



УДК 519.7; 681.5.015

© 2018 г. **О.С. Амосов**, д-р техн. наук,

**С.Г. Баена**, канд. техн. наук

(Комсомольский-на-Амуре государственный технический университет)

## **ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ МЕТОД И ГИБРИДНЫЕ АЛГОРИТМЫ ОЦЕНИВАНИЯ С ВОЗМОЖНОСТЬЮ ИХ АДАПТАЦИИ ДЛЯ ЗАДАЧ ОБРАБОТКИ НАВИГАЦИОННОЙ ИНФОРМАЦИИ\***

Предложен вычислительный метод и алгоритмы оценивания с использованием гибридной системы, способной к адаптации в реальном времени, на базе вейвлетов, нейро- и нечетких систем для применения их в обработке навигационной информации. Рассмотрены возможные схемы построения алгоритмов не-рекуррентного и рекуррентного оценивания на базе гибридной системы оценивания с возможностью их адаптации. Представлен пример адаптивной системы оценивания для решения задачи траекторного слежения.

**Ключевые слова:** оценивание, вейвлет, нейронная сеть, нечеткая и гибридная системы, разладка, адаптация.

DOI: 10.22250/isu.2018.55.99-108

### **Введение**

В настоящее время кроме традиционных методов оценивания стохастических процессов, таких как байесовский, небайесовский подходы и метод наименьших квадратов [1 – 3], предлагаются вычислительный метод и алгоритмы с использованием вейвлетов [4 – 9]. Однако при реализации вейвлет-алгоритмов оценивания возникают трудности при минимизации ошибки оценивания, что связано с использованием регрессионного анализа, выбором типа вейвлета и оптимизацией его параметров. Для частичного преодоления этих трудностей за основу построения алгоритма вейвлет-оценивания может быть взят подход на основе построения гибридных интеллектуальных систем, которые объединяют в себе достоинства отдельных методов и позволяют тем самым повысить качество решения.

---

\* Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ № 15-08-08593 а.

На стыке этих концепций появились новые конструкции, получившие названия вейвлет-нейронных сетей и нечетких вейвлет-нейронных сетей. Данные конструкции сочетают в себе обучаемость нейронных сетей, возможности компактного описания сигналов, присущие вейвлетам, и возможность построения прозрачных правил вывода решений на основе аппарата нечеткой логики [9].

В дальнейшем под синтетическими алгоритмами будем понимать нейросетевые, нечеткие и вейвлет-алгоритмы, а также их комбинации в виде гибридных конструкций.

Применение гибридных систем, для оптимизации параметров которых используется обучение в режиме не только off-line, но и on-line, открывает возможности для построения адаптивных алгоритмов оценивания процессов с разладкой. Под разладкой будем понимать любое изменение вероятностных характеристик случайных процессов [10]. Такие процессы с нарушениями могут быть вызваны, например, скачкообразными или линейными изменениями при уходе гироскопов и смещениях нуля акселерометров инерциальных навигационных систем [11]. В качестве разладки – маневра – принимается внезапное (непредвиденное) изменение характера движения объекта под воздействием случайных и (или) детерминированных сил [6].

Целью настоящей статьи является описание возможных способов адаптации гибридных алгоритмов оценивания стохастических процессов применительно к задачам обработки навигационной информации.

### Постановка задачи оценивания

Пусть задан недоступный наблюдению  $n$ -мерный динамический случайный процесс с дискретным временем  $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, \dots, x_{in}]^T, i = 0, 1, \dots$

Требуется, располагая связанными с  $\mathbf{x}_i$  значениями  $m$ -мерного случайного процесса измерений с дискретным временем  $\mathbf{y}_j = [y_{j1}, \dots, y_{jm}]^T, j = \overline{1, i}$ , найти оценку  $\mathbf{x}_i$  для некоторого заданного  $i$ , вычисляемую с использованием набора измерений, задаваемого составным вектором  $\mathbf{Y}_i = [\mathbf{y}_1^T, \dots, \mathbf{y}_{i-1}^T, \mathbf{y}_i^T]^T$  размерности  $i \cdot m$ . Обозначим оценку  $\mathbf{x}_i$ , полученную на основе измерений  $\mathbf{Y}_i$ , через  $\tilde{\mathbf{x}}_i$  и определим ее как  $n$ -мерную вектор-функцию измерений:

$$\tilde{\mathbf{x}}_i = \mathbf{K}_i(\mathbf{Y}_i).$$

Таким образом, рассматриваемая задача оценивания представляет собой задачу определения функции  $\mathbf{K}_i$  некоторым рациональным и обоснованным способом [1–2, 5, 9, 12].

