

Расширенный отчет по результатам реализации проекта № 18-41-732003 р_мк «Мультисенсорное оценивание параметров движения объекта по сложной траектории в условиях непредвиденных изменений режима движения»

Содержание

Введение, цель и задачи исследования	1
Результаты, полученные за период реализации проекта	2
Методы и подходы, использованные при реализации проекта	3
Список литературы	13
А. Скриншоты работы программного комплекса	15

Введение, цель и задачи исследования

Задачи оценивания положения и скорости маневрирующих объектов, распознавания движущихся объектов и слежения за движущимися объектами исследуются на протяжении многих десятилетий и являются актуальным предметом современных научных исследований в силу важности их практических приложений [1].

Существуют два различных подхода к решению данной задачи: 1) оценивание параметров движения без принятия решения о режиме движения объекта и 2) оценивание после принятия решения о режиме движения объекта. У каждого из подходов имеются свои достоинства и недостатки.

Наиболее известным методом в рамках первого подхода является метод слежения с множеством моделей (ММ — multiple-model), который подробно описан в работе [2]. Основными алгоритмами в рамках такого подхода являются: статическое ММ-оценивание, динамическое ММ-оценивание, GPB1 ММ-оценивание (обобщенный псевдо-байесовский алгоритм первого порядка), GPB2 ММ-оценивание (обобщенный псевдо-байесовский алгоритм второго порядка), интерактивное ММ-оценивание. Эти алгоритмы не принимают решений о режиме движения объекта и требуют вычисления оценок для каждой потенциальной модели движения из некоторого множества с последующим получением на их основе общей итоговой оценки. Обзор различных стратегий, используемых в ММ-оценивании, приведен в работе в [3].

Второй подход подразумевает наличие модели движения объекта. При этом в реальных практических задачах траектория движения объекта является сложной, в общем случае ее трудно представить какой-то конкретной математической моделью, пусть даже и нелинейной. Наиболее часто для моделирования траекторий движения в условиях априорной неопределенности используют различного рода нелинейные стохастические модели в непрерывном либо в дискретном времени (см. например, [4]). В условиях априорной неопределенности параметров движения, то есть когда доступными для прямого наблюдения являются лишь неполные зашумленные измерения, один из основных подходов заключается в применении методов нелинейной фильтрации [5], [6].

В последние десятилетия при проектировании технических систем стали широко применяться мультисенсорные сети. Использование в сложных технических системах множества сенсоров

позволяет получить более точную оценку параметров их математических моделей и, как следствие, повысить качество управления. Обратной стороной такого подхода является усложнение математических алгоритмов обработки измерений. Как показывает анализ современного состояния исследований в данной области [7–9] наиболее востребованными подходами к построению алгоритмов параметрического оценивания в мультисенсорных сетях являются всевозможные реализации распределенной калмановской фильтрации с разной степенью децентрализации. В связи с этим актуальными являются задачи адаптации существующих и разработки новых алгоритмов оценивания параметров движения объектов для мультисенсорных сетей.

Целью проекта являлась разработка новых алгоритмов и программных средств мультисенсорного адаптивного оценивания параметров движения объектов по сложной траектории в условиях непредвиденного изменения режима движения

Задачи на весь период реализации проекта:

1. Разработка новых алгоритмов моделирования данных мультисенсорных траекторных измерений на основе гибридных стохастических моделей движения объектов по сложной траектории со сменой режимов движения.
2. Разработка новых алгоритмов мультисенсорного адаптивного оценивания параметров движения объекта по сложной траектории с диагностикой режима движения при условии, что моменты изменения режима движения известны.
3. Разработка новых параллельных алгоритмов мультисенсорного адаптивного оценивания параметров движения объекта и диагностики режима движения при условии, что моменты изменения режима движения неизвестны.
4. Получение теоретических и практических оценок объема банка конкурирующих фильтров в зависимости от параметров гибридных моделей.
5. Разработка специализированного комплекса программ моделирования и мультисенсорного адаптивного оценивания параметров движения объектов по сложной траектории в условиях непредвиденного изменения режима движения.
6. Проведение серий вычислительных экспериментов на модельных данных с целью проверки работоспособности и исследования вычислительных свойств разработанных алгоритмов.
7. Выполнение статистического анализа данных, полученных при проведении вычислительных экспериментов с целью получения общезначимых научных выводов по результатам выполнения проекта.

Основные результаты, полученные за период реализации проекта

В ходе работ по реализации проекта были получены следующие основные результаты:

1. Разработан децентрализованный алгоритм мультисенсорного адаптивного оценивания параметров движения объекта с контролем оптимальности модели оценивания при условии, что моменты изменения режима движения известны.
2. Разработаны алгоритмы обнаружения факта изменения режима движения объекта и его идентификации в процессе фильтрации измерительных данных, основанные на применении последовательного критерия отношения вероятностей.
3. Получены теоретические и практические оценки объема банка конкурирующих фильтров и среднего времени принятия решения об обнаружении изменения режима движения в зависимости от параметров математической модели траектории.

Разработанные в процессе реализации проекта алгоритмы были программно реализованы на языках MATLAB/C++. Результаты численных экспериментов подтверждают их работоспособность и эффективность.

Полученные результаты прошли апробацию на следующих научных мероприятиях:

1. V международная конференция и молодежная школа «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2019), Самара, 21–24 мая 2019 г.
Доклад: Голубков А.В., Цыганов А.В., Цыганова Ю.В., Петрищев И.О. «Адаптивное оценивание параметров движения объекта на основе гибридной стохастической модели».
2. XXI конференция молодых ученых «Навигация и управление движением», Санкт-Петербург, 19–22 марта 2019 г.
Доклад: Голубков А.В. «Об оценке объема банка конкурирующих фильтров Калмана в задаче диагностики режима движения объекта на основе гибридной стохастической модели».
3. VI международная конференция и молодежная школа «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2020), Самара, 26–29 мая 2020 г.
Доклад: Голубков А.В., Цыганов А.В., Петрищев И.О. «Обнаружение изменения режима движения объекта по сложной траектории».
4. Всероссийская научно-практическая конференция с международным участием «Функциональный анализ и математическое образование» (ФАМО-2020), Ульяновск, Россия, 8–9 октября 2020 г.
Доклад: Голубков А.В. «Задачи обнаружения изменения режима движения объекта на основе банка фильтров Калмана».
5. XXVIII Международная конференция студентов, аспирантов и молодых ученых «Ломоносов-2021», Ульяновск, УлГУ, 12–23 апреля 2021 г. Секция «Региональная площадка «Вернадский — Ульяновская область».
Доклад: Голубков А.В. «Об оценке среднего времени принятия решения об изменении режима движения объекта». (Грамота)
6. Научно-техническая конференция «Интегрированные системы управления», Ульяновск, ФНПЦ АО «НПО «Марс», 18–19 мая 2021 г.
Доклад: Об алгоритме обнаружения изменения режима движения объекта. (Диплом I степени).
7. VIII международная конференция и молодежная школа «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2022), Самара, 23–27 мая 2022 г.
Доклад: Цыганов А.В., Цыганова Ю.В., Голубков А.В. «Децентрализованный алгоритм обнаружения изменения режима движения объекта по данным мультисенсоров». (Принят к представлению на конференции).

Методы и подходы, использованные при реализации проекта

Моделирование движения объекта по сложной траектории на основе гибридной стохастической модели

В настоящее время для моделирования и оценивания параметров движения объектов широко применяют гибридные модели. Гибридная модель — это математическая модель процесса или явления, основанная на сочетании различных математических объектов. Гибридные системы — математические модели систем управления, в которых непрерывная динамика, порождаемая в каждый момент времени одной из априорно заданного набора непрерывных систем, перемежается с дискретными операциями, подающими команды либо на мгновенное переключение с

одной системы на другую, либо на мгновенную перестройку с заданных текущих координат на другие координаты, либо на то и другое одновременно [10]. В научной литературе рассматривают различные виды гибридных моделей. Например, в [11] предложена гибридная модель движения автотранспорта, в которой динамика разгона и торможения автомобиля описывается дифференциальными уравнениями, а смена полосы — дискретной системой, в [12] рассматривается гибридная модель в виде оригинальной нейро-стохастической сети.

