

О.В. ЦВЕТКОВ, И.В. ВИЛКАУСКАС, Д.А. СУЗДАЛЬЦЕВ, С.А. КУЦЕНКО  
**РЕШЕНИЕ ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ  
 С ПРИМЕНЕНИЕМ ЭНТРОПИЙНОГО АНАЛИЗА**

*Цветков О.В., Вилкаускас И.В., Суздальцев Д.А., Куценко С.А. Решение обратных задач обработки сигналов с применением энтропийного анализа.*

**Аннотация.** В статье приводится обоснование энтропийного подхода к решению задач слепого разделения на примере задачи фильтрации речевых сигналов.

**Ключевые слова:** обработка сигнала, слепое разделение источников, энтропия случайного процесса, обработка речи.

*Tsvetkov O.V., Vilkauskas I.V., Suzdaltsev D.A., Kutsenko S.A. Solving the revers problems in signal processing using the entropy analysis.*

**Abstract.** The entropy approach to the blind source separation problem in signal processing is founded. The approach is illustrated on examples of speech filtering tasks.

**Keywords:** signal processing, blind source separation, random process entropy, speech processing.

**1. Введение.** Энтропия случайного процесса обладает рядом уникальных свойств, отличающих ее от большинства других характеристик случайных процессов. Эти свойства открывают широкие перспективы использования энтропии в разработке практических алгоритмов обработки информации в сложных случаях, когда использование более привычных характеристик не дает ожидаемого результата. Некоторые из этих свойств, используемые в данной работе, задаются выражениями (1)...(3):

$$y(t) = \alpha x(t) \rightarrow h(y) = h(x), \quad (1)$$

где  $\alpha = \text{Const}, \alpha \neq 0, x(t), y(t)$  — случайные процессы,  $h(\cdot)$  — энтропия;

$$y(t) = x(t) + x(t - \tau) \rightarrow h(y) = h(x); \quad (2)$$

$$z(t) = x(t) + y(t) \rightarrow h(z) = h(x) + h(y), \quad (3)$$

где  $x(t), y(t)$  — независимые случайные процессы.

Благодаря этим свойствам энтропийный анализ случайного процесса может быть использован для решения таких, например, задач. Пусть имеется два сигнала  $x(t), y(t)$ , каждый из которых формируется источником, представляющим собой произвольную динамическую систему, причем системы независимы между собой. Предположим, что мы наблюдаем сигнал  $z(t)$ , образованный суммой сигналов от двух источников с некоторыми неизвестными амплитудными коэффициентами:  $z(t) = a_1 x(t) + a_2 y(t)$ .

Требуется по принятому сигналу  $z(t)$  получить оценки

$x(t)$  и  $y(t)$ . В условиях задачи ничего не говорится о спектральных, либо каких-то других характеристиках сигналов, поэтому задача их разделения кажется невыполнимой. Однако нам известно, что каждый из сигналов производится некоторой динамической системой. Следовательно, сигналы  $x(t)$  и  $y(t)$  могут быть охарактеризованы значениями энтропии  $h(z)$  и  $h(y)$ .

В соответствии с вышеприведенными формулами:  $h(z) = h(x) + h(y)$ .

Возьмем произвольный случайный процесс  $\tilde{x}(t)$  и примем его за оценку  $x(t)$ . Тогда оценка процесса  $y(t)$  получается в виде  $\tilde{y}(t) = z(t) - \tilde{x}(t)$ . До тех пор, пока  $\tilde{x}(t) \neq x(t)$  все три процесса  $z(t)$ ,  $\tilde{x}(t)$  и  $\tilde{y}(t)$  представляют собой взвешенные суммы процессов  $x(t)$  и  $y(t)$ , так что:  $h(\tilde{x}) = h(\tilde{y}) = h(z) = h(x) + h(y)$ .

Только если мы получили точную оценку  $\tilde{x}(t) = x(t)$ , оценка  $\tilde{y}(t)$  также становится точной, и:

$$h(\tilde{x}) = h(x), h(\tilde{y}) = h(y).$$

Следовательно, мы можем ввести критерий правильности разделения процессов:

$Q(\tilde{x}, \tilde{y}) = h(\tilde{x}) + h(\tilde{y})$ . На основании сказанного выше:

$$Q(\tilde{x}, \tilde{y}) = \begin{cases} 2(h(x) + h(y)) & |\tilde{x}(t) \neq x(t); \\ h(x) + h(y) & |\tilde{x}(t) = x(t). \end{cases}$$

Таким образом, получаем следующий принцип разделения сигналов:

$$\tilde{x} = \arg \min_{(\tilde{x}, \tilde{y})} Q(\tilde{x}, \tilde{y}), \quad (4)$$

где  $\tilde{y}(t) = z - \tilde{x}$ .

Конечно, это решение слишком абстрактное, невозможно произвести поиск минимума в пространстве всех возможных оценок  $\tilde{x}, \tilde{y}$ . Однако, если мы имеем некоторые схемы генерации гипотез относительно разделения  $z(t)$  на компоненты  $x(t)$  и  $y(t)$ , данный критерий позволит отобрать единственно верную гипотезу. Конкретные варианты решения задач на этом принципе будут рассмотрены ниже. Данным примером мы хотели показать, что оценивание и анализ выборочной энтропии случайных процессов может представлять значительный интерес при решении различных задач обработки сигналов в тех случаях, когда для более традиционных методов их решения имеющихся исходных данных недостаточно.