Эта задача *нерекуррентного оценивания* легко сводится к более простой за-

даче оценивания одного вектора  $\mathbf{x}$  по измеренным значениям другого вектора  $\mathbf{y}$ . Для этого достаточно предположить, что в качестве фигурирующих здесь векторов  $\mathbf{x}$  и  $\mathbf{y}$  выступают соответственно  $\mathbf{x}_i$  и  $\mathbf{Y}_i$ :  $\mathbf{x} \equiv \mathbf{x}_i$ ,  $\mathbf{y} \equiv \mathbf{Y}_i = [\mathbf{y}_1^T, \dots, \mathbf{y}_{i-1}^T, \mathbf{y}_i^T]^T$ .

Несмотря на кажущуюся простоту приведенной постановки задачи оценивания, к такой постановке могут быть сведены вполне конкретные прикладные задачи, – например, широкий круг задач обработки навигационной информации [1 – 2, 12], оценка параметров маневрирующих воздушных, морских и космических объектов.

Итак, целью решения рассматриваемой задачи оценивания является нахождение оценки  $n$ -мерного неизвестного вектора состояния  $\mathbf{x} = [x_1 \dots x_n]^T$  по  $m$ -мерному вектору измерений  $\mathbf{y} = [y_1 \dots y_m]^T$ .

Во многих практических задачах измерения могут быть записаны следующим образом [1, 2]:

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

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

К задаче рекуррентного оценивания приходим, когда имеются уравнения динамики процесса

$$\mathbf{x}_i = \Phi_i(\mathbf{x}_{i-1}) + \mathbf{w}_i \quad (2)$$

и измерения

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{s}_i(\mathbf{x}_i) + \mathbf{v}_i, \quad (3)$$

где  $\Phi_i(\bullet)$ ,  $\mathbf{s}_i(\bullet)$  –  $n$ - и  $m$ -мерные, в общем случае нелинейные относительно своих аргументов вектор-функции;  $\mathbf{w}_i$ ,  $\mathbf{v}_i$  –  $d$ - и  $r$ -мерные независимые между собой и от  $\mathbf{x}_0$  случайные последовательности.

### **Решение задачи рекуррентного оценивания с помощью синтетических алгоритмов в рамках байесовского подхода**

Для решения задачи оценивания в рамках байесовского подхода предлагается вычислительный метод оценивания с его реализацией на основе синтетических алгоритмов оценивания состояния процесса с использованием и без использования декомпозиции [5, 9].

1. Вводится класс параметрически заданных функций  $\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}})$ .

2. При наличии обучающего множества

$$\left\{ (\mathbf{y}^{(j)}, \mathbf{x}^{(j)}) \right\}_{j=1}^N \quad (4)$$

определяется среднеквадратический критерий оптимизации [13]

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

где  $\tilde{\mathbf{x}}^{(j)}(\mathbf{y}^{(j)}, \tilde{\mathbf{W}})$  – формируемая оценка.

3. Критерий (5) оптимизируется на основе минимизации эмпирического риска [14]

$$P \left\{ \sup_{\tilde{\mathbf{W}}} |J(\tilde{\mathbf{W}}) - \tilde{J}(\tilde{\mathbf{W}})| > \varepsilon \right\} \rightarrow 0, \text{ при } N \rightarrow \infty,$$

где  $\varepsilon$  – заданная точность;  $J(\tilde{\mathbf{W}}) = M \|\mathbf{x} - \tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}})\|^2$ .