В настоящем проекте под гибридной стохастической моделью мы понимаем набор дискретных линейных стохастических моделей, каждая из которых отвечает за определенный режим движения объекта, то есть участок движения, который можно представить линейной моделью. Таким образом, сложная (в общем случае, нелинейная) траектория движения объекта аппроксимируется кусочно-линейной траекторией. Впервые такая идея для решения задачи моделирования траектории морского подвижного объекта с помощью линейных стохастических моделей прямолинейного равномерного и кругового движения была выдвинута в работах [13] и затем получила свое развитие в [14]. Такой подход к моделированию движения объекта имеет преимущество в том, что нелинейная в целом математическая модель заменяется набором линейных динамических моделей, для которых на каждом участке для оценки параметров движения можно применять вместо нелинейных фильтров (имеющих неизбежные погрешности вычислений вследствие линеаризации) хорошо зарекомендовавшие себя алгоритмы оптимального линейного оценивания.

Для простоты рассматривается движение объекта на плоскости. Предположим, что отдельные участки траектории с постоянным режимом движения являются достаточно длинными, то есть можно сказать, что движение объекта является квазистационарным. Предположим, что на каждом таком участке движение объекта можно представить линейной стохастической моделью, соответствующей одному из следующих типов движения:

1. Прямолинейное равномерное движение.
2. Круговое равномерное движение при повороте налево с заданным радиусом.
3. Круговое равномерное движение при повороте направо с заданным радиусом.
4. Прямолинейное равноускоренное движение.
5. Отсутствие движения (остановка).

В общем случае рассмотрим M таких моделей. Тогда движение объекта на всей траектории может быть описано гибридной стохастической моделью:

$$x_k = \Phi_p x_{k-1} + B_p u_{k-1} + G_p w_{k-1}, \quad p = 0, 1, \dots, M-1, \quad (1)$$

где x_k — вектор параметров движения объекта ($x_k = [x, v_x, a_x, y, v_y, a_y]^T$ для равноускоренного движения и $x_k = [x, v_x, y, v_y]^T$ для остальных режимов), p — номер режима движения (при формулировке алгоритмов для упрощения записи индекс p будет иногда опускаться). Каждый режим движения объекта определяется своим набором матриц-параметров моделей:

1. Режим прямолинейного равномерного движения.

$$\Phi_p = \Phi(\tau) = \begin{bmatrix} \Phi_l & 0 \\ 0 & \Phi_l \end{bmatrix}, \quad \Phi_l = \begin{bmatrix} 1 & \tau \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad B = [0, 0, 0, 0]^T.$$

2. Режим кругового равномерного движения при повороте налево с заданным радиусом.

$$\Phi_p = \Phi(x_s, r, \tau) = \begin{bmatrix} \Phi_c & 0 \\ 0 & \Phi_c \end{bmatrix}, \quad \Phi_c = \begin{bmatrix} \cos \omega \tau & \omega^{-1} \sin \omega \tau \\ -\omega \sin \omega \tau & \cos \omega \tau \end{bmatrix},$$

$$B_p = B(x_s, r, \tau) = \begin{bmatrix} (x_{1,s} - \omega^{-1} x_{4,s})(1 - \cos \omega \tau) \\ (\omega x_{1,s} - x_{4,s}) \sin \omega \tau \\ (x_{3,s} + \omega^{-1} x_{2,s})(1 - \cos \omega \tau) \\ (\omega x_{3,s} + x_{2,s}) \sin \omega \tau \end{bmatrix}.$$

3. Режим кругового равномерного движения при повороте направо с заданным радиусом.

$$\Phi_p = \Phi(x_s, r, \tau) = \begin{bmatrix} \Phi_c & 0 \\ 0 & \Phi_c \end{bmatrix}, \quad \Phi_c = \begin{bmatrix} \cos \omega\tau & \omega^{-1} \sin \omega\tau \\ -\omega \sin \omega\tau & \cos \omega\tau \end{bmatrix},$$

$$B_p = B(x_s, r, \tau) = \begin{bmatrix} (x_{1,s} + \omega_2^{-1} x_{4,s})(1 - \cos \omega_2\tau) \\ (\omega_2 x_{1,s} + x_{4,s}) \sin \omega_2\tau \\ (x_{3,s} - \omega_2^{-1} x_{2,s})(1 - \cos \omega_2\tau) \\ (\omega_2 x_{3,s} - x_{2,s}) \sin \omega_2\tau \end{bmatrix}.$$

4. Режим прямолинейного равноускоренного движение.

$$\Phi_p = \Phi(\tau) = \begin{bmatrix} \Phi_a & 0 \\ 0 & \Phi_a \end{bmatrix}, \quad \Phi_a = \begin{bmatrix} 1 & \tau & \tau^2/2 \\ 0 & 1 & \tau \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad B_p = [0, 0, 0, 0, 0, 0]^T.$$

5. Режим остановки.

$$\Phi_p = \Phi(\tau) = \begin{bmatrix} \Phi_s & 0 \\ 0 & \Phi_s \end{bmatrix}, \quad \Phi_s = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B_p = [0, 0, 0, 0]^T.$$

В приведенных выше матрицах: τ — период дискретизации, s — момент смены режима движения, r — радиус поворота, $\omega = |v_s|/r > 0$ — угловая скорость в момент смены режима движения, модуль вектора скорости $|v_s| = \sqrt{v_{x_s}^2 + v_{y_s}^2}$, $x_{i,s}$ — i -й элемент вектора состояния модели (1) в момент времени s .

Для всех моделей вектор управления u_k считается постоянным ($u_k \equiv 1$).

Случайные возмущения в модели движения объекта (1) представим дискретным белым шумом $w_k \sim \mathcal{N}(0, Q_p)$, где $Q_p \geq 0$ — матрица ковариации w_k . Матрица усиления шума для модели прямолинейного равноускоренного движения объекта имеет вид

$$G_p = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T.$$

а для всех остальных моделей

$$G_p = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T.$$

Для моделирования движения объекта по сложной траектории с учетом добавленных режимов прямолинейного равноускоренного движения и остановки был модифицирован алгоритм, предложенный в [14]. Основное отличие модифицированного алгоритма заключается в необходимости учета изменения вектора состояния x_k при переходе в режим равноускоренного движения и обратно.

Моделирование данных мультисенсорных измерений

В проекте рассматриваются сети из N узлов (сенсоров) с полностью связной топологией (рис. 1).

Математически мультисенсорная модель измерений может быть описана следующим образом:

$$z_{i,k} = H_{i,p} x_k + v_{i,k}, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (2)$$

где $v_{i,k}$ — вектор ошибки измерения, $v_{i,k} \sim \mathcal{N}(0, R_{i,p})$, а матрица измерений $H_{i,p}$ может иметь разный вид в зависимости от сенсора. Например, при условии, что измеряются обе пространственные координаты объекта, матрица $H_{i,p}$ для модели прямолинейного равноускоренного движения будет иметь вид:

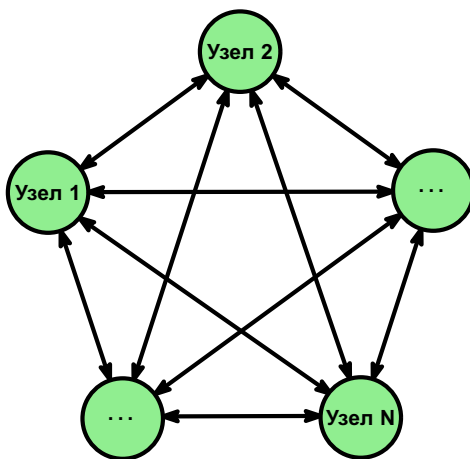


Рис. 1. Сеть с полностью связной топологией

$$H_{i,p} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

а для всех остальных моделей

$$H_{i,p} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix},$$

если же измеряется только одна координата, например, x , то матрица $H_{i,p}$ для модели прямолинейного равноускоренного будет иметь вид:

$$H_{i,p} = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0],$$

а для всех остальных моделей

$$H_{i,p} = [1 \ 0 \ 0 \ 0].$$

Соответствующая глобальная (централизованная) модель измерений имеет вид

$$z_k = H_p x_k + v_k, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (3)$$

где $H_p = [H_{1,p}^T | H_{2,p}^T | \dots | H_{N,p}^T]^T$ и $v_k \sim \mathcal{N}(0, R_p)$, $R_p = \text{diag}(R_{1,p}, R_{2,p}, \dots, R_{N,p})$.

