

УДК 621.391.14

© М. М. Нестеров, В. Н. Трифанов

## КОГЕРЕНТНЫЙ АНАЛИЗ СИГНАЛОВ ПО КЛЮЧУ

Обобщаются методы когерентного анализа сигналов в форме наиболее удобной не только для сигналов импульсной и периодической природы, но и для тех случаев, когда можно применить метод кластеризации, позволяющий выделять набор особенностей статистического сигнала, специфических для рассматриваемой задачи.

### ВВЕДЕНИЕ

Когерентный анализ сигналов был разработан авторами с целью повышения разрешающей способности обнаружения и описания скрытых слабых закономерностей в условиях большого шума.

Стандартные методы обработки сигналов, такие как дисперсионный, корреляционный и спектральный, имеют ряд существенных ограничений, к числу которых относятся условия, снижающие их разрешающую способность.

Прежде всего следует отметить их относительно хорошую работу в условиях низкого шума, когда отношение сигнал/шум больше пяти.

Этот порог можно несколько снизить если известен закон распределения шума. Тогда можно построить спектральный анализ сигнала с оптимальной фильтрацией. При хорошем разделении сигнала и шума методы с оптимальной фильтрацией позволяют снизить пороговое значение отношения сигнал/шум до единицы [1].

Если к тому же известны спектральные характеристики самого сигнала, значительно отличающиеся от спектральных характеристик известного шума, то методы оптимальной фильтрации могут иметь высокую и даже очень высокую разрешающую способность обнаружения сигнала с пороговым значением отношения сигнал/шум, измеряемым процентами и даже их долями. Однако такая ситуация встречается крайне редко. Как правило, проблема возникает уже на уровне разделения сигнала и шума, не говоря уже о знании их спектральных или других характеристик распределения, которые, как правило, неизвестны.

Другой не менее важной проблемой является проблема различения и распознавания обнаруженных слабых сигналов. Несмотря на большое количество весьма красивых стандартных методов распознавания в условиях шума, когда сигналы, накладываясь друг на друга, становятся совместными, практически все они перестают работать в силу недостаточных разрешающих возможностей различения.

Практически все хорошо отработанные стандартные методы обработки сигналов в решении проблем обнаружения, различения и распознавания могут удовлетворительно работать только в условиях стационарных сигналов. В случае нестационарных, нестабильных сигналов эти методы, по существу, перестают работать.

Всякие попытки построения время-частотных динамических фильтров не решают проблему получения удовлетворительной разрешающей способности. Более того, возникает высокий уровень неопределенности и ложных фантомных сигналов, наведенных самим методом обработки, например в случае анализа нестационарных разрывных сигналов, когда в местах разрыва появляются фантомы.

Следует также отметить, что динамические фильтры Калмана не оправдали надежд на возможность их эффективного применения к анализу нестационарных сигналов.

Когерентное суммирование линейных немультимпликативных сигналов эффективно тогда, когда суммируемые сигналы синфазны, когерентны, однонаправлены. В этих условиях кумулятивная сумма даже очень слабых сигналов при определенных объемах суммирования становится выше порога обнаружения, различения и распознавания и становится пригодной для эффективного решения этих проблем.

Основная проблема реализации когерентного анализа лежит в способах выделения кластеров когерентности. Таких способов может быть неопределенное множество, отличающихся друг от друга своими **ключевыми** процедурами выделения когерентных кластеров и способами их группировки по классам подобия. Когерентное линейное суммирование производится по каждому классу подобия отдельно. В результате возникают распределения когерентных сумм по выделенным классам подобия, которые и используются для решения проблем обнаружения, различения, селекции и распознавания сигналов.

Подобные методы анализа сигналов будем кратко называть **когерентным анализом по ключу**.

В данном разделе рассматривается один из методов когерентного анализа по ключу, основанный на статистической фильтрации сигналов.

Этот анализ производится в режиме самоорганизации, самонастройки без всяких предварительных гипотез о разделении сигнала и шума, а также о характере законов их распределения.

Когерентный анализ по ключу производится в несколько последовательных крупных этапов.