Положенное в основу решения предположение о том, что каждый из сигналов порождается некоторой динамической системой, и в силу этого им присущи определённые значения энтропии, представляется

достаточно обоснованным для большинства практических задач обработки сигналов в естественных системах. Тому имеются экспериментальные подтверждения в областях обработки физиологических [1–7], речевых [8] и сейсмических [9–13] сигналов.

**2. Теоретическое обоснование энтропийного подхода к решению задачи слепого разделения сигналов.** Поскольку предлагаемый нами подход основан на приведенных выше свойствах энтропии (1)...(3), приведем для начала доказательства самих этих свойств. Они прямо следуют из известного свойства совместной энтропии [14]:

$$h(y, x) = h(x) + h(y|x) = h(y) + h(x|y); \quad (5)$$

Заменим в (4)  $y$  на  $ax$ :

$$h(ax, x) = h(x) + h(ax|x) = h(ax) + h(x|ax). \quad (6)$$

Так как процесс  $ax$  однозначно определяется процессом  $x$ , (при  $a = Const$ ), и процесс  $x$ , в свою очередь, однозначно определяется процессом  $ax$ , (при  $a \neq 0$ ), получаем, что  $h(ax|x) = h(x|ax) = 0$ . В этом случае (5) преобразуется к виду  $h(ax, x) = h(x) = h(ax)$ , чем доказана справедливость утверждения (1).

Доказательство утверждения (2) аналогично доказательству утверждения (1). Процесс  $x(t) + x(t - \tau)$ , представляющий собой сумму самого процесса и его задержанной копии, полностью определяется исходным процессом  $x(t)$ . Обратное неочевидно, но  $x(t)$  может быть рекурсивно восстановлен по  $y(t): \tilde{x}(t) = y(t) - \tilde{x}(t - \tau)$ . Для того, чтобы  $\tilde{x}(t)$  совпадал с  $x(t)$ , необходимо правильно задать значения  $\tilde{x}(t)$  на интервале  $[0, \tau]$ . Так как мы рассматриваем процессы бесконечные по времени, неопределенностью некоторого начального участка процесса можно пренебречь. В этом случае обе условные энтропии в (4) обращаются в ноль, и этим доказывается справедливость утверждения (2). В практических задачах, где длина выборки  $L$  ограничена, справедливость утверждения (2) обеспечена только при выполнении условия  $\tau \ll L$ .

Для доказательства утверждения (3) рассмотрим совместную энтропию:  $h(x, y, z) = h(x, y) + h(z|x, y) = h(z) + h(x, y|z)$ .

Член  $h(z|x, y)$ , очевидно, равен нулю, так как  $z$  однозначно определен значениями  $x$  и  $y$ . Рассмотрим условную энтропию  $h(x, y|z)$ . Так как мы рассматриваем неограниченные по длительности случайные процессы  $x(t), y(t), z(t)$  то вероятность совпадения двух реализаций  $z(t)$  равна нулю. Следовательно, каждой реализации  $z(t)$  соответствует уникальная пара реализаций  $x(t), y(t)$ , сложением которых она образована. Это означает, что для неограниченных по длительности реализаций  $h(x, y|z) = 0$ . В результате получаем:

$$h(z) = h(x, y) = h(x) + h(y|x). \quad (7)$$

Эту формулу можно получить также путем следующего рассуждения. Пусть нам известно значение  $x(t)$  в каждый момент времени. Тогда:

$$h(z) = h(y|x). \quad (8)$$

Задание  $x(t)$  требует снятия неопределенности  $h(x)$ . Поэтому при неизвестном  $x(t)$ :  $h(z) = h(x) + h(y|x)$ .

Для независимых процессов  $x$  и  $y$  справедливо  $h(y|x) = h(y)$ . Подставляя это равенство в (7), получаем утверждение (3):

$$h(z) = h(x) + h(y). \quad (9)$$

Утверждения (1)...(3) можно также доказать, опираясь на следующее свойство энтропии случайных последовательностей [14]: для заданного случайного процесса, имеющего энтропию  $h$ , количество формируемых им различных последовательностей длины  $N$  с вероятностью, близкой к единице, равно  $n = 2^{Nh}$ . Соответственно, энтропия случайного процесса может быть определена по формуле [14]:

$$h = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\log_2 n}{N}. \quad (10)$$

Утверждения (1) и (2) доказываются тем, что при умножении процесса на константу, отличную от нуля, и сложении процесса с копией самого себя, каждая последовательность преобразуется в новую однозначным образом, так что их количество не изменяется, следовательно, в соответствии с (10), не изменяется и энтропия процесса.

Для доказательства утверждения (3) введем обозначение  $n_x = 2^{Nh(x)}$  — количество различных последовательностей длины  $N$ , порождаемых процессом  $x(t)$ . Аналогичные обозначения введем для  $y(t)$  и  $z(t)$ .

