УДК 519

© 2014 г. **О.С. Амосов**, д-р техн. наук,
С.Г. Баена
(Комсомольский-на-Амуре государственный технический университет),
Л.Н. Амосова, канд. техн. наук
(Амурский гуманитарно-педагогический государственный университет)

НЕЛИНЕЙНОЕ ОЦЕНИВАНИЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СИНТЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Дано решение задачи оценивания временных рядов по нелинейным измерениям с использованием синтетических систем. Синтетические системы могут быть реализованы как иерархические, построенные на основе принципов декомпозиции и эвристик. Рассмотрен пример оценивания экспоненциально-коррелированнного процесса с локальными особенностями, в котором используются для фильтрации вейвлет и фильтр Калмана. Показаны преимущества фильтрации с использованием вейвлета.
***Ключевые слова**:* оценивание, иерархическая синтетическая система, вейвлет, фильтр Калмана, нестационарный процесс с локальными особенностями.

Введение

При разработке методов и алгоритмов оптимального нелинейного оценивания случайных процессов и последовательностей наиболее широко используется байесовский подход [1]. При этом он требует для построения оптимальных алгоритмов, полную априорную информацию об оцениваемых процессах и ошибках их измерений. Указанный недостаток привел к развитию новых подходов к построению эффективных алгоритмов оценивания.

Так, в настоящее время для синтеза указанных алгоритмов используются искусственные нейронные сети [2, 3], нечеткие системы [4] и вейвлеты [5], которые могут применяться как раздельно, так и совместно в виде гибридных систем. Такие системы сочетают в себе гибкость и обучаемость нейронных сетей, возможности компактного описания сигналов в частотной и временной областях, присущее вейвлетам, и возможность построения прозрачных правил вывода решений на основе аппарата нечеткой логики. Под синтетическими системами (СС) в дальнейшем и будем понимать перечисленные выше конструкции.

В данной работе в качестве *объекта исследования* рассматривается временной ряд, который представляет собой последовательность значений некоторой переменной (переменных), регистрируемых непрерывно или через некоторые промежутки времени. *Предмет исследования* – алгоритм оценивания, основанный на использовании синтетической системы.

Целью статьи является синтез алгоритмов оценивания недоступного непосредственному наблюдению временного ряда по доступным измерениям другого ряда, связанного с первым посредством некоторой измерительной системы.

Постановка нелинейной задачи оценивания временного ряда

Пусть задан n-мерный временной ряд $\mathbf{x}_i = [x_{1i}, \ \ldots, \ x_{ni}]^T, i = 0, 1, \ldots, k$ и требуется, располагая связанными с $\mathbf{x}_i$ значениями m-мерного временного ряда $\mathbf{y}_i = [y_{1i}, \ \ldots, \ y_{mi}]^T$, $i = \overline{1.k}$, найти оценку $\mathbf{x}_i$, вычисляемую с использованием набора измерений, задаваемого составным вектором $\mathbf{Y}_i = [\mathbf{y}_1^T, \ \ldots, \ \mathbf{y}_{i\text{-}1,}^T \ \ \mathbf{y}_i^T]^T$ размерности $i \cdot m$, $i = \overline{1.k}$.

Эта задача *нерекуррентного оценивания* легко сводится к более простой задаче оценивания одного вектора $\mathbf{x}$ по измеренным значениям вектора $\mathbf{y}$, для чего достаточно предположить, что в качестве фигурирующих здесь векторов $\mathbf{x}$ и $\mathbf{y}$ выступают соответственно $\mathbf{x}_i$ и $\mathbf{Y}_i$: $\mathbf{x} \equiv \mathbf{x}_i$, $\mathbf{y} \equiv \mathbf{Y}_i = [\mathbf{y}_1^T, \ \ldots, \ \mathbf{y}_{i\text{-}1,}^T \ \ \mathbf{y}_i^T]^T$.

Несмотря на кажущуюся простоту постановки задачи оценивания, к такой постановке могут быть сведены вполне конкретные прикладные задачи [6].