1. Этап когерентной кластеризации сигнала по максимумам и минимумам (минимаксные методы).
2. Этап статистической фильтрации сигнала и получения статистического фильтра.
3. Этап линейного суммирования сигналов по классам подобия когерентных кластеров на основе статистического фильтра.
4. Этап линейного суммирования сигналов по классам подобия когерентных кластеров и получения распределений сумм по этим классам.
5. Этап сравнения распределений разных сигналов, обнаружения аномалий, их различения, селекции и распознавания.

Следует отметить, что по всем пяти этапам имеются свои оригинальные разработки **нестандартного анализа**. Однако, когда качественно выполнены первые четыре этапа нестандартного анализа, то пятый этап можно выполнить даже простым визуальным методом или соответствующими отработанными методами стандартного анализа сравнения распределений.

Поэтому в статье будут рассмотрены особенно нестандартного анализа первых четырех этапов.

### 1. КОГЕРЕНТНАЯ КЛАСТЕРИЗАЦИЯ СИГНАЛА МИНИМАКСНЫМИ МЕТОДАМИ

Основная идея этого метода основана на выделении областей сигнала (кластеров) между соседними минимумами, между которыми находится один максимум (триады минимум–максимум–минимум).

В самом простом случае достаточно иметь три последовательных значения сигнала  $x_1, x_2, x_3$ , чтобы по ним обнаружить как минимум, так и максимум. А именно:

для максимума справедливы сравнения

$$x_2 \geq x_1 \text{ и } x_2 \geq x_3;$$

для минимума имеем сравнения противоположного плана

$$x_2 \leq x_1 \text{ и } x_2 \leq x_3.$$

Глобально для триады минимум–максимум–минимум достаточно иметь минимум три точки. Если сигнал регулярной периодичности типа синусоиды, то одна точка, а именно минимум между двумя соседними триадами, является общей. Поэтому для обнаружения регулярных триад в этом регулярном случае требуется по две точки на каждую триаду.

Если триады возникают с частотой  $f$ , а время наблюдений  $T$ , то общее количество точек такого регулярного сигнала будет равно

$$N = 2f \cdot T.$$

Как видим, это типичный аналог теоремы Котельникова.

В условиях нерегулярных сигналов с шумом, чтобы отфильтровать влияние высокочастотных шумов на обработку сигнала, целесообразно рассматривать не отдельные отсчеты сигнала, а их последовательные суммы. При этом возможны два полярных случая. В первом случае суммы  $x_1, x_2, x_3$  несовместны, но рядом положены. Во втором случае суммы  $x_1, x_3$  несовместны и рядом положены, а сумма  $x_2$  совместна с ними обеими на их смежных симметричных частях. В этом случае мы имеем четыре несовместные рядом положенные суммы  $y_1, y_2, y_3, y_4$ . Причем с предыдущими суммами они связаны соотношениями

$$x_1 = y_1 + y_2, \quad x_2 = y_2 + y_3, \quad x_3 = y_3 + y_4.$$

Минимальное количество отсчетов, удовлетворяющих этим двум несовместным разбиениям общего измерительного кортежа равно 12, это число есть наименьшее общее кратное чисел 3 и 4.

Таким образом, для выделения регулярных кластеров в условиях высокочастотного шума требуется общее количество точек

$$N = 24f \cdot T.$$

Точки минимума и максимума в этом случае определяются условиями:

для максимума

$$x_2 \geq x_1 \text{ и } x_2 \geq x_3,$$

или

$$y_2 + y_3 \geq y_1 + y_2 \text{ и } y_2 + y_3 \geq y_3 + y_4;$$

для минимума

$$x_2 \leq x_1 \text{ и } x_2 \leq x_3,$$

или

$$y_2 + y_3 \leq y_1 + y_2 \text{ и } y_2 + y_3 \leq y_3 + y_4.$$

Здесь 12 точек кортежа в первом случае разбиваются на 3 суммы  $x_1, x_2, x_3$  по 4 точки в каждой.

Во втором случае они разбиваются на 4 суммы  $y_1, y_2, y_3, y_4$  по 3 точки в каждой.

Каждую пару сравнений можно взвесить и получить по одному равномошному сравнению.

