

DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2023.9.9>

УДК: 623.746.4-519; 533.6.013.622

АДАПТИВНОЕ ФОРМИРОВАНИЕ ОПОРНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ ДЛЯ БОРТОВОЙ КОРРЕЛЯЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ СОПРОВОЖДЕНИЯ ДВИЖУЩИХСЯ ОБЪЕКТОВ

А.С. Солонар¹, С.В. Цуприк¹, П.А. Хмарский²

¹Учреждение образования «Военная академия Республики Беларусь»,
220057, Республика Беларусь, г. Минск, пр-т Независимости, д. 220

²Институт прикладной физики НАН Беларуси,
220072, Республика Беларусь, г. Минск, ул. Академическая, д. 16

Статья поступила в редакцию 20 апреля 2023

Аннотация. Для повышения эффективности корреляционно-экстремальной системы сопровождения движущихся объектов предлагается использовать многогипотезный измеритель с межобзорной памятью гипотез, в состав которого входят фильтры Калмана 0-го и 1-го порядка и фильтр Сингера 0-го порядка. Структура измерителя получена в результате статистического синтеза по критерию минимума апостериорного риска с квадратичной функцией потерь. В основе статистического синтеза лежит полумарковская модель яркости, учитывающая случайную природу времени перехода из одного состояния в другое.

Ключевые слова: фильтр Калмана, корреляционно-экстремальная система сопровождения, IMM измеритель, полумарковская модель яркости, изображение наземного объекта

Финансирование: Работа выполнена при поддержке гранта Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований (проект № Ф23М-103).

Автор для переписки: Цуприк Сергей Викторович, Serhio.Observer@yandex.ru

Введение

Развитие корреляционно-экстремальных методов обработки информации получило широкое применение при создании высокоточных систем наведения беспилотных летательных аппаратов (БЛА) [20], а также при разработке бортовых и наземных информационных систем, включающих в себя специальные системы обработки изображений. К ним относятся бортовые инерциальные и спутниковые навигационные системы, корреляционно-экстремальные системы (КЭС) навигации по геофизическим полям, а также наземные системы обработки разведывательной информации и выработки целеуказания. [3, 12, 13]. Особый интерес представляют бортовые КЭС, выполненные в виде оптико-локационного координатора (ОЛК) [8, 10], который обеспечивает решение задач однократного внутрикадрового (обнаружения, поиска, распознавания) и последовательного межкадрового автоматического сопровождения неподвижных и движущихся наземных объектов [18, 19] на фоне поверхности земли. Для решения задач внутрикадровой обработки, в состав координатора входит оптико-локационная система (ОЛС), которая обеспечивает формирование разовых оценок (РО) координат объектов по данным визуальной информации, поступающей на борт БЛА. Принцип определения координат КЭС заключается в поиске максимума взаимной корреляционной функции (КФ) двух изображений – наблюдаемого объекта и заранее известного опорного. При этом максимум взаимной корреляции определяет координаты объекта на изображении. Такой метод называется корреляционно-экстремальным методом сопровождения и является оптимальными по критерию максимального правдоподобия при нулевом фоне и известном изображении объекта [1]. Однако на точность РО существенное влияние оказывают такие факторы как [6]:

- 1) Наличие априорной неопределённости относительно наблюдаемого объекта;
- 2) Наличие изоморфных преобразований текущего изображения объекта (изменения уровня яркости, масштаба, сдвига и поворота изображения

относительно ориентации БЛА), приводящих к пространственно-временной трансформации;

3) Наличие помех естественного и искусственного происхождения, включая полное или частичное затенение объектов на изображении.

Снижение влияния вышеперечисленных факторов на точность РО координат объекта может быть достигнуто благодаря обновлению опорного изображения по данным наблюдений. Такой подход требует высокой точности оценивания яркости пикселей наблюдаемого объекта, что накладывает ограничения на сложность применяемых измерителей. Так, в работе [1] для оценки яркости опорного изображения предлагается использовать процедуру «экспоненциального сглаживания». Однако, при наблюдении высокоманевренных объектов [11] данная процедура оказываются недостаточно эффективной, а математическая модель, лежащая в её основе, не позволяет с высокой достоверностью описать реальные процессы изменения яркости во времени. Для достижения высокой точности оценивания яркости необходимо применять разные измерители на соответствующих временных интервалах. В основе таких измерителей должны лежать разные математические модели яркости, учитывающие её поведения и характер изменения в разные моменты времени [16]. Эффективным решением данной задачи является применения многогипотезного измерителя с межкадровой памятью гипотез [14], в основе которого лежит полумарковская модель яркости [9].

Таким образом, целью данной статьи является решение задачи адаптации опорного изображения к изменяющимся условиям наблюдения при помощи многогипотезного измерителя яркости с межкадровой памятью гипотез, формирующего оценку яркости в каждом пикселе изображения объекта. Для достижения поставленной цели требуется решить следующие задачи:

1) Доработать структурную схему ОЛС с учётом адаптивного формирования опорного изображения;

- 2) Провести статистический синтез устройства межкадрового измерения яркости;
- 3) На основании проведённого синтеза, получить структурную схему и алгоритм межкадрового измерения яркости;
- 4) Провести математическое моделирование и оценить полученные результаты.

1. Способы адаптации опорного изображения

Существует несколько способов адаптивного формирования опорного изображения [1]. Простейшим из них является покадровая смена. Структурная схема ОЛС, реализующая данный способ представлена на рисунке 1. Она включает в себя блок вычисления корреляционной матрицы, блок вычисления координат объекта, блок выделения изображения объекта, линию задержки.

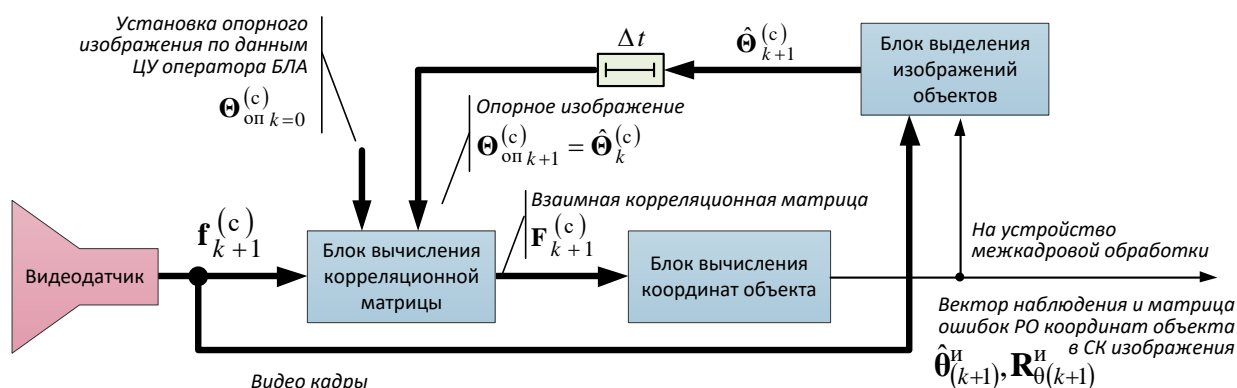


Рис. 1. Структурная схема ОЛС с покадровой сменой опорного изображения.