Итак, целью решения рассматриваемой задачи оценивания является нахождение оценки n-мерного неизвестного вектора состояния $\mathbf{x} = [x_1 \ \ \ldots \ \ x_n]^T$ по m-мерному вектору измерений $\mathbf{y} = [y_1 \ \ \ldots \ \ y_m]^T$, которые могут быть записаны следующим образом [1]:

$$\mathbf{y} = \mathbf{s}(\mathbf{x}) + \mathbf{v}, \qquad (1)$$

где $\mathbf{s}(\mathbf{x}) = [s_1(\mathbf{x}) \ \ \ldots \ \ s_m(\mathbf{x})]^T$ – m-мерная в общем случае нелинейная вектор функция векторного аргумента, которая обычно считается известной, а $\mathbf{v} = [v_1 \ \ \ldots \ \ v_m]^T$ – случайный вектор, передающий наличие ошибок измерения.

Отличительная особенность байесовской постановки задачи оценивания заключается в том, что априорная информация об оцениваемом векторе $\mathbf{x}$ и используемых измерениях $\mathbf{y}$ задается либо в виде их совместной *функции плотности распределения вероятностей* (ф.п.р.в.) $f(\mathbf{x}, \mathbf{y})$, что характерно для традиционной постановки [1], либо в виде согласованного набора реализаций

$$\{(\mathbf{y}^{(j)}, \mathbf{x}^{(j)})\}_{j=1}^{N}, \qquad (2)$$

что характерно для постановки задачи оценивания с использованием настраиваемых, обучаемых систем, –например, нейронных сетей и нечетких систем [2 – 4]. Согласованность здесь понимается в том смысле, что они представляют независимые друг от друга реализации составного случайного вектора с одной и той же ф.п.р.в. $f(\mathbf{x}, \mathbf{y})$.

Решение нелинейной задачи оптимального оценивания

Для байесовской постановки задачи оценивания оптимальная оценка $\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y})$ минимизирует среднеквадратический критерий $J = E[(\mathbf{x} - \tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}))^T (\mathbf{x} - \tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}))]$, где E – математическое ожидание, соответствующее ф.п.р.в. $f(\mathbf{x}, \mathbf{y})$.

Оценка $\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y})$, которая минимизирует критерий *J*, определяется следующим образом [1, 2]:

$$\tilde{\mathbf{x}}^{opt}(\mathbf{y}) = \int \mathbf{x} f(\mathbf{x} / \mathbf{y}) d\mathbf{x}, \tag{3}$$

где $f(\mathbf{x} / \mathbf{y}) = f(\mathbf{x}, \mathbf{y}) / f(\mathbf{y})$ – апостериорная ф.п.р.в. для вектора $\mathbf{x}$; $f(\mathbf{y}) = \int f(\mathbf{x}, \mathbf{y}) d\mathbf{x}$ – ф.п.р.в. для $\mathbf{y}$.

В случае (1), совместная ф.п.р.в. $f(\mathbf{x}, \mathbf{v})$ обычно известна и ф.п.р.в. $f(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ определяется как $f(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = f(\mathbf{x}) f_{\mathbf{v}}(\mathbf{y} - \mathbf{s}(\mathbf{x}))$, где $f_{\mathbf{v}}(\bullet)$ является ф.п.р.в. для вектора ошибок измерения $\mathbf{v}$. Обычно $\mathbf{v}$ и $\mathbf{x}$ полагаются случайными векторами с нулевыми средними и не зависимыми друг от друга, т.е. $f(\mathbf{x}, \mathbf{v}) = f(\mathbf{x}) f(\mathbf{v})$.

При наличии обучающего множества (2) приближенное решение задачи оценивания находят путем ввода класса зависящих от параметров в общем случае нелинейных функций, используемых для вычисления оценки [2 – 4]. Эти неизвестные функции и отыскиваются с использованием синтетических систем. При этом проблема получения алгоритма оценивания на основе синтетической системы сводится (вне зависимости от топологии системы) к процедуре нахождения параметров этой системы, отыскиваемых в результате минимизации критерия, формируемого с использованием данных обучающей выборки. В этом случае можно использовать основанный на синтетической системе алгоритм в виде

$$\tilde{\mathbf{x}}^{SS}(\mathbf{y}) = \mathbf{K}^{SS}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}}), \tag{4}$$

