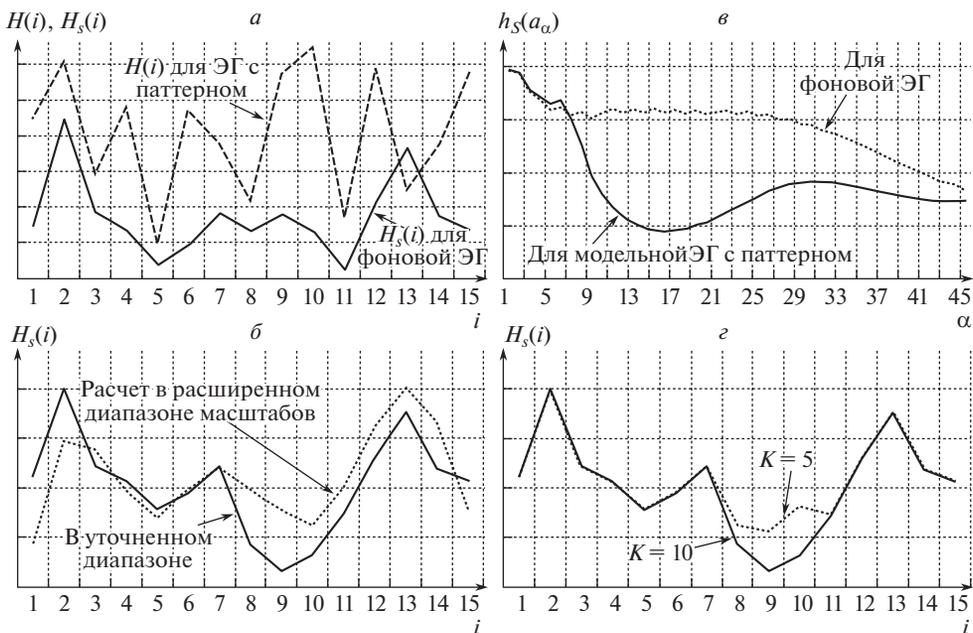


Рис. 2. Графики критериальных функций: *a* – вейвлет-энтропии (4), рассчитанной по ДВП для модельной ЭГ с п аттерном ($K = 10$), и вейвлет-энтропии (17), рассчитанной по НВП для фоновой ЭГ без п аттерна; *б* – функций (18), рассчитанных для одной и той же модельной ЭГ с п аттерном ($K = 10$), но в расширенном или в уточненном диапазонах масштабов (частот); *в* – функций (20) для двух ЭГ – фоновой без п аттерна и модельной с п аттерном; *г* – функций (18) для двух модельных ЭГ с п аттернами, амплитуды которых отличались в два раза.

диапазона $\alpha = \hat{\alpha}^{\min}, \dots, \hat{\alpha}^{\max}$ масштабов a_α , а в другом – для уточненно-го диапазона $\alpha = \alpha^{\min}, \dots, \alpha^{\max}$. Расширенный диапазон задавался из знания того, что искомый п аттерн относится к так называемому гамма-ритму жизненной активности организма, охватывающему диапазон частот от 30 до 170 Гц и выше [8], что для использовавшегося вейвлета ψ соответствовало значениям $\hat{\alpha}^{\max} = 30$ и $\hat{\alpha}^{\min} = 1$. По графику видно, что критериальная функция (12), рассчитываемая в расширенном локальном диапазоне частот, также неработоспособна. Уточненный диапазон масштабов (частот), который соответствовал максимальному вкладу осцилляций искомого п аттерна в общую вейвлет-энергию сигнала ЭГ, был выбран на основе анализа функции $h_S(\alpha)$ (13) (рис. 2,в) равным $\alpha^{\max} = 23$ и $\alpha^{\min} = 7$. Очевидно, что по графику критериальной функции (12), рассчитываемой в найденном диапазоне $\alpha = \alpha^{\min}, \dots, \alpha^{\max}$ (рис. 2,б), можно сделать однозначный вывод о наличии в составе наблюдаемых зашумленных сигналов априорно неопределенных структур неизвестных флуктуаций высокочастотных осцилляторов, и верно определить их временную локализацию. На рис. 2,в дополнительно представлен для сравнения вид функции (13) для фоновой ЭГ без п аттерна.