При сложении двух процессов  $x(t)$  и  $y(t)$ , независимых друг от друга, последовательности комбинируются друг с другом случайным образом, получаются новые последовательности, общее количество которых приблизительно равно произведению количеств последовательностей в каждом из множеств:  $n_z \approx n_x n_y$ . Приблизительное равенство получается потому, что имеется некоторая вероятность того, что две различных комбинации последовательностей  $x(t)$  и  $y(t)$  дадут при сложении одну и ту же последовательность  $z(t)$ . Однако при  $N \rightarrow \infty$  вероятность такого события стремится к нулю, так что для бесконечных последовательностей получаем строгое равенство:  $n_z = n_x n_y$ .

Подставляя это выражение в (10) получим:

$$\begin{aligned}
 h(z) &= \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\log_2 n_z}{N} = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\log_2 n_x n_y}{N} = \\
 &= \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\log_2 n_x}{N} + \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\log_2 n_y}{N} = h(x) + h(y).
 \end{aligned}$$

Так как при доказательстве мы оперировали количеством последовательностей, полученное доказательство, очевидно, относится только к дискретным источникам. Однако К. Шеннон показал, что энтропия непрерывных источников обладает теми же свойствами [14], что позволяет нам распространить это доказательство на общий случай.

Для практических приложений необходимо учитывать, что это свойство энтропии будет проявляться только при достаточно больших длинах используемых выборок (о чем уже говорилось). Экспериментальное исследование влияния длины выборки на оценку энтропии приведено в [15]. В практических приложениях следует также учитывать, что все свойства (1)...(3) справедливы при осуществлении соответствующих преобразований с бесконечной точностью. В реальных условиях разрядность представления данных ограничена и возникающие округления будут несколько уменьшать энтропию процесса после его преобразования, однако используемая в современной вычислительной технике разрядность представления чисел достаточно велика, чтобы пренебречь этими потерями в большинстве практических применений.

Рассмотрим некоторые приложения энтропийного подхода к решению практических задач обработки сигналов. Задачи слепого разделения сигналов часто возникают на практике, например, в радиотехнических задачах [16], в обработке данных биомедицинских приборов [17], в задачах исследования и обработки музыкальных [18] и речевых сигналов [19–21]. Распространенными подходами к решению данных задач является метод независимых компонент [22] и нейросетевые методы [23]. Рассмотренный выше метод их решения, сущность которого дается формулой (4), может найти применение, если мы применим некоторую схему разделения сигналов, параметры которой будут определяться по критерию (4). Простейший вариант такой схемы — частотная фильтрация. Пусть один из сигналов (для определенности  $x(t)$ ) локализован по спектру в некоторой области, априорно неизвестной. Тогда процедура разделения заключается в полосовой фильтрации:  $\tilde{x} = F_{f_1}^{f_2}(z)$  — выход полосового фильтра с полосой пропускания  $[f_1, f_2]$ ,  $\tilde{y} = z - \tilde{x}$ ,  $Q(f_1, f_2) = h(\tilde{x}) + h(\tilde{y})$ .

Оптимальные значения граничных частот полосы пропускания фильтра определяются из условия минимума критерия:

$$f_1, f_2 = \arg \min_{(0 \dots F_{max})} Q(f_1, f_2). \quad (11)$$

В данном случае пространство перебора для поиска минимума  $Q(f_1, f_2)$  одномерно и заключено в интервале от 0 до  $F_{max}$ , что делает задачу вычислительно несложной. Важно отметить, что, пользуясь методом энтропийного анализа, мы получаем решение, имея минимум информации о сигналах.

**3. Экспериментальное исследование энтропийных алгоритмов разделения сигналов.** В интересах подтверждения состоятельности разработанной теории были проведены эксперименты с реальными записями речевых сигналов.

Для проведения экспериментов использовали записи дикторской речи, полученные путем регистрации канала звукового сопровождения телевизионных программ.

Существуют различные подходы к экспериментальной оценке информационной энтропии, в частности, оценка Эккмана–Рулла [24], энтропия подобия (англ. «approximate entropy») [25], энтропия шаблонов (англ. «sample entropy») [26], оценка энтропии, основанная на символическом представлении [27, 28]. Необходимо отметить, что алгоритмическая реализация оценок таких информационных метрик, как энтропия динамической системы и количество информации, а также аспекты их практического применения для анализа временных рядов являются актуальными научными задачами, а количество публикаций по данным тематикам в настоящее время существенно возросло. Для проведения экспериментов мы использовали два метода оценок — метод энтропии шаблонов [26] и метод рангового ядра [28].

Целью первого эксперимента являлась проверка самого метода разделения, данного формулой (4). Для этого взяли две различных фонограммы дикторских текстов (обозначим их  $x(t)$  и  $y(t)$ ) и сформировали суммарный сигнал в виде их линейной комбинации:  $z(t) = ax(t) + (1 - a)y(t)$ .

Затем имитировали процедуру оценки в виде:  $\tilde{x}(t) = ax(t)$ ,  $\tilde{y}(t) = z(t) - \tilde{x}(t)$ .