где $\tilde{\mathbf{W}}$ – матрица, отвечающая за параметры СС; $\mathbf{y}$ – вход СС. Матрица $\tilde{\mathbf{W}}$ определяется (когда СС обучается) при минимизации критерия обучения:

$$\tilde{J}(\tilde{\mathbf{W}}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} \left(\mathbf{x}^{(j)} - \tilde{\mathbf{x}}^{SS(j)}(\mathbf{y}^{(j)}, \tilde{\mathbf{W}}) \right)^T \left(\mathbf{x}^{(j)} - \tilde{\mathbf{x}}^{SS(j)}(\mathbf{y}^{(j)}, \tilde{\mathbf{W}}) \right), \tag{5}$$

где $\tilde{\mathbf{x}}^{SS(j)}(\mathbf{y}^{(j)}, \tilde{\mathbf{W}})$ – формируемая СС оценка с использованием измерений $\mathbf{y}^{(j)}$, соответствующих реализации вектора $\mathbf{x}^{(j)}$.

Таким образом, задача проектирования алгоритма оценивания сводится к выбору и обучению синтетической системы, т.е. нахождению параметров системы в процессе минимизации среднеквадратического критерия (5), формируемого с использованием обучающего множества (2).

Однако для алгоритмов создания и обучения синтетических систем при решении задач нерекуррентного и рекуррентного нелинейного оценивания временных рядов возникают вычислительные трудности при использовании больших массивов данных, когда количество входов системы превышает некоторое определенное значение. Так, например, в случае нечетких систем проблемы возникают, когда количество входов нечеткой системы превышает значения 5, 6.

Решение задачи оценивания с использованием иерархических синтетических систем

Для повышения быстродействия настройки алгоритмов оценивания предлагается использовать принцип декомпозиции сложных систем. Рассмотрено построение иерархических синтетических систем на основе принципа декомпозиции и эвристических правил.

Синтетические системы могут быть декомпозированы с использованием трех базовых представлений подсистем. К ним относят: каскадное, параллельное соединение элементов, а также соединение замыканием обратной связи [7]. Для системы S справедливы следующие отношения [7].

Каскадное соединение. Каждая система $S \subset (X_1 \times X_2) \times (Y_1 \times Y_2)$ допускает декомпозицию в соединенные каскадно элементы.

Параллельное соединение. Пусть система $S \subset (X_1 \times X_2) \times (Y_1 \times Y_2)$ и пусть $S(x) = \{y : (x,y) \subset S\}$, где $X = X_1 \times X_2$, а $Y = Y_1 \times Y_2$. Система S допускает декомпозицию на системы S_1 и S_2 в том и только в том случае, когда для любых $x \in D(S)$ справедливо равенство $S(x) = \Pi_1(S(x)) \times \Pi_2(S(x))$ и операторы проектирования

$$\Pi_1 : (X_1 \times X_2) \times (Y_1 \times Y_2) \to (X_1 \times Y_1),$$

$$\Pi_2 : (X_1 \times X_2) \times (Y_1 \times Y_2) \to (X_2 \times Y_2)$$

такие, что $\Pi_1(x_1, x_2, y_1, y_2) = (x_1, y_1)$ и $\Pi_2(x_1, x_2, y_1, y_2) = (x_2, y_2)$.

Замыкание обратной связи. Любая система $S \subset (X_1 \times X_2) \times (Y_1 \times Y_2)$ допускает декомпозицию $S = F(S_1 \circ S_2)$ в соединенные каскадно и охваченные обратной связью элементы, где $S_1 \subset (X_1 \times Z_1) \times (Y_1 \times Z_2)$, $S_2 \subset (X_2 \times Z_2) \times (Y_2 \times Z_1)$, а Z_1 и Z_2 – вспомогательные множества.

С использованием приведенных базовых принципов могут быть построены на основе синтетических систем субоптимальные алгоритмы оценивания временных рядов с различной степенью сложности.

Прежде всего с использованием принципа параллельного соединения синтетическая система оценивания типа MIMO (many inputs – many outputs) может быть представлена совокупностью синтетических систем типа MISO (many inputs – single output). Поэтому вычислительные трудности обучения синтетических систем типа MIMO частично преодолеваются переходом от системы MIMO к совокупности систем типа MISO.

