

УДК 681.3:612.8

doi:10.15217/issn1684-8853.2018.2.8

## ЭФФЕКТИВНЫЕ КРИТЕРИАЛЬНЫЕ ФУНКЦИИ СПЕКТРАЛЬНОЙ ЭНТРОПИИ ДЛЯ ПОИСКА ВЫСОКОЧАСТОТНЫХ ПАТТЕРНОВ В СОСТАВЕ ЗАШУМЛЕННЫХ ЭЛЕКТРОГРАММ

**И. В. Щербань<sup>а</sup>**, доктор техн. наук, доцент, shcheri@mail.ru

**Н. Е. Кириленко<sup>а</sup>**, младший научный сотрудник, nikolai-kirilenko@mail.ru

**О. Г. Щербань<sup>а</sup>**, канд. техн. наук, доцент, shchero@mail.ru

<sup>а</sup>Южный федеральный университет, Милякова ул., 10, Ростов-на-Дону, 349090, РФ

**Постановка проблемы:** рассматривается класс задач, когда требуется выявлять скрытые закономерности в перестройках биоэлектрической активности живых организмов, регистрируемых на фоне различных воздействий, посредством поиска и временной локализации в составе зашумленных электрограмм паттернов, несущих полезную информацию. Один из подходов к решению подобных задач основан на анализе энтропии Шеннона, вычисляемой по компонентам спектра мощности и называемой функцией спектральной энтропии. Оказалось, что в условиях, когда искомые паттерны относятся к высокочастотным ритмам, а границы их энергетических спектров априорно неизвестны, критериальные функции спектральной энтропии имеют низкую чувствительность. **Цель:** разработка критериальных функций энтропийного анализа, имеющих достаточную чувствительность для поиска в составе зашумленных электрограмм высокочастотных паттернов с априорно неизвестными характеристиками. **Результаты:** разработана критериальная функция, позволяющая находить тот частотный диапазон, который соответствует максимальному вкладу спектральных составляющих искомого паттерна в общую мощность спектра. Последующий расчет спектральной энтропии в найденном диапазоне частот обеспечивает решение задачи поиска в составе зашумленных электрограмм ответных паттернов в вышеуказанных условиях. **Практическая значимость:** представлены результаты, подтверждающие эффективность использования разработанных функций, ограничением на использование которых является требование регистрирования электрограммы на более чем одном отведении.

**Ключевые слова** — электрограмма, высокочастотный паттерн, функция Шеннона, спектральная энтропия, локальный диапазон частот.

**Цитирование:** Щербань И. В., Кириленко Н. Е., Щербань О. Г. Эффективные критериальные функции спектральной энтропии для поиска высокочастотных паттернов в составе зашумленных электрограмм // Информационно-управляющие системы. 2018. № 2. С. 8–17. doi:10.15217/issn1684-8853.2018.2.8

**Citation:** Shcherban' I. V., Kirilenko N. E., Shcherban' O. G. Effective Cost Functions for Spectrum Entropy to Search for High-Frequency Event-Related Patterns in Electrograms with Noise. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2018, no. 2, pp. 8–17 (In Russian). doi:10.15217/issn1684-8853.2018.2.8

### Введение

В ходе экспериментальных исследований реакций живых организмов на внешние воздействия традиционно решаются задачи анализа ответных электрограмм (ЭГ), поиска и идентификации в их составе специфических паттернов, несущих полезную информацию [1–4]. В первую очередь речь идет об анализе биоэлектрической активности структур нервной системы. Достаточно распространенным инструментарием при этом является энтропийный анализ, развиваемый в работах [2, 3, 5–8] и многих других и позволяющий выявлять скрытые закономерности в перестройках биоэлектрической активности, регистрируемых на фоне различных воздействий.

В приложениях, где информативными являются частотные характеристики искомого паттерна, перевод сигналов из временного представления в частотно-временное выполняется за

счет оконного преобразования Фурье или посредством дискретного или непрерывного вейвлет-преобразования. Далее традиционно рассчитываются различные энтропийные критериальные функции — Шеннона, Колмогорова, Кульбака и т. п. В подходах, когда функция Шеннона вычисляется по компонентам спектра мощности и оценивается вклад в энтропию спектральных составляющих из заданного частотного диапазона, используется функция спектральной энтропии (СЭ) [9]. Метод анализа СЭ получил широкое применение в биомедицинских исследованиях, например, в задачах идентификации стадий анестезии по регистрируемому ЭГ [10, 11], оценки хаотичности сердечного ритма [12], диагностики эпилепсии [13–16] и других практических задачах [17–20].

Несмотря на значительный объем публикаций, отражающих широкое практическое использование метода СЭ, проблемы в некоторых частных случаях все же существуют. Так, до

сих пор неясным является способ выбора границ анализируемого частотного диапазона для расчета СЭ. Например, в тех случаях, когда эти границы априорно известны с достаточной точностью или когда информативными являются низкочастотные  $\alpha$ -,  $\beta$ - или  $\theta$ -ритмы суммарной активности областей неокортекса, проблем не возникает. Но в задачах поиска в составе ЭГ относительно высокочастотных паттернов ритмов  $\gamma_1$ ,  $\gamma_2$  или  $\gamma_3$  метод СЭ часто не позволяет найти однозначное решение. Объяснить это можно тем, что вклад низкочастотных составляющих в общую мощность спектра всего сигнала является значительным, что обуславливает достаточно высокую чувствительность критериальных функций СЭ для описания эффектов реактивности. Этот же факт, по всей видимости, служит причиной низкой чувствительности функций СЭ, если искомые паттерны относятся к высокочастотным составляющим, а границы их энергетических спектров априорно неизвестны. Кроме того, в составе ЭГ могут присутствовать негауссовы шумы значительной интенсивности, вызванные шумами не только электронных трактов измерительной и регистрирующей аппаратуры, но и шумами, связанными с принципиально неизвестными исследователю физическими, а в ряде случаев и физиологическими, процессами. Это не позволяет получить достаточную и подробную статистическую информацию о свойствах шумовых составляющих регистрируемых сигналов, а энергетические спектры шумов и искомым высокочастотным паттернов могут частично совпадать или быть достаточно близкими. Например, в ходе проведенных экспериментальных исследований наилучшие результаты применения метода СЭ наблюдались в задачах поиска в составе зашумленных ЭГ паттернов, имеющих относительно низкую амплитуду и узкополосные «априорно неизвестные» частотные спектры в границах 70–150 Гц.

Для преодоления названных проблем разработанная дополнительная энтропийная критериальная функция, позволяющая осуществлять поиск того частотного диапазона, который бы максимально соответствовал частотам спектральных составляющих искомым паттернов, обеспечивающих максимальный вклад в общую мощность спектра ЭГ. Таким образом повышается чувствительность критериальных функций СЭ в задачах поиска в составе ЭГ паттернов с априорно неизвестными спектрами и относящихся к высокочастотным ритмам  $\gamma_1 \dots \gamma_3$ . Ограничением разработанного подхода является тот факт, что ЭГ, в составе которой требуется осуществить временную локализацию паттернов, должна регистрироваться на более чем одном отведении. Представлены результаты практического использования разработанного подхода.