Для максимума

$$\begin{cases} 3x_2 + 4(y_2 + y_3) \geq 3x_1 + 4(y_1 + y_2), \\ 3x_2 + 4(y_2 + y_3) \geq 3x_3 + 4(y_3 + y_4). \end{cases}$$

Для минимума

$$\begin{cases} 3x_2 + 4(y_2 + y_3) \leq 3x_1 + 4(y_1 + y_2), \\ 3x_2 + 4(y_2 + y_3) \leq 3x_3 + 4(y_3 + y_4). \end{cases}$$

Разделительными точками кластеров являются точки минимума, между которыми находится одна точка максимума.

Перенумеруем все максимумы сигнала и рассмотрим кластер ( $k$ ) между точками ( $k$ ) и ( $k + 1$ ) с временами  $t_k$  и  $t_{k+1}$  и со значениями минимумов  $x_{1,k}$ ,  $x_{1,k+1}$ .

По точкам минимумов можно проводить аппроксимационные огибающие разного порядка. В самом простом случае огибающая будет состоять из отрезков прямых первого порядка.

Сигнал огибающей кластера ( $k$ ) в момент  $t$  имеет вид

$$x_1(t) = x_{1,k} + \frac{x_{1,k+1} - x_{1,k}}{t_{k+1} - t_k}(t - t_k), \quad t \in [t_k, t_{k+1}].$$

Таким образом, минимумы исходного сигнала  $x(t)$  образуют сигнал огибающей первого порядка  $x_1(t)$ .

Теперь мы можем сформировать неотрицательный сигнал первого порядка

$$y_1(t) = x(t) - x_1(t).$$

Отсчеты каждого кластера в этом случае будут положительные и их можно накапливать простым линейным суммированием.

Огибающую минимумов первого порядка  $x_1(t)$  можно рассматривать как самостоятельный сигнал, который можно разбить на кластеры второго порядка триадами минимум–максимум–минимум с огибающей  $x_2(t)$  и сигналом

$$y_2(t) = x_1(t) - x_2(t).$$

Эти сигналы положительны и их можно накапливать в кумулятивных суммах распределений второго порядка. Ясно, что кластеры второго порядка будут более протяженными.

Такую процедуру можно продолжать до тех пор, пока на некотором порядке  $n$  либо не будет максимумов между минимумами, либо не будет ни максимумов, ни минимумов, либо будет один глобальный минимум, либо один глобальный максимум.

В этом случае процесс останавливается. Вся информация исходного сигнала исчерпана и пе-

решла в кластеры первого, второго и т.д. порядков.

Каждый кластер ( $k$ ) сигнала порядка ( $m$ ) имеет сумму сигнала

$$X_{mk} = S_t y_m(t), \quad t \in [t_k, t_{k+1}],$$

где  $S_t$  — интеграл Лебега, которую можно рассматривать как кумулятивный импульс кластера ( $mk$ ). Длительность этого импульса равна

$$\tau_{mk} = t_{k+1} - t_k.$$

Максимум сигнала кластерного импульса  $y_{mk}$  разделяет его интервал на две части

$$\tau_{mk} = \tau_{1\,mk} + \tau_{2\,mk}.$$

Среднее значение его равно

$$\bar{y}_{mk} = X_{mk} / \tau_{mk}.$$

Здесь перечислены основные информационные характеристики первого порядка для кластерного импульса ( $mk$ ). Разбиение совокупности кластерных импульсов порядка ( $m$ ) выполним по их длительности  $\tau_{mk}$ ,  $k \in J_m$ , где  $J_m$  — множество кластерных импульсов порядка ( $m$ ).

## 2. СТАТИСТИЧЕСКАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ СИГНАЛА

Рассмотрим центрированный сигнал  $x$  со средним значением  $\langle x \rangle = 0$ , вторым моментом  $\langle x^2 \rangle = D$ , третьим моментом  $\langle x^3 \rangle = aD$  и четвертым моментом  $\langle x^4 \rangle = dD$ , где  $\langle \rangle$  есть стандартное математическое ожидание;  $D$ ,  $a$ ,  $dD$  — соответственно дисперсия, асимметрия и четвертый момент, определенный стандартным способом.

