

На правах рукописи



Иванков Александр Юрьевич

**МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ
СВЕРХРАЗРЕШЕНИЯ В УСЛОВИЯХ АППЛИКАТИВНЫХ ПОМЕХ**

Специальность 05.13.01 –
«Системный анализ, управление и обработка
информации (радиотехника, автоматика, связь)»

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата физико-математических наук

Воронеж – 2016

Работа выполнена в ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет»

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор
Сирота Александр Анатольевич

Официальные оппоненты: **Приоров Андрей Леонидович**
доктор технических наук, доцент, ФГБОУ ВО «Ярославский
государственный университет им. П.Г. Демидова»,
кафедра динамики электронных систем, доцент

Куцов Руслан Владимирович
кандидат физико-математических наук, доцент, ФКОУ ВО
«Воронежский институт Федеральной службы исполнения
наказаний», организационно-научный и редакционный
отдел, заместитель начальника

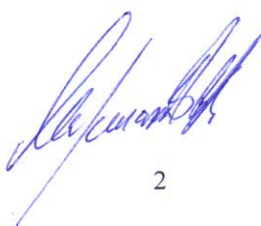
Ведущая организация: ФГАОУ ВО «Белгородский государственный
национальный исследовательский университет»

Защита состоится 22 сентября 2016 года в 15¹⁵ на заседании диссертационного совета Д 212.038.10 при ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет» по адресу: 394018, г. Воронеж, Университетская пл., 1, ВГУ, ауд. 428.

С диссертацией можно ознакомиться в научной библиотеке Воронежского государственного университета, а также на сайте
<http://www.science.vsu.ru/disserinfo&cand=2890>

Автореферат разослан «__» _____ 2016 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета



МАРШАКОВ
Владимир Кириллович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. В настоящее время широко распространены системы получения и обработки информации, эффективность работы которых зависит от качества анализируемых данных, представленных в виде цифровых изображений и видео. Одно из основных требований к ним заключается в обеспечении высокого разрешения (ВР) изображений, что не всегда возможно в силу физических и технических ограничений используемых средств. Другое требование связано с необходимостью компенсации возникающих при регистрации изображений и их передаче в каналах связи помех. Влияние помех может носить как аддитивный, так и аппликативный характер. Аппликативные помехи (АП) проявляются в возникновении на изображениях импульсного шума, пораженных участков, локальных областей закрытия (ЛОЗ) и, в целом, приводят к получению аномальных наблюдений. Эти обстоятельства во многих случаях приводят к возникновению существенных ограничений при использовании средств и систем, используемых для обработки и анализа изображений различного тематического характера.

Повышение разрешения цифровых изображений и улучшение их качества возможно за счёт объединения информации из нескольких источников. В этом плане один из перспективных подходов, развиваемый в ряде исследований отечественных и зарубежных авторов, основан на использовании различных методов и алгоритмов построения сверхразрешения (СР). Данный подход предполагает обработку серии изображений интересующего объекта или сцены при наличии субпиксельных (не кратных целому пикселю) смещений между изображениями, либо их фрагментами.

Все это определяет актуальность темы диссертации, посвященной разработке моделей и алгоритмов фильтрации изображений для построения сверхразрешения в условиях аппликативных помех.

Степень разработанности темы исследования. Методы и алгоритмы построения СР, способные создавать изображения большей размерности и, соответственно, детальности отображения объектов за счет обработки информации, получаемой от совокупности изображений меньшей размерности с низким разрешением (НР), исследованы в работах С.В. Блажевича, Г.И. Василенко, А.М. Тараторина, И.М. Журавеля, Б.А. Михайлова, Е.С. Кавиевой, Н.В. Ратынского, А.В. Рашупкина, М. Elad, A. Feuer, R.C. Hardie, M. Irani, S. Peleg, T.S. Huang, N. Nguyen, L.C. Pickup, A.M. Tekalp, A.J. Patti и др. Следует отметить, что известные методы и алгоритмы построения СР обладают рядом ограничений и, прежде всего, чувствительностью к адекватности используемых моделей системы формирования изображений реальным условиям наблюдения. Эти условия связаны с возникновением аномальных наблюдений в элементах обрабатываемых изображений, а также других неопределенностей и возмущений. В частности, недостаточно внимания уделялось задаче построения сверхразрешения совместно с оцениванием субпиксельных сдвигов, а также других неизвестных параметров, сопутствующих наблюдениям.

Исследования вопросов обработки изображений (сегментации и фильтрации, обнаружения объектов) в условиях помех, в том числе и аппликативного характера, проводилась в ряде работ отечественных и зарубежных ученых А.П. Трифонова, И.В. Апалькова, А.Л. Приорова, В.В. Хрящева, В.А. Понькина, Е.А. Самойлина, Р.В. Куцова, В.Г. Попова, М.Н. Лантюхова, П.В. Калинина, W. Pratt, R. Wood, R. Gonzalez, S. Gould, P. Felzenszwalb, D. Huttenlocher, X. Ren, J. Malik, J. Shi, A. Moore, I. Jermyn, H. Ishikawa, M.-Y. Liu, R. Achanta, O. Veksler, Y. Boykov и др. Известные подходы к компенсации на отдельных изображениях пораженных участков и фрагментов с аномальными значениями яркости основаны на использовании различных методов и, прежде всего, методов линейной и нелинейной фильтрации. Однако в сочетании с решением задачи достижения эффекта сверхразрешения указанные методы не рассматривались.

Тема диссертации связана с планом научно-исследовательских работ ФГБОУ ВО «ВГУ».

Объектом исследования являются системы обработки информации и реализуемые в них процессы анализа цифровых изображений.

Предметом исследования является модели и алгоритмы обработки цифровых изображений, искаженных аддитивными и аппликативными помехами, используемые в интересах повышения разрешения и улучшения их результирующего качества.

Цель и задачи исследования. Целью диссертации является обоснование и исследование моделей и алгоритмов обработки последовательности изображений на основе использования методов оптимальной фильтрации и сегментации в интересах повышения разрешения в условиях аддитивных и аппликативных помех.

Для достижения цели в работе рассматриваются и решаются следующие задачи:

1. Анализ известных методов построения СР при обработке последовательностей изображений, а также алгоритмов улучшения качества изображений в условиях импульсных и аппликативных помех.

2. Разработка и исследование моделей и алгоритмов оптимальной линейной фильтрации в интересах построения СР на основе блочной обработки последовательности изображений.

3. Разработка и исследование моделей и алгоритмов нелинейной (условно-линейной) фильтрации последовательности изображений для построения СР в условиях пропусков и наличия ложных наблюдений аппликативного характера.

4. Синтез и анализ алгоритмов обработки видеопоследовательностей для построения СР с оценкой параметров функции рассеяния фотоприемника и субпиксельных сдвигов.

Методы проведения исследования. При решении поставленных в диссертации задач использовались методы математического анализа, теории вероятностей и математической статистики, теории случайных полей, линейной алгебры, теории графов, теории обратных задач, методы оптимизации, методы оптимальной марковской фильтрации, теории цифровой обработки сигналов и изображений, а также технологии статистического имитационного моделирования.

Основные положения и результаты, выносимые на защиту. В работе впервые получены или достаточно подробно развиты следующие результаты.

1. Модели и алгоритмы построения СР на основе методов оптимальной линейной фильтрации при обработке последовательности изображений в блочной форме, обеспечивающие сокращение объема вычислений при анализе изображений большого размера.

2. Модели и алгоритмы построения СР на основе оптимальной линейной фильтрации, обеспечивающие обработку в условиях пропусков элементов изображений и воздействия АП, проявляющихся в виде импульсного шума или локальных областей закрытия.