### Особенности использования метода СЭ для поиска и временной локализации ответных паттернов в составе электрограмм

Вследствие дискретности процедуры измерений ЭГ  $x(t)$  на интервале времени наблюдений  $t \in [t_0; T]$  с постоянным шагом по времени  $\Delta t = 1$  рассматривается конечный временной ряд  $\{x_k\}_{k=1}^n$  объемом  $n$  чисел

$$t_k = t_0 + (k-1)\Delta t : x_k = x(t)|_{t=t_k}, k=1, 2, \dots, n, (1)$$

где  $k$  — номер выборки;  $t_0$  — начальный момент времени наблюдений, в общем случае равный нулю. Полагаем, что в составе ЭГ (1) присутствует паттерн ответной биоэлектрической активности, длительность которого  $\Delta T_p \in [0; T]$  существенно меньше времени наблюдения ЭГ  $T$ , т. е.  $\Delta T_p \ll T$ . Временное положение паттерна в составе ЭГ (1) неизвестно.

В рассматриваемом классе задач временной ряд (1) традиционно разбивается на  $L > 1$  перекрывающихся или неперекрывающихся временных эпох, и осуществляется поиск той эпохи, в которой с максимальной вероятностью присутствует паттерн ответной биоэлектрической активности [2]. Для непересекающихся эпох объемом  $\tilde{n} < n$  чисел значения каждого  $\tilde{k}$ -го отсчета  $l$ -й временной выборки  $\{x_{l,\tilde{k}}\}_{\tilde{k}=1}^{\tilde{n}}$  из ряда  $\{x_k\}_{k=1}^n$  определяются как

$$\tilde{k} = k - (l-1)\tilde{n},$$

где  $l = 1, 2, \dots, L$  — номер эпохи;  $l = \lceil k/\tilde{n} \rceil$ ;  $\tilde{k} = 1, 2, \dots, \tilde{n}$ ;  $\tilde{n} = \langle n/L \rangle$  (квадратные скобки подразумевают выполнение процедуры округления до большего целого значения, а треугольные — до меньшего), а для пересекающихся — уравнением

$$\tilde{k} = k - (l-1)\Delta\tilde{n},$$

где  $\Delta\tilde{n}$  — число отсчетов для сдвига скользящего временного окна.

Посредством последовательного применения процедуры преобразования Фурье к каждой  $l$ -й выборке  $\{x_{l,\tilde{k}}\}_{\tilde{k}=1}^{\tilde{n}}$  из ряда (1) находятся соответствующие функции плотности спектра мощности (СПМ)  $P_l(f)$  и выполняется их нормализация [10]:

$$\sum_{f_i} \tilde{P}_l(f_i) = C_l \sum_{f_i} P_l(f_i) = 1; f_i \in [f^{\min}; f^{\max}], (2)$$

где  $\tilde{P}_l(f_i)$  — нормализованная функция СПМ для каждой  $l$ -й эпохи;  $C_l$  — коэффициенты нормализации;  $f^{\min}, f^{\max}$  — границы исследуемого ло-

кального диапазона частот. Далее рассчитываются СЭ

$$H_l[f^{\min}; f^{\max}] = -\sum_{f_i} \tilde{P}_l(f_i) \log(\tilde{P}_l(f_i)), \quad (3)$$

связанные с тем или иным функционалом, поиск экстремума которого и отражает суть решения сформулированной выше задачи. Часто используют критерий [2]

$$\max_l \left\{ \Gamma_l = \frac{H_l - H}{H} \right\}, \quad (4)$$

где  $\Gamma_l$  — вариация СЭ  $H_l$   $l$ -й эпохи относительно СЭ  $H$ , рассчитываемой аналогично (2), но для всего временного ряда (1). Чем больше значение критериальной функции  $\Gamma_l$ , тем больше отличается ЭГ, «с событием связанная», в этой эпохе, от всего временного ряда (1), тем вероятнее наличие здесь паттерна ответной биоэлектрической активности.

Очевидно, что в формулах (2)–(4) способ выбора граничных значений  $f^{\min}$ ,  $f^{\max}$  исследуемого частотного диапазона остается неясным. Далее показаны характерные примеры, демонстрирующие существенную зависимость чувствительности функций СЭ (2)–(4) от точности выбора границ  $f^{\min}$ ,  $f^{\max}$ .

### Практические примеры, демонстрирующие низкую чувствительность функций СЭ в рассматриваемом классе задач

Рассматривались случаи, когда в составе ЭГ присутствуют аддитивные паттерны низкой интенсивности, энергетические спектры которых соответствуют ритмам  $\gamma_1$ ,  $\gamma_2$  или  $\gamma_3$ . Модельная ЭГ  $x(t)$  в виде (1), таким образом, может быть представлена временным рядом

$$\{x_k\}_{k=1}^n = \{z_k + y_k\}_{k=1}^n, \quad (5)$$

где  $z_k$  — измеренная ЭГ;  $y_k$  — моделируемый аддитивный паттерн.

Аналізу подлежали модельные дискретные выборки  $\{x_k\}_{k=1}^{2048}$  объемом  $n = 2048$  отсчетов, которые делились на  $L = 7$  эпох по  $\tilde{n} = 512$  отсчетов с перекрытием  $\Delta\tilde{n} = 256$  отсчетов. С целью повысить качество сравнительного анализа использовалось около 30 видов моделей паттернов, характерных для исследуемых биомедицинских приложений, отличавшихся формой, средней величиной значимых колебаний, шириной спектра, длительностью  $\Delta T_p$  и местоположением в составе ЭГ. В ходе применения метода СЭ эти параметры представлялись как априорно неизвестные.

Далее приведены результаты численных исследований только для двух паттернов  $y_k = y_k^{(1)}$  и  $y_k = y_k^{(2)}$ , задававшихся уравнениями

$$y_{k+1}^{(1)} = \begin{cases} k \in [500; 900]: -0,4 \sin\left(5\pi u_k^{(1)}\right) - \\ -0,4 \sin\left(6\pi u_k^{(1)}\right); \\ 0 \end{cases} \quad (6)$$

и

$$y_{k+1}^{(2)} = \begin{cases} k \in [500; 700]: -0,4 \sin\left(5\pi u_k^{(2)}\right) + \\ +0,6 \sin\left(15\pi u_k^{(2)}\right); \\ 0, \end{cases} \quad (7)$$

где  $y_0^{(1)} = y_0^{(2)} = 0$ ;  $u_k^{(1)} = \sin(2\pi k/700)$ ;  $u_k^{(2)} = \sin(2\pi k/1000)$ .