4. При минимизации критерия (5) для вычисления оценки используется синтетическая система, реализующая преобразование

$$\tilde{\mathbf{x}}^{\mu}(\mathbf{y}) = \mathbf{K}^{\mu}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}}), \quad \mu = NN, FS, W, HS, \quad (6)$$

где  $\mathbf{y}$  – вход синтетических систем;  $\tilde{\mathbf{W}}$  – матрица, отвечающая за параметры синтетических систем: при  $\mu = NN$  это массив смещений и весовых коэффициентов НС;  $\mu = FS$  – матрица, определяющая набор свободных параметров (параметры функций принадлежности и весовые коэффициенты правил);  $\mu = W$  – массив аппроксимирующих и детализирующих коэффициентов сигнала;  $\mu = HS$  – параметры гибридной системы [4 – 8, 15].

5. После обучения системы, располагая измерением  $\mathbf{y}$  по формуле (6), определяется и само значение оценки.

С учетом сказанного можно следующим образом уточнить постановку задачи оценивания в рамках предложенного подхода. Располагая измерением  $\mathbf{y}$ , обучающим множеством (4) и используя критерий (5), конкретизировать алгоритм нахождения оценки в виде (6), т.е. найти  $\tilde{\mathbf{W}}^*$ , минимизирующую (5), а затем вычислить само ее значение для измерения  $\mathbf{y}$ .

### **Решение задачи нерекуррентного оценивания с помощью синтетических алгоритмов в рамках метода наименьших квадратов**

Такое решение важно для использования синтетических систем в режиме реального времени [5, 9].

1. Вводится класс параметрически заданных функций  $\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}})$ .
2. При отсутствии обучающего множества  $\{(\mathbf{y}^{(j)}, \mathbf{x}^{(j)})\}_{j=1}^N$ , при наличии известной функции  $\mathbf{s}(\mathbf{x})$  вычисляется среднеквадратический критерий оптимизации [16 – 17]

$$\tilde{I}(\tilde{\mathbf{W}}) = \{\mathbf{y} - \mathbf{s}[\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}})]\}^T \{\mathbf{y} - \mathbf{s}[\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}})]\} = \sum_{i=1}^m \{y_i - s_i[\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}})]\}^2, \quad (7)$$

где  $\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}})$  – формируемая оценка.

Отметим, что в рассматриваемом случае возможно наличие обучающего множества вида  $\{\mathbf{y}^{(j)}\}_{j=1}^N$ , которое может быть использовано для вычисления критерия (7).

3. Минимизация критерия (7) производится на основе минимизации эмпирического риска

$$P \left\{ \sup_{\tilde{\mathbf{W}}} |I(\tilde{\mathbf{W}}) - \tilde{I}(\tilde{\mathbf{W}})| > \varepsilon \right\} \rightarrow 0, \text{ при } N \rightarrow \infty,$$

где  $\varepsilon$  – заданная точность;  $I(\tilde{\mathbf{W}}) = M \|\mathbf{y} - \mathbf{s}[\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y})]\|^2$ .

4. Минимизация реализуется с помощью нейронных сетей, нечетких систем и вейвлетов, осуществляющих вычисление оценки по формуле (6)  $\tilde{\mathbf{x}}^\mu(\mathbf{y}) = \mathbf{K}^\mu(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}})$ , где  $\tilde{\mathbf{W}}$  – матрица, отвечающая за параметры синтетических систем [4 – 8, 15].

5. После обучения системы, располагая измерением  $y$  по формуле (6), определяется и само значение оценки.

### Концепция построения схем оценивания с адаптацией

В случае нерекуррентного оценивания приемлема схема оценивания с адаптацией, представленная на рис. 1, эффективность которой подтверждена в задачах оценивания с использованием нейронной сети [17].