На вход блока вычисления корреляционной матрицы поступают последовательно во времени дискретизированные изображения $\mathbf{f}_{k+1}^{(c)}$, где $c = \{r = 1, b = 2, g = 3\}$ – номер цветового канала. Одновременно с изображением $\mathbf{f}_{k+1}^{(c)}$ подается опорное изображение $\Theta_{\text{оп}k+1}^{(c)}$, представляющее собой заранее известное изображение объекта интереса. На этапе первичного обнаружения опорное изображение $\Theta_{\text{оп}k=0}^{(c)}$ формируется оператором в момент выдачи целеуказания для сопровождения объекта. В результате рассчитывается

взаимная корреляционная матрица входного изображения кадра $\mathbf{f}_{k+1}^{(c)}$ и опорного изображения $\Theta_{\text{оп}k+1}^{(c)}$:

$$\mathbf{F}_{(k+1)i^*j^*}^{(c)} = \frac{\sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} \mathbf{f}_{(k+1)(i+i^*)(j+j^*)}^{(c)} \Theta_{\text{оп}(k+1)ij}^{(c)}}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} \left(\mathbf{f}_{(k+1)(i+i^*)(j+j^*)}^{(c)} \right)^2} \sqrt{\sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} \left(\Theta_{\text{оп}(k+1)ij}^{(c)} \right)^2}} \quad (1)$$

где i^*j^* – величина смещения по строкам и столбцам изображения $\mathbf{f}_{k+1}^{(c)}$ соответственно.

Корреляционная матрица $\mathbf{F}_{(k+1)i^*j^*}^{(c)}$ определяет меру близости входного изображения $\mathbf{f}_{k+1}^{(c)}$ и опорного $\Theta_{\text{оп}k+1}^{(c)}$. Номера элементов i^*j^* матрицы $\mathbf{F}_{(k+1)i^*j^*}^{(c)}$, в которых достигается глобальный максимум выражения (1), определяют координаты объекта на изображении $\mathbf{f}_{k+1}^{(c)}$. Поиск глобального максимума $(i^*j^*) = \arg \max \left\{ \mathbf{F}_{(k+1)i^*j^*}^{(c)} \right\}$ осуществляется в блоке вычисления координат объекта, и выдаётся на выход ОЛС в виде оценки вектора наблюдения $\hat{\theta}_{(k+1)}^{\text{и}}$ и корреляционной матрицы ошибок разового оценивания $\mathbf{R}_{\theta(k+1)}^{\text{и}}$ [8]. В состав вектора наблюдения $\hat{\theta}_{(k+1)}^{\text{и}}$ входят экранные координаты наблюдаемого объекта и его линейные размеры. По этим данным на входном изображении $\mathbf{f}_{k+1}^{(c)}$ выделяется область, принадлежащая изображению объекта $\hat{\Theta}_{(k+1)}^{(c)}$. Полученное изображение объекта $\hat{\Theta}_{(k+1)}^{(c)}$ проходит через линию задержки на величину интервала обновления кадров Δt и используется в качестве опорного изображения на следующий кадр $\Theta_{\text{оп}k+1}^{(c)} = \hat{\Theta}_k^{(c)}$.

Непосредственное использование изображения $\hat{\Theta}_{(k+1)}^{(c)}$ в качестве опорного приводит к быстрому накоплению ошибки измерения координат и искажению опорного изображения в процессе наблюдения. Данная проблема подробно

описана в работе [1], а в качестве решения предлагается применить для каждого (i, j) -го пикселя процедуру «экспоненциального сглаживания». Она заключается в предварительной межкадровой фильтрации каждого пикселя изображения при помощи экспоненциального фильтра с параметром $\alpha = 0,9 - 0,95$ [1]. Для этого в структуру ОЛС дополнительно включается блок фильтрации изображения объекта (см. рисунок 2). В отличие от схемы, приведенной на рисунке 1, изображение объекта $\hat{\Theta}_{(k+1)}^{(c)}$ предварительно подаётся на блок фильтрации, где сначала извлекаются значения яркости в каждом пикселе $\hat{\Theta}_{(k+1)ij}^{(c)}$, а затем подаются на соответствующие фильтры со своими номерами (i, j) . На выходе каждого фильтра формируется оценка вектора состояния $\hat{a}_{(k+1)ij}^{(c)}$, которая пересчитывается в фильтрованное значение яркости следующим образом:

$$\tilde{\Theta}_{(k+1)ij}^{(c)} = \mathbf{H} \hat{a}_{(k+1)ij}^{(c)}, \quad (2)$$

где \mathbf{H} – статическая матрица пересчета вектора состояния.

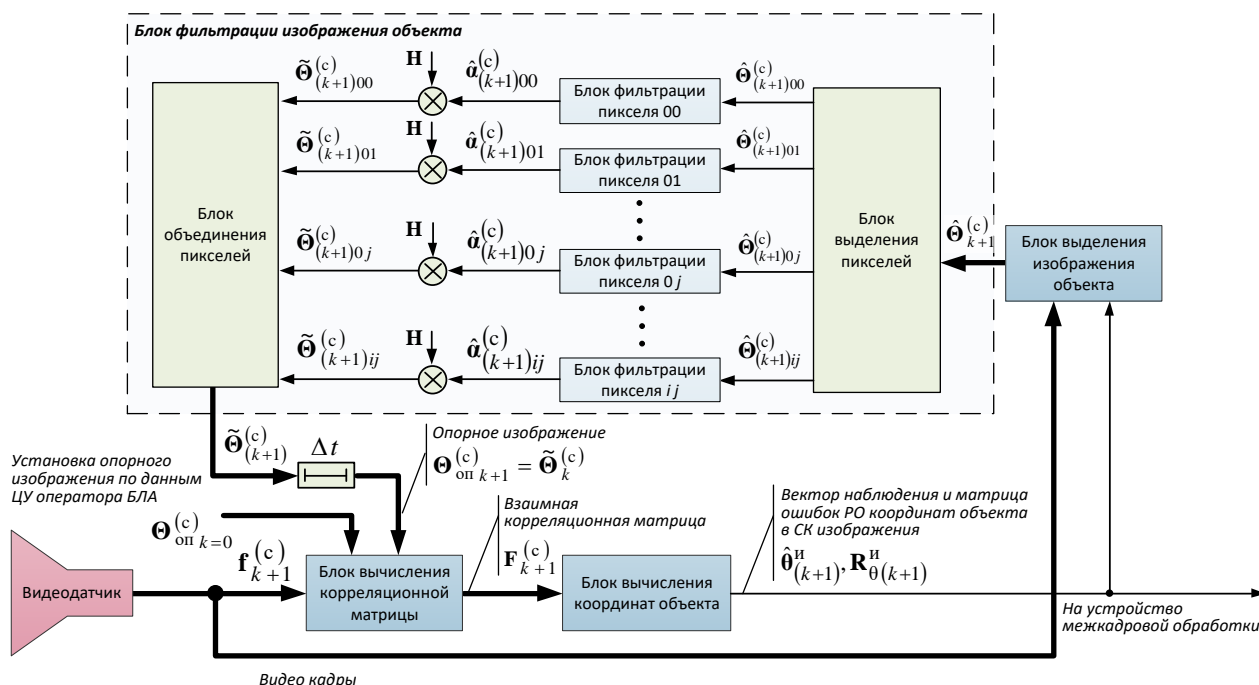


Рис. 2. Структурная схема ОЛС с адаптивным формированием опорного изображения и фильтрации изображения объекта.

После фильтрации по всем (i, j) -м пикселям полученные оценки $\tilde{\Theta}_{(k+1)ij}^{(c)}$ претерпевают процедуру объединения в одно изображение, тем самым получая фильтрованное изображение объекта $\tilde{\Theta}_{(k+1)}^{(c)}$. На заключительном этапе фильтрованное изображение объекта $\tilde{\Theta}_{(k+1)}^{(c)}$ проходит через линию задержки на величину интервала обновления кадров Δt и используется в качестве опорного изображения на следующий кадр $\Theta_{оп k+1}^{(c)} = \tilde{\Theta}_k^{(c)}$.

Результаты исследований статических свойств яркости изображений наземных объектов, полученные в работах [9, 17] показали, что использование экспоненциального фильтра для оценки яркости не позволяет достичь приемлемой точности определения координат при наблюдении высокоманевренных объекта. Для достижения высокой точности измерения яркости при наблюдении высокоманевренных объектов требуется синтезировать такой измеритель, учитывающий случайный скачкообразный характер изменения регулярной составляющей яркости во времени [4, 14]. Исходными данными для проведения синтеза являются результаты исследования статистических свойств яркости изображения наземных объектов, проведённых в работе [17], а также полумарковская модель яркости, предложенная в работе [9].