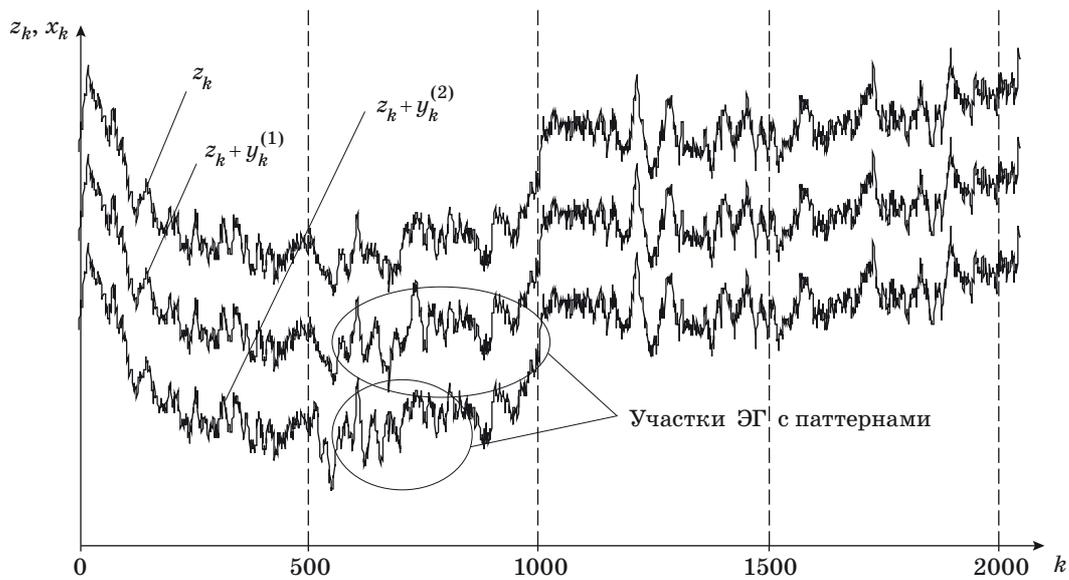
Графики ЭГ без паттерна  $z_k$ , паттернов  $y_k^{(1)}$  (6) и  $y_k^{(2)}$  (7) и их спектров, а также модельной ЭГ  $x_k$  (5) с аддитивными паттернами (6), (7) приведены на рис. 1, 2.

Энтропийный анализ, таким образом, должен был обеспечить наглядное отражение факта наличия паттерна  $y_k^{(1)}$  или  $y_k^{(2)}$  в составе модельной ЭГ (5) в  $l = 3$  временной эпохе, охватывавшей временной интервал [512; 1024] отсчетов.

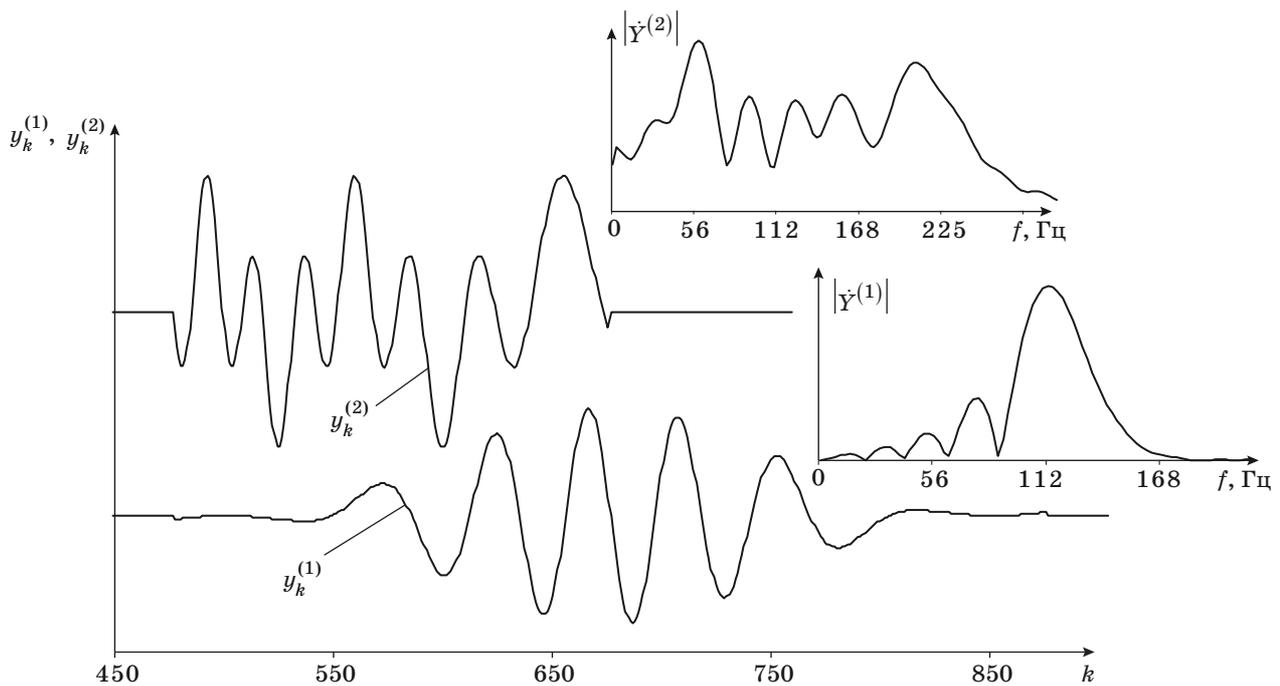
Исходя из того условия, что искомые паттерны относятся к частотной области одного из  $\gamma$ -ритмов, расширенные граничные значения задавались

$$f^{\min} = 50 \text{ Гц}, f^{\max} = 250 \text{ Гц}. \quad (8)$$

Графики критериальных функций  $\Gamma_l$  (4), рассчитанных для ЭГ без паттерна  $z_k$  и для модельных ЭГ (5) с аддитивными паттернами (6) или (7), представлены на рис. 3. Как видно, факты наличия искомого паттернов (6), (7) в составе модельных ЭГ (5) в  $l = 3$  эпохе графики не отражают. Например, максимумы всех трех функций совпадают и наблюдаются на 2-й временной эпохе, что свидетельствует о наличии в рассматриваемом расширенном диапазоне частот (8) в составе ЭГ локальных особенностей, никак не связанных с искомыми паттернами. Представленные результаты подтверждают вывод о низкой чувствительности критериальных функций СЭ в задачах поиска в составе зашумленных ЭГ паттернов, относящихся к высокочастотным ритмам  $\gamma_1$ ,  $\gamma_2$  или  $\gamma_3$ , когда спектры этих паттернов априорно неизвестны и анализ проводится в расширенном диапазоне частот.