Был проведен анализ влияния амплитуды искомого пѳтерна на точность его поиска. На рис. 2,г представлены графики одной и той же функции $H_S(i)$ (12), рассчитанной для двух модельных ЭГ с пѳтернами (14), амплитуды которых отличались в два раза при $K = 5$ и $K = 10$. Хотя по виду графиков и можно сделать однозначный вывод о наличии в составе ЭГ высокочастотных пѳтернов, достаточно точно определить их временную локализацию в $i = 7, 9$ и 10 временных окнах можно лишь для пѳтерна с большой амплитудой. При уменьшении амплитуды в два раза наличие пѳтерна в $i = 10$ окне неочевидно, что неверно. При дальнейшем уменьшении амплитуды аддитивного пѳтерна точность его поиска также ухудшалась.

Следует отметить, что, например, минимальный размах колебаний так называемых вызванных потенциалов ответной биоэлектрической активности организма составляет около 10 % от размаха колебаний фоновой ЭГ [8]. В ходе моделирования при $K = 10$ в (14) размах колебаний пѳтерна составлял около 28 % от размаха колебаний ЭГ, а при $K = 5$ – около 14 %, что соответствует, например, наиболее часто встречающимся в биомедицинских приложениях случаям. В то же время оказалось, что разработанный метод позволяет обеспечить высокую точность поиска даже при предельно малых амплитудах пѳтернов, но только тогда, когда существует возможность параллельной регистрации сигнала в одноименные моменты времени по нескольким измерительным каналам (для ЭГ – отведениям). Здесь для каждой q -й компоненты $\{x_{q,k}\}_{k=0}^{N-1}$ многомерного сигнала, где $q = 1, 2, \dots, Q$ – количество сенсоров, выполняется анализ согласно приведенному за исключением того, что результирующие функции стоимости теперь усредняются по каналам:

$$(15) \quad H_S(i) = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q H_S(i, q); \quad h_S(\alpha) = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q h_S(\alpha, q),$$

где $H_S(i, q)$, $h_S(\alpha, q)$ – функции (12) и (13) для каждого q -го канала в отдельности.

Следует отметить робастность функций (15) к неизбежным относительным вариациям как форм искоемых пѳтернов, так и времени их проявления в сигналах по разным измерительным каналам. Например, аналогичное усреднение по каналам, но одноименных k -х значений многомерного сигнала $\{x_{q,k}\}_{k=0}^{N-1}$ было бы неверным именно вследствие наличия относительных смещений как искоемых пѳтернов, так и возможной десинхронизации измерений в разных каналах. Подобные смещения по оси времени могут приводить к эффекту, в радиосвязи называемому федингом (замиранием) радиосигнала, обусловленному флуктуациями амплитуд, фаз и углов прибытия пѳтернов в каждом канале. Соответственно в некоторых случаях пѳтерны в разных измерительных каналах могут наблюдаться, например, в противофазе и, таким образом, усреднение по компонентам многомерного сигнала в отличие от (15) не приведет к ожидаемому эффекту от увеличения мерности измерений.

В ходе моделирования использовались одноименные эпохи многомерных фоновых ЭГ $\{x_{q,k}\}_{k=0}^{2047}$, записанных на $Q = 12$ отведениях. Использовалась та же модель пѳтерна (14) при $K = 5$ и при минимальном $K = 3$, когда

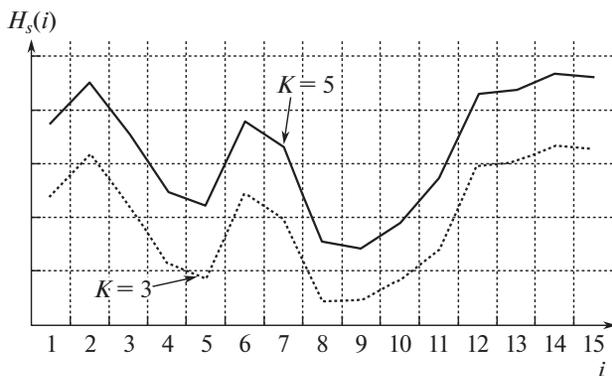


Рис. 3. Графики критерияльных функций для модельных ЭГ с пѳтернами разной амплитуды, полученные в многомерном случае.