3. Модели и алгоритмы построения СР на основе нелинейной (условно-линейной) фильтрации с использованием предложенного метода включения в процесс обработки последовательности изображений НР результатов сегментации с целью индикации областей, подверженных влиянию аппликативных искажений.

4. Адаптивные алгоритмы построения СР последовательностей изображений на основе нелинейной фильтрации в соответствии с принципом разделения в условиях неизвестных параметров наблюдения.

Научная новизна полученных результатов определяется следующим.

1. Поставлена и решена задача реализации блочной декомпозиции процесса оптимальной фильтрации для достижения эффекта СР на основе обработки последовательности изображений в интересах повышения быстродействия, сокращения размерности при выполнении матричных преобразований данных и обеспечения возможности параллельной обработки. Доказано утверждение об оптимальности получаемых оценок ненаблюдаемых изображений ВР при блочной декомпозиции процесса оптимальной фильтрации. Предложены различные варианты компенсации краевых эффектов, проявляющихся на изображениях при реализации блочной обработки.

2. В ходе синтеза и анализа оптимальных в классе линейных и нелинейных (условно-линейных) алгоритмов фильтрации последовательности изображений использована

блочная декомпозиция для построения СР в условиях пропусков и наличия ложных наблюдений аппликативного характера. Введена модель наблюдений, предполагающая наличие однозначно идентифицированных пропусков информации в элементах наблюдаемых изображений ИР, а также наличие мешающей (ложной) информации в компонентах вектора наблюдений, задание которой основано на введении априорного вероятностного описания. Синтезированные алгоритмы фильтрации исследованы как для моделей, предполагающих некоррелированный характер возникновения пропусков и/или ложных наблюдений в компонентах наблюдений, так и наличие коррелированных по пространству пропусков и/или ложных наблюдений, которые проявляются на наблюдаемых изображениях в форме ЛОЗ аппликативного характера.

3. Предложен метод включения результатов сегментации, представленных в вероятностной форме, в процесс обработки последовательности наблюдений для построения СР. Метод основан на формировании дополнительной информативной составляющей относительно областей локализации участков полезного изображения и областей, искаженных помехой, что позволяет получить апостериорные вероятностные описания появления ложных наблюдений аппликативного характера на каждом изображении. Рассмотрено три варианта построения условно-линейного фильтра с включением различных типов алгоритмов сегментации: алгоритмов пороговой сегментации, алгоритмов с определением минимального разреза графа, строящегося на основе значений элементов обрабатываемого изображения, а также алгоритмов классификации по методу k -средних. Для условно-линейного фильтра на основе сегментации с включением алгоритма k -средних получены оценки верхней границы качества классификации.

4. Поставлена и решена задача синтеза адаптивного нелинейного алгоритма фильтрации, включающего в общий процесс обработки оценку неизвестных параметров наблюдаемой последовательности изображений (субпиксельных смещений и функции рассеяния фотоприемника). Выполнено исследование алгоритмов адаптивной фильтрации в блочной форме, в которых процесс адаптации осуществляется на основе теоремы разделения (D. Lainiotis) по отношению к неизвестным значениям оцениваемых параметров. Установлено наличие повышения качества оцениваемых изображений ВР по сравнению с алгоритмами построения СР, основанными на использовании оценок оптического потока по обрабатываемым изображениям ИР.

Достоверность результатов работы. Результаты исследований, сформулированные в диссертации, получены на основе корректного использования взаимно дополняющих друг друга теоретических и экспериментальных (имитационное моделирование, обработка реальных изображений) методов исследований, показывают совпадение результатов, полученных различными методами, между собой, а также, в ряде частных случаев, с известными результатами, полученными другими авторами, допускают ясное физическое истолкование, имеют понятную содержательную трактовку.

Корректность разработанных алгоритмов построения сверхразрешения и улучшения изображений искаженных изображений подтверждена результатами проведенных экспериментов как для реализаций случайных полей, так и реальных изображений.

Теоретическая и практическая значимость. Основные теоретические и экспериментальные результаты диссертации отвечают потребностям развития важного направления в задачах обработки изображения – получения изображений с более высоким качеством и разрешениям в условиях физических и технических ограничений средств наблюдения и наличия аддитивных и аппликативных помех. Полученные аналитические выражения и зависимости для характеристик синтезированных алгоритмов позволяют обоснованно выбрать необходимый алгоритм в соответствии с требованиями, предъявляемыми к показателям качества обработки информации.

Разработанные модели и алгоритмы построения СР на основе методов оптимальной фильтрации, адаптированные к блочной обработке, определяют возможность их применения для анализа изображений большой размерности в задачах компьютерного зрения и

аэрокосмического мониторинга. Предложенные модели и алгоритмы построения СР адаптированы к ситуациям пропусков фрагментов изображений и воздействию АП, что делает их применимыми в широком спектре условий функционирования современных управляющих и информационно-измерительных систем.

Результаты диссертационной работы имеют практическое значение для разработки специального математического и программного обеспечения в интересах автоматической обработки изображений в системах технической и медицинской диагностики, пассивной оптической локации, дистанционного аэрокосмического мониторинга и видеонаблюдения.

Реализация результатов работы. Полученные в диссертации результаты в части разработки алгоритмов обработки изображений использованы при выполнении НИР «Аркан-ВГУ», постановке и выполнении НИР «Гуманность-ВГУ, а также в учебном процессе ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет».

Личный вклад автора. Основные результаты по теме диссертации получены лично автором и опубликованы в соавторстве с научным руководителем. В совместных работах с научным руководителем последнему принадлежит постановка задачи и определение направления исследований. Автору принадлежит проведение рассуждений, обоснование используемых математических моделей и вывод аналитических соотношений, необходимых для решения поставленных задач, разработка алгоритмов обработки информации, организация экспериментов для их исследования, анализ и интерпретация полученных результатов, а также разработка программных модулей для средств анализа изображений.

Публикации. По теме диссертации опубликовано 11 работ, в том числе 4 статьи в изданиях, рекомендованных ВАК.

Апробация работы. Основные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались: на XIV, XV и XVI Международных научно-технических конференциях «Кибернетика и высокие технологии XXI века» (г. Воронеж) в 2013, 2014 и 2015 годах; на XIII и XIV Международных конференциях «Информатика: проблемы, методология, технологии» (г. Воронеж) в 2013 и 2014 годах; на V Международной научной конференции «Фундаментальные проблемы системной безопасности и устойчивости» (г. Елец) в 2014 году; на региональной научно-практической конференции аспирантов и молодых ученых «Инновационные технологии на базе фундаментальных научных разработок» в 2015 году.

Область исследований. Диссертация соответствует специальности 05.13.01 – «Системный анализ, управление и обработка информации» по следующим пунктам паспорта специальности:

- разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации (п. 4 паспорта специальности 05.13.01);
- визуализация, трансформация и анализ информации на основе компьютерных методов обработки информации (п. 12 паспорта специальности 05.13.01).

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, четырех разделов, заключения и списка литературы из 88 наименований. Объем диссертации составляет 172 страницы текста, содержащего 36 рисунков и 3 таблицы, и 10 страниц списка литературы.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении к диссертации обоснована актуальность темы, сформулированы цель и задачи работы, результаты и положения, выносимые на защиту, их научная новизна, теоретическая и практическая значимость.

В первом разделе диссертации рассматриваются известные модели и алгоритмы построения сверхразрешения изображений, а также подходы к восстановлению изображений в условиях импульсных и аппликативных помех. Рассматриваются вопросы моделирования изображений как реализаций случайных полей, а также алгоритмы моделирования АП на изображениях, полученные в ранее выполненных работах.