■ **Рис. 1.** ЭГ без паттерна  $z_k$  и модельные ЭГ  $x_k$  с аддитивными паттернами  $y_k^{(1)}$  или  $y_k^{(2)}$   
 ■ **Fig. 1.** Electrogram without pattern  $z_k$  and model electrogram  $x_k$  with additive patterns  $y_k^{(1)}$  or  $y_k^{(2)}$



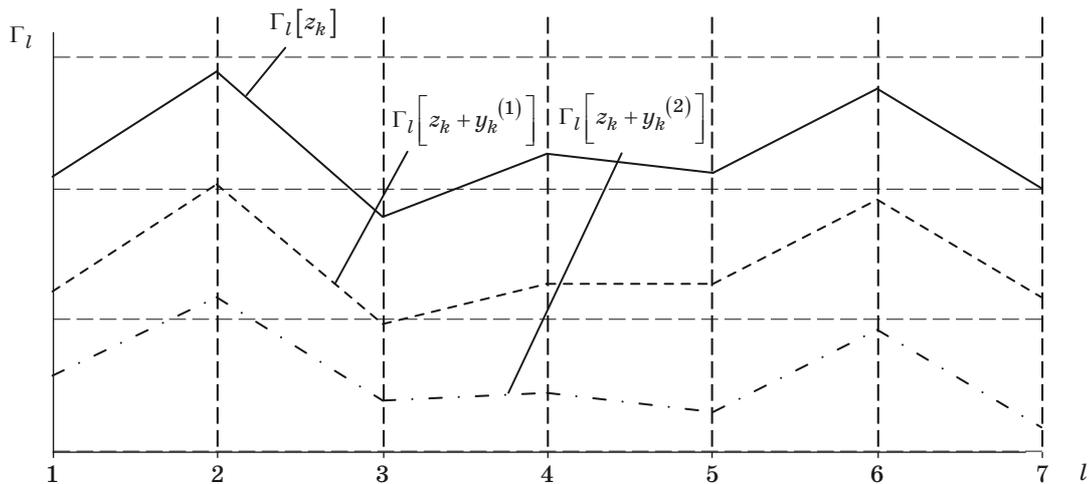
■ **Рис. 2.** Модельные паттерны  $y_k^{(1)}$ ,  $y_k^{(2)}$  и их спектры  $|\dot{Y}^{(1)}|$ ,  $|\dot{Y}^{(2)}|$   
 ■ **Fig. 2.** Model patterns  $y_k^{(1)}$ ,  $y_k^{(2)}$  and spectrums  $|\dot{Y}^{(1)}|$ ,  $|\dot{Y}^{(2)}|$  of patterns

### Новые критериальные функции СЭ

Предположим, что существует возможность одновременной регистрации в одноименные моменты времени  $t \in [0; T]$  на  $N$  отведениях многомерной ЭГ  $X(t) = (x_1(t) \ x_2(t) \ \dots \ x_N(t))^T$ , где  $N$  — ко-

личество сенсоров. Тогда каждую  $J$ -ю компоненту ЭГ  $x_J(t)$  ( $J = 1, N$ ) запишем как

$$t_k = t_0 + (k-1)\Delta t : x_{J,k} = x_J(t) \Big|_{t=t_k}, \quad k = 1, 2, \dots, n. \quad (9)$$



■ **Рис. 3.** Критериальная функция  $\Gamma_l$  для ЭГ без паттерна  $z_k$  и для модельных ЭГ  $x_k$  с аддитивными паттернами  $y_k^{(1)}$  или  $y_k^{(2)}$   
 ■ **Fig. 3.** Cost functions  $\Gamma_l$  for electrogram without pattern  $z_k$  and for model electrograms  $x_k$  with additive patterns  $y_k^{(1)}$  or  $y_k^{(2)}$

Положим, что повысить чувствительность критериальных функций СЭ возможно, если использовать в расчетах не расширенный диапазон частот  $[f^{\min}, f^{\max}]$ , а более узкий в сравнении с ним диапазон

$$[\hat{f}^{\min}; \hat{f}^{\max}] : (\hat{f}^{\max} - \hat{f}^{\min}) \ll (f^{\max} - f^{\min}). \quad (10)$$

Очевидно, что выбор оценок  $\hat{f}^{\max}$ ,  $\hat{f}^{\min}$  при этом должен производиться из условия, что в узком частотном диапазоне (10) в общую мощность спектра максимальный вклад вносят именно спектральные составляющие искомого паттерна. Известно, 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 равномерны на всех уровнях разрешения. Относительный же энергетический вклад искомого паттерна концентрируется вокруг некоторого диапазона частот. Спектральные составляющие распределяются при этом по частотам неравномерно, и некоторые из них, в зависимости от свойств паттерна, вносят максимальный вклад в общую мощность спектра ЭГ. Следовательно, в тех эпохах, где присутствует паттерн, должен наблюдаться всплеск некоторых спектральных составляющих СПМ. Поэтому энтропия распределения по временным эпохам любой отдельной спектральной составляющей из расширенного частотного диапазона будет тем выше, чем равномернее это распределе-

ние. Если же в составе какой-то временной эпохи наблюдается всплеск какой-либо спектральной составляющей, что может свидетельствовать о «вкладе» паттерна, то энтропия распределения по временным эпохам этой отдельной спектральной составляющей будет низкой.

Исходя из приведенных рассуждений сформулируем критериальную функцию

$$h_{f_i} = - \sum_l \tilde{P}_l(f_i) \log(\tilde{P}_l(f_i)), \quad (11)$$

где  $h_{f_i}$  — энтропия распределения по временным эпохам каждой отдельной спектральной составляющей частоты  $f_i$  из расширенного частотного диапазона  $f_i \in [f^{\min}, f^{\max}]$ .

Функция (11) будет иметь минимальное значение для тех  $i$ -х спектральных составляющих, которые максимально неравномерно распределены по временным эпохам, что будет свидетельствовать о наличии характерных локальных особенностей в составе ЭГ на частоте  $f_i$ .

Ясно, что в составе зашумленной ЭГ на любых частотах из расширенного частотного диапазона могут также присутствовать по тем или иным причинам различные спонтанные осцилляции — локальные особенности, никак не связанные с искомыми паттернами. Эти локальные осцилляторные структуры будут приводить к тем же эффектам, что и искомые паттерны, — минимизировать функцию (11). Например, судя по графикам критериальной функции (4) (см. рис. 3), в составе измеренной ЭГ  $z_k$  на временных интервалах 2-й и 6-й эпох присутствовали имен-

но такие особенности. Поэтому далее учтем тот факт, что ЭГ регистрируется одновременно на  $N$  отведениях. Ясно, что временные и частотные характеристики: форма, средняя величина значимых колебаний, ширина спектра, длительность и временное расположение — каждой спонтанной локальной особенности в составе каждой  $J$ -й ( $J = \overline{1, N}$ ) компоненты ЭГ будут разными. Те же самые характеристики, но уже ответных паттернов, регистрируемых во всех  $N$  отведениях, будут, наоборот, совпадать с точностью до малых значений. Следовательно, усреднение по всем  $N$  отведениям одноименных значений каждой  $J$ -й функции вида (11) позволит найти тот узкий частотный диапазон (10), который соответствует максимальному вкладу в общую мощность спектра ЭГ спектральных составляющих искомого ответных паттернов.