2. Статистический синтез межкадрового измерителя яркости пикселя

Будем считать, что решение задачи межкадрового измерения яркости изображений наземных объектов происходит в условиях параметрической априорной неопределенности относительно модели входного воздействия на $(k + 1)$ кадре. Модель входного воздействия представляет собой дискретный полумарковский случайный процесс, который может переходить из l -го в m -е состояние скачкообразно в произвольный момент времени [4, 9] с учетом вероятностей их взаимного перехода $\|\pi_{ml}\|$.

Гипотезы о модели входного воздействия γ_{lij} , $l = \overline{1, N_\gamma}$ на $(k+1)$ -м кадре должны учитывать все возможные варианты переходов из одной модели в другую от первого кадра до текущего. Общее число гипотез N_γ определяет все возможные варианты последовательностей модели изменения яркости, которые могли возникнуть к моменту времени $t_{(k+1)}$. Число гипотез считается постоянным и не меняется от кадра к кадру. Считается, что объект на изображении наблюдается и обнаруживается на каждом кадре.

Совокупность дискретизированных изображений с первого по текущий $(k+1)$ -й кадр обозначается как $\mathbf{f}'_{k+1} = \{\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2, \dots, \mathbf{f}_{k+1}\}$. Цветное дискретизированное изображение \mathbf{f}_{k+1} с номером кадра $(k+1)$, представляет собой совокупность трех прямоугольных матриц размером W_x на W_y красного (r), зеленого (g) и синего (b) цветов:

$$\mathbf{f}_{k+1} = \{\mathbf{f}_{k+1}^r, \mathbf{f}_{k+1}^g, \mathbf{f}_{k+1}^b\} = \{\mathbf{f}_{k+1}^{(c)}\}_{c=1}^3 \in \Lambda_f, \quad (3)$$

где c – номер цветового канала ($c = \{r = 1, b = 2, g = 3\}$);

$\mathbf{f}_{k+1} = \left\{ \mathbf{f}_{(k+1)ij} \right\}_{i=1, j=1}^{i=W_x, j=W_y}$ – общее обозначение прямоугольной матрицы изображения красного цвета при $c=1$ (r), зеленого при $c=2$ (g) и синего при $c=3$ (b);

Λ_f – совокупность точек в пространстве наблюдения, принадлежащих изображению $\mathbf{f}'_{k+1} \in \Lambda_f$.

В вектор состояния $\hat{\mathbf{a}}^{(c)} = \left\| \hat{\Theta}^{(c)} \quad \hat{V}_\theta^{(c)} \right\|^T$ входят разовые оценки яркости и скорости её изменения. Оценка вектора состояния $\hat{\mathbf{a}}_{k+1}^{(c)}$ на $(k+1)$ -м кадре связана с вектором наблюдаемых параметров $\hat{\mathbf{f}}_{k+1}^{(c)}$ преобразованием:

$$\hat{\mathbf{f}}_{k+1}^{(c)} = \mathbf{H} \hat{\mathbf{a}}_{k+1}^{(c)}, \quad (4)$$

где $\mathbf{H} = \|\|1 \quad 0\|\|^T$ – статическая матрица пересчета изменений вектора состояния в изменения вектора наблюдаемых параметров.

В качестве критерия синтеза устройства использовался минимум апостериорного риска [4, 7, 15] измерения вектора состояния с квадратичной функции потерь:

$$R(\hat{\mathbf{a}}_{k+1}^{(c)}, k+1 | \mathbf{f}'_{k+1}) = \int_{V_a} \Pi(\hat{\mathbf{a}}_{k+1}^{(c)}, \mathbf{a}_{k+1}^{(c)}) p(\mathbf{a}_{k+1}^{(c)}, k+1 | \mathbf{f}'_{k+1}) d\mathbf{a}_{k+1}^{(c)}, \quad (5)$$

где $\Pi(\hat{\mathbf{a}}_{k+1}^{(c)}, \mathbf{a}_{k+1}^{(c)})$ – квадратичная функция потерь по ошибкам оценивания вектора состояния;

$p(\mathbf{a}_{k+1}^{(c)}, k+1 | \mathbf{f}'_{k+1})$ – апостериорная плотность распределения вектора состояния, условная по входной реализации \mathbf{f}'_{k+1} .

Выражение для апостериорной плотности $p(\mathbf{a}_{k+1}^{(c)}, k+1 | \mathbf{f}'_{k+1})$ с учётом независимости обработки в каждом (i, j) -м пикселе и априорной неопределённости относительно модели входного воздействия γ имеет вид:

$$p(\mathbf{a}_{k+1}^{(c)}, k+1 | \mathbf{f}'_{k+1}) = \sum_{i=1}^{W_x} \sum_{j=1}^{W_y} \frac{1}{p(\mathbf{f}'_{(k+1)ij})} \sum_{l=1}^{N_\gamma} p(\gamma_{lij}) p(\mathbf{f}'_{(k+1)ij} | \gamma_{lij}) p(\mathbf{a}_{(k+1)ij}^{(c)} | \gamma_{lij}, \mathbf{f}'_{(k+1)ij}) \delta(i, j) \delta(l), \quad (6)$$

где: $p(\mathbf{f}'_{(k+1)ij})$ – безусловная плотность вероятности входной реализации $\mathbf{f}'_{(k+1)}$ (i, j) -го пикселя;

$p(\gamma_{lij})$ – априорная вероятность l -й гипотезы о модели входного воздействия γ_{lij} ;

$p(\mathbf{f}'_{(k+1)ij} | \gamma_{lij})$ – условная плотность распределения $\mathbf{f}'_{(k+1)ij}$ при справедливости гипотезы γ_{lij} ;

$p(\mathbf{a}_{(k+1)ij}^{(c)} | \gamma_{lij}, \mathbf{f}'_{(k+1)ij})$ – апостериорная плотность распределения вектора состояния;

$\delta(i, j)\delta(l)$ – дельта-функции.

Для задач измерения в работе [7] рекомендуется использовать квадратичную аддитивную функцию потерь вида:

$$\Pi(\hat{\mathbf{a}}_{(k+1)}^{(c)}, \mathbf{a}_{(k+1)}^{(c)}) = (\hat{\mathbf{a}}_{(k+1)}^{(c)} - \mathbf{a}_{(k+1)}^{(c)}) (\hat{\mathbf{a}}_{(k+1)}^{(c)} - \mathbf{a}_{(k+1)}^{(c)})^T. \quad (7)$$

Выражение для апостериорного риска (5) для (i, j) -го пикселя изображения с учётом выражение (6) примет вид:

$$R(\hat{\mathbf{a}}_{(k+1)ij}^{(c)}, k+1 | \mathbf{f}'_{(k+1)ij}) = \frac{1}{p(\mathbf{f}'_{(k+1)ij})} \sum_{l=1}^{N_\gamma} p(\gamma_{lij}) p(\mathbf{f}'_{(k+1)ij} | \gamma_{lij}) \times \int_{V_a} (\hat{\mathbf{a}}_{(k+1)ij}^{(c)} - \mathbf{a}_{(k+1)ij}^{(c)}) (\hat{\mathbf{a}}_{(k+1)ij}^{(c)} - \mathbf{a}_{(k+1)ij}^{(c)})^T p(\mathbf{a}_{(k+1)ij}^{(c)} | \gamma_{lij}, \mathbf{f}'_{(k+1)ij}) d\mathbf{a}_{(k+1)}^{(c)}. \quad (8)$$

В соответствии с общей методикой статистического синтеза в условиях априорной неопределенности [7], конкретизированной для задач измерения координат и параметров [4, 11, 16] объектов, преобразовав выражения (8), получим выражение для оценки вектора состояния:

$$\hat{\mathbf{a}}_{(k+1)ij}^{(c)} = \sum_{l=1}^{N_\gamma} p(\gamma_{lij} | \mathbf{f}'_{(k+1)ij}) \hat{\mathbf{a}}_{(k+1)ij}^{(c)}(\gamma_{lij}), \quad (9)$$

где $\hat{\mathbf{a}}_{(k+1)ij}^{(c)}(\gamma_{lij})$ – условная оценка вектора состояния (условное математическое ожидание), вычисляемая в предположении справедливости гипотезы γ_{lij} ;

$p(\gamma_{lij} | \mathbf{f}'_{(k+1)ij})$ – апостериорная вероятность l -й гипотезы о модели входного воздействия при условии принятия совокупности реализаций $\mathbf{f}'_{(k+1)ij}$.