Во втором разделе проведен синтез алгоритмов построения сверхразрешения изображений на основе методов оптимальной линейной фильтрации при обработке последовательности изображений в блочной форме. Существо решаемой в этой части

диссертации задачи состоит в том, что при использовании исходного представления изображений обрабатываемой последовательности, размерность векторов состояний и наблюдений имеет порядок $N = 10^4 - 10^6$, при этом размеры вычисляемых и обрабатываемых матриц достигают значений $N \times N$. Поэтому для обеспечения сокращения объема вычислений, исключения потери точности при преобразовании матриц большого размера и прочих негативных эффектов потребовалось рассмотреть теоретические и практические возможности синтеза алгоритмов построения СР при выполнении блочной обработки.

Доказано утверждение об эквивалентности процесса линейного оценивания фрагмента случайного поля при использовании фрагмента вектора наблюдений, расширенного за счёт включения элементов, коррелированных по пространству с компонентами оцениваемого фрагмента, процессу линейного оценивания этого фрагмента при использовании полного вектора наблюдений. На основе данного утверждения сделан вывод об оптимальности оценки изображений ВР при декомпозиции процесса оптимальной фильтрации с обработкой перекрывающихся блоков изображений и рассмотрены различные варианты компенсации краевых эффектов, проявляющихся при блочной обработке в случаях, когда область, по которой вычисляются значения граничных точек блока изображения, выходит за границы самого блока.

Проведено решение задачи оценивания последовательности из K цифровых изображений размера $L \times L$ с разрешением, превосходящим разрешение наблюдаемой последовательности изображений с НР (размера $M \times M$, $L > M$), которые являются искаженными (в результате воздействия геометрических деформаций, функции рассеяния фотоприемника и процесса прореживания) представлениями оцениваемых изображений. Предложена блочная декомпозиция на основе разделения обрабатываемых изображений на N_b перекрывающихся блоков по вертикали и по горизонтали. Размеры блоков для изображений ВР и НР составляют $s_{he} \times s_{he}$ ($s_{he} = s_h + 2\Delta s_h$, $s_h = L / N_b$) и $s_{le} \times s_{le}$, ($s_{le} = s_l + 2\Delta s_l$, $s_l = M / N_b$) соответственно. Величины областей перекрытия блоков ВР и НР (Δs_h и Δs_l соответственно) определяются радиусом локальной окрестности вокруг каждой точки изображения, содержащей коррелированные с ней элементы. Расширение внешних границ каждого изображения, предшествующее процессу выделения перекрывающихся блоков, производилось на основе среднего значения элементов данного изображения.

Использованная модель системы обработки изображений в блочной форме имеет вид:

$$\mathbf{x}_{k+1}^{p,q} = \mathbf{F}_k^{p,q} \mathbf{x}_k^{p,q} + \mathbf{u}_k^{p,q}, \quad \mathbf{y}_k^{p,q} = \mathbf{H}_k^{p,q} \mathbf{x}_k^{p,q} + \mathbf{v}_k^{p,q}, \quad k = \overline{1, K}, \quad p, q = \overline{1, N_b}, \quad (1)$$

где $\mathbf{x}_k^{p,q}$ – векторы размерности s_{he}^2 , полученные в результате развёртки блоков ненаблюдаемых изображений ВР, определяемых вектором \mathbf{x}_k ; $\mathbf{F}_k^{p,q}$ – оператор, характеризующий геометрические деформации по отношению к блоку изображения ВР; $\mathbf{y}_k^{p,q}$ – вектор наблюдений размерности s_{le}^2 , соответствующий блоку k -го изображения НР; $\mathbf{H}_k^{p,q}$ – оператор, характеризующий функцию рассеяния фотоприемника и прореживание при получении изображений НР; $\mathbf{u}_k^{p,q}$ и $\mathbf{v}_k^{p,q}$ – центрированные гауссовские векторы аддитивных шумов размерности s_{he}^2 и s_{le}^2 соответственно, параметры которых идентичны для всех блоков изображения и определяются диагональными матрицами ковариации $\mathbf{Q}_k^{p,q} = \mathbf{Q}_{bk} = \sigma_Q^2 \mathbf{I}$ и $\mathbf{R}_k^{p,q} = \mathbf{R}_{bk} = \sigma_R^2 \mathbf{I}$, $p, q = \overline{1, N_b}$, $k = \overline{1, K}$.

Пусть вектор $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}$ есть оптимальная в среднеквадратичном оценка блока ВР $\mathbf{x}_k^{p,q}$, полученная в результате обработки блоков k наблюдаемых изображений НР $\mathbf{y}^{p,q} = \{\mathbf{y}_1^{p,q}, \dots, \mathbf{y}_k^{p,q}\}$, которой соответствует матрица ковариаций ошибки оценивания $\mathbf{P}_{k|k}^{p,q} = \mathbf{M}[(\mathbf{x}_k^{p,q} - \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q})(\mathbf{x}_k^{p,q} - \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q})^T]$. Соответственно, оценке с экстраполяцией на шаг вперед $\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}^{p,q}$

– $\mathbf{P}_{k+1|k}^{p,q} = \mathbf{M}[(\mathbf{x}_{k+1}^{p,q} - \tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}^{p,q})(\mathbf{x}_{k+1}^{p,q} - \tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}^{p,q})^T]$. Тогда при поступлении на k -ом шаге обработки очередного изображения НР \mathbf{y}_k в применяемом алгоритме фильтрации производится коррекция оценок для каждого блока и их экстраполяция на следующий шаг:

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}^{p,q} = \mathbf{F}_k^{p,q} \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}, \quad \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q} = \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{p,q} + \mathbf{W}_k^{p,q} (\mathbf{y}_k^{p,q} - \tilde{\mathbf{y}}_{k|k-1}^{p,q}), \quad \tilde{\mathbf{y}}_{k|k-1}^{p,q} = \mathbf{H}_k^{p,q} \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{p,q}, \quad \mathbf{x}_1^{p,q} \sim N(\mathbf{x}_{1|0}^{p,q}, \mathbf{P}_{1|0}), \quad (2)$$

где $\tilde{\mathbf{x}}_{1|0}$, $\mathbf{P}_{1|0}$ – априорные значения оценки и матрицы ковариаций ошибки оценивания (идентичные для всех блоков); $\mathbf{W}_k^{p,q}$ – матрица весовых коэффициентов размера $s_{he}^2 \times s_{le}^2$, вычисляемая на основе матриц ковариаций ошибки:

$$\mathbf{P}_{k|k}^{p,q} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{p,q} - \mathbf{W}_k^{p,q} \mathbf{V}_k^{p,q T}, \quad \mathbf{W}_k^{p,q} = \mathbf{V}_k^{p,q} \mathbf{U}_k^{p,q -1}, \quad \mathbf{V}_k^{p,q} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{p,q} \mathbf{H}_k^{p,q T}, \quad (3)$$

$$\mathbf{U}_k^{p,q} = \mathbf{H}_k^{p,q} \mathbf{P}_{k|k-1}^{p,q} \mathbf{H}_k^{p,q T} + \mathbf{R}_{bk}, \quad \mathbf{P}_{k+1|k}^{p,q} = \mathbf{F}_k^{p,q} \mathbf{P}_{k|k}^{p,q} \mathbf{F}_k^{p,q T} + \mathbf{Q}_{bk}.$$

Иллюстрация процесса обработки в блочной форме представлена на рис. 1.