Поэтому критерий для определения оценок  $\hat{f}^{\max}$ ,  $\hat{f}^{\min}$  узкого частотного диапазона, соответствующего максимальному вкладу в общую мощность спектра именно спектральных составляющих искомого паттернов ответной биоэлектрической активности, зададим следующим образом:

$$\min_{f_i} \left\{ \tilde{h}_{f_i} = \frac{1}{N} \sum_{J=1}^N h_{J, f_i} \right\}, \quad (12)$$

где  $h_{J, f_i} = -\sum_l \tilde{P}_{J, l}(f_i) \log(\tilde{P}_{J, l}(f_i))$  — энтропия распределения по временным эпохам спектральной составляющей частоты  $f_i \in [f^{\min}, f^{\max}]$  для  $J$ -й компоненты ЭГ;  $P_{J, l}(f_i)$ ,  $\tilde{P}_{J, l}(f_i)$  — соответственно СПМ и нормализованная СПМ  $l$ -й выборки  $J$ -й компоненты ЭГ,

$$\sum_{f_i} \tilde{P}_{J, l}(f_i) = C_{J, l} \sum_{f_i} P_{J, l}(f_i) = 1, \quad l = 1, 2, \dots, L,$$

где  $C_{J, l}$  — соответствующие коэффициенты нормализации.

Следует также отметить робастность функции  $\tilde{h}_{f_i}$  критерия (12) к неизбежным относительным вариациям времени наблюдения ответных паттернов и их форм на разных отведениях. Например, усреднение по  $N$  отведениям одноименных  $k$ -х значений многомерной ЭГ

$$\tilde{x}_k = \frac{1}{N} \sum_{J=1}^N x_{J, k} \quad (13)$$

с последующим расчетом функции (11) для усредненной ЭГ  $\tilde{x}_k$  было бы неверным именно вследствие наличия относительных смещений ответных паттернов по отведениям. Подобные временные смещения могут приводить к эффекту, в радиосвязи называемому федингом (замиранием) ра-

диосигнала, обусловленному флуктуациями амплитуд, фаз и углов прибытия паттернов в каждом отведении. Соответственно, в некоторых случаях паттерны в разных отведениях могут наблюдаться, например, в противофазе, и, таким образом, усреднение по компонентам ЭГ вида (13), в отличие от (12), не приведет к ожидаемому эффекту от регистрации ЭГ на множестве отведений.

Далее формулы (3) и (4) перепишем следующим образом:

$$H_{J, l} [\hat{f}^{\min}; \hat{f}^{\max}] = -\sum_{f_i} \tilde{S}_{J, l}(f_i) \log(\tilde{S}_{J, l}(f_i)); \quad (14)$$

$$\max_l \left\{ \tilde{\Gamma}_l = \frac{\tilde{H}_l - \tilde{H}}{\tilde{H}} \right\}, \quad (15)$$

где  $\tilde{H}_l = \frac{1}{N} \sum_{J=1}^N H_{J, l}$ ,  $\tilde{H} = \frac{1}{N} \sum_{J=1}^N H_J$  — усредненные

по  $N$  отведениям соответствующие значения СЭ;  $f_i \in [\hat{f}^{\min}; \hat{f}^{\max}]$ .

Эффективность использования критериальных функций (12), (14), (15) исследовалась на тех же практических примерах.

### Численные исследования предложенных критериальных функций

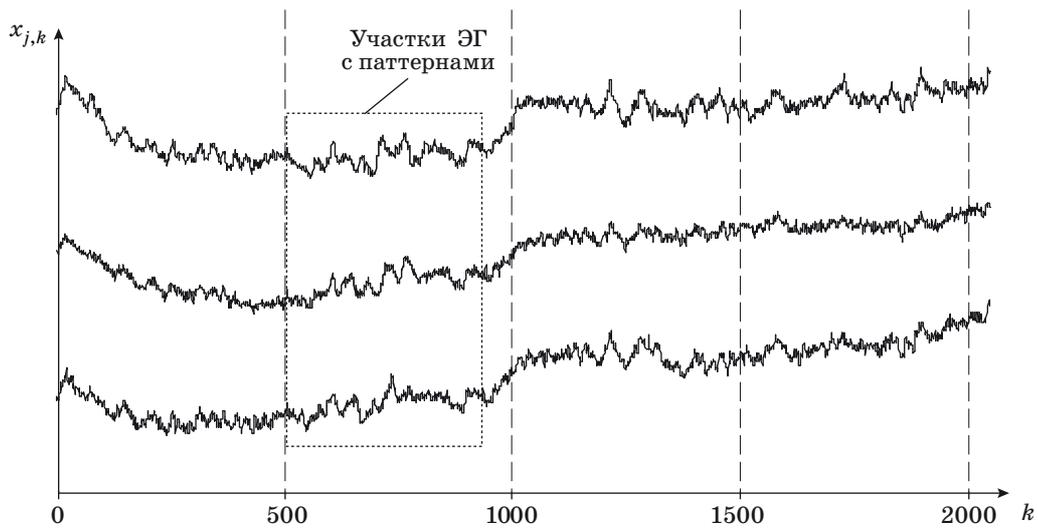
Измерения многомерной ЭГ  $\{z_{J, k}\}_{k=1}^n$  выполняли на  $N = 8$  отведениях ( $J = 1, 2, \dots, 8$ ). Анализу подлежали аналогичные вышерассмотренным модельные дискретные выборки тем же объемом с делением на те же эпохи:

$$\{x_{J, k}\}_{k=1}^{2048} = \{z_{J, k} + y_{J, k}\}_{k=1}^{2048}; \quad L = 7; \\ \tilde{n} = 512; \quad \Delta \tilde{n} = 256. \quad (16)$$

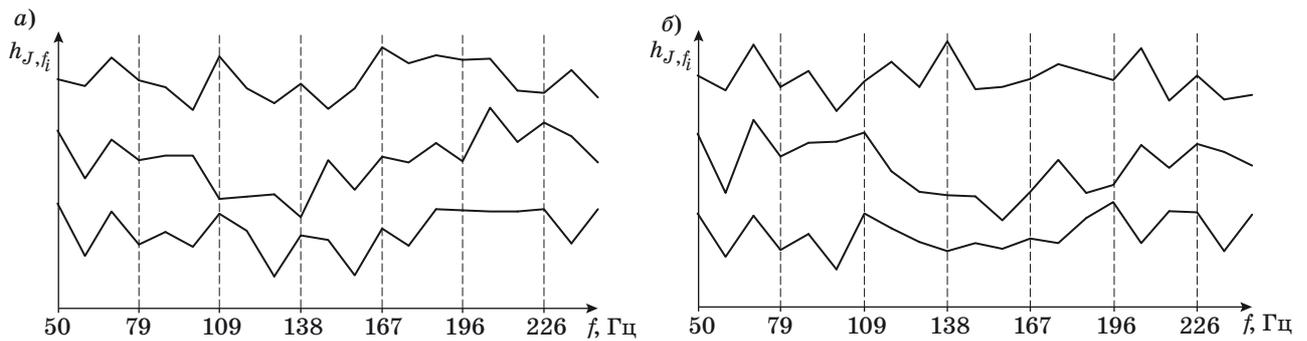
Использовались те же виды моделей паттернов, но дополнительно в каждом  $J$ -м отведении задавались случайные вариации их форм и временных параметров, характерные для исследуемых биомедицинских сигналов. Например, для паттернов вида (6) или (7) максимальное смещение моментов их инкапсуляции в состав измеренных ЭГ составляло  $\pm 25$  отсчетов, а вариации средней величины значимых колебаний составляли порядка 10 %.