Для решения обозначенной в работе проблемы сокращения количества входов системы осуществляется дальнейшая декомпозиция систем MISO. С этой целью может быть построено несколько иерархических синтетических систем как для нерекуррентного, так и для рекуррентного оценивания применительно к нелинейным задачам обработки информации.

Пример решения нелинейной задачи оценивания с использованием иерархических нечетких систем можно найти в работе [8]. Там же показано, что байесовский и альтернативный, основанный на использовании иерархических нечетких систем, алгоритмы вырабатывают оценки с близкой точностью. При этом скорость обучения иерархических систем значительно, на несколько порядков, выше скорости обучения одноуровневых систем.

Здесь же рассмотрим пример использования вейвлетов для оценивания нестационарного процесса – временного ряда с локальными особенностями, предварив его кратким изложением вейвлет-преобразования.

Вейвлет-преобразование

Непрерывное вейвлет-преобразование. Прямое и обратное непрерывное вейвлет-преобразование сигнала $s(t)$ имеет вид [9]:

$$W_s(a,b) = \left(s(t), \psi_{ab}(t)\right) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \tag{6}$$

$$s(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_s(a,b) \psi_{ab}(t) \frac{da db}{a^2},$$

где $\psi_{ab}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ – вейвлет, порождаемый материнским вейвлетом $\psi(t)$ за счет операций сдвига во времени (b) и изменения временного масштаба (a); C_ψ – нормирующий коэффициент; $(\cdot,\cdot)$ – скалярное произведение соответствующих сомножителей.

Из (6) следует, что вейвлет-спектр $W_s(a,b)$ (wavelet spectrum, или time-scale-spectrum – масштабно-временной спектр) в отличие от фурье-спектра является функцией двух аргументов: a – первый аргумент (временной масштаб) аналогичен периоду осцилляций, т.е. обратен частоте; b – второй аргумент аналогичен смещению сигнала по оси времени. Следует отметить, что $W_s(b,a_0)$ характеризует времен-ную зависимость (при $a = a_0$), тогда как зависимости $W_s(a,b_0)$ можно поставить в соответствие частотную зависимость (при $b = b_0$).

Дискретное вейвлет-преобразование. Вейвлет-разложение аппроксимации j-го уровня разрешения $\tilde{s}(t)$ для глубины разложения m имеет вид [10]:

$$\tilde{s}_j(t_i) = \tilde{s}_{j-m}(t_i) + \tilde{s}^d_{j-m}(t_i) + \ldots + \tilde{s}^d_{j-1}(t_i),$$

$$\tilde{s}_j(t_i) = \sum_{k \in Z} a_{j-m,k} \varphi_{j-m,k}(t_i) + \sum_{k \in Z} d_{j-m,k} \psi_{j-m,k}(t_i) + \ldots + \sum_{k \in Z} d_{j-1,k} \psi_{j-1,k}(t_i),$$

где j характеризует уровень разрешения; $\varphi_{j-m,k}(t_i), \psi_{j-m,k}(t_i)$ – соответственно масштабирующая (аппроксимирующая) и вейвлет-функция (детализирующая функция); $\mathbf{a}_{j-m,k} = \{a_{j-m,k}\}$, $\mathbf{d}_{j-\gamma,k} = \{d_{j-m,k}\}, \gamma = \overline{1.m}$ – наборы аппроксимирующих и детализирующих коэффициентов разложения $(j-\gamma)$ уровня разрешения; $\boldsymbol{Z}$ = {..., -1, 0,1, ...} – множество целых чисел.

Пример оценивания экспоненциально-коррелированного процесса с нарушениями

В этом примере используются вейвлет-системы для оценивания неоднородного процесса (процесса с локальными особенностями). Такие нарушения процесса могут быть вызваны, например, уходами гироскопов и смещениями нуля акселерометров инерциальных навигационных систем.

Пусть необходимо оценить значения экспоненциально-коррелированного процесса [11]

$$\dot{x}(t) = -\alpha x(t) + \sqrt{2\sigma_x^2 \alpha}\, n(t), \tag{7}$$

используя измерения

$$y_i = x_i + v_i, \qquad i = 1,2,...k, \tag{8}$$

проведенные в дискретные моменты времени $t_i = (i-1)\Delta t$ с интервалом Δt.