В самом простейшем случае представим исходный сигнал модельным сигналом с тремя состояниями  $x = (x_1, 0, x_2)$ , которые определяются процедурой фильтрации.

Значения модельного сигнала пребывают в них с вероятностями

$$P = (p_1, p, p_2), \quad p_1 + p_2 + p = 1.$$

Размах модельного сигнала равен

$$s = x_2 - x_1. \tag{1}$$

Моменты модельного сигнала подчиняются соотношению

$$\langle x^n (x - x_1)(x - x_2) \rangle = 0, \quad n \in N.$$

Потребуем, чтобы первые 4 момента модельного сигнала были равны первым четырем моментам исходного сигнала.

При таком допущении модельный сигнал подобен исходному по четырем статистическим инвариантам, построенным на его четырех начальных моментах. При  $n = 1, 2$  имеем

$$\begin{aligned} \langle x^3 - (x_2 + x_1)x^2 + x_1x_2x \rangle &= 0, \\ \langle x^4 - (x_2 + x_1)x^3 + x_1x_2x^2 \rangle &= 0. \end{aligned} \quad (2)$$

Совместное решение этих уравнений позволяет выразить размах сигнала через его моменты\*

$$s^2 = 4d - a^2. \quad (3)$$

Аналогичным образом можно определить разрешенные состояния модельного процесса и вероятности пребывания в них

$$\begin{aligned} x_2 &= (a + s)/2, \quad x_1 = (a - s)/2, \\ p_2 &= \frac{2D}{s(s+a)}, \quad p_1 = \frac{2D}{s(s-a)}, \\ p &= 1 - \frac{D}{d - a^2}. \end{aligned} \quad (4)$$

Таким образом, статистический фильтр модельного процесса полностью определен. Его распределение вероятностей по разрешенным состояниям и сами эти разрешенные состояния эквивалентны исходному процессу с точностью до первых четырех моментов.

Для моментов более высокого порядка справедлива рекуррентная возвратная последовательность\*\*

$$\langle x^n = ax^{n-1} + (d - a^2)x^{n-2} \rangle, \quad n \geq 4. \quad (5)$$

Возвратную последовательность можно использовать для прогноза моментов более высокого порядка и на их основе получить оценки разброса всех статистических характеристик модельного сигнала (дисперсии, асимметрии и эксцесса).

Однако есть возможность сделать модельный сигнал более точным приближением исследуемого сигнала. Для этого дополнительно к условиям (2) добавим еще одно, а именно равенство размахов исследуемого и модельного сигналов.

Чтобы модельная система не была переопределенной, представим исследуемый сигнал в виде независимой суммы одинаковых модельных сигналов. Обозначим это чисто символически, не вводя новых обозначений:

$$x_n = \sum_k x_k, \quad k = 1, \dots, n, \quad (6)$$

\* В системе (2) состояния  $x_1, x_2$  определяются по формулам (4) через размах  $s$  и асимметрию  $a$ , в результате получаются формулы (3) и (4).

\*\* В возвратных последовательностях более высокие моменты  $\langle x^n \rangle$  выражаются через более низкие  $\langle x^{n-1} \rangle, \langle x^{n-2} \rangle, \dots$

где количество модельных сигналов ( $n$ ) определено ниже по формуле (13)

Рассмотрим первые 4 момента такой модельной суммы.

$$\langle x_n = \sum_k x_k = nx \rangle = 0.$$

$$\langle x_n^2 = \left( \sum_k x_k \right)^2 = \sum_k x_k^2 + \sum_{m,k} x_m x_k \rangle = 0, \quad k \neq m,$$

или

$$\langle x_n^2 = nx^2 = n(n-1)xx \rangle = 0,$$

или

$$\langle x_n^2 = D_n = nD \rangle = 0, \quad (7)$$

где  $D_n$  — дисперсия исходного сигнала,  $D$  — дисперсия модельного сигнала.

$$\langle x_n^3 = \sum_k x_k^3 + \sum_{m,k} x_m^2 x_k + \sum_{i,k,m} x_i x_k x_m \rangle, \quad i \neq k \neq m,$$