Примеры графиков трех произвольных компонент многомерной модельной ЭГ (16) с аддитивным паттерном вида (6) приведены на рис. 4.

По приведенным графикам невозможно сделать однозначный вывод о выборе оценок  $\hat{f}^{\max}$ ,  $\hat{f}^{\min}$  узкого частотного диапазона (10) ни для одного из паттернов. В то же время по графикам функции  $\tilde{h}_{f_i}$  (12) (рис. 5, а и б), рассчитанной по



■ **Рис. 4.** Компоненты многомерной ЭГ с аддитивными паттернами  $y_{J,k}^{(1)}$  ( $J = 1, 2, 3$ )  
 ■ **Fig. 4.** Components of multidimensional electrogram with additive patterns  $y_{J,k}^{(1)}$  ( $J = 1, 2, 3$ )



■ **Рис. 5.** Функция  $h_{J,f_i}$  ( $J = 1, 2, 3$ ) для ЭГ с аддитивными паттернами  $y_k^{(1)}$  (а) и  $y_k^{(2)}$  (б)  
 ■ **Fig. 5.** Function  $h_{J,f_i}$  ( $J = 1, 2, 3$ ) for electrograms with additive patterns  $y_k^{(1)}$  (a) and  $y_k^{(2)}$  (b)

всем восьми отведениям, эти оценки определить возможно. С целью сравнительного анализа на рис. 6, а и б показаны и графики функции  $\tilde{h}_{f_i}$ , рассчитанные для измеренной многомерной ЭГ  $\{z_{J,k}\}_{k=1}^{2048}$  ( $J = \overline{1,8}$ ), не включавшей модельные паттерны.

По представленным графикам для последующих расчетов функций (14), (15) были выбраны следующие значения оценок:

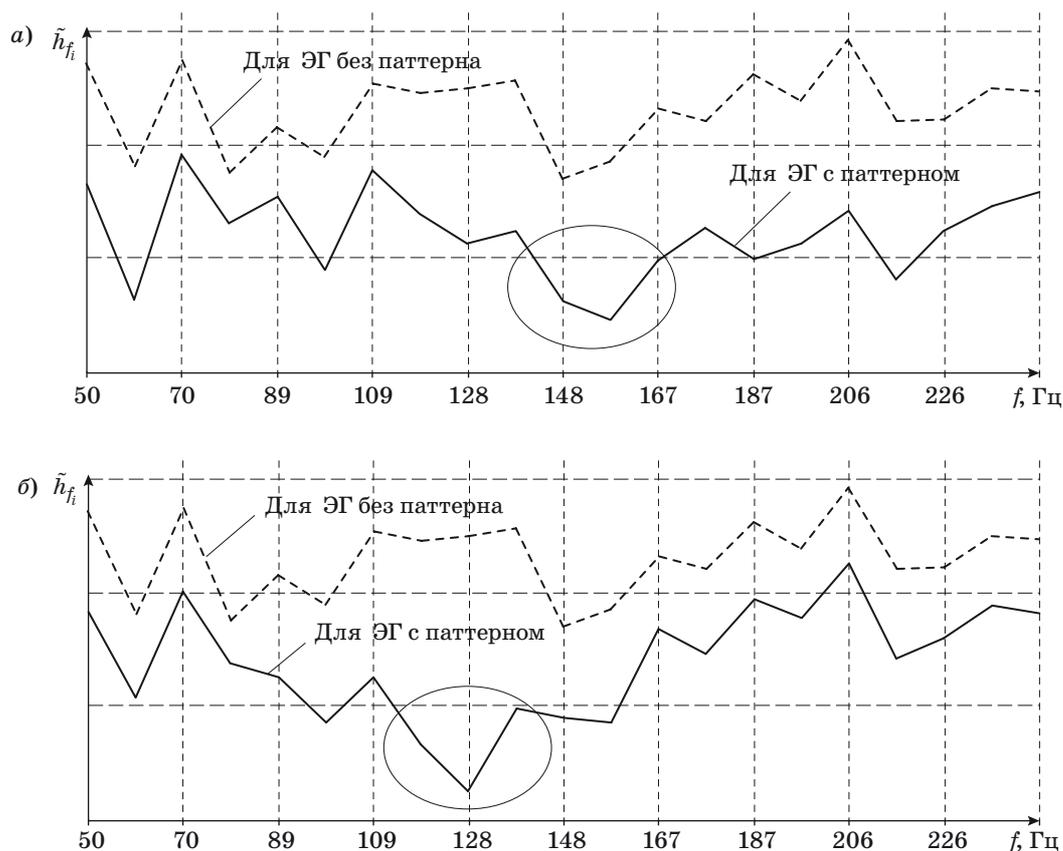
$$\hat{f}^{\min} = 145, \hat{f}^{\max} = 165 \text{ Гц} \quad (17)$$

для паттерна  $y_k^{(1)}$  и

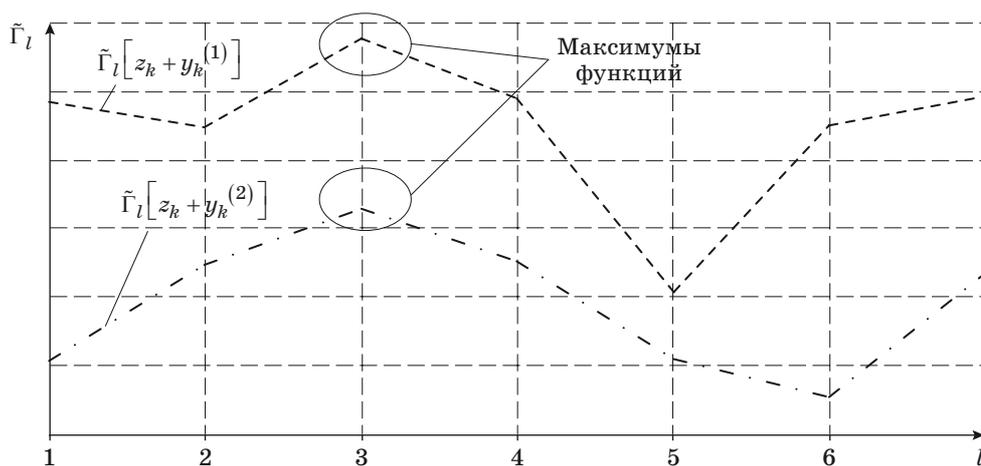
$$\hat{f}^{\min} = 110, \hat{f}^{\max} = 135 \text{ Гц} \quad (18)$$

для паттерна  $y_k^{(2)}$ . Сравнение оценок (17), (18) со спектрами модельных паттернов, показанными на рис. 2, подтверждает корректность проведенных рассуждений.