Правильное разделение достигается при  $\alpha = a$ . Физически, параметр  $\alpha$  имеет смысл оценки коэффициента микширования сигналов  $x(t)$  и  $y(t)$ . Предполагается, что параметр  $a$  нам не известен, его требуется подобрать.

В ходе эксперимента задавали значения  $\alpha$  от 0 до 1 с шагом 0,05. Для каждого значения  $\alpha$  вычисляли  $h(\tilde{x}) + h(\tilde{y})$  и наносили на график. На рис. 1 представлены результаты эксперимента при  $a = 0,35$ . На рис. 1,а показана оценка методом рангового ядра, на рис. 1,б — энтропия шаблонов (SampEn). Общий характер кривых совпадает, обе оценки энтропии соответствуют теоретическому предсказанию и достигают минимума в точке правильного разделения сигналов. При этом, однако, глубина минимума значительно меньше, чем предсказано теорией. Вероятно, это связано с наличием шума и особенностями использованных оценок энтропии, что является предметом дальнейших исследований.

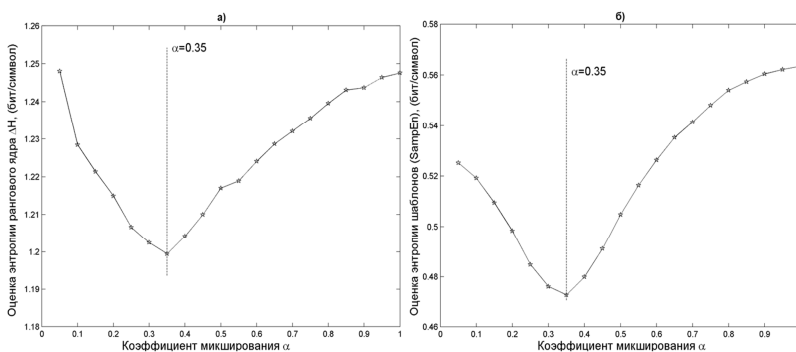


Рис.1. Суммы энтропий ранговых ядер (а) и шаблонов (б) для сигналов  $\tilde{x}(t)$  и  $\tilde{y}(t)$  при различных значениях параметра  $a$  ( $0 < a \leq 1$ ).

Результаты второго эксперимента демонстрируют практическую ценность предлагаемого метода. Рассмотрим сигнал  $z(t)$ , представляющий собой линейную комбинацию сигналов  $x(t)$  и  $y(t)$ , частотные спектры которых локализованы в смежных областях.

Метод разделения сигналов на основе частотной фильтрации состоит в нахождении оптимальных значений граничных частот полосы пропускания фильтра  $[f_1, f_2]$  в соответствии с формулой (10). В случае оптимального разделения оценка сумма энтропии  $h(\tilde{x}) + h(\tilde{y})$  для конкретных значений  $f_1$  и  $f_2$  будет минимальной.

В ходе эксперимента брали фонограмму дикторского текста (частота дискретизации 8 кГц) и синтезированный шумоподобный сигнал. Далее сформировали суммарный сигнал в виде их линейной ком-

бинации. Спектры Фурье сигналов  $x(t)$  и  $y(t)$  показаны на рис. 2, спектр суммы  $z(t)$  показан на рис. 3.

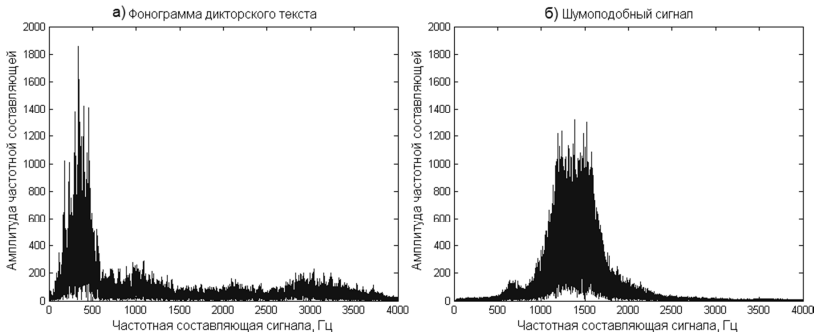


Рис. 2. Спектры Фурье анализируемых (а) речевого  $x(t)$  и (б) шумоподобного  $y(t)$  сигналов.

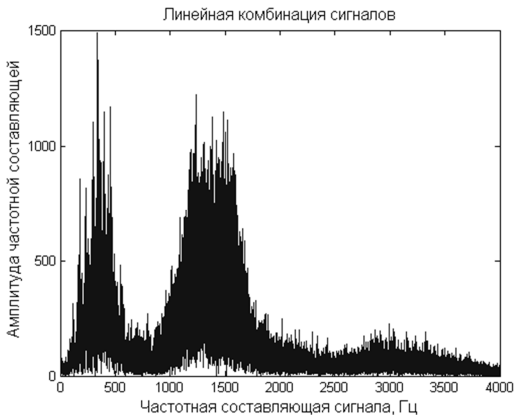


Рис. 3. Спектр сигнала  $z(t)$ , представляющего собой линейную комбинацию речевого  $x(t)$  и шумоподобного  $y(t)$  сигналов.