или

$$\langle x_n^3 = nx^3 + 2n(n-1)x^2x + n(n-1)(n-2)xxx \rangle,$$

или

$$\langle x_n^3 = naD = a nD = aD_n \rangle. \quad (8)$$

Далее

$$\begin{aligned} \langle x_n^4 &= \sum_k x_k^4 + \sum_{m,k} x_m^3 x_k + \sum_{m,k} x_m^2 x_k^2 + \\ &+ \sum_{i,k,m} x_i^2 x_k x_m + \sum_{j,k,m,i} x_j x_k x_m x_i \rangle, \end{aligned}$$

или

$$\begin{aligned} \langle x_n^4 &= nx^4 + 3n(n-1)x^3x + 3n(n-1)x^2x^2 + \\ &+ 6n(n-1)(n-2)x^2xx + 3n(n-1)(n-2)(n-3)xxxx \rangle, \end{aligned}$$

или

$$\langle x_n^4 - 3D_n^2 = n(x^4 - 3D^2) = D_n(d - 3D) \rangle,$$

или

$$\begin{aligned} d_n - 3D_n &= d - 3D, \quad d_n = \langle x_n^4 / D_n \rangle, \\ j \neq i \neq k \neq m. \end{aligned} \quad (9)$$

Как видим, новый модельный сигнал содержит 4 статистических инварианта

$$\begin{aligned} \langle x_n \rangle &= n \langle x \rangle = 0, \quad D_n = nD, \\ \langle x_n^3 \rangle &= naD = aD_n, \\ \langle x_n^4 - 3D_n^2 \rangle &= n(x^4 - 3D^2). \end{aligned} \quad (10)$$

Из этих линейных инвариантов строятся два значимых инварианта исходного и модельного процессов

$$\begin{aligned} A_n &= a, & d_n - 3D_n &= d - 3D, \\ d_n &= \langle x_n^4 / D_n \rangle. \end{aligned} \quad (11)$$

Что касается размахов исходного и модельного процессов, то они тоже связаны линейным соотношением

$$s_n = ns. \quad (12)$$

Изложенные зависимости позволяют получить квадратное уравнение относительно числа слагаемых линейного процесса ( $n$ )

$$S_n^2 = 12nD + n^2(4(d_n - 3D_n) - 3a_n^2). \quad (13)$$

Наблюдая  $S_n, D_n, d_n, a_n$  реального исходного сигнала по этой зависимости, находим число независимых слагаемых исходного процесса ( $n$ ). Это позволяет найти характеристики элементарного модельного процесса

$$s = S_n/n, \quad D = D_n/n, \quad d = d_n - (3D_n - D),$$

$$a = a_n, \quad x_2 = (a + s)/2, \quad x_1 = (a - s)/2,$$

$$p_2 = \frac{2D}{s(s+a)}, \quad p_1 = \frac{2D}{s(s-a)}, \quad p = 1 - \frac{D}{d-a^2}. \quad (14)$$

В компактном виде вся информация дискретного распределения содержится в стандартной производящей функции с состояниями ( $x_1, 0, x_2$ ) и вероятностями ( $p_1, p, p_2$ )

$$F(Z) = (p_1 Z^{x_1} + p Z^{x=0} + p_2 Z^{x_2})^n. \quad (15)$$

Вероятность состояния

$$x_{mk} = mx_1 + kx_2 \quad (16)$$

равна

$$P_{mk} = \frac{n!}{m!k!(n-k-m)!} P_1^m P_2^k P^{n-k-m}. \quad (17)$$

Таким образом, построен генератор модельного процесса со своей производящей функцией, со своими разрешенными модельными состояниями и вероятностями пребывания в них.

### 3. ВЫДЕЛЕНИЕ КЛАССОВ ПОДОБИЯ КОГЕРЕНТНЫХ КЛАСТЕРОВ НА ОСНОВЕ СТАТИСТИЧЕСКОГО ФИЛЬТРА

Применим изложенную модель статистической фильтрации для выделения классов подобия когерентных кластеров по их длительности.

Итак, в качестве исходного сигнала рассматриваются интервалы когерентных кластеров

$$x_{mk} = \tau_k, \quad k \in J,$$

где  $J$  — множество когерентных кластеров рассматриваемого порядка.