Графики критериальной функции  $\tilde{\Gamma}_l$  (15), рассчитанной для модельных многомерных ЭГ с аддитивными паттернами (6) или (7), приведены на рис. 7. Они наглядно отражают факты наличия специфических паттернов в составе модельных ЭГ и позволяют правильно осуществить их временную локализацию. Например, паттерн  $y_k^{(1)}$ , с учетом моделировавшихся случайных вариаций моментов инкапсуляции его в состав каждой компоненты измеренной многомерной ЭГ  $\{z_{J,k}\}_{k=1}^{2048}$ , мог находиться в пределах  $[500; 900] \pm 25$  отсчетов. То есть большей частью пат-



■ **Рис. 6.** Функция  $\tilde{h}_f$  для ЭГ, не включавшей модельные паттерны, и для ЭГ с аддитивными паттернами  $y_k^{(1)}$  (а) и  $y_k^{(2)}$  (б)  
 ■ **Fig. 6.** Function  $\tilde{h}_f$  for electrogram without additive pattern and electrograms with additive patterns  $y_k^{(1)}$  (a) and  $y_k^{(2)}$  (b)



■ **Рис. 7.** Критериальная функция  $\tilde{\Gamma}_l$  для модельных ЭГ с аддитивными паттернами  $y_k^{(1)}$  или  $y_k^{(2)}$   
 ■ **Fig. 7.** Cost functions  $\tilde{\Gamma}_l$  for model electrograms with additive patterns  $y_k^{(1)}$  or  $y_k^{(2)}$

терны по отведениям находились в 3-й временной эпохе, охватывавшей интервал [512; 1024] отсчетов, и частично во 2-й и 4-й эпохах на интервалах

[256; 768] и [768; 1280] отсчетов соответственно, что и отражают графики критериальной функции  $\tilde{\Gamma}_l$  на рис. 7.

## Заключение

Результаты численных исследований подтвердили вывод о возможности повышения чувствительности критериальных функций СЭ за счет выбора для анализа диапазона частот, соответствующего максимальному вкладу в общую мощность спектра составляющих искомым паттернов ответной биоэлектрической активности.

## Литература

1. Rangayyan R. M. Biomedical Signal Analysis: A Case-Study Approach. — Wiley-IEEE Press, 2007. — 440 p.
2. Giannakakis G. A., Tsiaparas N. N., Xenikou M. S., Papageorgiou Ch., Nikita K. S. Wavelet Entropy Differentiations of Event Related Potentials in Dyslexia // 8th IEEE Intern. Conf. on Bioinformatics and Bioengineering, Athens, Greece, 2008. P. 1–6.
3. Немирко А. П., Манило Л. А., Калиниченко А. Н., Волкова С. С. Энтропийные методы оценки уровня анестезии по ЭЭГ-сигналу // Информационно-управляющие системы. 2010. № 3. С. 69–74.
4. Горшков А. А., Осадчий А. Е., Фрадков А. Л. Регуляризация обратной задачи ЭЭГ/МЭГ локальным кортикальным волновым паттерном // Информационно-управляющие системы. 2017. № 5. С. 12–20. doi:10.15217/issn1684-8853.2017.5.12
5. Цветков О. В. Энтропийный анализ данных в физике, биологии и технике. — СПб.: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2015. — 202 с.
6. Agnew C. E., Hamilton P. K., McCann A. J., McGivern R. C., McVeigh G. E. Wavelet Entropy of Doppler Ultrasound Blood Velocity Flow Waveforms Distinguishes Nitric Oxide-Modulated States // Ultrasound in Medicine and Biology. 2015. Vol. 41. P. 1320–1327. doi:10.1016/j.ultrasmedbio.2014.12.013
7. Zunino L., Perez D. G., Garavaglia M., Rosso O. A. Wavelet Entropy of Stochastic Processes // Physica A. 2007. N 2(379). P. 503–512. doi:10.1016/j.physa.2006.12.057
8. Hong H., Yonghong T., Yuexia W. Optimal Base Wavelet Selection for ECG Noise Reduction Using a Comprehensive Entropy Criterion // Entropy. 2015. Vol. 17. P. 6093–6109. doi:10.3390/e17096093
9. Inoué T., Shinosaki K., Sakamoto H., Inoué T., Shinosaki K., Sakamoto H., Toi S., Ukai S., Iyama A., Katsuda Y., Hirano M. Quantification of EEG Irregularity by Use of the Entropy of the Power Spectrum // Electroencephalography and Clinical Neurophysiology. 1991. N 3(79). P. 204–210.
10. Viertio-Oja H., Maja V., Sarkela M., Talja P., Tenkanen N., Tolvanen-Laakso H., Paloheimo M., Vakkuri A., Yli-Hankala A., Merilainen P. Description of the Entropy Algorithm as Applied in the Datex-Ohmeda Entropy Module // Acta Anaesthesiologica Scandinavica. 2004. N 48. P. 154–161.
11. Kekovic G., Stojadinovic G., Martac L., Podgorac J., Sekulic S., Culic M. Spectral and Fractal Measures of Cerebellar and Cerebral Activity in Various Types of Anesthesia // Acta Neurobiologiae Experimentals. 2010. N 70. P. 67–75.
12. Останин С. А., Филатова Е. В. Виртуальный прибор для оценки спектральной энтропии сердечного ритма // Изв. Алтайского государственного университета. 2016. № 1. С. 45–51.
13. Mirzaei A., Ayatollahi A., Gifani P., Salehi L. Spectral Entropy for Epileptic Seizures Detection // Second Intern. Conf. on Computational Intelligence, Communication Systems and Networks, Liverpool, UK, 2010. P. 301–307. doi:10.1109/CICSyN.2010.84
14. Polat K., Gunes S. Classification of Epileptiform EEG Using a Hybrid System based on Decision Tree Classifier and Fast Fourier Transform // Applied Mathematics and Computation. 2007. N 187 (2). P. 1017–1026.
15. Kannathal N., Choo M. L., Acharya U. R. Entropies for Detection of Epilepsy in EEG // Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2005. N 80. P. 187–194.
16. Zhang A., Yang B., Huang L. Feature Extraction of EEG Signals Using Power Spectral Entropy // Intern. Conf. on BioMedical Engineering and Informatics, IEEE, Sanya, Hainan, China, 2008. P. 435–439. doi:10.1109/BMEI.2008.254
17. Toh A. M., Togneri R., Nordholm S. Spectral Entropy as Speech Features for Speech Recognition // Processing of Electrical Engineering and Computer Science (PEECS 2005), Perth, Australia, 2005. P. 22–25.
18. Jia C., Xu B. An Improved Entropy-based Endpoint Detection Algorithm // Intern. Symp. on Chinese Spoken Language Processing (ISCSLP), Taipei, Taiwan, 2002. P. 96.
19. Zhang Y., Ding Y. A. Voice Activity Detection Algorithm based on Spectral Entropy Analysis of Sub-Frequency Band // BioTechnology: An Indian Journal. 2014. N 10(20). P. 12342–12348.
20. Misra H., Iqbal S., Bourlard H., Hermansky H. Spectral Entropy based Feature for Robust ASR // Intern. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), IEEE, Montreal, Canada, 2004. P. 2–6.