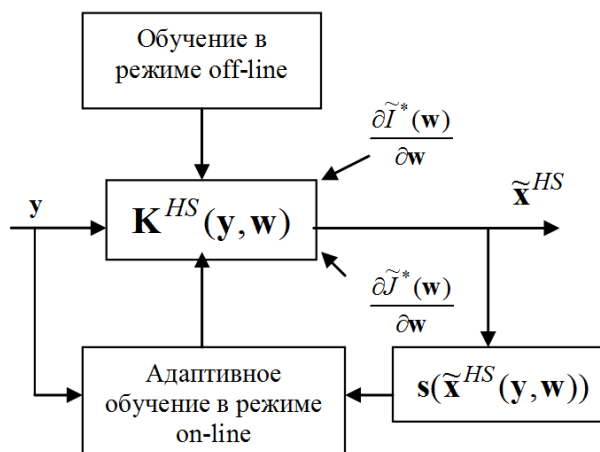


Рис. 1. Схема оценивания с адаптацией.

Эта схема предусматривает решение задачи нерекуррентного оценивания с минимизацией среднеквадратического критерия на основе синтетических алгоритмов, в том числе и гибридных.

Решая задачу оценивания в рамках байесовского подхода, оптимальные в

среднеквадратическом смысле оценки следует находить исходя из минимизации критерия (5) с использованием обучающего множества (4) в режиме off-line.

Адаптация в режиме on-line возможна в рамках метода наименьших квадратов. Так как в режиме on-line состояния системы неизвестны, критерий настройки определяется через выходные наблюдаемые переменные, а в качестве целевой функции при минимизации ошибки фильтрации используется функция эвклидовой меры невязок измерений (7).

В случае рекуррентного оценивания предлагаются две схемы оценивания (рис. 2, 3) [16, 18, 19], где БЗ – блок задержки. Эти алгоритмы фильтрации основаны на двухшаговом способе прогноза и уточнения состояния, аналогичном расширенному фильтру Калмана (РФК) [1 – 2, 16, 18, 19].

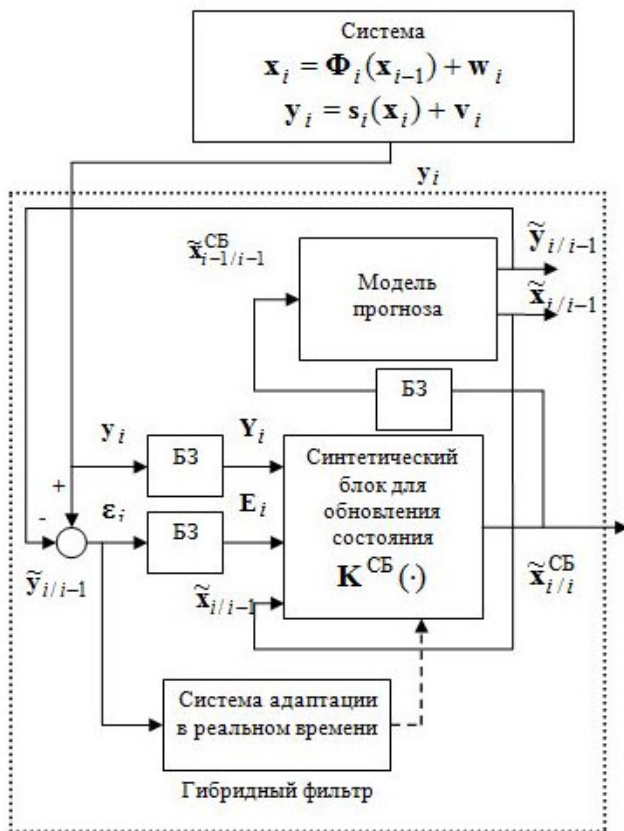


Рис. 1. Структурная схема гибридного фильтра с синтетическим блоком.