Децентрализованное оценивание параметров движения объекта

Как уже было отмечено выше, наиболее востребованными алгоритмами распределенного мультисенсорного оценивания являются алгоритмы на основе калмановской фильтрации. Фильтр Калмана в ковариационной форме для глобальной (централизованной) модели измерений может быть описан следующим алгоритмом:

Алгоритм 1. Фильтр Калмана в ковариационной форме.

Обновление по времени (экстраполяция)

$$\hat{x}_k^- = \Phi_p \hat{x}_{k-1}^+ + B_p u_{k-1}, \quad (4)$$

$$P_k^- = \Phi_p P_{k-1}^+ \Phi_p^T + G_p Q_p G_p^T, \quad (5)$$

Обновление по измерениям (фильтрация)

$$K_k = P_k^- H_p^T [H_p P_k^- H_p^T + R_p]^{-1}, \quad (6)$$

$$v_k = z_k - H_p \hat{x}_k^-, \quad (7)$$

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k v_k, \quad (8)$$

$$P_k^+ = (I - K_k) P_k^-, \quad (9)$$

где P_k — ковариационная матрица ошибок оценивания, а знаки ”+” и ”-” означают, соответственно, априорную и апостериорную оценки вектора состояния и соответствующих ковариационных матриц ошибок оценивания.

Матрица $\mathcal{I}_k = P_k^{-1}$, обратная к ковариационной матрице ошибок оценивания называется информационной матрицей, а фильтр, в котором она используется, называется информационным фильтром. В информационном фильтре этап обновления по измерениям может быть описан следующими уравнениями:

$$\Delta s_k = H_p^T R_p^{-1} z_k, \quad (10)$$

$$\Delta \mathcal{I}_k = H_p^T R_p^{-1} H_p, \quad (11)$$

$$\hat{s}_k^+ = \hat{s}_k^- + \Delta s_k, \quad (12)$$

$$\mathcal{I}_k^+ = \mathcal{I}_k^- + \Delta \mathcal{I}_k, \quad (13)$$

где Δs_k и $\Delta \mathcal{I}_k$ — обновления информационного вектора \hat{s}_k^+ и информационной матрицы \mathcal{I}_k^+ соответственно, а $\hat{s}_k^+ = \mathcal{I}_k^+ \hat{x}_k^+$.

Ключевая идея децентрализованного фильтра состоит в возможности выразить глобальные обновления информационного вектора через локальные [15]:

$$\Delta s_k = H_p^T R_p^{-1} z_k = \sum_{i=1}^N H_{i,p}^T R_{i,p}^{-1} z_{i,k} = \sum_{i=1}^N \Delta s_{i,k}, \quad (14)$$

$$\Delta \mathcal{I}_k = H_p^T R_p^{-1} H_p = \sum_{i=1}^N H_{i,p}^T R_{i,p}^{-1} H_{i,p} = \sum_{i=1}^N \Delta \mathcal{I}_{i,k}. \quad (15)$$

Локальные обновления вычисляются в каждом узле и передаются по сети всем остальным узлам.

Алгоритм 2. Децентрализованный фильтр Калмана.

Локальное обновление по времени

$$\hat{x}_{i,k}^- = \Phi_p \hat{x}_{i,k-1}^+ + B_p u_{k-1}, \quad (16)$$

$$(P_{i,k}^-)^{-1} = (\Phi_p P_{i,k-1}^+ \Phi_p^T + G_p Q_p G_p^T)^{-1}. \quad (17)$$

Локальное обновление по измерениям

$$\Delta s_{i,k} = H_{i,p}^T R_{i,p}^{-1} z_{i,k}, \quad (18)$$

$$\Delta \mathcal{I}_{i,k} = H_{i,p}^T R_{i,p}^{-1} H_{i,p}. \quad (19)$$

Коммуникация и ассимиляция

$$(P_{i,k}^+)^{-1} = (P_{i,k}^-)^{-1} + \sum_{j=1}^N \Delta \mathcal{I}_{j,k}, \quad (20)$$

$$\hat{x}_{i,k}^+ = P_{i,k}^+ \left[(P_{i,k}^-)^{-1} \hat{x}_{i,k}^- + \sum_{j=1}^N \Delta s_{j,k} \right]. \quad (21)$$

Как показано в [15] децентрализованный фильтр Калмана с локальными моделями измерений (2) эквивалентен централизованному фильтру с глобальной моделью измерений (3). В настоящее время помимо классического децентрализованного фильтра Калмана разработаны его различные модификации, в частности, на основе матричных ортогональных преобразований [16].

Обнаружение момента изменения и идентификация режима движения объекта

Используемый в проекте подход к моделированию траектории неизбежно влечет необходимость решения других задач — скорейшего обнаружения момента изменения и идентификации режима движения объекта. Решение этих задач являлось важной частью исследований проекта.

Для решения задачи обнаружения момента изменения режима движения объекта в работе [17] в децентрализованный алгоритм 2 добавлено децентрализованное вычисление сигнальной функции [18] в каждом вычислительном узле. Для этого на этапе коммуникации и ассимиляции добавлены следующие уравнения:

$$\Sigma_{i,k} = (\hat{x}_{i,k}^-)^T (P_{i,k}^-)^{-1} \hat{x}_{i,k}^- - (\hat{x}_{i,k}^+)^T (P_{i,k}^+)^{-1} \hat{x}_{i,k}^+ + \sum_{j=1}^N z_{j,k}^T R_{j,p}^{-1} z_{j,k}, \quad (22)$$

$$S_{i,k} = \sqrt{\frac{m}{2k}} \left(\frac{1}{m} \Sigma_{i,k} - 1 \right) = \frac{1}{\sqrt{2km}} (\Sigma_{i,k} - m), \quad (23)$$

где $m = \sum_{j=1}^N m_j$.

Использование сигнальной функции $S_{i,k}$ позволяет контролировать оптимальность используемой модели фильтрации. Выход значений функции за границы пороговых значений (обычно выбираются по правилу 3σ) свидетельствует об изменении режима движения объекта. Данный результат является оригинальным и ранее не был описан в научной литературе.

Предположим, что требуется не только обнаружить момент изменения режима движения объекта, но и идентифицировать новый режим движения.

Как известно, наибольшим быстродействием в решении задач обнаружения момента нарушения функционирования динамических систем отличаются методы, развитые в теории обнаружения изменений свойств случайных процессов, позволяющие оптимизировать структуру алгоритма по критерию скорейшего обнаружения нарушения. Впервые подобная проблема была рассмотрена Е.С. Пейджем [19]. Оптимальные правила остановки наблюдений, включая широко известную задачу о разладке, получены в работах А.Н. Ширяева [20]. Теоретические аспекты данной проблемы рассмотрены также в [21]–[23] и др. В настоящее время такие задачи (задачи контроля) остаются актуальными (см., например, [24]–[26]).

Рассмотрим M возможных режимов движения ($p = 0, \dots, M - 1$). Предположим, что начальное состояние системы соответствует режиму движения с номером 0. Необходимо по результатам измерений подтвердить или опровергнуть факт перехода системы на новый режим движения и идентифицировать его номер.