В уравнении (7): σ_x^2 – дисперсия процесса; $\alpha = 1/\tau_k$ – интервал корреляции; $n(t)$ – центрированный гауссовский белый шум единичной интенсивности. Предполагается, что значение процесса x_0 в начальный момент времени представляет собой независимую от $n(t)$ центрированную гауссовскую случайную величину с нулевым математическим ожиданием и дисперсией σ_x^2. Ошибки измерения v_i в (8) считаются независимыми друг от друга и от $x(t)$ гауссовскими случайными величинами с дисперсией $R_i = r_i^2$.

В разностном виде уравнение (7) записывается как [11]:

$$x_i = e^{-\alpha\Delta t} x_{i-1} + \frac{\sqrt{2\sigma_x^2 \alpha}}{\alpha}(1 - e^{-\alpha\Delta t}) n_i + \theta_i, \tag{9}$$

где n_i независимые друг от друга и от v_i и x_0 центрированные гауссовские случайные величины с дисперсией $Q_i = q_i^2 = q^2 \approx 1/\Delta t$. В правую часть уравнения (9) добавлена составляющая θ_i для учета нарушений. Параметр θ_i моделирует локальную особенность в поведении процесса, – например, скачкообразное или линейное изменение в уходе гироскопа. В примере $\mathbf{x} \equiv x_i$, $\mathbf{y} \equiv [y_1 \quad ... \quad y_i]^T$, $\mathbf{v} = [v_1 \quad ... \quad v_i]^T$.

Заметим, что оптимальным решением для оценивания экспоненциально-коррелированного процесса (9) в отсутствие нарушений, когда $\theta_i = 0$, является линейный фильтр Калмана (ФК). Поэтому рассмотренная задача решалась путем моделирования как с использованием фильтра Калмана, для которого необходимо располагать значениями σ_x^2, α, r^2, $q^2 = 1/\Delta t$, так и с использованием вейвлета.

Для реализации вейвлет-алгоритма оценивания выбран вейвлет Добеши 4 с уровнем разложения 4.

Ниже приведены результаты моделирования, соответствующие следующим значениям указанных параметров: $\sigma_x^2 = 10$; $\Delta t = 1\,c$; $r_i^2 = 27$; $\alpha = 1/30$, $r^2 = 1$ для дискретных моментов времени $t_i = (i-1)\Delta t$, $i = \overline{1.k}$, $k = 200$. Общее число реализаций $j = \overline{1.L}$, $L = 1000$.

Процесс без нарушений. Прежде всего на рис. 1 представлены результаты оценивания экспоненциально-коррелированного процесса (9) при отсутствии нарушений, когда $\theta_i = 0$:

расчетное среднее квадратическое отклонение (СКО) ошибок оценивания σ_i, соответствующее дисперсии ошибки оптимального оценивания, которая является единственным элементом расчетной матрицы ковариаций ошибок фильтра Калмана;

выборочные действительные СКО ошибок оценивания ФК (FK) $\tilde{\sigma}_i^{FK}$ для алгоритма на основе вейвлета $\tilde{\sigma}_i^{W}$, вычисляемые как:

$$\tilde{\sigma}_i^{\mu} \approx \sqrt{\frac{1}{L}\sum_{j=1}^{L}(e_i^{\mu\,(j)})^2}, \qquad e_i^{\mu(j)} = \tilde{x}_i^{\mu(j)}(\mathbf{y}_i^{(j)}, \mathbf{W}_i) - x_i^{(j)}, \ \mu = FK, W. \tag{10}$$

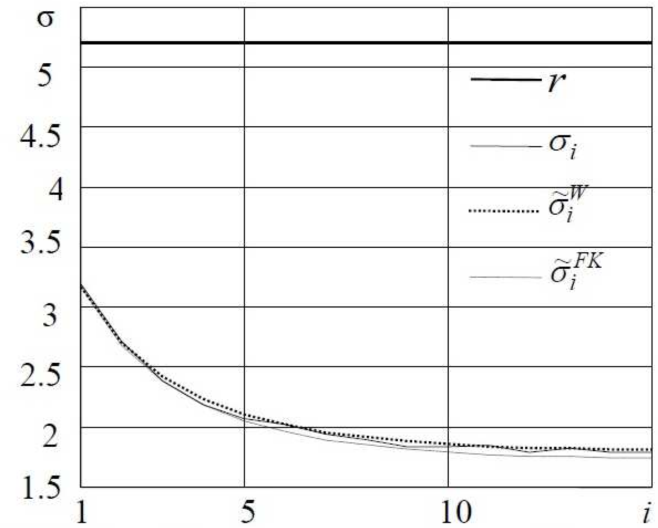

Рис. 1. СКО ошибок оценивания процесса без нарушений.