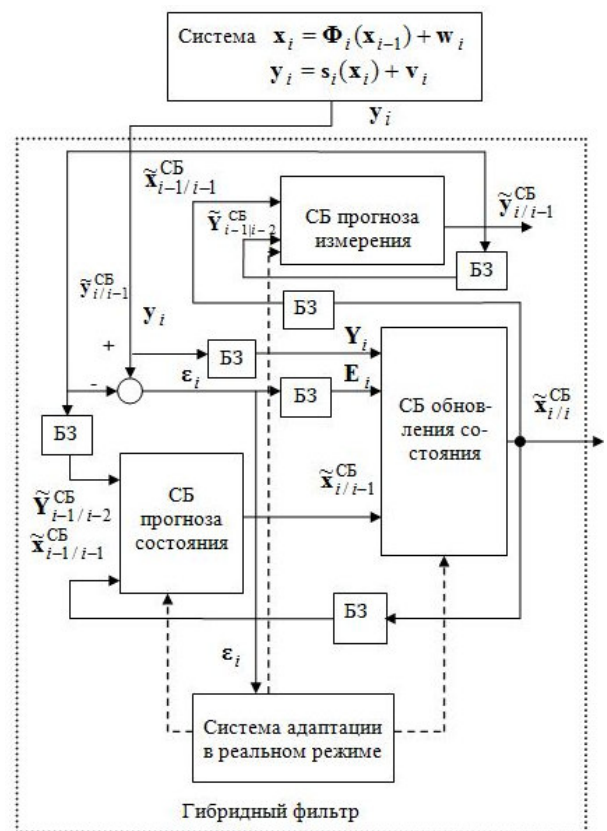


Рис. 1. Структурная схема гибридного фильтра с тремя синтетическими блоками.

При этом блоки прогноза состояния, прогноза измерения, фильтрации и адаптации реализуются в виде отдельных синтетических блоков (СБ). При разработке нелинейных фильтров, основанных на СБ, возможны следующие два варианта предположений относительно математической модели процесса динамики и измерения.

**Гибридный фильтр с моделью прогноза.** В первом варианте модель системы предполагается в известной и заданной в форме (2), (3). Рассматриваемый метод фильтрации подобен РФК и является рекурсивным [16, 18]. Он состоит из ша-

га прогноза и обновления.

*Шаг 1 – предшествующий наблюдению в момент  $i$  шага прогноза:*

$$\tilde{\mathbf{x}}_{i/i-1} = \Phi(\tilde{\mathbf{x}}_{i-1/i-1}^{\text{СБ}}); \quad (8)$$

$$\tilde{\mathbf{y}}_{i/i-1} = \mathbf{s}(\tilde{\mathbf{x}}_{i/i-1}), \quad (9)$$

где  $\tilde{\mathbf{x}}_{i/i-1}$ ,  $\tilde{\mathbf{y}}_{i/i-1}$  – прогнозы состояния и измерения с использованием детерминированной модели  $\Phi(\cdot)$ ,  $\mathbf{s}(\cdot)$ ;  $\tilde{\mathbf{x}}_{i-1/i-1}^{\text{СБ}}$  – оценка состояния на выходе синтетической системы.

*Шаг 2 – шаг обновления по следующему измерению в момент  $i$ :*

$$\tilde{\mathbf{x}}_i^{\text{СБ}} = \mathbf{K}^{\text{СБ}}(\tilde{\mathbf{x}}_{i/i-1}, \mathbf{Y}_i, \mathbf{E}_i), \quad (10)$$

где  $\mathbf{Y}_i$  – вектор, содержащий текущее и прошлые измерения;  $\mathbf{E}_i$  – вектор, содержащий настоящую и прошлые невязки измерений:

$$\mathbf{Y}_i = [\mathbf{y}_i^T, \mathbf{y}_{i-1}^T, \dots, \mathbf{y}_{i-d}^T]^T;$$

$$\mathbf{E}_i = [\boldsymbol{\varepsilon}_i^T, \boldsymbol{\varepsilon}_{i-1}^T, \dots, \boldsymbol{\varepsilon}_{i-p}^T]^T, \quad \mathbf{E}_i = \mathbf{Y}_i - \tilde{\mathbf{Y}}_{i/i-1}.$$

В этих выражениях  $\mathbf{K}^{\text{СБ}}(\cdot)$  – нелинейная функция, эквивалентная в функциональном смысле матрице усиления  $\mathbf{K}^{\Phi\text{К}}(\cdot)$  в РФК;  $p$ ,  $q$  – число прошлых измерений и невязок измерений синтезируемого блока соответственно. Уравнения (8)–(10) представляют уравнения гибридного фильтра состояния с известной моделью прогноза. В данном нелинейном фильтре (рис. 2) синтезируется только один СБ  $\mathbf{K}^{\text{СБ}}(\cdot)$ .