Предлагаемый подход. Решение поставленной задачи может быть получено с помощью последовательного критерия отношения вероятностей Вальда [27], [28]. Обозначим через \mathcal{H}_0 гипотезу, соответствующую начальному (основному) режиму движения, а через \mathcal{H}_p ($p = 1, \dots, M - 1$) гипотезы, соответствующие альтернативным режимам движения. Решающее правило основано на вычислении банком фильтров Калмана множества отношений правдоподобия λ_{pk} в каждый дискретный момент времени k и имеет следующий вид:

$$\begin{cases} \text{Если } (\exists p) \lambda_{pk} \geq A, \text{ тест завершают с выбором гипотезы } \mathcal{H}_p. \\ \text{Если } (\forall p) \lambda_{pk} \leq B, \text{ тест завершают с выбором гипотезы } \mathcal{H}_0. \\ \text{Если } (\forall p) A > \lambda_{pk} > B, \text{ тест продолжают для следующего } k. \end{cases} \quad (24)$$

Здесь

$$\lambda_{pk} = \frac{f_{N(1,k)|\mathcal{H}_p}(\eta(1), \dots, \eta(k))}{f_{N(1,k)|\mathcal{H}_0}(\eta(1), \dots, \eta(k))} \quad (p = 1, \dots, M-1),$$

$A = (1 - \beta)/\alpha$ и $B = \beta/(1 - \alpha)$ — верхний и нижний пороги принятия решения, в которых α и β — вероятности ошибок первого и второго рода, $\mathcal{H}_0, \dots, \mathcal{H}_p$ — гипотезы, соответствующие различным режимам движения; $N(1, k)|\mathcal{H}_p = [v^p(1), v^p(2), \dots, v^p(k)]^T$ — последовательность отсчетов процесса обновления, формируемого фильтрами Калмана, соответствующими рассматриваемым гипотезам \mathcal{H}_p .

Если момент возможного возникновения нарушения априорно неизвестен, то приходится в каждый дискретный момент времени рассматривать гипотезы \mathcal{H}_p .

Пусть момент появления возможного изменения режима движения представляет собой дискретную случайную величину, равномерно распределенную на отрезке $[1, k]$. Тогда отношение функций правдоподобия в решающем правиле вычисляется по выражениям:

$$\lambda_{pk} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \psi_j^p(k), \quad \text{где } \psi_j^p(k) = \prod_{i=j}^k \frac{f_{v_j(i)|\mathcal{H}_p}(\eta(i))}{f_{v_1(i)|\mathcal{H}_0}(\eta(i))}. \quad (25)$$

Учитывая тот факт, что в оптимальном фильтре каждый случайный вектор невязок $v_j(i)|\mathcal{H}_p \triangleq v_j^p(i)$ нормально распределен с нулевым математическим ожиданием и ковариационной матрицей $\Sigma_j(i)|\mathcal{H}_p \triangleq \Sigma_j^p(i)$ (нижний индекс j означает дискретный момент времени, в который фильтр F_j начинает работать), можно переписать выражение (25) для $\psi_j^p(k)$ в виде:

$$\psi_j^p(k) = \begin{cases} 1, & k < j, \\ \psi_j^p(k-1) \sqrt{\frac{|\Sigma_j^p(k)|}{|\Sigma_1^0(k)|}} \exp \left[\frac{(v_1^0(k))^T (\Sigma_1^0(k))^{-1} v_1^0(k) - (v_j^p(k))^T (\Sigma_j^p(k))^{-1} v_j^p(k)}{2} \right], & k \geq j. \end{cases}$$

Алгоритм 3. Обнаружение изменения режима движения и его идентификация.

Задать вероятности ошибок первого и второго рода α и β .

Вычислить пороговые значения решающего правила $A = (1 - \beta)/\alpha$ и $B = \beta/(1 - \alpha)$.

Для каждого момента времени $k = 1, 2, \dots, K$ выполнять:

1. Подключить $M - 1$ новых фильтров, соответствующих гипотезам о том, что в текущий момент времени произошло изменение режима движения на один из $M - 1$ возможных.
2. Вычислить λ_{pk} согласно (25).
3. Проверить критерий (24). Если несколько значений λ_{pk} пересекает верхний предел решающего правила, то выбирается максимальное из них.

Алгоритм адаптивного оценивания параметров движения объекта в этом случае заключается в периодическом повторении алгоритма 3 и изменении моделей движения объекта (1) и измерений (2) в децентрализованном фильтре Калмана в соответствии с идентифицированным режимом движения. В случае, когда моменты возможного изменения режима t_s движения объекта известны этот алгоритм существенно упрощается: процедуру идентификации режима движения необходимо запускать только в моменты t_s , а инициализация $M - 1$ новых фильтров выполняется только в начале процедуры.

Пример 1. Проведем моделирование данных траекторных измерений со следующей схемой движения: 20 тактов объект движется прямолинейно и равномерно, затем следующие 30 тактов объект совершает равномерное движение по окружности при повороте вправо с заданным

радиусом поворота $r = 5$ м. Начальные параметры движения объекта $x(0) = [0, 0, 0, 2]^T$, ковариации гауссовских шумов в уравнении объекта и измерителя равны $Q = \text{diag}(0.01, 0.01)$ и $R = \text{diag}(0.01, 0.01)$, соответственно.

Рассмотрим следующие возможные режимы движения: равномерное прямолинейное движение (основной режим), равномерное движение по окружности вправо с радиусом $r = 5$ м (первый альтернативный режим) и равномерное движение по окружности влево с радиусом $r = 5$ м (второй альтернативный режим). Таким образом, $M = 3$ и на каждом шаге работы алгоритма в банк фильтров Калмана будут добавляться два новых фильтра, вычисляющих λ_{1k} и λ_{2k} .

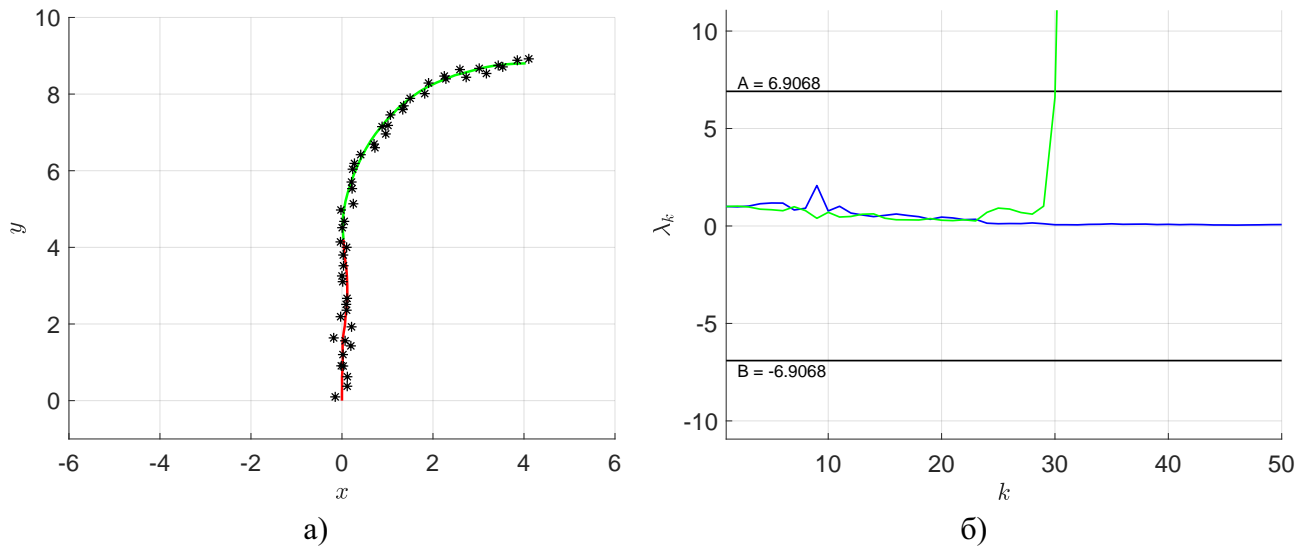


Рис. 2. а) траектории движения объекта и измерения, б) отношения правдоподобия: λ_{1k} — зеленый цвет, λ_{2k} — синий цвет

Результаты моделирования представлены на рисунке 2. Видно, что отношение правдоподобия для гипотезы о движении по окружности вправо (λ_{1k}) пересекает верхний порог A , что означает обнаружение изменения режима движения. Время принятия решения составило 10 тактов дискретного времени.