Таким образом, решающее правило межкадрового измерения яркости изображений, минимизирующее апостериорный риск (5) по оценке вектора состояния $\hat{\mathbf{a}}_{(k+1)ij}^{(c)}$ (i, j) -го пикселя реализуется согласно выражению (9).

3. Квазиоптимальный алгоритм межкадрового измерения яркости

Полученное в результате статистического синтеза выражение для оценки вектора состояния (9) является оптимальным и учитывает все возможные модели входного воздействия, которые могли возникнуть к моменту времени $t_{(k+1)}$. Для практической реализации осуществлен переход к многогипотезному измерителю с межбзорной (межкадровой) памятью гипотез (МИМПП) [4, 14] (см. рисунок 3). Такие разновидности дискретных следящих измерителей называются IMM (*Interactive Multiple Model*) фильтрами.

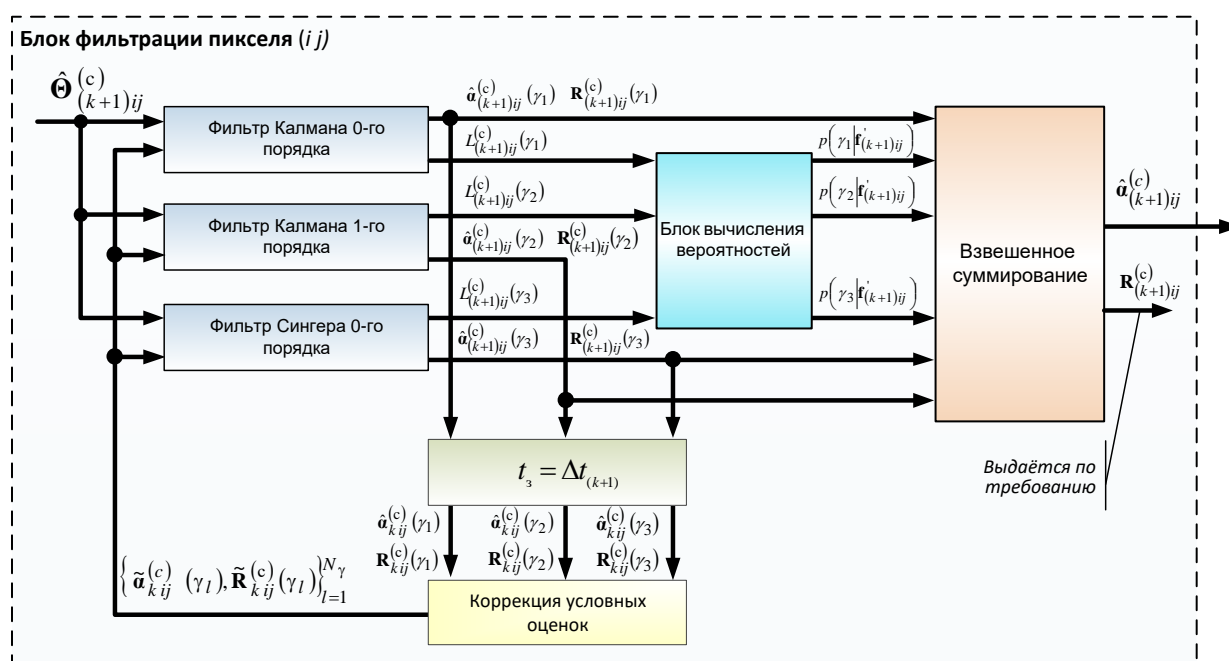


Рис. 3. Структурная схема устройства межкадрового измерения яркости одного пикселя, реализованного в виде МИМПП (IMM).

Структура полученного IMM измерителя учитывает три гипотезы. Первая гипотеза γ_1 заключается в том, что модель задающего воздействия представляет собой полиномиальную модель 0-го порядка, а вторая γ_2 – модель 1-го порядка. Использование полиномиальных моделей 0-го и 1-го порядка в качестве гипотез о модели задающего воздействия обусловлено результатами исследований, проведенных и представленных в работе [9, 17]. Для уменьшения влияния переходных процессов в состав IMM измерителя дополнительно включается γ_3 – фильтр Сингера 0-го порядка. Под каждую

гипотезу о модели входного воздействия в структуре ИММ измерителя применяется отдельный фильтр. Описание используемых фильтров, входящих в состав измерителя, представлено в таблице 1.

Таблица 1 – Модели движения, используемые в алгоритмах фильтрации

№	Название модели	Уравнение модели	Примечание
1	0-го порядка с некоррелированными приращениями (фильтр Калмана 0-го порядка)	$\mathbf{a}_{(k+1)ij}^{(c)} = \mathbf{a}_{kij}^{(c)} + K_M \boldsymbol{\eta}_{(k+1)ij}^{(c)}$	Состав вектора состояния – $\mathbf{a}_{(k+1)ij}^{(c)} = \ \boldsymbol{\Theta}_{(k+1)ij}^{(c)}\ $ (яркость (i, j) -го пикселя); K_M – коэффициент интенсивности маневра; $\boldsymbol{\eta}_{(k+1)ij}^{(c)}$ – стандартизованная гауссовская случайная величина
2	1-го порядка с некоррелированными приращениями (фильтр Калмана 1-го порядка)	$\mathbf{a}_{(k+1)ij}^{(c)} = \mathbf{V} \mathbf{a}_{kij}^{(c)} + \boldsymbol{\eta}_{(k+1)ij}^{(c)}$ $\mathbf{V} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$ $\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \Delta t^2 / 2 \\ \Delta t \end{bmatrix}.$	Состав вектора состояния – $\mathbf{a}_{kij}^{(c)} = \ \boldsymbol{\Theta}_{kij}^{(c)} \quad \mathbf{V}_{\Theta_{kij}}^{(c)}\ ^T$ (яркость $\boldsymbol{\Theta}_{kij}^{(c)}$ и скорость ее изменения $\mathbf{V}_{\Theta_{kij}}^{(c)}$), $\boldsymbol{\eta}_{(k+1)ij}^{(c)}$ – центрированный гауссовский случайный вектор с корреляционной матрицей равной $\mathbf{S} \mathbf{S}^T \sigma_M^{(c)}$, $\sigma_M^{(c)}$ – СКО случайного дискретного маневра
3	Модель движения по Сингеру 0-го порядка (фильтр Сингера 0-го порядка)	$\mathbf{a}_{(k+1)ij}^{(c)} = \mathbf{V} \mathbf{a}_{kij}^{(c)} + \boldsymbol{\eta}_{(k+1)ij}^{(c)}$	Состав вектора состояния – $\mathbf{a}_{kij}^{(c)} = \ \boldsymbol{\Theta}_{kij}^{(c)} \quad \mathbf{V}_{\Theta_{kij}}^{(c)}\ ^T$ (яркость $\boldsymbol{\Theta}_{kij}^{(c)}$ и скорость ее изменения $\mathbf{V}_{\Theta_{kij}}^{(c)}$), $\boldsymbol{\eta}_{(k+1)ij}^{(c)}$ – центрированный гауссовский случайный вектор с корреляционной матрицей равной
		$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} 1 & (1 - e^{-k_m \Delta t}) / 2k_m \\ (1 - e^{-k_m \Delta t}) / 2k_m & e^{-k_m \Delta t} \end{bmatrix}.$	$\mathbf{M} = (\sigma_M^{(c)})^2 \begin{bmatrix} M_k^{1,1} & M_k^{1,2} \\ M_k^{1,2} & M_k^{2,2} \end{bmatrix},$ $M_k^{1,1} = \frac{-3 + 4e^{-k_m \Delta t} - e^{-2k_m \Delta t} + 2k_m \Delta t}{2k_m^3},$ $M_k^{1,2} = \frac{1 + e^{-2k_m \Delta t} - 2e^{-k_m \Delta t}}{2k_m^2},$ $M_k^{2,2} = \frac{1 - e^{-k_m \Delta t}}{k_m};$ $k_m = 1/\tau_m$ – постоянная маневра; τ_m – время маневра.