**Гибридный фильтр без модели прогноза.** Во втором варианте предполагается, что модель системы неизвестна [16, 18]. Нелинейный фильтр для  $\tilde{\mathbf{x}}_{i/i}$  имеет описание.

*Шаг 1 – предшествующий наблюдению в момент  $i$  шага прогноза:*

$$\tilde{\mathbf{x}}_{i/i-1}^{\text{СБ}} = \Phi^{\text{СБ}}(\tilde{\mathbf{x}}_{i-1}^{\text{СБ}}, \tilde{\mathbf{Y}}_{i-1/i-2}^{\text{СБ}});$$

$$\tilde{\mathbf{y}}_{i/i-1}^{\text{СБ}} = \mathbf{s}^{\text{СБ}}(\tilde{\mathbf{x}}_{i-1}^{\text{СБ}}, \tilde{\mathbf{Y}}_{i-1/i-2}^{\text{СБ}}),$$

где  $\tilde{\mathbf{x}}_{i/i-1}^{\text{СБ}}$  и  $\tilde{\mathbf{y}}_{i/i-1}^{\text{СБ}}$  – прогноз состояния и измерения и  $\tilde{\mathbf{Y}}_{i-1/i-2}^{\text{СБ}}$  – вектор, содержащий текущее и прошлые отклики СБ-прогноза.

*Шаг 2 – шаг обновления по следующему измерению в момент  $i$ :*

$$\tilde{\mathbf{x}}_i^{\text{СБ}} = \mathbf{K}^{\text{СБ}}(\tilde{\mathbf{x}}_{i/i-1}^{\text{СБ}}, \mathbf{Y}_i, \mathbf{E}_i),$$

где векторы  $\mathbf{Y}_i$  и  $\mathbf{E}_i$  определены подобно случаю фильтрации с моделью прогноза. В этом случае синтезируются (рис. 3) три системы:  $\Phi^{\text{СБ}}(\cdot)$ ,  $\mathbf{s}^{\text{СБ}}(\cdot)$  и  $\mathbf{K}^{\text{СБ}}(\cdot)$ .

Обучение СБ осуществляется хорошо изученными в теории нейронных сетей методами и в данной статье не рассматриваются.

## Пример для процесса с разладкой

Построение адаптивной системы траекторного слежения за маневрирующим объектом при использовании данных о дальностях и пеленгах.

Для решения задач оценивания нестационарных процессов с разладкой используется многоальтернативный метод на основе банка фильтров Калмана [1 – 3, 11, 20]. В методе применяется набор фильтров, каждый из которых настроен на конкретную гипотезу о модели, описывающей поведение процесса. Невязки фильтров используются для вычисления апостериорных вероятностей гипотез о различных состояниях.

С помощью гибридных систем возможно построение адаптивного байесовского алгоритма фильтрации параметров траектории маневрирующих целей с применением разделенных фильтров, реализуемых в виде синтетических блоков (рис. 4).