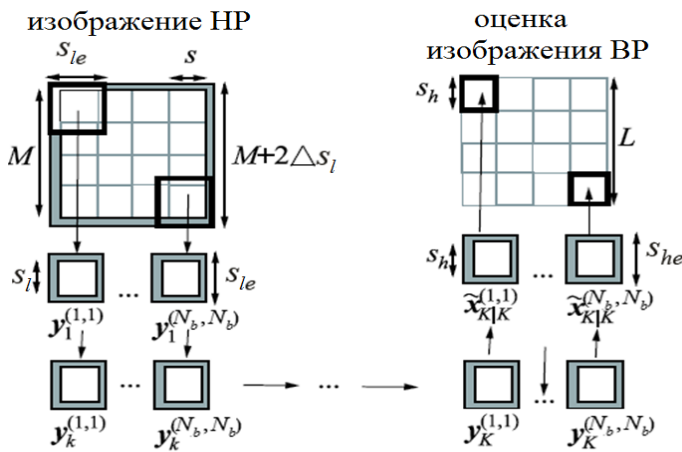


Рис. 1

Рассмотрено три альтернативных варианта реализации блочной декомпозиции процесса оптимальной фильтрации.

Первый вариант декомпозиции предполагает отказ от использования неперекрывающихся блоков в пользу включения в обработку каждого блока $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{p,q}$ восьми соседних (в вертикальном, горизонтальном и диагональных направлениях) с ним блоков $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{p+r,q+t}$ с использованием операторов $\tilde{\mathbf{F}}_{k,r,t}^{p,q}$, $\tilde{\mathbf{H}}_{k,r,t}^{p,q}$ ($r = \overline{-1,1}$, $t = \overline{-1,1}$, $\tilde{\mathbf{F}}_{k,0,0}^{p,q} = \mathbf{F}_k^{p,q}$, $\tilde{\mathbf{H}}_{k,0,0}^{p,q} = \mathbf{H}_k^{p,q}$,

$\Delta s_h = \Delta s_l = 0$), заданных таким образом, чтобы учесть значения элементов соседних блоков при вычислении оценок $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}$, $\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}^{p,q}$. При этом в процессе обработки блока $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{p,q}$ на каждом шаге фильтрации используются значения соседних блоков, которые, в свою очередь, корректируются после обработки блока (p,q) . Данный вариант предполагает расширение внешних границ каждого обрабатываемого изображения на величину размера блока, чтобы граничные блоки исходных изображений имели соседей с каждой стороны.

Во втором варианте реализации предлагаемой блочной обработки вычисления блоков оценок (2) производятся на основе перекрывающихся блоков с использованием соответствующих операторов $\mathbf{F}_k^{p,q}$ и $\mathbf{H}_k^{p,q}$. При вычислении весовых матриц фильтра (3) используются матрицы ковариаций ошибки $\tilde{\mathbf{P}}_{k|k}^{p,q}$, $\tilde{\mathbf{P}}_{k+1|k}^{p,q}$, размера $s_h^2 \times s_h^2$, соответствующие векторам элементов неперекрывающихся фрагментов блоков, в процессе обработки которых участвуют нерасширенные версии ковариационных матриц шумов $\tilde{\mathbf{R}}_{bk}$ и $\tilde{\mathbf{Q}}_{bk}$, а также операторы $\tilde{\mathbf{F}}_{k,r,t}^{p,q}$, $\tilde{\mathbf{H}}_{k,r,t}^{p,q}$ ($r = \overline{-1,1}$, $t = \overline{-1,1}$), задаваемые по аналогии с первым вариантом обработки, на основе которых вычисляются матрицы $\tilde{\mathbf{W}}_{k,r,t}^{p,q}$ размера $s_h^2 \times s_l^2$, из элементов которых формируется матрица $\mathbf{W}_k^{p,q}$ для коррекции оценки перекрывающегося блока. Матрица ковариаций блока $\tilde{\mathbf{P}}_{k|k-1}^{p,q}$ корректируется только на основе $\tilde{\mathbf{W}}_{k,0,0}^{p,q}$. При этом предполагается, что матрица ковариаций ошибки оценивания соседних блоков такая же, как у обрабатываемого блока и учет влияния элементов соседних блоков осуществляется на основе её элементов, размещенных в соответствующих позициях (то есть на внутренних границах нерасширенных блоков). Данный вариант эффективен в случае, если смещения изображений происходят на

основе глобальных поступательных сдвигов, при которых все точки изображения смещаются на одинаковую величину и единых для всех элементов изображения параметрах функции рассеяния фотоприемника.

Третий вариант основан на реализации независимого процесса оценивания блока ВР для каждой последовательности блоков НР $\mathbf{y}^{p,q,k} = \{\mathbf{y}_1^{p,q}, \dots, \mathbf{y}_k^{p,q}\}$, $p, q = \overline{1, N_b}$. При этом, матрицы ковариации $\mathbf{P}_{k|k}^{p,q}$, $\mathbf{P}_{k+1|k}^{p,q}$ соответствуют размеру перекрывающихся блоков изображений ВР и их оценкам $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}$, $\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}^{p,q}$, а вычисления осуществляются на основе соотношений (2) без каких-либо дополнительных действий и вовлечения соседних фрагментов. Данный вариант позволяет реализовать параллельную обработку блоков, как это схематично показано на рис. 1.

Выполнены исследования синтезированных алгоритмов с использованием в качестве тестовых данных реализаций случайных полей и реальных изображений. Установлено, что рассмотренные варианты блочной обработки показывают примерно одинаковое качество восстановления изображений ВР, при этом блочная модель обработки позволяет получить практически такие же результаты, как и обработка полноразмерных изображений. Адекватность моделей и алгоритмов фильтрации на основе предложенных вариантов блочной декомпозиции устанавливалась путем проверки соответствия теоретической матрицы ковариаций ошибки восстановления центрального фрагмента изображения (обрабатываемого без разделения на блоки) с экспериментально полученными матрицами ошибок в ходе компьютерного эксперимента с использованием реализаций случайных полей (рис. 2,а). Для данного примера априорная дисперсия случайного поля задавалась равной $\sigma_x^2 = 1$ и использовались следующие значения дисперсии шумов наблюдения и возмущения: $\sigma_R^2 = 1$, $\sigma_Q^2 = 0$. Значения элементов изображения приводились к диапазону $[-3\sigma_x, 3\sigma_x]$, а область оценивания приходилась на границу раздела блоков.