В ходе реализации проекта были получены формулы для децентрализованного вычисления отношения правдоподобия (25) в узлах мультисенсорной сети. Данный результат является новым и ранее не был опубликован в научной литературе. Подан и принят к представлению на конференции ИТНТ-2022 доклад «Децентрализованный алгоритм обнаружения изменения режима движения объекта по данным мультисенсоров», а также расширенная статья в IEEE Proceedings «Decentralized algorithm for detecting changes in the motion mode of an object based on multisensor data» (прикреплена в файлах отчета). Результаты численных экспериментов подтверждают работоспособность и эффективность предложенного подхода.

Скорость работы банков фильтров Калмана в отдельных узлах сети может быть дополнительно повышена за счет использования технологий параллельных вычислений на этапе получения локальных оценок конкурирующими фильтрами. В ходе выполнения проекта на языке C++ была реализована версия алгоритма 3 для случая, когда моменты изменения режима движения известны. Параллельная секция алгоритма выполнена с использованием технологии OpenMP и включает пункты 1 и 2 алгоритма (рисунок 3). Исходный код программы выложен на странице с отчетом о реализации проекта: http://lmm.ulspu.ru/ru/content/rfbr_18-41-732003.

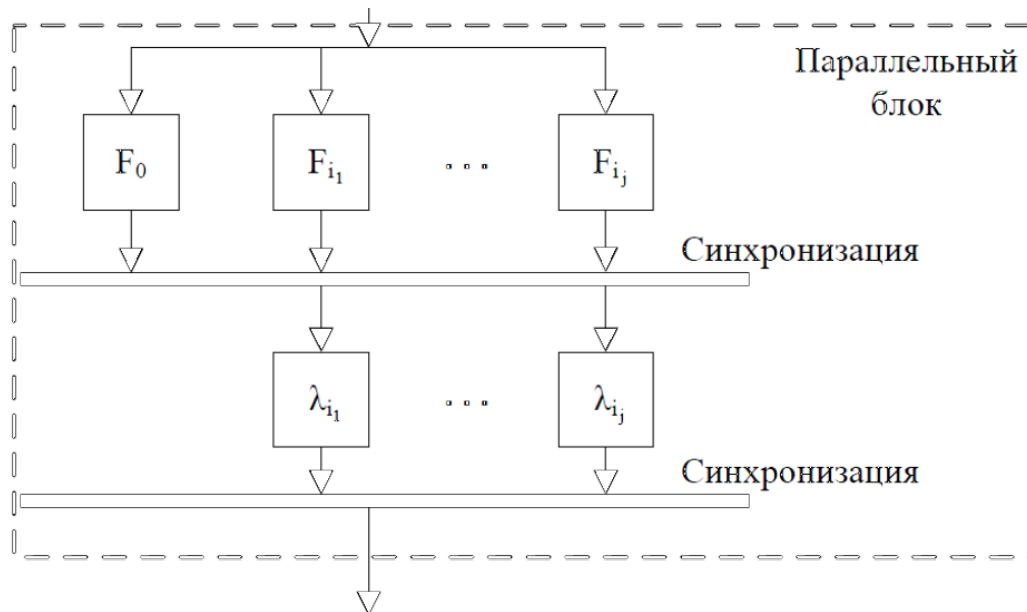


Рис. 3. Параллельная секция алгоритма 3

Оценка среднего времени принятия решения об изменении режима движения

Для вычисления значений λ_{pk} необходимо формировать банк фильтров Калмана, в котором каждый фильтр соответствует определенной гипотезе. Таким образом, в банке фильтров в каждый момент j находится максимум $1 + j(M - 1)$ конкурирующих фильтров Калмана, каждый из которых используется для вычисления своего отношения правдоподобия. Следовательно, с ростом интервала наблюдения размер банка, определяемый количеством одновременно находящихся в нем фильтров, непрерывно и неограниченно растет, что, в свою очередь, увеличивает объем необходимых вычислений и объем памяти для обработки данных. Проблема заключается в том, что для решения практических задач требование к неограниченному росту вычислительных ресурсов является неприемлемым.

Для решения указанной проблемы применяется подход, основанный на ограничении размера банка фильтров Калмана. При этом возникает другая задача, а именно: как уменьшить необходимый размер банка, то есть количество фильтров Калмана, которые могут находиться в нем одновременно в текущий момент времени, пока решение об изменении режима движения объекта еще не было принято.

Одним из подходов к решению задачи является построение алгоритма для вычисления количественной оценки среднего объема выборки, необходимой для принятия решения в последовательном критерии Вальда. Тогда размер банка можно задать равным полученной оценке среднего времени принятия решения. Данная идея была впервые предложена в [29]. Строгое математическое обоснование алгоритма вычисления среднего размера банка при выборе из двух гипотез получено в [30]. В ходе выполнения проекта полученные результаты были обобщены на случай M возможных режимов движения.

Алгоритм 4. Вычисление среднего размера банка фильтров Калмана в случае M возможных режимов движения.

1. Задать вероятности ошибок первого и второго рода α и β .
2. Вычислить значения верхнего и нижнего порогов решающего правила: $A = \ln((1 - \beta)/\alpha)$ и $B = \ln(\beta/(1 - \alpha))$.
3. Найти установившееся решение ковариационной матрицы невязок измерений Σ_0 , соот-

ветствующей основной гипотезе \mathcal{H}_0 , и установившиеся решения ковариационных матриц невязок измерений Σ_p , соответствующих альтернативным гипотезам \mathcal{H}_p , $p = 1, \dots, M - 1$, по уравнениям дискретного фильтра Калмана.

4. Вычислить значения фактических корреляционных матриц $\bar{\Sigma}_{0p}(k)$:

$$\bar{\Sigma}_{0p}(k) = H_0 E \{x_k x_k^T\} H_0^T - H_0 E \{x_k \hat{x}_{k|k-1}^T\} H_p^T - H_p E \{\hat{x}_{k|k-1} x_k^T\} H_0^T + H_p E \{\hat{x}_{k|k-1} \hat{x}_{k|k-1}^T\} H_p^T + R_p,$$

где $\hat{x}_{k|k-1}$ — оценки, вычисленные на этапе экстраполяции с помощью фильтра F_p , соответствующего гипотезе об изменении режима движения \mathcal{H}_p .

5. Вычислить значения фактических корреляционных матриц $\bar{\Sigma}_{p0}(k)$:

$$\bar{\Sigma}_{p0}(k) = H_0 E \{x_k x_k^T\} H_0^T - H_0 E \{x_k \hat{x}_{k|k-1}^T\} H_p^T - H_p E \{\hat{x}_{k|k-1} x_k^T\} H_0^T + H_p E \{\hat{x}_{k|k-1} \hat{x}_{k|k-1}^T\} H_p^T + R_0,$$

где $\hat{x}_{k|k-1}$ — оценки, вычисленные на этапе экстраполяции с помощью фильтра F_0 .

6. Найти величины μ_{0p} и μ_{p0} для каждой гипотезы \mathcal{H}_p , $p = 1, \dots, M - 1$:

$$\mu_{0p} = \ln |\Sigma_0|^{1/2} - \ln |\Sigma_p|^{1/2} + \frac{1}{2} \left\{ m - \sum_{u,v=1}^m \left(\tilde{\sigma}_{uv}^p \bar{\sigma}_{uv}^{p0} \right) \right\},$$

$$\mu_{p0} = \ln |\Sigma_0|^{1/2} - \ln |\Sigma_p|^{1/2} + \frac{1}{2} \left\{ \sum_{u,v=1}^m \left(\tilde{\sigma}_{uv}^0 \bar{\sigma}_{uv}^{0p} \right) - m \right\},$$

где $\Sigma_0^{-1} = [\tilde{\sigma}_{uv}^0]_{u,v=1,m}$ и $\Sigma_p^{-1} = [\tilde{\sigma}_{uv}^p]_{u,v=1,m}$; $\bar{\Sigma}_{0p} = [\bar{\sigma}_{uv}^{0p}]_{u,v=1,m}$ и $\bar{\Sigma}_{p0} = [\bar{\sigma}_{uv}^{p0}]_{u,v=1,m}$, $\bar{\Sigma}_{0p} = \lim_{k \rightarrow \infty} \bar{\Sigma}_{0p}(k)$, $\bar{\Sigma}_{p0} = \lim_{k \rightarrow \infty} \bar{\Sigma}_{p0}(k)$, ($p = 1, \dots, M - 1$).