С целью упрощения дальнейших записей все математические выражения будут приведены для одного пикселя, а номер пикселя (i, j) в формулах будет опущен. Рассмотрим последовательность вычислений для $(k + 1)$ -го кадра:

1) Текущее значение яркости пикселя изображения объекта $\hat{\Theta}_{(k+1)}^{(c)}$ поступает во все каналы (фильтры) МИМПГ, которые настроены на различные модели входного воздействия;

2) Определяются условные вероятности перехода $P(\gamma_l/\gamma_m | \mathbf{f}'_k)$ m -й модели входного воздействия в l -ю с учетом апостериорных вероятностей гипотез k -го шага измерения $p(\gamma_m | \mathbf{f}'_k)$ как:

$$P(\gamma_l/\gamma_m | \mathbf{f}'_k) = \pi_{ml} P(\gamma_m | \mathbf{f}'_k) / P(\gamma_l), \quad (10)$$

где: $P(\gamma_l) = \sum_{m=1}^{N_\gamma} \pi_{ml} P(\gamma_m | \mathbf{f}'_k)$ – априорная вероятность гипотезы γ_l ;

3) Определяются уточненные значения апостериорных условных оценок, $\hat{\mathbf{a}}_k^{(c)}(\gamma_l)$ а также условные матрицы ошибок фильтрации $\mathbf{R}_k(\gamma_l)$, как сумма условных оценок k -го шага фильтрации:

$$\tilde{\mathbf{a}}_k^{(c)}(\gamma_l) = \sum_{m=1}^{N_\gamma} \hat{\mathbf{a}}_k^{(c)}(\gamma_m) P(\gamma_l/\gamma_m | \mathbf{f}'_k), \quad (11)$$

$$\tilde{\mathbf{R}}_k^{(c)}(\gamma_l) = \sum_{m=1}^{N_\gamma} \left(\mathbf{R}_k^{(c)}(\gamma_m) + [\hat{\mathbf{a}}_k^{(c)}(\gamma_m) - \tilde{\mathbf{a}}_k^{(c)}(\gamma_l)] [\hat{\mathbf{a}}_k^{(c)}(\gamma_m) - \tilde{\mathbf{a}}_k^{(c)}(\gamma_l)]^T \right) P(\gamma_l/\gamma_m | \mathbf{f}'_k).$$

4) Определяются экстраполированные условные оценки $\hat{\mathbf{a}}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l)$ и соответствующие им матрицы ошибок $\mathbf{R}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l)$. При этом используются заранее заданные для каждой из моделей входного воздействия условные динамические матрицы пересчета \mathbf{B}_l и корреляционные матрицы случайного маневра \mathbf{M}_l ($l = \overline{1, N_\gamma}$):

$$\hat{\mathbf{a}}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) = \mathbf{B}_l \tilde{\mathbf{a}}_k^{(c)}(\gamma_l), \quad (12)$$

$$\mathbf{R}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) = \mathbf{B}_l \tilde{\mathbf{R}}_k^{(c)}(\gamma_l) \mathbf{B}_l^T + \mathbf{M}_l.$$

5) Находятся условные результирующие оценки $\hat{\mathbf{a}}_{(k+1)}^{(c)}(\gamma_l)$ и ошибки фильтрации вектора состояния $\mathbf{R}_{(k+1)}^{(c)}(\gamma_l)$ ($l = \overline{1, N_\gamma}$) на основании новых наблюдений $\mathbf{f}_{(k+1)}^{(c)}$:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{a}}_{(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) &= \hat{\mathbf{a}}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) + \mathbf{K}_{(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) [\hat{\mathbf{f}}_{(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) - \mathbf{H}_l \hat{\mathbf{a}}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l)], \\ \mathbf{R}_{(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) &= (\mathbf{E} - \mathbf{K}_{(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) \mathbf{H}_l) \mathbf{R}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l), \end{aligned} \quad (13)$$

$$\mathbf{K}_{(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) = \mathbf{R}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) \mathbf{H}_l^T [\mathbf{H}_l \mathbf{R}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) \mathbf{H}_l^T + \mathbf{R}_{\theta(k+1)}^{(c)}(\gamma_l)]^{-1},$$

где $\hat{\mathbf{a}}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l)$ – экстраполированное значение вектора состояния на $(k+1)$ -й кадр;

$\mathbf{R}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l)$ – корреляционная матрица ошибок экстраполяции;

$\mathbf{H}_l \hat{\mathbf{a}}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) = \hat{\mathbf{f}}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l)$ – экстраполированное значение вектора наблюдаемых параметров.

6) Вычисляются апостериорные вероятности гипотез ($l = \overline{1, N_\gamma}$):

$$p(\gamma_l | \mathbf{f}_{(k+1)}^{(c)}) = \frac{p(\gamma_l) L_{(k+1)}(\gamma_l)}{\sum_{l=1}^{N_\gamma} p(\gamma_l) L_{(k+1)}(\gamma_l)}, \quad (14)$$

где $L_{(k+1)}(\gamma_l)$ – коэффициент правдоподобия при условии выполнения гипотезы о модели входного воздействия γ_l .

Коэффициент правдоподобия $L_{(k+1)}(\gamma_l)$ характеризует близость экстраполированного значения вектора состояния $\hat{\mathbf{a}}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l)$ с k -го шага

измерения на $(k + 1)$ -й к разовой оценке вектора наблюдаемых параметров $\mathbf{f}_{(k+1)}^{(c)}$, полученной на $(k + 1)$ -м шаге:

$$L_{(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) = \frac{(2\pi)^{-r/2}}{\sqrt{|\mathbf{R}_{\Sigma(k+1)}^{(c)}(\gamma_l)|}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[\mathbf{f}_{(k+1)}^{(c)} - \mathbf{H}_l \hat{\mathbf{a}}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l)\right]^T \times \right. \\ \left. \times \left(\mathbf{R}_{\Sigma(k+1)}^{(c)}(\gamma_l)\right)^{-1} \left[\mathbf{f}_{(k+1)}^{(c)} - \mathbf{H}_l \hat{\mathbf{a}}_{0(k+1)}^{(c)}(\gamma_l)\right]\right\} \quad (15)$$

$$\mathbf{R}_{\Sigma(k+1)ij}^{(c)}(\gamma_l) = \mathbf{R}_{f(k+1)ij}^{(c)} + \mathbf{H}_l \mathbf{R}_{0(k+1)ij}^{(c)}(\gamma_l) \mathbf{H}_l^T,$$

где $\mathbf{R}_{f(k+1)}^{(c)}$ – корреляционная матрица ошибок разовых измерений.