Фильтрация производилась с использованием оптимального КИХ-фильтра нижних частот (ФНЧ) с симметричной импульсной характеристикой (Direct-Form Symmetric FIR). При этом граничная частота полосы пропускания (ПП) ФНЧ  $f_x$  ( $0 < f_x \leq f_s/2$ ), где  $f_s$  — частота дискретизации цифрового сигнала) увеличивалась от 100 Гц с шагом



100 Гц, максимально допустимое затухание в полосе задержки  $a_{max}$  устанавливалось на уровне 80 дБ.

Микшированный сигнал  $z(t)$  подавался на вход ФНЧ. Результат частотной фильтрации обозначен  $\tilde{x}(t)$ . Далее для каждого значения  $f_\chi$  производилась оценка энтропии сигнала  $\tilde{y}(t)$ , представляющего собой разность микшированного сигнала и сигнала, прошедшего частотную фильтрацию:  $\tilde{y}(t) = z(t) - \tilde{x}(t)$ . Как и в первом эксперименте, для оценки энтропии использовался метод рангового ядра, а также выборочной энтропии (SampEn). Результаты проведенной оценки показаны на рис. 4.

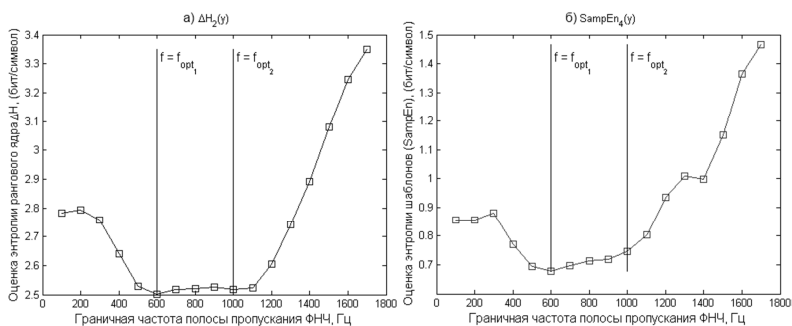


Рис. 4. Оценка энтропий ранговых ядер (а) и шаблонов (б) для сигнала  $\tilde{y}(t)$  при различных значениях граничной частоты полосы пропускания ФНЧ.

Как видно из рис. 2–4, в диапазоне частот полосы пропускания ФНЧ от  $f_{opt1}$  до  $f_{opt2}$  выход фильтра представляет собой преимущественно сигнал речи диктора, а  $\tilde{y}(t)$  — преимущественно шумоподобный сигнал, что приводит к минимизации оценки энтропии в соответствии с (11).

Для наглядного представления результатов эксперимента на рис. 6 показаны совмещенные графики спектра сигнала  $z(t)$  и оценки энтропии сигнала  $\tilde{y}(t)$  при различных значениях  $f_\chi$ .

Ось абсцисс (см. рис. 6) для оценки энтропии  $h(\tilde{y})$  имеет смысл граничной частоты полосы пропускания ФНЧ. На графике значения  $h(\tilde{y})$  масштабированы.

С целью проверки адекватности результатов, полученных энтропийным методом слепого разделения сигналов, проводилось вычисление коэффициента корреляции между сигналом  $\tilde{x}(t)$  (результат фильтрации  $z(t)$ ) и исходной речевой фонограммой  $x(t)$  (см. рис.7).

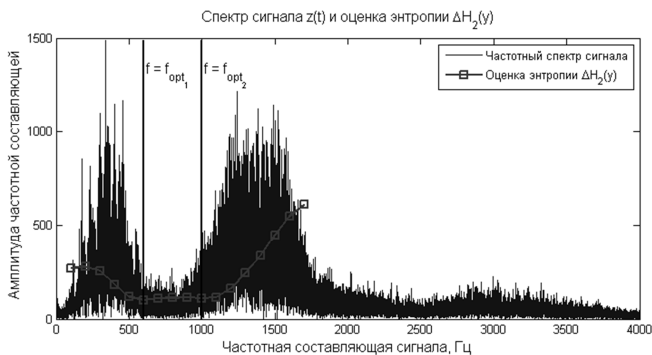


Рис. 6. Совмещение спектра сигнала  $z(t)$  и оценки энтропии сигнала  $\tilde{y}(t)$  при различных значениях граничной частоты ПП ФНЧ (оценка энтропии масштабирована).

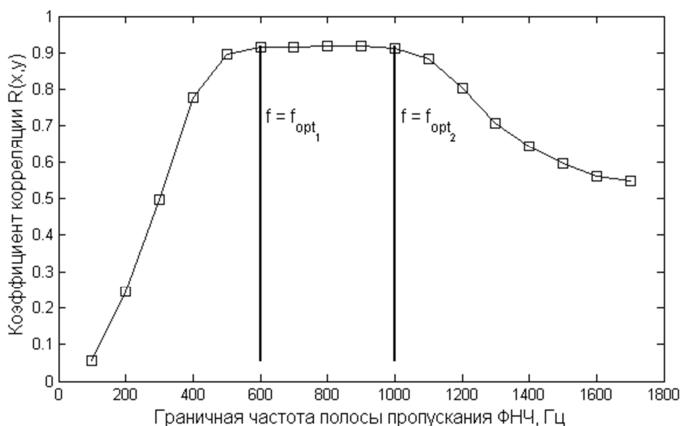


Рис. 7. Коэффициент взаимной корреляции между сигналом  $\tilde{x}(t)$  и исходной речевой фонограммой  $x(t)$  при различных значениях граничной частоты ПП ФНЧ.