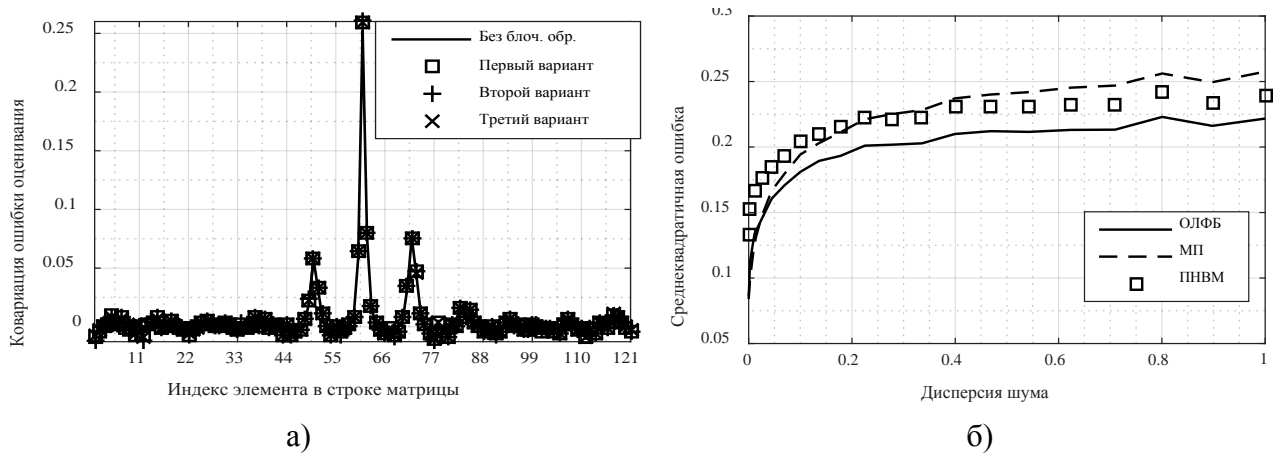


Рис. 2

Проведено сравнение реализации алгоритма оптимальной линейной фильтрации, основанного на параллельной обработке блоков (ОЛФБ) с известными алгоритмами построения СР: алгоритмом на основе оценки максимального правдоподобия (МП) (R.L. Lagendijk, J. Viemond) а также алгоритмом на основе проекций на выпуклые множества (ПНВМ) (M. Elad). На рис. 2,б показаны графики зависимостей величин среднеквадратичных ошибок восстановления, полученных на основе трех алгоритмов от величины дисперсии шума σ_R^2 , при априорной дисперсии оцениваемого случайного поля $\sigma_x^2 = 1$, $\sigma_Q^2 = 0.01$. Здесь видно, что синтезированные алгоритмы демонстрируют лучшее качество обработки по сравнению с известными.

В таблице 1 приведены оценки сложности и время, потребовавшееся на обработку 16 изображений НР размера 120×120 пикселей ($s_l = 3$, $\Delta s_l = 1$) для повышения разрешения в 4 раза (размер изображений ВР – 480×480 , $s_h = 12$, $\Delta s_h = 7$).

Таблица 1. Оценки сложности и быстродействия алгоритмов на основе блочной обработки

Тип алгоритма	Оценка сложности	Время обработки (с) (один процесс)	Время обработки (с) (4 процесса)
Первый вариант	$O(9s_h^6 N_b^2 K)$	56.5	Не поддерживает
Второй вариант	$O(9s_h^6 N_b^2 K)$	115.6	45.7
Третий вариант	$O(s_{he}^6 N_b^2 K)$	114.6	70.7

Для второго и третьего варианта применялась параллельная обработка с использованием четырех вычислительных процессов. Оценки проводились при использовании ПК с процессором Intel Core i5-2500 (3,3 ГГц), 16 ГБ ОЗУ в среде Matlab R2015b (64 бит).

Лучшие результаты с точки зрения быстродействия здесь показали первый и второй (при параллельной реализации) варианты блочной декомпозиции. При этом они уступают третьему варианту с точки зрения простоты организации и возможности распараллеливания вычислительного процесса (второй вариант обработки хоть и может быть реализован параллельно, но ограничен поступательной моделью межкадровых сдвигов), вследствие чего именно третий вариант был выбран за основу при синтезе в дальнейшем более сложных алгоритмов фильтрации.

В третьем разделе диссертации вводится модель наблюдений, позволяющая проводить синтез алгоритмов фильтрации для построения СР в блочной форме, учитывающая возможность возникновения пропусков и получения ложных наблюдений в компонентах векторов регистрируемых изображений НР. Данная модель основана на введении следующего вероятностного описания:

$$\mathbf{x}_{k+1}^{p,q} = \mathbf{F}_k^{p,q} \mathbf{x}_k^{p,q} + \mathbf{u}_k^{p,q}, \quad \mathbf{y}_k^{p,q} = \mathbf{A}_k^{p,q} (\mathbf{H}_k^{p,q} \mathbf{x}_k^{p,q} + \mathbf{v}_k^{p,q}) + \mathbf{B}_k^{p,q} (\tilde{\mathbf{z}}_{k|k^*}^{p,q} + \mathbf{w}_k^{p,q}) + \mathbf{C}_k^{p,q} \mathbf{H}_k^{p,q} \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{p,q},$$

$$\mathbf{A}_k^{p,q} = \begin{pmatrix} a_{k1}^{p,q} & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & a_{ks_{le}^2}^{p,q} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{B}_k^{p,q} = \begin{pmatrix} b_{k1}^{p,q} & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & b_{ks_{le}^2}^{p,q} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{C}_k^{p,q} = \begin{pmatrix} c_{k1}^{p,q} & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & c_{ks_{le}^2}^{p,q} \end{pmatrix}, \quad (4)$$

$$\mathbf{A}_k^{p,q} + \mathbf{B}_k^{p,q} + \mathbf{C}_k^{p,q} = \mathbf{I}, \quad p, q = \overline{1, N_b}, \quad k = \overline{1, K}.$$

где $\mathbf{A}_k^{p,q}$, $\mathbf{B}_k^{p,q}$, $\mathbf{C}_k^{p,q}$ – диагональные матрицы со случайными элементами, принимающими значение ноль или единица в случае наличия k компоненте $\mathbf{y}_k^{p,q}$ полезной ($a_{kl} = 1$, $b_{kl} = 0$, $c_{kl} = 0$, $l = \overline{1, s_{le}^2}$), ложной ($a_{kl} = 0$, $b_{kl} = 1$, $c_{kl} = 0$) информации или отсутствия (пропуска) информации ($a_{kl} = 0$, $b_{kl} = 0$, $c_{kl} = 1$); $\tilde{\mathbf{z}}_{k|k^*}^{p,q}$ – вектор размерности s_{le}^2 , характеризующий центр области возможных значений (ОВЗ) элементов $\mathbf{y}_k^{p,q}$, несущих полезную информацию ($\mathbf{M}[(\mathbf{H}_k^{p,q} \mathbf{x}_k^{p,q} - \tilde{\mathbf{z}}_{k|k^*}^{p,q})(\mathbf{H}_k^{p,q} \mathbf{x}_k^{p,q} - \tilde{\mathbf{z}}_{k|k^*}^{p,q})^T] = \mathbf{P}_{zk}^{p,q}$), причем ОВЗ формируется исходя из априорных сведений или на основе обработки совокупности из k_* ($0 \leq k_* < k$) предшествующих изображений НР; $\mathbf{w}_k^{p,q}$ – вектор (не обязательно гауссовский) размерности s_{le}^2 , характеризующий отклонения значений элементов ложных наблюдений относительно оценки $\tilde{\mathbf{z}}_{k|k^*}^{p,q}$, для которого $\mathbf{M}[\mathbf{w}_k^{p,q}] = 0$, $\mathbf{M}[\mathbf{w}_k^{p,q} \mathbf{w}_k^{p,q T}] = \mathbf{S}_k^{p,q}$.

На основе введённой модели синтезированы оптимальные в среднеквадратичном алгоритмы оценивания, адаптированные к блочной обработке изображений применительно к условиям возникновения некоррелированных по пространству пропусков и/или ложных

наблюдений, проявляющихся на обрабатываемых изображениях в виде импульсного шума, а также коррелированных пропусков и/или ложных наблюдений, которые проявляются при возникновении ЛОЗ аппликативного характера. Для построения СР здесь рассмотрены два класса алгоритмов: оптимальные в классе линейных алгоритмы фильтрации и условно-линейные алгоритмы фильтрации, различающиеся различным подходом к использованию вероятностных описаний матриц $\mathbf{A}_k^{p,q}$, $\mathbf{B}_k^{p,q}$, $\mathbf{C}_k^{p,q}$, отображающих процесс получения полезной и ложной информации в компонентах наблюдаемых изображений.