7. Найти величины $N_{0p} = (\alpha A + (1 - \alpha)B)/\mu_{0p}$ и $N_{p0} = ((1 - \beta)A + \beta B)/\mu_{p0}$. (N_{0p} и N_{p0} — средние объемы выборок, необходимых для принятия решения при выполнении пары гипотез H_0 и H_p).

8. Для каждой пары основной и альтернативной гипотезы вычислить средний размер банка фильтров Калмана:

$$M_p = \max([N_{0p}], [N_{p0}]).$$

9. Найти оценку среднего размера банка фильтров как максимальное значение M_p среди каждой пары гипотез H_0 и H_p , $p = 1, \dots, M - 1$.

Полученный результат является новым и опубликован в [31] (там же приведены фрагменты кода разработанного алгоритма на языке MATLAB и пример его использования).

Программная реализация разработанных алгоритмов

Практическая реализация алгоритмов проекта выполнена в программном комплексе: «Моделирование и децентрализованное оценивание траектории подвижного объекта». Программный комплекс предназначен для моделирования траектории, мультисенсорных измерений, децентрализованного оценивания траектории и обнаружения изменения режима движения подвижного объекта на основе линейных дискретных моделей движения. Реализованы следующие режимы работы:

- 1) построение детерминированной или стохастической траектории движения объекта;
- 2) моделирование мультисенсорных измерений в присутствии аддитивной гауссовой помехи;

- 3) оценивание вектора состояния модели движения объекта с помощью децентрализованного алгоритма оптимальной дискретной фильтрации;
- 4) децентрализованное обнаружение изменения режима движения объекта на основе сигнальной функции;
- 5) децентрализованное обнаружение изменения режима движения объекта на основе последовательного решающего правила.

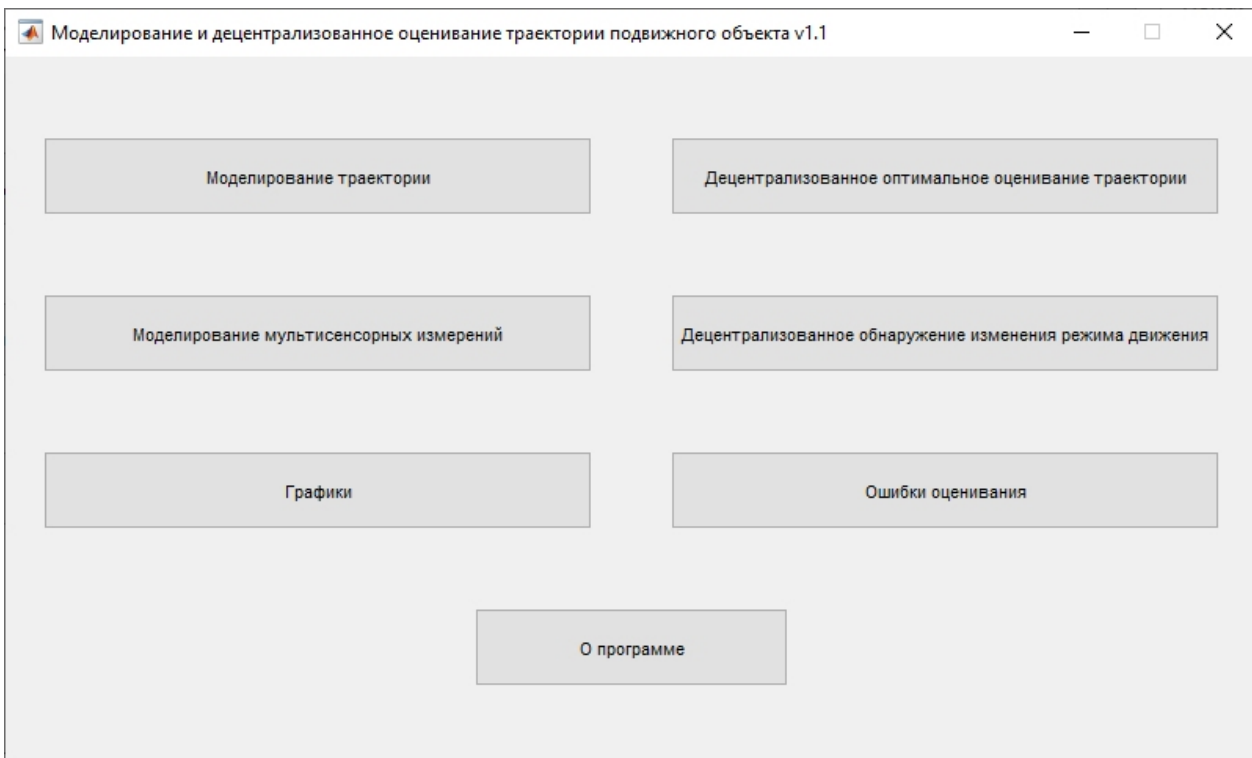
Графический интерфейс пользователя реализован в среде визуального программирования GUIDE. Скриншоты работы программного комплекса приведены в приложении 1.

Список литературы

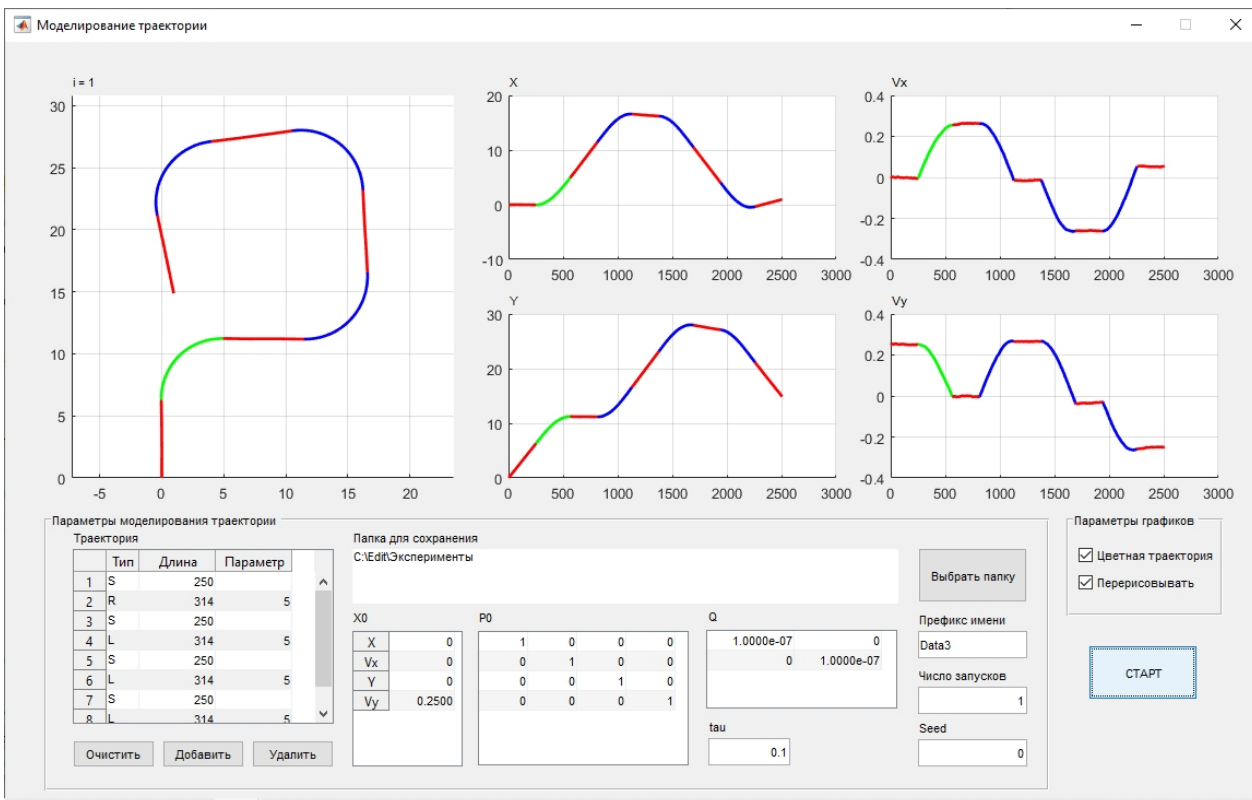
- [1] Коновалов, А.А. Основы траекторной обработки радиолокационной информации. СПб.: Изд-во СПб-ГУ «ЛЭТИ», 2013.
- [2] Bar-Shalom Y., Li X.R., Kirubarajan T. Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory, Algorithms and Software. New Jersey: John Wiley and Sons, 2002.
- [3] Li X.R., Jilkov V.P. Overview of multiple-model methods for maneuvering target tracking // Proc. SPIE 5204, Signal and Data Processing of Small Targets, 2003.
- [4] Семушин И.В., Цыганова Ю.В., Захаров К.В. Устойчивые алгоритмы фильтрации — обзор и новые результаты для систем судовождения и управления судном // Информационные технологии и вычислительные системы. № 4. 2013. С. 90–112
- [5] Maybeck P.S. Stochastic Models, Estimation and Control. N.Y.; San Francisco; London: Academic Press, 1979.
- [6] Липцер Р.Ш., Ширяев А.Н. Статистика случайных процессов (нелинейная фильтрация и смежные вопросы). М.: Наука, 1974.
- [7] Khaleghi B., Khamis A., Karray F.O., Razavi S.N. Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art // Information Fusion. 2013. Vol. 14, no. 1. P. 28–44.
- [8] Mahmoud M.S., Khalid H.M. Distributed Kalman filtering: a bibliographic review // IET Control Theory Applications. 2013. Vol. 7, no. 4. P. 483–501],
- [9] Li W., Wang Z., Wei G. et al. A survey on multisensor fusion and consensus filtering for sensor networks // Discrete Dynamics in Nature and Society. 2015. Vol. 2015. 12 p.
- [10] Точилин П.А., Куржанский А.Б. Задачи достижимости и синтеза управлений для гибридных систем. МГУ, 2008.
- [11] Тимофеева Г.А., Ахмадинуров М.М. Гибридная математическая модель транспортного потока // Фундаментальные исследования. № 12, 2011. С. 389–392.
- [12] Долгий, А.И., Долгий, И.Д., Ковалев, В.С., Ковалев, С.М. Гибридные нейро-стохастические модели обработки первичной информации в системах железнодорожной автоматики // Известия ВолгГТУ, 2011. Т. 11. № 9(82), С. 58–63.
- [13] Семушин И.В., Кроливецкая Ю.М., Петрова Е.С. Ориентированная на фильтрацию Калмана математическая модель установившейся циркуляции для анализа траектории // Автоматизация процессов управления. – 2013. № 4 (34). С. 14–20.
- [14] Семушин И.В., Цыганов А.В., Цыганова Ю.В., Голубков А.В., Винокуров С.Д. Моделирование и оценивание траектории движущегося объекта // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Математическое моделирование и программирование. 2017. Т. 10. № 3. С. 108–119.