Как видно из рис. 1, полученная с использованием вейвлета оценка $\tilde{\sigma}_i^{W}$ практически совпадет с оптимальной оценкой σ_i .

Таким образом, применительно к задачам линейного оценивания случайных последовательностей показано, что оптимальный в среднеквадратическом смысле линейный алгоритм и алгоритм, основанный на использовании вейвлета, обеспечивают нахождение оценок с близкими свойствами. Полученный результат позволяет трактовать традиционный алгоритм как вейвлет простейшего вида.

Процесс с нарушением. На рис. 2 представлены: случайная последовательность x_i, с нарушением в момент $t_i = 100$ с; измерение y_i, оценка $\tilde{x}_i^{FK}$, полученная с использованием ФК, и оценка $\tilde{x}_i^{W}$, полученная с использованием вейвлета. В этом случае выбрано нарушение в виде $\theta_i = \begin{cases} 0, \text{при } t < t_\lambda; \\ 30, \text{при } t \ge t_\lambda; \end{cases}$ $\lambda = 100$.

Из рис. 2 видно, что линейный фильтр Калмана дает значительные ошибки в отличие от фильтра на основе вейвлета.

На рис. 3 представлены спектрограммы непрерывного вейвлет-преобразования (6) для измерений y_i для процессов без нарушения и с нарушениями в виде: скачкообразного изменения

$$\theta_i = \begin{cases} 0, \text{ при } t < t_\lambda; \\ 30, \text{ при } t \geq t_\lambda; \end{cases} \quad \lambda = 100 \tag{11}$$

и линейного изменения $\theta_i = \begin{cases} 0, \text{ при } t < t_\lambda; \\ 30/20, \text{ при } t_\lambda \leq t \leq t_\eta; \end{cases} \quad \lambda = 100, \eta = 120.$

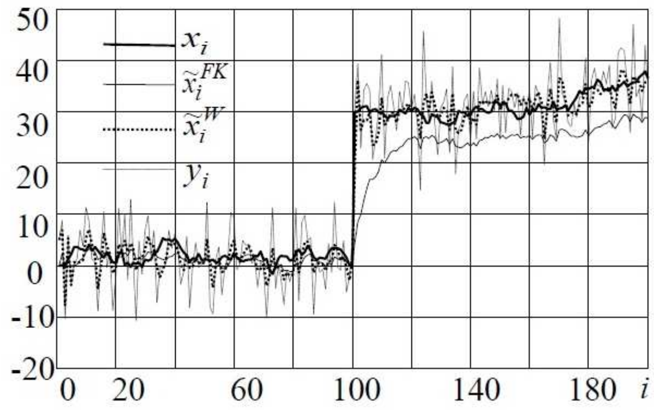

Рис. 2. Последовательности x_i, y_i и оценки $\tilde{x}_i^{FK}$, $\tilde{x}_i^{W}$.