Как видно из рис. 7, при обработке сигнала  $z(t)$  фильтрами нижних частот с полосами пропускания, лежащими в диапазоне от  $f_{opt1}$  до  $f_{opt2}$ , происходит оптимальное (по критерию максимума коэффициента взаимной корреляции) выделение сигнала  $x(t)$ ,  $R(\tilde{x}, x) \approx 0,92$ .

В эксперименте продемонстрирована принципиальная возможность осуществления слепого разделения звуковых сигналов на основе энтропийного подхода с использованием методов частотной фильтрации. Модели и алгоритмы процессов оценки энтропии рангового ядра и энтропии шаблонов, а также частотной фильтрации реализованы в системе математического моделирования MATLAB.

**4. Заключение.** Показано, что использование оценок энтропии случайного процесса открывает новые возможности в решении сложных задач обработки данных. Для внедрения этого подхода в практику необходимо провести более углубленное экспериментальное исследование свойств известных статистик, дающих оценку энтропии. Ценность представленной работы заключается в первую очередь в том, что она дает теоретическое предсказание свойств энтропии, которое может быть использовано для интерпретации результатов подобных экспериментальных исследований и на этой основе выработки рекомендаций по разработке новых технических решений для обработки сигналов.

### Литература

1. *Анищенко В.С., Сапарин П.И.* Нормированная энтропия как диагностический признак реакции сердечно-сосудистой системы человека на внешнее воздействие // Прикладная нелинейная динамика. 1993. Т. 1. №3. С. 54–64.
2. *Богачев М.И. и др.* Новый подход к дифференциальному диагнозу синкопальных состояний // Вестник аритмологии. 2008. №52. С.50–56.
3. *Немирко А.П., Манило Л.А., Калинин А.Н., Волкова С.С.* Энтропийные методы оценки уровня анестезии по ЭЭГ-сигналу // Информационно-управляющие системы. 2010. №3. С. 69–74
4. *Costa M., Goldberger A.L.* Multiscale entropy analysis of physiologic time series // Physical review letters. 2002. Vol. 89. N6. P. 1–4.
5. *Destexhe A.* Symbolic dynamics from biological time series// Physics Letters A, v. 143, N8, 1990. P. 373–378.
6. *Thuraisingham P.A.* On multiscale entropy analysis for physiological data // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. 2006. Vol. 366. P. 323–332
7. *Yun K., Park H.-K., Kwon D.-H.* Decreased cortical complexity in methamphetamine abusers // Psychiatry Research: Neuroimaging. 2012. Vol. 201. P. 226–232.
8. *Pompe B.* Ranking and Entropy Estimation in Nonlinear Time Series Analysis // Nonlinear Analysis of Physiological Data. 1998. P. 67–90.
9. *Цветков О.В., Дегтярев Г.М.* Локальный и синоптический методы наблюдения по сейсмическим шумам за пространственно-временной изменчивостью движений земной коры // Геохимия. 1998. №9. С.919–927.
10. *Цветков О.В., Дегтярев Г.М.* Информационный инвариант открытых динамических систем // НОЦ «Технологии таможенного сервиса», НИЦ «Кристалл». Совместный сборник научных трудов, Вып. 1. СПб: Изд-во СПбГУСЭ, 2010 г., С. 208–212.
11. *Цветков О.В., Дегтярев Г.М., Антонова Л.М.* Некоторые особенности сейсмических шумов перед землетрясением в китайско-японском регионе //