7) Вычисляются оценки вектора состояния $\hat{\mathbf{a}}_{(k+1)}^{(c)}$ и приближенное значение корреляционной матрицы ошибок фильтрации $\mathbf{R}_{(k+1)}^{(c)}$, не зависящие от гипотезы вида модели входного воздействия $\hat{\mathbf{a}}_{(k+1)}^{(c)}(\gamma_l)$:

$$\hat{\mathbf{a}}_{(k+1)}^{(c)} = \sum_{l=1}^{N_\gamma} \hat{\mathbf{a}}_k^{(c)}(\gamma_l) p(\gamma_l | \mathbf{f}'_{(k+1)}), \quad (16)$$

$$\mathbf{R}_{(k+1)}^{(c)} = \sum_{l=1}^{N_\gamma} \mathbf{R}_{(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) + \left(\hat{\mathbf{a}}_{(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) - \hat{\mathbf{a}}_{(k+1)}^{(c)}\right) \left(\hat{\mathbf{a}}_{(k+1)}^{(c)}(\gamma_l) - \hat{\mathbf{a}}_{(k+1)}^{(c)}\right)^T p(\gamma_l | \mathbf{f}'_k).$$

4. Результаты математического моделирования

Для проверки разработанного устройства межкадрового измерения яркости одного пикселя проведено математическое моделирование. Суть одного модельного эксперимента заключается в следующем. В соответствии с полумарковской моделью яркости [9], формировалось входное воздействие длительностью $N_d = 1000$ дискретных отсчетов и подавалось на вход ИММ измерителя. Для сравнения был выбран экспоненциальный измеритель, так как является одним из наиболее эффективных при фильтрации яркости пикселей изображений наземных объектов [1, 3, 6]. Для оценки качества фильтрации выбрана величина суммарной ошибки измерения яркости, $n = 1 \dots N_d$

равная величине отклонения результатов фильтрации от истинного значения, которым является регулярная составляющая задающего воздействия:

$$\Delta_n = \sqrt{\left(\tilde{\Theta}_n^{(c)} - \Theta_n^{(c)}\right)^2}, \quad (17)$$

где $\Theta_n^{(c)}$ – отсчет регулярной составляющей задающего воздействия;

Для достижения высокой доверительной вероятности не менее 0.95 и погрешности не более 5% проведено $N_{\text{эксп}} = 10000$ модельных экспериментов, для различных параметров задающего воздействия. Таким образом, в результате усреднения по всем модельным экспериментам $N_{\text{эксп}}$ для каждого дискретного отсчёта n выражение для суммарной ошибки измерения примет вид:

$$\Delta_n^{(\text{ср})} = \frac{1}{N_{\text{эксп}} - 1} \sum_{n=1}^{N_{\text{эксп}}} \Delta_n. \quad (18)$$

Далее полученное значение $\Delta_n^{(\text{ср})}$ усредняется по всем дискретным отсчетам N_d и таким образом, конечное выражение для суммарной ошибки измерения яркости Δ_Σ принимает вид:

$$\Delta_\Sigma = \frac{1}{N_d} \sum_{n=1}^{N_d} \Delta_n^{(\text{ср})}. \quad (19)$$

Основными параметрами входного воздействия являются: *интенсивность смены моделей задающего воздействия* λ_Π и *СКО возмущающего воздействия* σ_w . Интенсивность λ_Π изменялась в пределах $\lambda_\Pi = 0.1 \dots 0.9$, а СКО $\sigma_w = 5 \dots 15$. Интенсивность λ_Π влияет на частоту смены модели входного (задающего) воздействия, а σ_w – СКО возмущающего воздействия характеризует общий уровень шума, на фоне которого наблюдается объект (шумы дискретизации, флуктуации пикселей). Выбор диапазона изменения параметров входного воздействия обусловлен полученными результатами в ходе проведения экспериментальных исследований, представленных в работе [3]. Для параметров входного воздействия $\lambda_\Pi = 0.1$ и 0.9 , $\sigma_w = 5$ результаты математического моделирования приведены на рисунке 4.

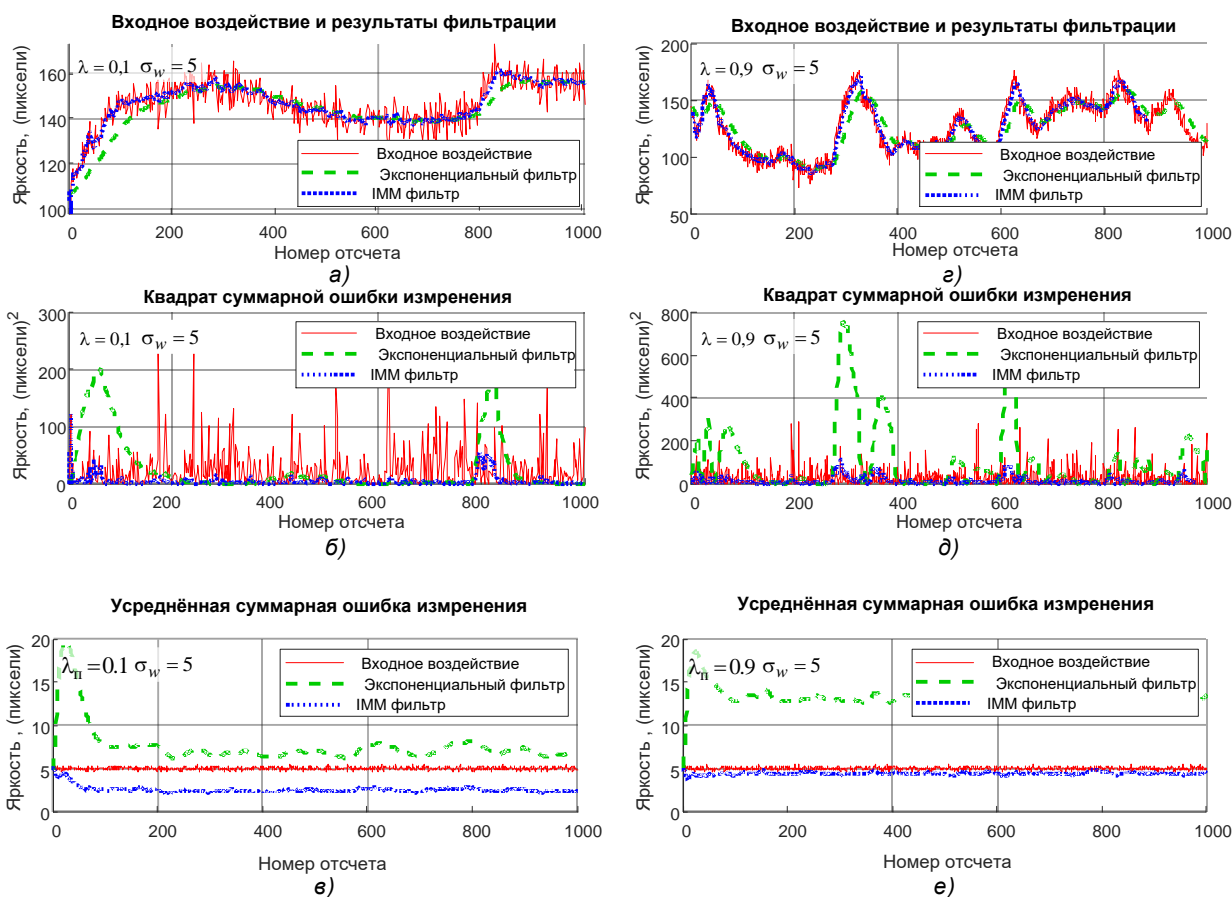


Рис. 4. Результаты математического моделирования с параметрами $\lambda_{\pi} = 0.1, 0.9, \sigma_w = 5$

На графиках 3 а), в) приведены результаты фильтрации задающего воздействия с параметрами интенсивности $\lambda_{\pi} = 0.1$ и 0.9 . На интервалах резкого изменения яркости наблюдается рост суммарной ошибки измерения, что хорошо видно на графиках 3 б), д). Это связано с резким увеличением динамической ошибки, что особенно характерно для экспоненциального измерителя. Результаты, приведенные на графиках 3 в), е) показали, что использование IMM измерителя для параметров входного воздействия $\lambda_{\pi} = 0.1$ и $0.9, \sigma_w = 5$ удалось достичь уменьшения суммарной ошибки измерения $\Delta_n^{(cp)}$ по сравнению с экспоненциальным измерителем в **2,14-3,21** раза. Полученный результат свидетельствует о высоком качестве фильтрации при использовании полученного IMM измерителя яркости в условиях изменяющейся во времени модели задающего воздействия при флуктуациях яркости $\sigma_w = 5$.