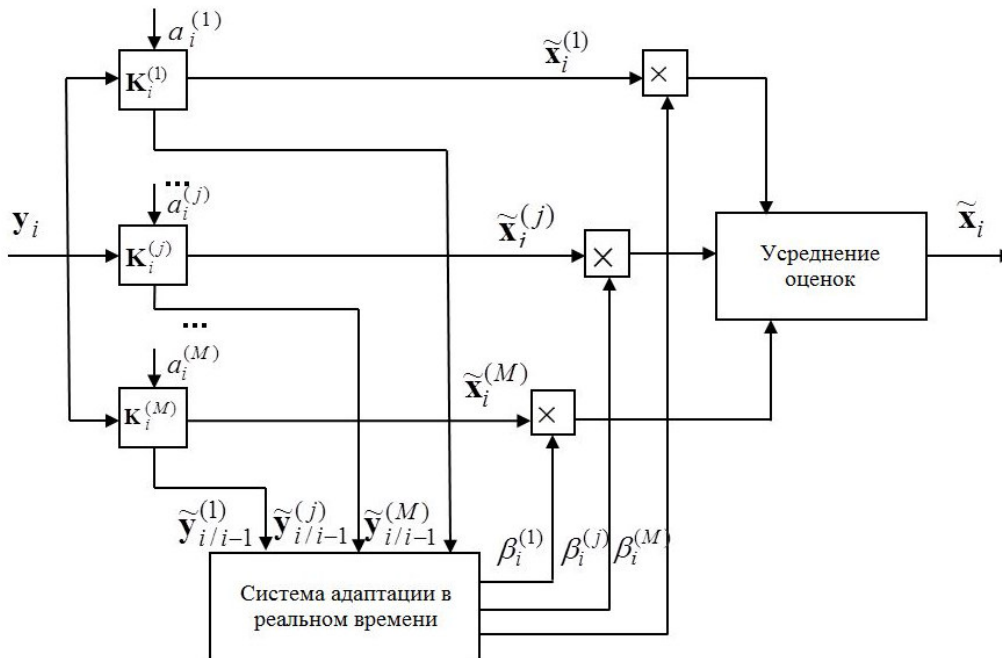


Рис. 4. Адаптивная система траекторного слежения.

На рис. 4 используются следующие обозначения:  $\mathbf{K}_i^{(j)}$  – гибридный фильтр для  $j$  модели динамики маневрирующего объекта, где  $j = \overline{1.M}$ ;  $\beta_i^{(j)}$  – соответствующие весовые коэффициенты для фильтров.

Адаптивный фильтр состоит из  $M$  параллельно включенных фильтров, каждый из которых настроен на одну из возможных  $j$  моделей поведения объекта. Результирующая оценка фильтруемых параметров получается как взвешенная сумма оценок на выходах этих элементарных фильтров. Весовые коэффициенты уточняются на каждом шаге  $i$  с использованием невязок измерений  $\tilde{\mathbf{y}}_{i/i-1}^{(j)}$ . Элементарные фильтры реализуются с использованием синтетических блоков.



Отличие предлагаемой схемы от известной на основе банка фильтров Калмана состоит в том, что каждый из гибридных фильтров, построенный по схемам изображенным на рис. 2 и 3, является нелинейным.

### Заключение

Применительно к навигации и управлению подвижными объектами предложен вычислительный метод и на его основе – гибридные алгоритмы оценивания с возможностью их адаптации в режиме on-line на базе вейвлетов, нейро- и нечетких систем.

Рассмотрены схемы построения алгоритмов фильтрации на базе гибридной системы оценивания с возможностью их адаптации в реальном времени.

Одна из схем предусматривает решение задачи нерекуррентного оценивания с минимизацией среднеквадратического критерия на основе синтетических алгоритмов, в том числе и гибридных алгоритмов, с использованием обучающего множества в режиме off-line в рамках байесовского подхода с возможностью адаптации в режиме on-line в рамках метода наименьших квадратов.

Для рекуррентного оценивания предлагаются две схемы. В первой предполагается наличие уравнений динамики и измерений, а во второй – их отсутствие.

Применение гибридных систем позволяет преодолеть вычислительные трудности при минимизации ошибки оценивания, связанные с использованием регрессионного анализа, выбором типа вейвлета и оптимизацией его параметров.

### ЛИТЕРАТУРА

1. *Степанов О.А.* Основы теории оценивания с приложениями к задачам обработки навигационной информации. – Ч.1. Введение в теорию оценивания. – Изд. 2-е, исправ. и доп. – СПб.: ГНЦ РФ ОАО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», 2010.
2. *Степанов О.А.* Основы теории оценивания с приложениями к задачам обработки навигационной информации. Ч.2. Введение в теорию фильтрации. – СПб.: ГНЦ РФ ЦНИИ «Электроприбор», 2012.
3. *Bar-Shalom, Yaakov* Estimation with applications to tracking and navigation / by Yaakov Bar-Shalom, X.-Rong Li, Thiagalingam Kirubarajan. – New York: John Wiley & Sons, 2001.
4. *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.
5. *Amosov O.S., Baena S.G.* Decomposition Synthetic Approach for Optimum Nonlinear Estimation // IFAC – PapersOnLine, 2015. – Vol. 48, No. 11. – P. 819–824.
6. *Амосов О.С., Баена С.Г.* Вейвлет-алгоритмы оценивания нестационарных процессов с фрактальной структурой, имеющих неоднородности и нарушения // Информатика и системы управления. – 2017. – № 2(52). – С. 85-99.
7. *Амосов О.С., Баена С.Г.* Использование вейвлетов для решения задач нелинейной фильтрации в навигации и управлении движением // Сборник материалов XXII Санкт-