- Международная конференция «Проблемы геокосмоса» (Тезисы доклада). 1996. С. 150.
12. *Guzman-Vargas L., Ramirez-Rojas A., Angulo-Brown F.* Multiscale entropy analysis of electroseismic time series // *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.* 2008. N. 8. P. 855–860.
  13. *Ramirez-Rojas A., Telesca L., Angulo-Brown F.* Entropy of geoelectrical time series in the natural time domain // *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.* 2011. N11. P. 219–225.
  14. *Шеннон К.* Математическая теория связи // Работы по теории информации и кибернетике. Пер. с англ., М.: ИИЛ. 1963, 827 С.
  15. *Yentes J.M., Hunt N., Schmid K.K.* The Appropriate Use of Approximate Entropy and Sample Entropy with Short Data Sets // *Annals of Biomedical Engineering.* 2013. Vol. 41. No. 2. P. 349–365.
  16. *Горячкин О.В.* Методы слепой обработки сигналов и их приложения в системах радиотехники и связи. // М.: Радио и связь, 2003.
  17. *Dien J., Khoe W., Mangun G.R.* Evaluation of PCA and ICA of Simulated ERPs: Promaxvs. Infomax Rotations // *Human Brain Mapping.* 2007. Vol.28. P. 742–763.
  18. *Barry D., Lawlor B., Coyle E.* Sound Source Separation: Azimuth Discrimination and Resynthesis // *Proc. of the 7th Int. Conference on Digital Audio Effects (DAFX-04),* Naples, Italy, 2004.
  19. *Miyazaki R., Saruwatari H., Wakisaka R., Shikano K., Takatani T.* Theoretical analysis of parametric blind spatial subtraction array and its application to speech recognition performance prediction // *Proc. of Joint Workshop on Hands-free Speech Communication and Microphone Arrays 2011 (HSCMA2011).* 2011. P.19–24.
  20. *Qiu-Hua Lin, Fu-Liang Yin, Tie-Min Mei, Hualou Liang* A Blind Source Separation Based Method for Speech Encryption // *Regular Papers.* 2006. Vol. 53. No.6. P. 1320–1328.
  21. *Haykin S., Chen Z.* The Cocktail Party Problem // *Neural Computation.* 2005. Vol. 17. P. 1875–1902.
  22. *Малыхина Г.Ф., Меркушева А.В.* Робастные методы для разделения смеси сигналов и анализа независимых компонент при зашумленных данных // *Научное приборостроение.* 2011. Т. 21. №1. С. 114–127.
  23. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр.: Пер. с англ. М.: ООО «И.Д. Вильямс». 2006. 1104 с.
  24. *Eckmann J.P., Ruelle D.* Ergodic theory of chaos and strange attractors // *Rev. Mod. Phys.* 1985. Vol. 57. P. 617–656.
  25. *Pincus S.M.* Approximate entropy as a measure of system complexity // *Proc. Natl. Acad. Sci. USA in Mathematics.* 1991. Vol. 88. P. 2297–2301.
  26. *Grassberger P., Schreiber T., Schaffrath C.* Nonlinear time sequence analysis // *Int J Bifur Chaos.* 1991. Vol. 1. P. 547.
  27. *Crutchfield J.P., Packard N.H.* Symbolic dynamics of noisy chaos // *Physica D.* 1983. Vol. 7D. № 1–3. P. 201–223.
  28. *Цветков О.В.* Вычисление оценки энтропии биосигнала, инвариантной к изменению его амплитуды, с использованием рангового ядра // *Изв. вузов. Радиоэлектроника.* 1991. Т. 34. № 8. С. 108–110.

**Цветков Олег Викторович** — д.т.н.; профессор кафедры БТС СПбГЭТУ «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина). Область научных интересов: теория информации, инфокоммуникационные системы, оптимизация цифровых систем. Число научных публикаций — более 30. ovt@bk.ru.; СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 197376, Россия, Санкт-Петербург, улица Профессора Попова, дом 5, РФ.

**Tsvetkov Oleg Viktorovich** — Ph.D., Dc.Sci.; Professor of Biotechnical Systems Department of the Saint Petersburg State Electrotechnical University "LETI". Research interests: information theory, infocommunication systems, digital systems optimization. The number of publications — more than 40. ovt@bk.ru; LETI, 5, Professora Popova street, St. Petersburg, 197376, Russia.

**Вилкаускас Иван Владимирович** — научный сотрудник ФГУП «ГосНИИПП». Область научных интересов: прикладная математическая статистика, статистическое моделирование, цифровая обработка изображений, методы машинного обучения в области обработки изображений и видеоданных. vilkauskas@inbox.ru; ФГУП «ГосНИИПП», Набережная Обводного канала, 29, Санкт-Петербург, 191167, РФ. Научный руководитель — О.В. Цветков.

**Vilkauskas Ivan Vladimirovich** — researcher, GosNIIPP. Research interest: applied statistics, statistical modeling, digital image processing, machine learning in the field of processing of images and video. vilkauskas@inbox.ru; GosNIIPP, 29, Naberejnaya Obvodnogo kanala, St. Petersburg, 191167, Russia. Scientific adviser — O.V. Tsvetkov.

**Суздальцев Дмитрий Анатольевич** — научный сотрудник ФГУП «ГосНИИПП». Область научных интересов: исследование речевых и биомедицинских сигналов, распознавание образов, машинное обучение. d.suzdaltsev@gmail.com; ФГУП «ГосНИИПП», Набережная Обводного канала, 29, Санкт-Петербург, 191167, РФ. Научный руководитель — О.В. Цветков.

**Suzdaltsev Dmitry Anatolyevich** — researcher, GosNIIPP. Research interest: biomedical and speech signal processing, pattern recognition, machine leaning. d.suzdaltsev@gmail.com; GosNIIPP, 29, Naberejnaya Obvodnogo kanala, St. Petersburg, 191167, Russia. Scientific adviser — O.V. Tsvetkov.

**Куценко Светлана Анатольевна** — соискатель, СПИИРАН; заместитель начальника отдела ФГУП «ГосНИИПП». Область научных интересов: инфокоммуникационные системы, обработка видеоданных. Число научных публикаций — 2. svetlana.a.kutsenko@mail.ru; СПИИРАН, 14-я линия В.О., 39, Санкт-Петербург, 199178, РФ; р.т. +7(812)323-5139, факс +7(812)328-4450. Научный руководитель — В.В. Александров.