В основе синтеза первого класса алгоритмов лежит использование априорных статистических характеристик элементов, которые определяются матрицами математического ожидания $\mathbf{P}_{Ak}^{p,q} = \mathbf{M}[\mathbf{A}_k^{p,q}]$, $\mathbf{P}_{Bk}^{p,q} = \mathbf{M}[\mathbf{B}_k^{p,q}]$ и $\mathbf{P}_{Ck}^{p,q} = \mathbf{M}[\mathbf{C}_k^{p,q}]$. В основе синтеза второго класса алгоритмов лежит использование апостериорных вероятностных характеристик, определяемых по отношению к дополнительной информативной составляющей наблюдений $\boldsymbol{\theta}_k^{p,q}$, $p, q = \overline{1, N_b}$, $k = \overline{1, K}$, отображающей в том или ином виде данные о возможной локализации пропусков и ложных наблюдений. В этом случае определяются матрицы условных математических ожиданий $\mathbf{P}_{Ak}^{p,q} = \mathbf{M}[\mathbf{A}_k^{p,q} / \boldsymbol{\theta}_k^{p,q}]$, $\mathbf{P}_{Bk}^{p,q} = \mathbf{M}[\mathbf{B}_k^{p,q} / \boldsymbol{\theta}_k^{p,q}]$, $\mathbf{P}_{Ck}^{p,q} = \mathbf{M}[\mathbf{C}_k^{p,q} / \boldsymbol{\theta}_k^{p,q}]$, и синтезированный алгоритм фильтрации выглядит следующим образом:

$$\begin{aligned}
\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^{p,q} &= \mathbf{F}_k^{p,q} \left(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{p,q} + \hat{\mathbf{W}}_k^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) \left(\mathbf{y}_k^{p,q} - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}^{p,q} \right) \right), \quad \hat{\mathbf{W}}_k^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) = \hat{\mathbf{V}}_{k\theta}^{p,q} \hat{\mathbf{U}}_{k\theta}^{p,q \dagger}, \quad \hat{\mathbf{U}}_{k\theta}^{p,q} = \sum_{e=1}^4 \hat{\mathbf{U}}_{k\theta}^{pq(e)}, \\
\hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}^{p,q} &= \mathbf{P}_{Ak}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) \mathbf{H}_k^{p,q} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{p,q} + \mathbf{P}_{Bk}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) \tilde{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{p,q}, \quad \hat{\mathbf{V}}_{k\theta}^{p,q} = \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) \mathbf{H}_k^{p,q \text{T}} \mathbf{P}_{Ak}^{p,q \text{T}} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right), \\
U_{k\theta lm}^{p,q(1)} &= p_{akl}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) p_{akm}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) r_{k\theta lm}^{p,q(1)}, \quad \left\| r_{k\theta lm}^{p,q(1)} \right\| = \mathbf{H}_k^{p,q} \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) \mathbf{H}_k^{p,q \text{T}}, \\
U_{klm}^{p,q(2)} &= \left(p_{aklm}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) - p_{akl}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) p_{akm}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) \right) r_{k\theta lm}^{p,q(2)}, \quad \left\| r_{k\theta lm}^{p,q(2)} \right\| = \mathbf{P}_{zk}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right), \\
U_{klm}^{(3)} &= p_{aklm}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) r_{klm}^{(3)}, \quad \left\| r_{klm}^{(3)} \right\| = \mathbf{R}_k^{p,q}, \quad U_{klm}^{(4)} = p_{bkml}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) r_{klm}^{(4)}, \quad \left\| r_{klm}^{(4)} \right\| = \mathbf{S}_k^{p,q}, \quad l, m = \overline{1, S_{le}^2}, \\
\hat{\mathbf{P}}_{k+1|k}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) &= \mathbf{F}_k^{p,q} \left[\hat{\mathbf{P}}_{k|k-1}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) - \hat{\mathbf{W}}_k^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) \hat{\mathbf{U}}_{k\theta}^{p,q} \hat{\mathbf{W}}_k^{p,q \text{T}} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) \right] \mathbf{F}_k^{p,q \text{T}} + \mathbf{Q}_k^{p,q}, \\
\hat{\mathbf{U}}_{k\theta}^{p,q} \hat{\mathbf{U}}_{k\theta}^{p,q \dagger} \hat{\mathbf{U}}_{k\theta}^{p,q} &= \hat{\mathbf{U}}_{k\theta}^{p,q}, \quad \mathbf{P}_{Ck}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) = \mathbf{C}_k^{p,q}, \quad \mathbf{P}_{Ak}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) + \mathbf{P}_{Bk}^{p,q} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{p,q} \right) = \mathbf{I} - \mathbf{C}_k^{p,q},
\end{aligned} \tag{5}$$

где $\hat{\mathbf{U}}_{k\theta}^{p,q \dagger}$ – псевдообратная матрица, ненулевые элементы которой являются элементами матрицы, обратной по отношению к матрице ковариации ненулевых компонент вектора обновления, то есть тех, где отсутствуют пропуски.

Предложен и обоснован метод включения результатов независимой сегментации в процесс обработки последовательности наблюдений для построения сверхразрешения в условиях пропусков и ложных наблюдений, который заключается в выполнении следующих действий:

- организация рекуррентной процедуры оценивания изображения ВР с использованием условно-линейного фильтра, в основе которого лежит расчёт на каждом шаге вероятностей совместного появления полезных $p_{aklm}^{pq} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{pq} \right)$ и ложных $p_{bkml}^{pq} \left(\boldsymbol{\theta}_k^{pq} \right)$ наблюдений для каждой пары пикселей изображения НР;
- проведение на каждом шаге независимой сегментации изображения НР с целью выделения областей, занимаемых полезными и ложными наблюдениями;
- проведение расчета вероятностей совместного появления полезных и ложных наблюдений для каждой пары пикселей изображения НР с учетом специфики работы алгоритма независимой сегментации и полученных при его применении результатов;
- непосредственное включение результатов сегментации в общий процесс обработки путем перерасчета весовых матриц условно-линейного фильтра для полученных вероятностей совместного появления полезных и ложных наблюдений в соответствии с соотношениями (5).

Рассмотрено три варианта построения условно-линейного фильтра с включением различных алгоритмов сегментации: на основе пороговой обработки, с использованием алгоритмов минимального разреза графа, а также с применением алгоритма классификации k-средних. Реализация условно-линейного фильтра на основе включения алгоритма k-средних предполагает вычисление верхней границы ошибки классификации, для определения которой в диссертации сформулирован критерий на основе подсчёта пар элементов с небольшой разницей значений, отнесённых к разным классам (помехи и полезного изображения).

В ходе вычислительного эксперимента с использованием реализаций случайных полей, алгоритмы условно-линейной фильтрации, синтезированные на основе рассмотренных процедур сегментации, показали лучшее, по сравнению с оптимальным линейным фильтром, качество восстановления. Данная закономерность проявляется как в условиях действия импульсного шума, так и в условиях действия аппликативной помехи (значения элементов которой подчиняются равномерному распределению) на наблюдаемых изображениях НР в форме ЛОЗ, что отражено на рис. 3. Условно-линейный фильтр с применением предложенных алгоритмов сегментации лучше воспроизводит детали изображения по сравнению с оптимальным линейным фильтром.