На графиках 4 а), б) приведены результаты формирования входного воздействия и их фильтрации, суммарная ошибка измерения за один эксперимент соответственно для $\lambda_{\Pi} = 0.1$ и $\sigma_w = 15$. Из графиков 4 а), б), в), д) видно, что рост СКО возмущающего воздействия для прежних параметров интенсивности $\lambda_{\Pi} = 0.1 - 0.9$ приводит к ухудшению качества фильтрации обоих фильтров, в меньшей степени экспоненциального. Тем не менее, суммарная ошибка измерения $\Delta_n^{(cp)}$ для IMM измерителя уменьшилась в **1,53-2,17** раза (см. рисунок 4 в), е)) по сравнению с экспоненциальным при $\sigma_w = 15$.

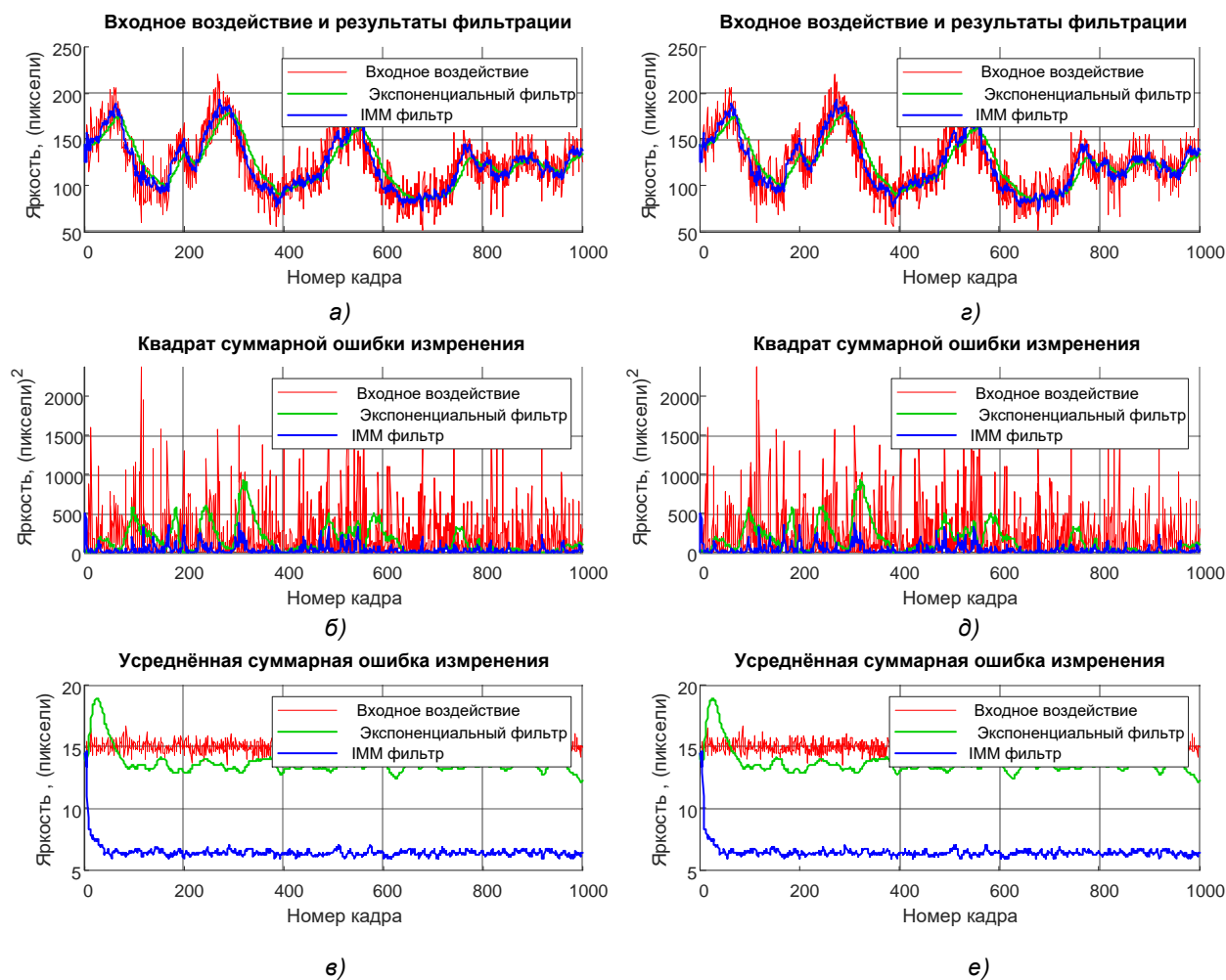


Рис. 5. Результаты математического моделирования с параметрами $\lambda_{\Pi} = 0.1, 0.9, \sigma_w = 15$

Оценка качества фильтрации при дальнейшем увеличении σ_w не имеет физического смысла, поскольку качество изображения с таким уровнем шума

является неудовлетворительным и подлежит дальнейшей обработке только после применение специальных мер по его восстановлению или реконструкции [2].

Для оценки влияния интенсивности смены моделей задающего воздействия λ_{Π} и СКО возмущающего воздействия σ_w на величину суммарной ошибки измерения яркости Δ_{Σ} получена зависимость, представленная на рисунке 5. На рисунке приведены две поверхности в трёхмерном пространстве, соответствующие IMM и экспоненциальному измерителю.

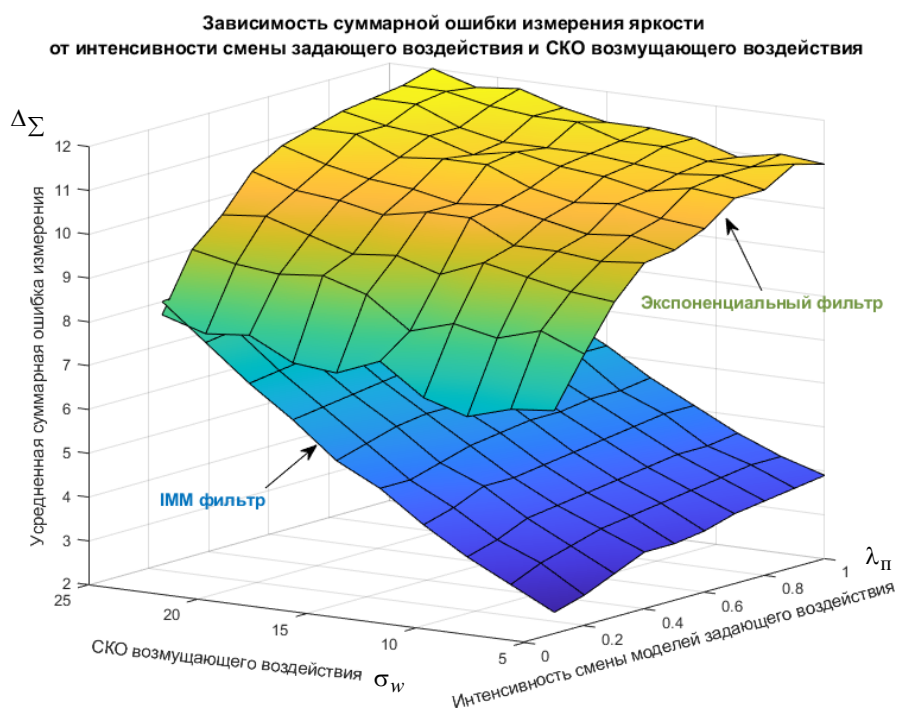


Рис. 6. Зависимость суммарной ошибки измерения яркости от интенсивности смены модели задающего воздействия и СКО возмущающего воздействия

По оси X (горизонтальная ось) расположена величина интенсивности смены моделей задающего воздействия λ_{Π} , по оси Z (глубина) величина СКО возмущающего воздействия σ_w , а по оси Y (вертикальная ось) величину суммарной ошибки измерения яркости Δ_{Σ} . Интенсивность λ_{Π} изменялась в диапазоне от 0,1 до 0,9 с шагом $\Delta\lambda_{\Pi} = 0,1$, а СКО возмущающего воздействия σ_w от 5 до 25 с шагом $\Delta\sigma_w = 2$. При заданных параметрах λ_{Π} и σ_w производился расчет суммарной ошибки измерения Δ_{Σ} усредненной

по $N_{\text{эксП}} = 10000$. Расчёт Δ_{Σ} производился последовательно, фиксируя на каждом шаге величину λ_{Π} и изменяя σ_w . Анализируя данную зависимость можно сделать следующие выводы:

1) Для всех задаваемых параметров моделирования λ_{Π} и σ_w , величина суммарной ошибки измерения яркости у ИММ измерителя меньше, чем у экспоненциального.