**Kutsenko Svetlana Anatolievna** — Ph.D. student, SPIIRAS, Deputy chief of department, GosNIIPP. Research interests: infocommunication systems, video data streams processing. The number of publications — 2. svetlana.a.kutsenko@mail.ru; SPIIRAS, 14-th Line V.O., 39, St. Petersburg, 199178, Russia; office phone +7(812)323-5139, fax +7(812)328-4450. Scientific adviser — V.V. Alexandrov.

Рекомендовано лабораторией автоматизации научных исследований СПИИРАН, ведущий лабораторией Александров В.В., д.т.н., проф.  
Статья поступила в редакцию 16.09.2013.

## РЕФЕРАТ

### *Цветков О.В., Вилкаускас И.В., Суздальцев Д.А., Куценко С.А.* **Решение обратных задач обработки сигналов с применением энтропийного анализа.**

В статье приводится описание ряда уникальных свойств энтропии случайного процесса, открывающих перспективы использования энтропийного анализа в разработке практических алгоритмов обработки информации, в частности, в задачах слепого разделения сигналов.

Задачи слепого разделения сигналов часто возникают на практике, например, в радиотехнических задачах, в обработке данных биомедицинских приборов, при исследовании и обработке музыкальных и речевых сигналов. Распространенными подходами к решению данных задач являются нейросетевые методы, метод независимых компонент и другие методы мультифакторного анализа. При решении прикладных задач слепого разделения сигналов, оценки энтропии случайного процесса, могут быть перспективными в случаях, когда использование более привычных характеристик сигналов не дает ожидаемого результата.

Приведены описания схем разделения звуковых сигналов, для которых применение энтропийного анализа представляет практическую ценность. Схема частотной фильтрации предполагает наличие сигнала, локализованного по спектру в некоторой области, априорно неизвестной. В данном случае процедура выделения сигнала сводится к полосовой фильтрации, а критерием оптимальности выделения полосы сигнала является минимизация суммы оценок энтропий исходного (сложного) сигнала и сигнала, прошедшего полосовую фильтрацию. Практический интерес также представляет схема, в которой два звуковых сигнала регистрируются в двух произвольных точках пространства, координаты которых неизвестны. Показано, что значению минимума энтропии суммы звуковых сигналов для различных значений параметров времени задержки и затухания, соответствует состояние выделения из смеси одного из исходных звуковых сигналов.

Описан результат моделирования энтропийного подхода для задачи слепого разделения звуковых сигналов в схеме частотной фильтрации. Для эксперимента брали речевой и шумоподобный сигналы, спектры которых локализованы в смежных областях с незначительным перекрытием. В эксперименте использовались оценки энтропии рангового ядра, а также энтропии шаблонов (SampEn), показавшие схожий характер оценок, что также является подтверждением адекватности полученных результатов. Продемонстрирована принципиальная возможность осуществления слепого разделения звуковых сигналов на основе энтропийного подхода в схеме с частотной фильтрацией.

Для внедрения описанного подхода в практику необходимо провести более углубленное экспериментальное исследование свойств известных статистик, дающих оценку энтропии. Ценность представленной работы заключается в первую очередь в том, что она дает теоретическое предсказание свойств энтропии, которое может быть использовано для интерпретации результатов подобных экспериментальных исследований и на этой основе выработки рекомендаций по разработке новых технических решений для обработки сигналов.

## SUMMARY

*Tsvetkov O.V., Vilkauskas I.V., Suzdaltsev D.A., Kutsenko S.A. Solving the revers problems in signal processing using the entropy analysis.*

The article describes a number of unique random process entropy properties that's opening prospects for the use of entropy analysis in the development of data processing algorithms such as blind signal separation.

Blind signal separation problem is often encountered in practice, such as radio engineering problems, biomedical devices data processing, music and speech signals processing. Some common approaches to solving these problems are neural network methods, the method of independent components and other multivariate analysis methods. Random process entropy estimation may be promising in blind signal separation applications where use of a conventional signal characteristics do not give the expected results.

There are descriptions of audio signal separation schemes for which the use of the entropy analysis has practical value. Frequency filtering scheme implies a signal with the spectrum localized in a certain region, originally unknown. In this case, the signal separating procedure is reduced to a band-pass filtering, and bandwidth allocation optimality criterion is to minimize the amount of source (complex) signal entropy and band-passed signal filtering. A scheme in which two sound signals are recorded in two arbitrary points in space which coordinates are unknown is also of practical interest. It is shown that the minimum value of the different audio signals sum entropy under different time delays and attenuation values corresponds to the signal separation state.

Entropy process simulation results for the blind separation problem of sound signal in the frequency filtering scheme is described. For the experiment speech and noise-like signals the spectra of which were located in areas with slight overlapping were taken. In the experiment we used the rank kernel entropy estimates and sample entropy (SampEn), which gave similar results, which also confirms the accuracy of the results. The possibility of the sound signals blind separation based on the entropy approach in the frequency filtering scheme was demonstrated.

For implementation of this approach it is necessary to do in-depth investigation of the existing entropy estimate statistics. Value of the article is that it provides a prediction of the entropy properties, which can be used for the interpretation of similar investigations and for giving recommendations on the development of new technical solutions for signal processing.