- [15] Rao B.S., Durrant-Whyte H.F. Fully decentralised algorithm for multisensor Kalman Filtering // IEE Proceedings D – Control Theory and Applications. 1991. Vol. 138. P. 413–420.
- [16] Tsyganov A.V., Tsyganova Yu.V., Decentralized square-root information Kalman filtering based on J-orthogonal transformations // J. Phys.: Conf. Ser. 2021. Vol. 1745. P. 012112.
- [17] Golubkov A.V., Tsyganov A.V., Tsyganova Yu.V., Petrishchev I.O. Decentralized multisensor estimation of motion parameters of an object moving along a complex trajectory // Journal of Physics: Conference Series. 2019. Vol. 1368. P. 042041.
- [18] Semoushin I.V., Yurjev A.D., Sunoplya M.S. A Simple Decision Generator for Detection / Selection Problems in Linear Stochastic Systems // Ученые записки Ульяновского государственного университета. Сер. Фундаментальные проблемы математики и механики / Ред. проф. А.С. Андреев. Т. 1, № 14, 2004, С. 167–185.
- [19] Page E.S. Continuous inspection schemes // Biometrika. — 1954. — Vol. 41, № 2. — P. 100–114.
- [20] Ширяев А.Н. Статистический последовательный анализ / А.Н. Ширяев. – М.: Наука, 1976.
- [21] Бассвиль, М.И. Обнаружение изменения свойств сигналов и динамических систем / под. ред. М.И. Бассвиль, А.В. Банвенист. – М.: Мир, 1989.
- [22] Fault diagnosis in dynamic systems. Theory and Applications / eds. by R. Patton [et al.]. — NJ: Prentice Hall Inc. Englewood Cliffs, 1989.
- [23] Tse, L.L. Sequential Analysis: Some Classical Problems and New Challenges / L.L. Tse // Statistica Sinica. — 2001. — Vol. 11, № 1. — P. 303–408.
- [24] Захаров К.В. Динамическая настройка алгоритма обнаружения маневра морской цели // Автоматизация процессов управления, 2011. № 4. С. 23-30.
- [25] Эхеа-Рока, Д., Секо-Гранадос, Г., Лопес-Салседо, Х.А. Обзор теории скорейшего обнаружения и ее применение для выявления угроз ГНСС // Гироскопия и навигация. 2016. Т. 24, № 4(95), С. 76–97.
- [26] Kalmuk, A., Granichin, O., Granichina, O., Ding, M. Detection of Abrupt Changes in Autonomous System Fault Analysis Using Spatial Adaptive Estimation of Nonparametric Regression // Proceedings of the American Control Conference (ACC), Boston Marriott Copley Place, July 6–8, 2016. Boston, MA, USA. P. 6839–6844.
- [27] Wald A. Sequential Analysis. New York : John Wiley and Sons, 1947. 212 p.
- [28] Hanlon P.D, Maybeck P.S. Equivalent Kalman Filter Bank Structure for Multiple Model Adaptive Estimation (MMAE) and Generalized Likelihood Ratio (GLR) Failure Detection // Proc. of the 36th conference on Decision & Control: San Diego California USA. 1997. Vol. 5. P. 4312–4317.
- [29] Semoushin I.V., Tsyganova J.V., Kulikova M.V. Fault Point Detection with the Bank of Competitive Kalman Filters // Computational Science – ICCS2003, International Conference, Mel-bourne, Australia and St.Petersburg, Russia, (June 2-4 2003) P.M.A. Sloom et al. (Eds.): ICCS 2003, LNCS 2658, 2003, P. 417–426.
- [30] Голубков А.В. Решение задачи обнаружения изменения режима движения объекта с ограниченным объемом банка фильтров Калмана // Автоматизация процессов управления. 2020. № 1 (59). С. 14–23.
- [31] Голубков А.В. Об алгоритме обнаружения изменения режима движения объекта // Автоматизация процессов управления // Автоматизация процессов управления. — 2021. — № 3 (65). — С. 49–55.
- [32] Голубков А.В. Об оценке среднего времени принятия решения об изменении режима движения объекта // Материалы Международного молодежного научного форума «ЛОМОНОСОВ-2021» / Отв. ред. И.А. Алешковский, А.В. Андриянов, Е.А. Антипов, Е.И. Зимакова. [Электронный ресурс] — М.: МАКС Пресс, 2021. — 1 электрон. опт. диск (DVD-ROM); 12 см. — 2000 экз. URL: https://lomonosov-msu.ru/archive/Lomonosov_2021/data/22523/128402_uid567323_report.pdf