- Петербургской Междунар. конф. по интегрированным навигационным системам. – СПб: ГНЦ РФ АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», 2015. – С. 115–119.
8. *Амосов О.С., Баена С.Г., Магола Д.С.* Гибридная вейвлет-нейронечеткая система нелинейного оценивания // Информатика и системы управления. – 2017, №4(54). – С. 105–113. DOI: 10.22250/isu.2017.54.105-113.
  9. *Амосов О.С., Баена С.Г.* Декомпозиционный синтетический подход для оптимального нелинейного оценивания // XVII конференция молодых ученых «Навигация и управление движением» – СПб.: «Концерн «Центральный научно-исследовательский институт «Электроприбор», 2015. – С. 233–240.
  10. *Старченко Н.В.* Индекс фрактальности и локальный анализ хаотических временных рядов: Дис. ... канд. физ.-мат. наук. – М., 2005.
  11. *Кошаев Д.А.* Методы оценивания сигналов навигационных систем на основе многоальтернативного и неполного стохастического описания: Дис. ... д-ра техн. наук. – СПб., 2010.
  12. *Амосов О.С.* Оптимальное оценивание с использованием регрессии и вейвлетов // 17 Санкт-Петербургская Международная конференция по интегрированным навигационным системам. – СПб., 2010. – С. 314–317.
  13. *Stepanov O.A., Amosov O.S.* Optimal Estimation by Using Neural Networks // IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline) sponsors: 16th Triennial World Congress of International, Federation of Automatic Control. – Prague, July 03–08, 2005. – P. 236–241.
  14. *Vapnik V.N., Chervonenkis A.Ya.* Necessary and sufficient conditions for the uniform convergence of means to their expectations // Theory of Probability & Its Applications, Society for Industrial and Applied Mathematics. – 1982. – Vol. 26, No. 3. – P. 532–553.
  15. *Stepanov O.A., Amosov O.S.* The comparison of the Monte-Carlo method and neural networks algorithms in nonlinear estimation problems // IFAC Proceedings Volumes 9th IFAC Workshop “Adaptation and Learning in Control and Signal Processing”, ALCOSP’2007. – Saint Petersburg State University, Saint Petersburg, 2007. – P. 392-397.
  16. *Амосов О.С.* Нейросетевые и нечеткие методы оценивания стохастических систем: Дис. ... д-ра техн. наук. – Комсомольск-на-Амуре, 2004.
  17. *Amosov O.S.* Optimal and Adaptive Estimation Using On-Line Training Neural Networks // Proceedings of the 2nd International Conference on Intelligent Control and Information Processing, ICICIP 2011. – Harbin, July 25-28, 2011. – P. 208–213.
  18. *Parlos, A.G., Menon, S.K., and Atiya, A.F.* An algorithmic approach to adaptive state filtering using recurrent neural networks / A.G. Parlos, S.K. Menon, A.F. Atiya // IEEE Trans. Neural Networks. 2001. – Vol.12, No 6. – P. 1411–1432.
  19. *Степанов О.А., Амосов О.С.* Оптимальная линейная фильтрация с использованием нейронной сети // Гироскопия и навигация. – 2004. – № 3 (46). – С. 14–29.
  20. *Кузьмин С.З.* Цифровая радиолокация. Введение в теорию. – Киев: Изд-во КВиЦ, 2000.

*E-mail:*

*Амосов Олег Семенович – osa18@yandex.ru;*

*Баена Светлана Геннадьевна – svetlana.baena@yandex.ru.*