Определим из этого множества основные статистические характеристики

$$\langle x_n \rangle, S_n, D_n, d_n, a_n, n, s, D, d, a, N_n, x_1, x_2,$$

где  $\langle x_n \rangle, N_n$  — среднее значение интервалов кластеров и их общее количество.

Упорядочим все кластеры по возрастанию их интервалов. Тогда в класс ( $mk$ ) с разрешенным интервалом

$$x_{mk} = mx_1 + kx_2$$

и вероятностью пребывания в нем

$$P_{mk} = \frac{n!}{m!k!(n-k-m)!} P_1^m P_2^k P^{n-k-m}$$

входит

$$N_{mk} = p_{mk} N$$

кластеров\*.

### 4. ЛИНЕЙНОЕ СУММИРОВАНИЕ СИГНАЛОВ ПО КЛАССАМ ПОДОБИЯ

Упорядочив все состояния  $x_{mk}$  по возрастанию, с соответствующим числом кластеров  $N_{mk}$ , получаем разбиение общего количества кластеров  $N$ , на классы  $x_{mk}$  мощностью  $N_{mk}$ . Просуммировав все импульсы кластеров класса ( $mk$ ), получаем кумулятивный импульс класса ( $mk$ ) с разрешенным интервалом  $x_{mk} = \tau_{mk}$ .

Все компоненты кумулятивных сумм положительны. Поэтому при достаточной длительности сигнала даже очень слабые кластерные импульсы, накапливаясь в кумулятивных суммах, вырастают в значимые наблюдаемые, обнаруживаемые и различаемые сигналы. Еще раз обращаем внимание на то, что все сигналы кластеров одного класса когерентны, поэтому их сигналы в суммах не уничтожают друг друга, а усиливают. В этом основное преимущество линейного когерентного суммирования.

С точки зрения вычислительной сложности все процедуры выделения кластеров по максимумам и минимумам и суммирования сигналов в пределах одного кластера, а также суммирования сигналов в пределах одного класса кластеров легко распараллеливаются. Кроме того, все процедуры статисти-

\* Область применения изложенного метода статистической фильтрации распространяется на сигналы с ограниченной дисперсией.

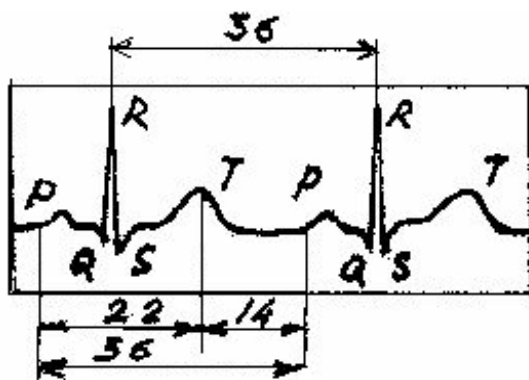


Рис. Типичная кардиограмма здорового человека (по [5])

ческой фильтрации также выполняются в параллельном режиме.

Для современных суперЭВМ эти процедуры являются весьма технологичными, позволяющими выполнять вычисления практически в режиме реального времени\*.

Итак, на каждом уровне кластеризации получаем классы кумулятивных импульсов  $y_{mk}$  с длительностью  $\tau_{mk}$ .

Это позволяет сравнивать между собой распределения разных сигналов и на основе этого сравнения решать проблемы обнаружения, различения, селекции и распознавания, используя либо стандартные, либо нами разработанные нестандартные технологии решения проблем.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье рассматривается задача извлечения информации из статистических свойств обрабатываемого сигнала достаточно произвольной формы (задача «статистики излучения») [2, 3] в реальном времени. Ранее [4] рассматривался когерентный анализ нестационарных процессов в форме наиболее удобной для сигналов импульсной и периодической природы, т. к. такой анализ обеспечивает линейный рост вычислительной сложности и поэтому кажется наиболее подходящим для обработки сигналов в реальном времени.