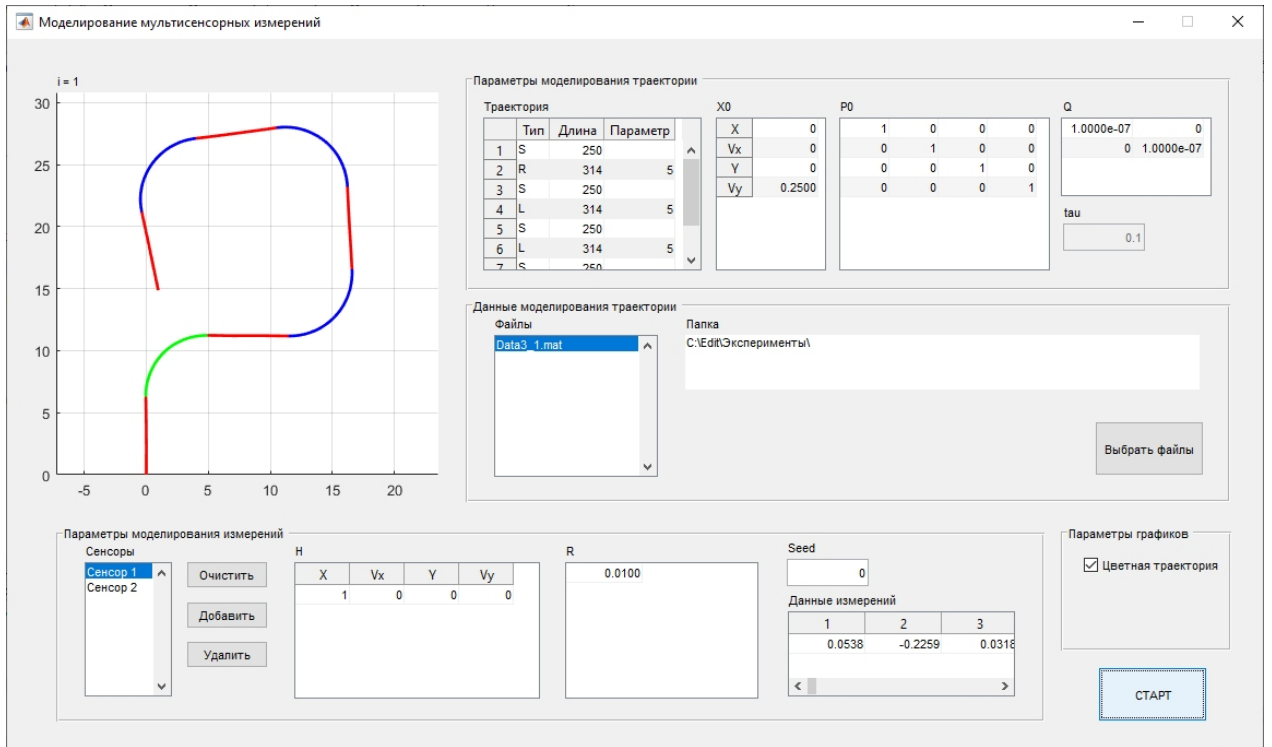
А. Скриншоты работы программного комплекса



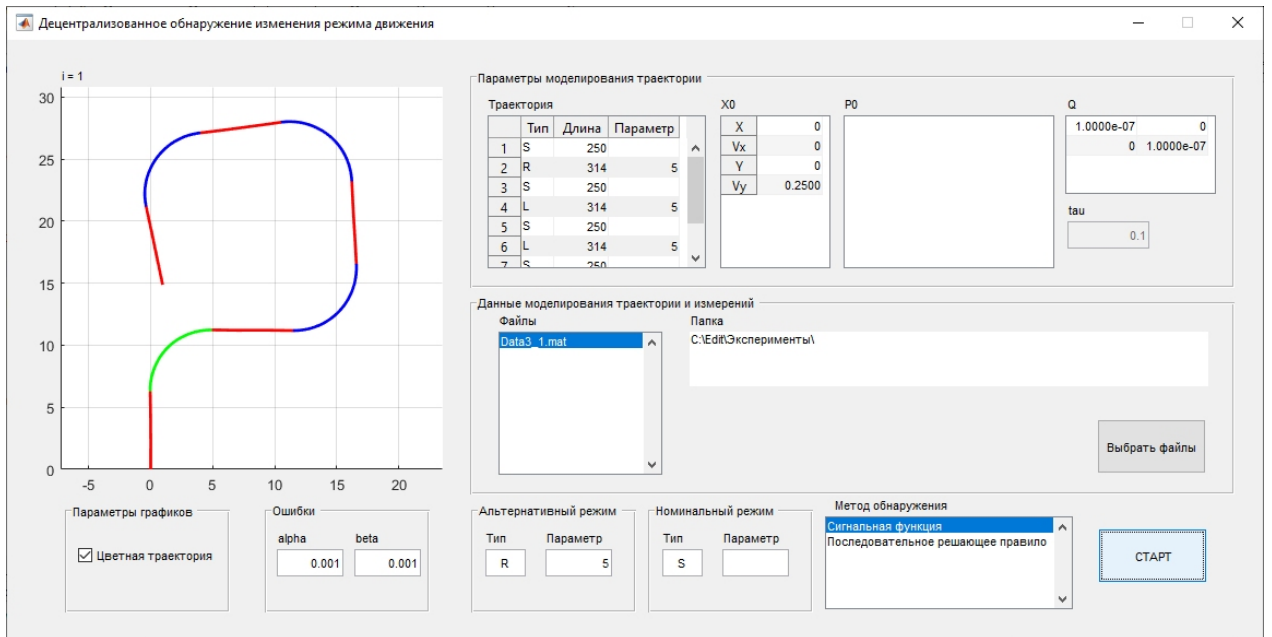
Главная форма



Окно моделирования траектории



Окно моделирования мультисенсорных измерений



Окно децентрализованного обнаружения изменения режима движения

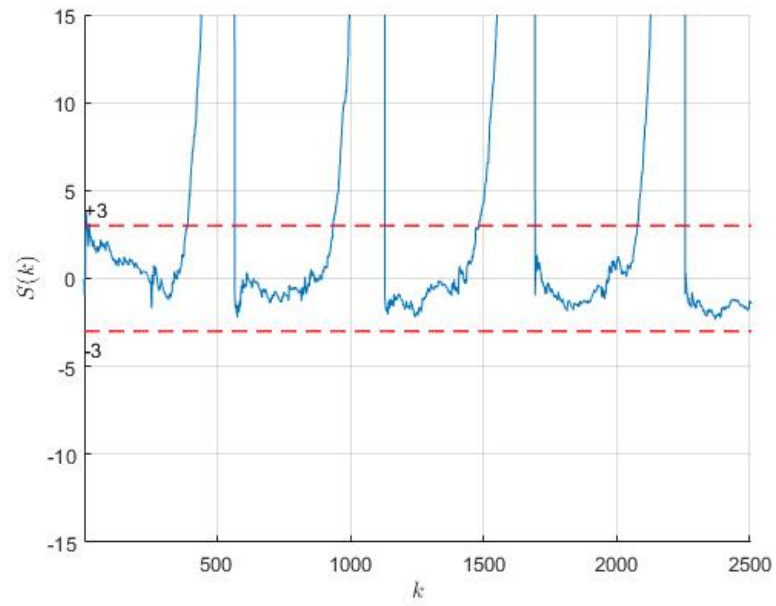


График сигнальной функции

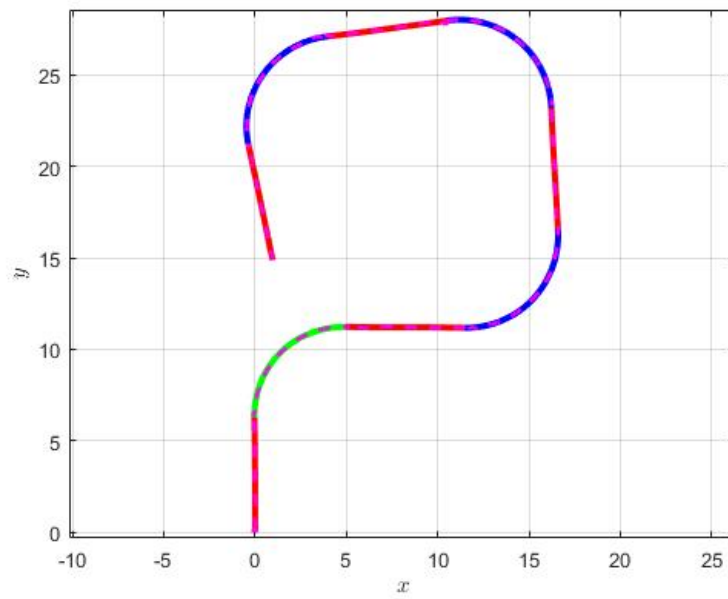


График децентрализованного оптимального оценивания траектории