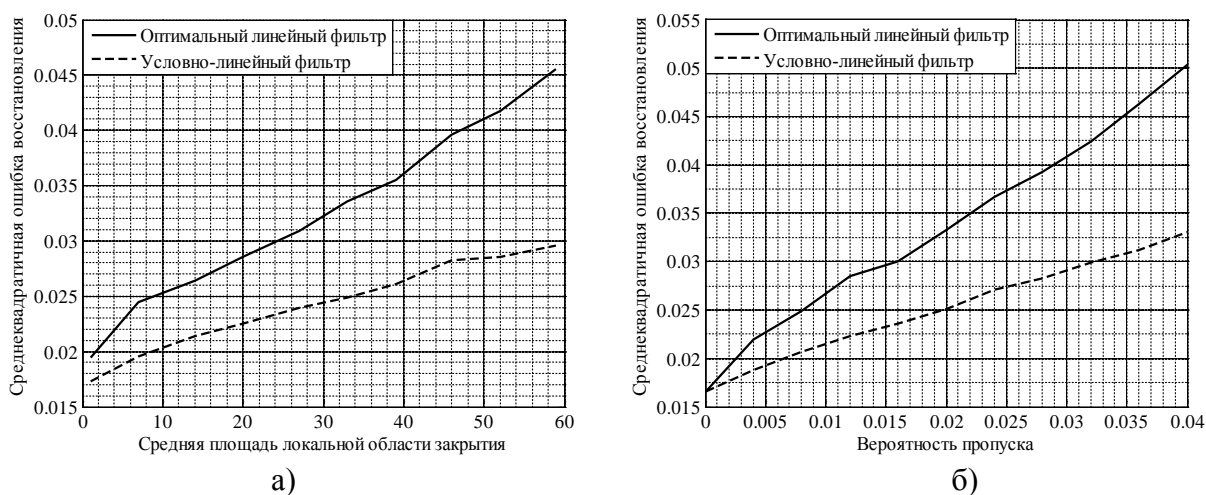


Рис 3 – Результаты моделирования предложенных алгоритмов

Проведены экспериментальные испытания предложенной схемы построения сверхразрешения изображений в условиях АП, в основе которой лежит применение условно-линейного фильтра, использующего информацию о ложных наблюдениях за счёт включения рассмотренных алгоритмов сегментации. Исследования алгоритмов проведены при использовании в качестве тестовых данных реализаций случайных полей и реальных изображений. Наилучшие результаты сегментации показал алгоритм на основе k-средних, при использовании которого выделенные фрагменты локализации АП обладают гладкими границами и достаточной площадью покрытия, в то время как сегментация на основе графовых представлений показывает более неточные границы, хотя так же сохраняет большую площадь покрытия. Пороговая обработка не обеспечивает охвата такой же площади, как два других рассмотренных метода и больше пригодна в случае импульсного шума. По этой причине изображение ВР, полученное при использовании данного метода сегментации в алгоритме условно-линейной фильтрации, подвержено влиянию цветовых артефактов, в то время как применение более сложных методов сегментации обеспечило более корректную обработку изображений в различных цветовых диапазонах.

Эффективность применения предложенного метода включения результатов независимой сегментации изображений НР при построении СР можно оценить на примере использования алгоритма k-средних. На рис.4 показаны результаты обработки 13 изображений земной поверхности, полученных из космоса, где ложные наблюдения возникают за счет появления облачных образований. На рис. 4,а,б) показаны результаты выделения ЛОЗ при сегментации изображений НР (два из 13) на основе алгоритма k-средних, а также синтезированное

изображение ВР (рис. 4,в), полученное в результате применения условно-линейного фильтра последовательности изображений НР.

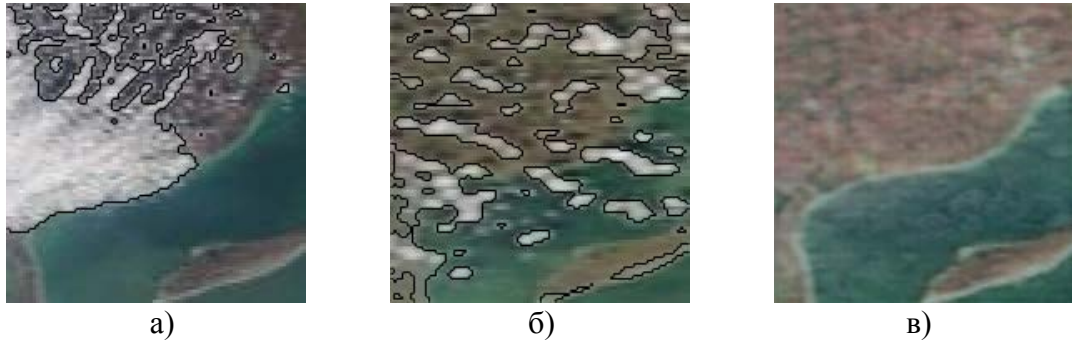


Рис. 4 – Результаты испытаний предложенных алгоритмов на реальных изображениях

В диссертации показано, что изображения ВР, полученные в результате применения всех рассмотренных вариантов алгоритмов сегментации позволяют оценить детали, недоступные на снимках НР. Визуально лучшее качество восстановления реальных изображений показал условно-линейный фильтр с включением алгоритма сегментации k-средних.

В четвертом разделе диссертации вводится модель наблюдений, ориентированная на проведение синтеза алгоритмов фильтрации для построения СР на основе видеопоследовательности в блочной форме, позволяющая учитывать наличие неизвестных параметров системы формирования изображений. В качестве этих параметров рассматривались величины межкадровых сдвигов, оцениваемые с точностью до долей пикселя, а также параметры функции рассеяния фотоприемника. Данная модель основана на введении следующего вероятностного описания:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k(\boldsymbol{\delta})\mathbf{x}_k + \mathbf{u}_k, \quad \mathbf{y}_k = \mathbf{H}_k(\boldsymbol{\delta})\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k, \quad \mathbf{x}_1 \sim N(\mathbf{x}_1, \tilde{\mathbf{x}}_{10}(\boldsymbol{\delta}), \mathbf{P}_{10}(\boldsymbol{\delta})), \quad k=1,2,\dots, \quad (6)$$

где $\boldsymbol{\delta}$ – вектор неизвестных параметров, для которого с априорным распределением $P(\boldsymbol{\delta})$.

На основе этой модели синтезированы алгоритмы оценивания, адаптированные к блочной обработке изображений и, одновременно, включающие в общий процесс оценки неизвестных параметров кадров видеопоследовательности, реализуемые на основе метода разделения (D. Lainiotis). В соответствии с ним определяются условные относительно значений вектора $\boldsymbol{\delta}$ оценки $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}(\boldsymbol{\delta})$, $\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}(\boldsymbol{\delta})$ и их матрицы ковариации $\mathbf{P}_{k|k}(\boldsymbol{\delta})$, $\mathbf{P}_{k+1|k}(\boldsymbol{\delta})$. Определяются также апостериорная плотность распределения и функционал правдоподобия $\boldsymbol{\delta}$, которые для гауссовской модели данных, с учетом блочной декомпозиции, имеют вид:

$$P(\boldsymbol{\delta} | \mathbf{y}^k) = \frac{P(\mathbf{y}^k | \boldsymbol{\delta})P(\boldsymbol{\delta})}{\int P(\mathbf{y}^k | \boldsymbol{\delta})P(\boldsymbol{\delta})d\boldsymbol{\delta}}, \quad P(\mathbf{y}^k | \boldsymbol{\delta}) = \prod_{t=1}^k \prod_{p=1}^{N_b} \prod_{q=1}^{N_b} N(\mathbf{H}_t^{p,q}(\boldsymbol{\delta})\mathbf{x}_{t-1}^{p,q}(\boldsymbol{\delta}), \mathbf{U}_t^{p,q}(\boldsymbol{\delta}))$$

$$\mathbf{U}_t^{p,q}(\boldsymbol{\delta}) = \mathbf{H}_t^{p,q}(\boldsymbol{\delta})\mathbf{P}_{t|t-1}^{p,q}(\boldsymbol{\delta})\mathbf{H}_t^{p,q T}(\boldsymbol{\delta}) + \mathbf{R}_t^{p,q}(\boldsymbol{\delta}), \quad k=1,2,\dots \quad (7)$$