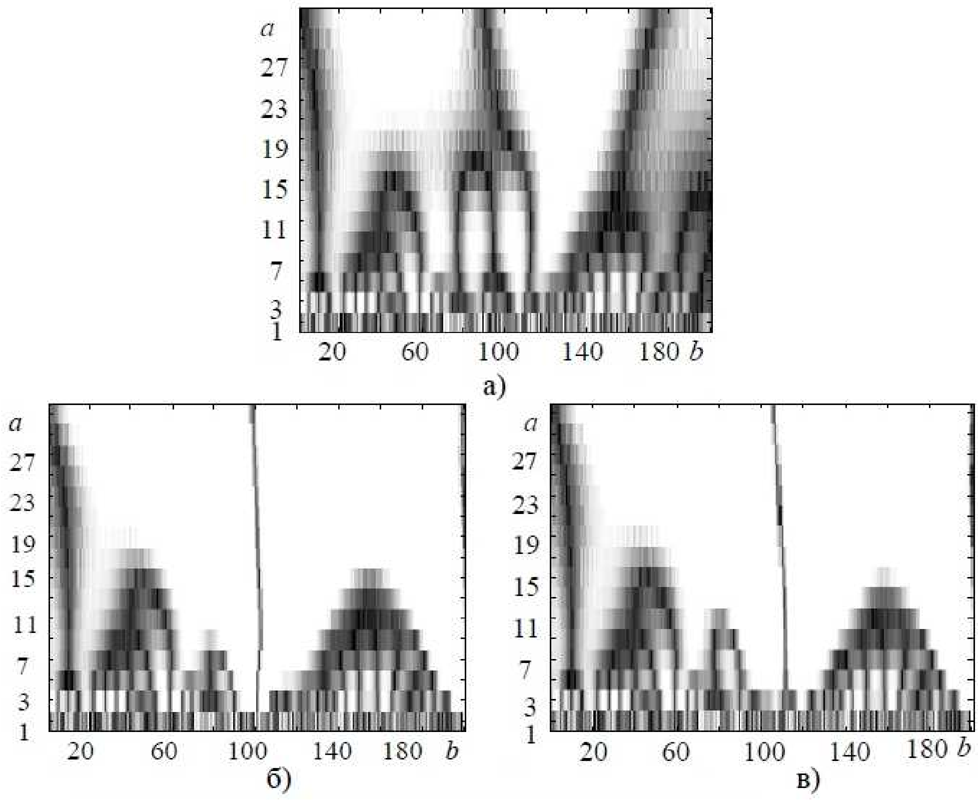

Рис. 3. Спектрограммы непрерывного вейвлет-преобразования измерений y_i для процессов: а) без нарушений; б) со скачкообразным изменением; в) с линейным изменением.

В нижней части спектрограмм рис. 3 видна весьма сложная структура спектра шума, верхняя часть спектрограмм для процессов с нарушениями ($a > 20$) отчетливо показывает наличие разрыва. Этот пример является наглядным свидетельством высокой разрешающей способности вейвлетов при выявлении локальной (тонкой) структуры сигналов [9].

На рис. 4 представлены результаты оценивания экспоненциально-коррелированного процесса (9) при наличии скачкообразного нарушения (11):

расчетное СКО ошибок оценивания σ_i, соответствующее дисперсии ошибки оптимального линейного оценивания;

выборочные действительные СКО ошибок оценивания фильтра Калмана $\tilde{\sigma}_i^{FK}$ и для алгоритма на основе вейвлета $\tilde{\sigma}_i^{W}$, вычисляемые согласно (10).

Из рис. 4 видно, что при скачкообразном нарушении (11) экспоненциально-коррелированного процесса (9) работа ФК нарушается и для повышения точности фильтрации необходимо использовать, например, банк фильтров Калмана. Для алгоритма на основе вейвлета ошибка, вызванная нарушением, уменьшается и сходится к расчетной.

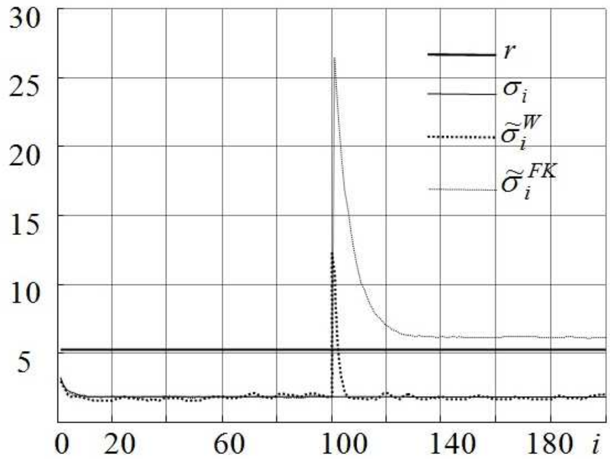

Рис. 4. СКО ошибок оценивания процесса при наличии нарушения.

Заключение

Рассмотрено решение нелинейной задачи оценивания с использованием синтетических систем.