UDC 681.3:612.8

doi:10.15217/issn1684-8853.2018.2.8

**Effective Cost Functions for Spectrum Entropy to Search for High-Frequency Event-Related Patterns in Electrograms with Noise**Shcherban' I. V.<sup>a</sup>, Dr. Sc., Tech., Associate Professor, shcheri@mail.ruKirilenko N. E.<sup>a</sup>, Junior Researcher, nikolai-kirilenko@mail.ruShcherban' O. G.<sup>a</sup>, PhD, Tech., Associate Professor, shchero@mail.ru<sup>a</sup>Southern Federal University, 10, Milchakova St., 349090, Rostov-on-Don, Russian Federation

**Introduction:** We discuss a wide range of problems about revealing hidden regularities in rearrangement of bio-electric activity of living organisms when it is registered on the background of various impacts, using look-up and temporal localization of event-related patterns in electrograms with noise. One of the approaches to solve such problems is based on Shannon entropy analysis calculated by the components of the power spectrum and called a function of spectrum entropy. When the sought patterns relate to high-frequency rhythms and their energy spectrum limits are a priori unknown, the cost functions of the spectrum entropy have low sensitivity. **Purpose:** Developing cost functions for entropy analysis which would have a sensitivity high enough to search for high-frequency patterns with a priori unknown parameters in electrograms with noise. **Results:** A cost function has been found which allows you to detect a frequency band corresponding to the maximum contribution of the spectral components of the sought patterns towards the total power of the spectrum. The subsequent calculation of the spectral entropy in the found frequency band provides a solution for the problem of finding event-related patterns under the conditions mentioned above. **Practical relevance:** The presented results confirm the effectiveness of using the developed functions. The only restriction is that an electrogram must be recorded on several electrodes.

**Keywords** — Electrogram, High-Frequency Pattern, Shannon Function, Spectral Entropy, Local Frequency Band.

**Citation:** Shcherban' I. V., Kirilenko N. E., Shcherban' O. G. Effective Cost Functions for Spectrum Entropy to Search for High-Frequency Event-Related Patterns in Electrograms with Noise. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2018, no. 2, pp. 8–17 (In Russian). doi:10.15217/issn1684-8853.2018.2.8

**References**

- Rangayyan R. M. *Biomedical Signal Analysis: A Case-Study Approach*. Wiley-IEEE Press, 2007. 440 p.
- Giannakakis G. A., Tsiaparas N. N., Xenikou M. S., Papa-georgiou Ch., Nikita K. S. Wavelet Entropy Differentiations of Event Related Potentials in Dyslexia. *8th Intern. Conf. on Bioinformatics and Bioengineering*, IEEE, Athens, Greece, 2008, pp. 1–6.
- Nemirko A. P., Manilo L. A., Kalinichenko A. N., Volkova S. S. Entropy Methods of Anesthesia Depth Estimation Based on EEG Analysis. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2010, no. 3, pp. 69–74 (In Russian).
- Gorshkov A. A., Osadchi A. E., Fradkov A. L. Regularization of EEG/MEG Inverse Problem with a Local Cortical Wave Pattern. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2017, no. 5, pp. 12–20 (In Russian). doi:10.15217/issn1684-8853.2017.5.12
- Cvetkov O. V. *Entropiinyi analiz dannykh v fizike, biologii i tekhnike* [Entropy Data Analysis in Physics, Biology and Technique]. Saint-Petersburg, SPbGETU "LETI" Publ., 2015. 202 p.
- Agnew C. E., Hamilton P. K., McCann A. J., McGivern R. C., McVeigh G. E. Wavelet Entropy of Doppler Ultrasound Blood Velocity Flow Waveforms Distinguishes Nitric Oxide-Modulated States. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 2015, vol. 41, pp. 1320–1327. doi:10.1016/j.ultrasmed-bio.2014.12.013
- Zunino L., Perez D. G., Garavaglia M., Rosso O. A. Wavelet Entropy of Stochastic Processes. *Physica A*, 2007, vol. 379, no. 2, pp. 503–512. doi:10.1016/j.physa.2006.12.057
- Hong H., Yonghong T., Yuexia W. Optimal Base Wavelet Selection for ECG Noise Reduction Using a Comprehensive Entropy Criterion. *Entropy*, 2015, vol. 17, pp. 6093–6109. doi:10.3390/e17096093
- Inoue T., Shinosaki K., Sakamoto H., Inouye T., Shinosaki K., Sakamoto H., Toi S., Ukai S., Iyama A., Katsuda Y., Hirano M. Quantification of EEG Irregularity by Use of the Entropy of the Power Spectrum. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1991, vol. 79, no. 3, pp. 204–210.
- Viertio-Oja H., Maja V., Sarkela M., Talja P., Tenkanen N., Tolvanen-Laakso H., Paloheimo M., Vakkuri A., Yli-Hankala A., Merilainen P. Description of the Entropy Algorithm as Applied in the Datex-Ohmeda Entropy Module. *Acta Anaesthesiologica Scandinavica*, 2004, no. 48, pp. 154–161.
- Kekovic G., Stojadinovic G., Martac L., Podgorac J., Sekulic S. and Culic M. Spectral and Fractal Measures of Cerebellar and Cerebral Activity in Various Types of Anesthesia. *Acta Neurobiologiae Experimentals*, 2010, no. 70, pp. 67–75.
- Ostanin S. A., Filatova E. V. A Virtual Instrument for Spectral Entropy Estimation of Heart Rate. *Izvestiia Altaiskogo gosudarstvennogo universiteta*, 2016, no. 1, pp. 45–51 (In Russian). doi:10.14258/izvasu(2016)1-07
- Mirzaei A., Ayatollahi A., Gifani P., Salehi L. Spectral Entropy for Epileptic Seizures Detection. *Second Intern. Conf. on Computational Intelligence, Communication Systems and Networks*, Liverpool, UK, 2010, pp. 301–307. doi:10.1109/CICSyN.2010.84
- Polat K., Gunes S. Classification of Epileptiform EEG Using a Hybrid System based on Decision Tree Classifier and Fast Fourier Transform. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, no. 187(2), pp. 1017–1026.
- Kannathal N., Choo M. L., Acharya U. R. Entropies for Detection of Epilepsy in EEG. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2005, no. 80, pp. 187–194.
- Zhang A., Yang B., Huang L. Feature Extraction of EEG Signals Using Power Spectral Entropy. *Intern. Conf. on Bio-Medical Engineering and Informatics*, IEEE, Sanya, Hainan, China, 2008, pp. 435–439. doi:10.1109/BMEI.2008.254
- Toh A. M., Togneri R., Nordholm S. Spectral Entropy as Speech Features for Speech Recognition. *Processing of Electrical Engineering and Computer Science (PEECS 2005)*, Perth, Australia, 2005, pp. 22–25.
- Jia C., Xu B. An Improved Entropy-based Endpoint Detection Algorithm. *Intern. Symp. on Chinese Spoken Language Processing (ISCSLP)*, Taipei, Taiwan, 2002, p. 96.
- Zhang Y., Ding Y. Voice Activity Detection Algorithm based on Spectral Entropy Analysis of Sub-Frequency Band. *Bio-Technology: An Indian Journal*, 2014, no. 10(20), pp. 12342–12348.
- Misra H., Ikbal S., Bourlard H., Hermansky H. Spectral Entropy based Feature for Robust ASR. *Intern. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, Montreal, Canada, 2004, pp. 2–6.