2) С увеличением интенсивности λ_{Π} наблюдается рост суммарной ошибки измерения яркости за счёт появления динамической ошибки. У экспоненциального измерителя суммарная ошибка измерения нарастает быстрее, чем у многогипотезного.

3) С увеличением СКО возмущающего воздействия σ_w наблюдается рост суммарной ошибки измерения яркости за счёт роста флуктуационной ошибки. У экспоненциального измерителя суммарная ошибка измерения нарастает медленнее, чем у многогипотезного.

Заключение

Для эффективного решения задачи сопровождения наземных объектов БЛА требуется высокая точность формирования РО координат объектов по данным визуальной информации, поступающей от ОЛС. Существенное влияние на точность РО координат объектов оказывает этап внутрикадровой обработки, заключающийся в последовательной обработке кадров с целью выделения на них интересующих объектов. Одним из подходов к поиску и выделению объектов на изображении является применение корреляционно-экстремальной обработки, суть которой заключается в поиске максимума взаимной корреляционной функции (КФ) двух изображений – наблюдаемого объекта и заранее известного опорного. Однако, на эффективность такого подхода существенное влияние оказывают ряд факторов [6], связанных с интенсивно изменяющейся фоно-целевой обстановкой. В таких условиях, высокая точность РО координат объектов может быть достигнута благодаря адаптивному формированию опорного изображения по результатам

наблюдения. Существующие способы адаптации [1] не позволяют достичь требуемой точности при наблюдении высокоманевренных объектов. Поэтому, для адаптивного формирования опорного изображения предлагается использовать устройство измерения яркости в каждом пикселе наблюдаемого изображения объекта. Структура такого устройства была получена в результате проведения статистического синтеза, общая теория которого изложена в работе [7] и конкретизирована для задач измерения в [4, 14]. Практической реализацией синтезированного устройства является *ИММ* с тремя гипотезами. В его состав входят фильтры Калмана 0-го и 1-го порядка и фильтр Сингера 0-го порядка. Методом математического моделирования доказано, что применение такого измерителя позволило уменьшить суммарную ошибку измерения яркости, по сравнению с наиболее популярным алгоритмом «экспоненциального сглаживания», предложенного в работе [1], в **1,53 – 3,21 раза** в зависимости от параметров моделирования.

Финансирование: Работа выполнена при поддержке гранта Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований (проект № Ф23М-103).

Литература

1. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Балашов О.Е., Степашкин А.И. Системы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление. Москва, Радиотехника. 2008. 176 с.
2. Артемьев В.М., Наумов А.О., Йениш Г.Р. *Реконструкция динамических изображений в томографии процессов*. Минск, Издательский центр БГУ. 2004. 168 с.
3. Баклицкий В.К. Корреляционно-экстремальные методы навигации и наведения. Тверь, Книжный клуб. 2009. 360 с.
4. Горшков С.А., Солонар А.С. Сопоставление методов адаптивной дискретной фильтрации координат маневрирующих целей. *Информационно-измерительные системы*. 2006. №6. Т.4. С.14-30.

5. Гузенко О.Б., Катулев А.Н., Храмычев А.А., Ягольников С.В. Автоматическое обнаружение и сопровождение динамических объектов на изображениях, формируемых оптико-электронными приборами в условиях априорной неопределенности. Методы и алгоритмы. Москва, Радиотехника. 2015. 280 с.
6. Красильщиков М.Н., Серебряков Г.Г. Управление и наведение беспилотных маневренных летательных аппаратов на основе современных информационных технологий. Москва, Физматлит. 2003. 280 с.
7. Репин В.Г., Тартаковский Г.П. Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем. Москва, Советское радио. 1977. 431 с.
8. Солонар А.С., Хмарский П.А., Михалковский А.А., Цуприк С.В., Иванюк В.С. Оптико-локационный координатор системы самонаведения беспилотного летательного. *Доклады БГУИР*. 2018. №3. С.19-25.
9. Солонар А.С., Цуприк С.В. Хмарский П.А. Полумарковская модель изменения яркости изображения наземного объекта, формируемого оптико-локационной системой. *Вестник Военной академии Республики Беларусь*. 2023. №1. С.97-107.
10. Солонар А.С., Хмарский П.А., Михалковский А.А., Цуприк С.В. Методика расчета ошибок разового оценивания местоположения наблюдаемых объектов в бортовых оптико-локационных системах. *Доклады БГУИР*. 2018. №2 (112). С.26-32.
11. Солонар А.С., Хмарский П.А., Михалковский А.А. Особенности фильтрации координат и параметров движения объекта на этапе совершения установившегося разворота. *Доклады БГУИР*. 2013. №4 (74). С.67-73.
12. Сырямкин В.И., Шидловский В.С. Корреляционно-экстремальные радионавигационные системы. Томск. 2010. 316 с.
13. Федосеев В. И. Колосов М.П. Оптико-электронные приборы ориентации и навигации космических аппаратов. Москва, Логос. 2007. 248 с.
14. Фарина А., Студер Ф. Цифровая обработка радиолокационной информации. Сопровождение целей. Москва, Радио и связь. 1993. 320 с.

15. Хмарский П.А., Солонар А.С. Синтез устройства межобзорной селекции движущихся целей для радиолокаторов кругового обзора, учитывающего распределение принятого сигнала по пространству радиолокационного наблюдения. *Вестник Военной академии Республики Беларусь*. 2015. №2. С.134-150.
16. Хмарский П.А., Солонар А.С. Влияние выбора моделей входного воздействия на точность измерений вектора состояния для фильтров Калмана. Минск: Доклады БГУИР. 2012. №7. С.47-53.
17. Цуприк С.В., Солонар А.С. Методика исследования статистических свойств яркости пикселей изображений оптико-локационной системы беспилотного летательного аппарата. *Международная научная конференция «Информационные радиосистемы и радиотехнологии»*. Минск. 2022. С.193-197.
18. Solonar A.S., Khmarski P.A. Main problems of trajectory processing and approaches to their solution within the framework of multitarget tracking. *J. Phys.: Conf. Ser.* 2021. Vol.1864. Art. ID 012004. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1864/1/012004>
19. Solonar A.S., Khmarski P.A. General construction principles and performance features of trajectory processing by data from one radar data source. *J. Phys.: Conf. Ser.* 2021. Vol.1864. Art. ID 012138. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1864/1/012138>.
20. Solonar A.S., Khmarskiy P.A., Mihalkovskiy A.A., Tsuprik S.V. Features of trajector measurement coordinates and parameters of movement of ground objects in on-board optical-location systems. 2018 25th Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems (ICINS), St. Petersburg, Russia. 2018, P.1-5. doi:10.23919/ICINS.2018.8405853.

Для цитирования:

Солонар А.С., Цуприк С.В., Хмарский П.А. Адаптивное формирование опорного изображения для бортовой корреляционно-экстремальной системы сопровождения движущихся объектов. // Журнал радиоэлектроники. – 2023. – №. 9. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2023.9.9>