Для реализации экономичных вычислений предложены субоптимальные системы оценивания – иерархические синтетические системы, которые могут быть построены на основе принципа декомпозиции и эвристик.

Алгоритм оценивания, построенный на базе иерархических синтетических систем, дает общее решение задачи оценивания для нелинейного, негауссовского случая.

При этом скорость обучения иерархических систем значительно выше скорости обучения одноуровневых систем.

С помощью иерархических синтетических систем может быть достигнута высокая точность оценивания, близкая к предельно достижимой точности оптимального нелинейного алгоритма.

Показано, что синтетические системы могут быть использованы для обнаружения и оценивания неоднородных процессов с локальными особенностями (нарушениями).

Применительно к линейной задаче фильтрации случайных последовательностей показано, что алгоритм, основанный на использовании вейвлет-преобразования, обеспечивает нахождение оценок, близких по своим свойствам к оценкам, отыскиваемым с использованием фильтра Калмана. Этот результат позволяет трактовать фильтр Калмана как вейвлет-преобразование простейшего вида.

Показано, что при наличии нарушений временного ряда работа фильтра Калмана нарушается и для повышения точности фильтрации необходимы дополнительные меры. Вейвлет-преобразование в случае нарушений временного ряда позволяет обнаружить и дать точную оценку временного ряда.

Полученные результаты создают основу для дальнейшего изучения возможностей использования вейвлетов и исследования их преимуществ или недостатков по сравнению с традиционным подходом для более интересных с практической точки зрения случаев, касающихся, в частности, построения алгоритмов для решения нелинейных задач оценивания нестационарных процессов с локальными особенностями, процессов имеющих фрактальную природу.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Степанов О.А.* Применение теории нелинейной фильтрации в задачах обработки навигационной информации. – СПб.: ГНЦ РФ–ЦНИИ «Электроприбор», 1998.
2. *Степанов О.А., Амосов О.С.* Применение нейронных сетей в нелинейных задачах обработки навигационной информации // Матер. XIII Санкт-Петербургской Междунар. конф. по интегрированным навигационным системам: Сб. науч. тр. – СПб.: ГНЦ РФ ЦНИИ «Электроприбор», 2006. – С. 178-182.
3. *Stepanov O.A., Amosov O.S.* Optimal Estimation by Using Neural Networks. – // Proceeding of the 16-th IFAC World Congress, Prague, Czech Republic July 3–8, 2005.
4. *Amosov O.S., Amosova L.N.* Optimal Estimation by Using Fuzzy Systems // Proc. of the 17th IFAC World Congress, Seoul, Korea, July 6-11, 2008. – Pp. 6094-6099.
5. *Амосов О.С.* Оптимальное оценивание с использованием регрессии и вейвлетов / 17-я Санкт-Петербургская Международная конференция по интегрированным навигационным системам. – СПб., 31 мая-2 июня 2010 г. – С. 314-317.
6. *Степанов О.А., Амосов О.С.* Байесовское оценивание с использованием нейронной сети // Авиакосмическое приборостроение. – 2004. – № 6. – С. 46-55.
7. *Месарович М.*, Такахара Я. Общая теория систем: Математические основы / пер. с англ. – М.: Мир, 1978.
8. *Амосов О.С., Малашевская Е.А., Баена С.Г.* Субоптимальное оценивание случайных последовательностей с использованием иерархических нечетких систем // Информатика и системы управления. – 2013. – № 3 (37). – С. 123-133.
9. Яковлев А.Н. Введение в вейвлет- преобразование: Учебное пособие. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2003. – 104 с.
10. Амосов О.С., Амосова Л.Н., Магола Д.С. Оценивание случайных последовательностей с использованием регрессии и вейвлетов // Информатика и системы управления. – 2009. – №3(21). – С. 101-109.
11. *Степанов О.А., Амосов О.С.* Нерекуррентное линейное оценивание с использованием нейронной сети // Математика, информатика, управление: Материалы III Всероссийской конференции, 29 июня – 1 июля 2004. – Иркутск, 2004. – С. 1112.

E-mail:

Амосов Олег Семенович – osa18@yandex.ru;
Баена Светлана Геннадьевна – svetlana.baena@yandex.ru;
Амосова Людмила Николаевна – amosln@yandex.ru.