\* Например, нормальный закон распределения в диапазоне  $\pm 3\sigma$ , где  $\sigma$  — среднеквадратичное отклонение, аппроксимируется трехкратным обращением к модельному сигналу  $(-\sigma, 0, \sigma)$  с распределением вероятностей состояний (1, 12, 51, 88, 51, 12, 1)/216. Как видим, вероятность выхода за пределы полосы ( $\pm 3\sigma$ ) менее одного процента, что практически точно соответствует нормальному распределению.

Предложенные при этом рекурсивные процедуры, основанные на принципах самоорганизации и ультраметрии обобщаются с помощью метода кластеризации, позволяющего выделять набор особенностей статистического сигнала, специфических для данной задачи их когерентного накопления.

В качестве примера когерентного анализа сигнала по триадам минимум–максимум–минимум рассмотрим анализ типичной кардиограммы здорового человека, изображенной на рис. и взятой из монографии [5].

Как видно из рис., кардиоцикл содержит пять экстремальных точек: P, Q, R, S, T, среди которых P, R, T — максимумы, а Q, S — минимумы. Кардиологи установили, что P — импульс активности предсердия, R — импульс активности желудочка сердца, T — импульс релаксации мышечной среды. Причем установлено, что импульсы P, R частично работают совместно, и накладываются друг на друга, а импульс релаксации срабатывает несомненно с ними, после них.

Авторы рассмотрели независимую работу двух равноправных резонаторов в активной среде, равноправной с ними с точки зрения периода активности, и установили, что относительная активность резонаторов P, R и среды T подчиняется квадратному уравнению  $(1 - p)^2 = p$ , положительный корень которого равен золотому сечению ( $p = 0,382$ ). Как видно из рис., интервал T – P равен 14 в общем цикле длительностью 36 и составляет долю  $p = 14/36 = 0,382$ . Как показал В.Д. Цветков в монографии [6], эта закономерность присуща всем животным.

В Пущинском центре РАН исследовались кардиоциклы разных животных разных весов и при разных нагрузках в течение последних 15 лет. Они чисто статистически, используя стандартные методы обработки на ЭВМ, пришли к отмеченной выше закономерности, которая нами была получена простым когерентным анализом триад. Более того, мы на этой основе получили прекрасную модельную интерпретацию закономерности золотого сечения в кардиоритмах здорового организма.

Можно также сигнал и его производные представить в виде двумерной картины на дисплее и разработать методы когерентного анализа по ключу для задач более общего вида. Основными особенностями такого когерентного анализа являются обработка данных в разных масштабах времени и с несколькими временными переменными. Это требует создания так называемых единых алгоритмов [7], которые позволят реализовать изложенный выше метод когерентного анализа по ключу в различных приспособленных к конкретной задаче функциональных элементных базах.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Трифанов В.Н. Методические основы синтеза динамических сетей. Алгебраическое равновесие и статистика. Препринт № 148, Л.: ЛИИАН, 1981. 49 с.
2. Клаудер Дж., Сударшан Э. Основы квантовой оптики. М.: Мир, 1970. 428 с.
3. Стейнфельд Дж., Хаустон П., Шмальц Т. и др. Лазерная и когерентная спектроскопия. М.: Мир, 1982. 629 с.
4. Нестеров М.М., Трифанов В.Н., Данилов В.Н. Нестандартный анализ данных с использованием самоорганизующихся технологий // Научное приборостроение. 2000. Т. 10, № 1. С. 35–43.
5. Физиология человека / Ред. Р. Шмидт и Г. Тевс. В 2-х томах. М.: Мир, 1996. Т. 2. 475 с.
6. Цветков В.Д. Сердце, золотое сечение и симметрия. Пушкино: Пушкинский центр РАН, 1997. 170 с.
7. Nesterov M.M., Nesterov V.M., Tarasov N.A. Simulation of the thin-film growth dynamics and thin-film surface shape. SPb.: SPIIRAS, 1994. 29 p.

*Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации РАН*

Материал поступил в редакцию 09.02.2000.

## KEY BASED SIGNAL COHERENCE ANALYSIS

**M. M. Nesterov, V. N. Trifanov**

*Saint-Petersburg Institute of Informatics and Automation RAS*

The principles of coherence analysis of signals of clustered structure are formulated. Such analysis permits us to describe the properties of not only periodic or pulsed signals, but also signals of some other specific nature.