размах составлял уже около 8% от размаха колебаний ЭГ, и пѳтерн становился визуально неразличимым в составе сигнала. В каждом q -м отведении задавались случайные вариации форм и временных параметров модельных пѳтернов. Например, максимальное смещение моментов их инкапсуляции в состав компонент многомерной ЭГ составляло ± 25 отсчетов, а вариации средней величины значимых колебаний составляли порядка 10%. Графики на рис. 3 наглядно отражают факты наличия специфических пѳтернов в составе модельных ЭГ и позволяют правильно осуществить их временную локализацию в $i = 7, 9$ и 10 временных окнах.

5. Заключение

Таким образом, можно сделать окончательный вывод, что разработанный метод позволяет выявлять слабые вариации высокочастотных структур в составе зашумленных сигналов и определять их временную локализацию. Это необходимо, например, при настройке нейросетевых классификаторов, выделении характерных признаков и уточнении их свойств, особенно при ограничениях на объемы обучающих выборок.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Седов А.С., Рачева С.Н. Применение вейвлет-анализа для исследования импульсной активности нейронов головного мозга человека // IX Всеросс. научн.-технич. конф. "Нейроинформатика-2007". 2007. Т. 2. № 1. С. 77–87.
2. Basar E., Schurmann M., Demiralp T., Basar-Eroglu C., Ademoglu A. Event-related Oscillations are 'Real Brain Responses'— Wavelet-Analysis and New Strategies // Int. J. Psychophysiol. 2001. V. 39. P. 91–127.
3. Мисриханов А.М. Применение методов вейвлет-преобразования в электроэнергетике // АиТ. 2006. № 5. С. 5–23.

Misrikhanov A.M. Wavelet Transform Methods: Application in Electroenergetics // Autom. Remote Control. 2006. V. 67. No. 5. P. 682–697.

4. Blanco S., Figliola A., Quiroga R.Q., Rosso O.A., Serrano E. Time-Frequency Analysis of Electroencephalogram Series. III. Wavelet Packets and Information Cost Function // Phys. Rev. E. 1998. V. 57. P. 932–940.
5. Rosso O.A., Blanco S., Yordanova J., Kolev V., Schurmann M., Figliola A., Basar E. Wavelet Entropy: a New Tool for Analysis of Short Duration Brain Electrical Signals // J. Neurosci. Meth. 2001. V. 105. P. 65–75.
6. Yordanova J., Kolev V., Rosso O.A., Schurmann M., Sakowitz O.W., Ozgoren M., Basar E. Wavelet Entropy Analysis of Event-Related Potentials Indicates Modality-Independent Theta Dominance // J. Neurosci. Meth. 2002. V. 117. P. 99–109.
7. Смоленцев Н.К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB. М.: ДМК Пресс, 2005.
8. Рангайян Р.М. Анализ биомедицинских сигналов. Практический подход. М.: Физматлит, 2007.
9. Cek M.E., Ozgoren M., Savaci F.A. Continuous Time Wavelet Entropy of Auditory Evoked Potentials // Computers Biol. Medici. 2010. V. 40. P. 90–96.
10. Астафьева Н.М. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения // Успехи физ. наук. 1996. Т. 166. № 11. С. 1145–1170.

Статья представлена к публикации членом редколлегии В.И. Васильевым.

Поступила в редакцию 03.02.2017

После доработки 03.01.2019

Принята к публикации 07.02.2019