В итоге, оптимальные в среднеквадратичном результирующие оценки $\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}$, $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}$ на каждом шаге получаются на основе усреднения условных оценок:

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \int \tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}(\boldsymbol{\delta})P(\boldsymbol{\delta} | \mathbf{y}^k)d\boldsymbol{\delta}, \quad \tilde{\mathbf{x}}_{k|k} = \int \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}(\boldsymbol{\delta})P(\boldsymbol{\delta} | \mathbf{y}^k)d\boldsymbol{\delta}, \quad (8)$$

а соответствующая матрица ковариации ошибок, условная относительно последовательности \mathbf{y}^k , определяются как

$$\mathbf{P}_{k|k}(\mathbf{y}^k) = \int \mathbf{P}_{k|k}(\boldsymbol{\delta})P(\boldsymbol{\delta} | \mathbf{y}^k)d\boldsymbol{\delta} + \int (\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}(\boldsymbol{\delta}) - \tilde{\mathbf{x}}_{k|k})(\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}(\boldsymbol{\delta}) - \tilde{\mathbf{x}}_{k|k})^T P(\boldsymbol{\delta} | \mathbf{y}^k)d\boldsymbol{\delta}, \quad (9)$$

В (9) матрица $\mathbf{P}_{k|k}$ определяется суммой, первый член которой получается в результате усреднения матриц ковариации условных оптимальных оценок, проводимых для всех возможных значений вектора $\boldsymbol{\delta}$, а второй член характеризует среднеквадратичное отклонение оптимальной оценки $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}$ относительно условной оценки $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}(\boldsymbol{\delta})$.

Таким образом, получен адаптивный фильтр, в котором адаптация заключается в том, что в процессе накопления наблюдений происходит перерасчет апостериорных вероятностей гипотез $P(\delta | \mathbf{y}^k)$ относительно неизвестных значений параметра δ , фактические значения которых считаются неизменными в ходе всего процесса наблюдения. Эти апостериорные вероятности выступают в качестве весовых коэффициентов, учитывающих вклад оценок $\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}(\delta)$, $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}(\delta)$ каждого условного фильтра в общие результирующие оценки $\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}$, $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}$. По мере накопления информации те апостериорные вероятности, которые близки к истинному значению неопределенного параметра δ , увеличиваются, тем самым обеспечивая уточнение моделей состояний и наблюдений. При этом результирующая оценка в большей степени использует условные фильтры, отражающие истинное значение параметра δ . Рассмотрены случаи, при которых неизвестные параметры принимают множество непрерывных или ряд дискретных значений.

В случае непрерывного множества значений параметра $\delta \in R$, апостериорные плотности $P(\delta | \mathbf{y}^k)$ могут быть вычислены на основе аппроксимации значений функций правдоподобия $P(\mathbf{y}^k | \delta)$ при помощи ряда Тейлора второго порядка. Данный подход применялся для реализации процесса адаптивной фильтрации при неизвестном параметре функции рассеяния фотоприемника, значения которого считались равномерно распределенными на заданном ограниченном интервале $\delta \in [\delta_{\min}, \delta_{\max}]$. Выражение для апостериорной плотности распределения неизвестного параметра в этом случае имеет вид

$$P(\delta | \mathbf{y}^k) = \frac{1}{2} \left(\frac{|h_e|}{\pi} \right)^{1/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[g_e \delta + \frac{1}{2} (\delta^2 h_e + g_e^2 / h_e) \right] \right\}, \quad g_e = \frac{\partial e(\delta)}{\partial \delta}, \quad h_e = \frac{\partial^2 e(\delta)}{\partial \delta^2},$$

$$e(\delta) = \sum_{t=1}^k \sum_{p=1}^{N_b} \sum_{q=1}^{N_b} (\mathbf{y}_t^{p,q} - \mathbf{H}_t^{p,q}(\delta) \mathbf{x}_{t|t-1}^{p,q}(\delta))^T \mathbf{U}_t^{p,q-1}(\delta) (\mathbf{y}_t^{p,q} - \mathbf{H}_t^{p,q}(\delta) \mathbf{x}_{t|t-1}^{p,q}(\delta)), \quad (10)$$

Дискретизация области значений вектора неизвестных параметров δ обеспечивает существенное упрощение обработки. Если вектор $\delta \in R^D$, $D > 1$, принимает дискретный ряд значений $\tilde{\omega}_\delta = \{\tilde{\delta}_i, i = \overline{1, N_\delta}\}$ с вероятностями $p_{\delta i} = 1 / N_\delta$, $i = \overline{1, N_\delta}$, соответствующими равномерному распределению, выражения (8), (9) преобразуются следующим образом:

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q} = \sum_{i=1}^{N_\delta} \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}(\tilde{\delta}_i) P(\tilde{\delta}_i | \mathbf{y}^k) = \sum_{i=1}^{N_\delta} \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}(\tilde{\delta}_i) P(\mathbf{y}^k | \tilde{\delta}_i) / \sum_{i=1}^{N_\delta} P(\mathbf{y}^k | \tilde{\delta}_i), \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{p,q}(\mathbf{y}^k) = \sum_{i=1}^{N_\delta} \mathbf{P}_{k|k}^{p,q}(\tilde{\delta}_i) P(\tilde{\delta}_i | \mathbf{y}^k) + \sum_{i=1}^{N_\delta} (\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}(\tilde{\delta}_i) - \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}) (\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}(\tilde{\delta}_i) - \tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q})^T P(\tilde{\delta}_i | \mathbf{y}^k),$$

где $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{p,q}(\tilde{\delta}_i)$, $\mathbf{P}_{k|k}^{p,q}(\tilde{\delta}_i)$ – оптимальная условная линейная оценка и матрица ковариации ошибки, вычисляемые на основе (2) при $\delta = \tilde{\delta}_i$.

Следует отметить, что при изменении значения вектора неизвестных параметров от кадра к кадру (значение которого остается неизменным для всех блоков одного изображения), требуется вычислять безусловную оценку изображения ВР и матрицу ковариации ошибки (11) после обработки каждого кадра видеопоследовательности, то есть вместо условных плотностей $P(\delta | \mathbf{y}^k)$ в соотношениях (11) используются $P(\tilde{\delta}_i^{(k)} | \mathbf{y}_k)$, вычисляемые на основе блоков кадра \mathbf{y}_k :

$$P(\mathbf{y}_k | \tilde{\delta}_i^{(k)}) = \prod_{p=1}^{N_b} \prod_{q=1}^{N_b} N(\mathbf{H}_k^{p,q}(\tilde{\delta}_i^{(k)}) \mathbf{x}_{k|k-1}^{p,q}, \mathbf{U}_k^{p,q}(\tilde{\delta}_i^{(k)})), \quad (12)$$

Данный подход применялся для оценки величин межкадровых сдвигов между кадрами ВР с точностью до долей пикселя НР (величина возможных значений сдвига по каждой координате ограничивалась интервалом $-\mu/2 \leq \tilde{\delta}_j^{(ik)} \leq \mu/2$, где μ – коэффициент увеличения; $j = \overline{1, 2}$).

Исследование адаптивных алгоритмов фильтрации проводилось с использованием в качестве тестовых материалов реализаций случайных полей и реальных фото- и видеоданных. Адекватность моделей и алгоритмов фильтрации на основе предложенных вариантов адаптивной фильтрации с использованием блочной обработки подтвердилась на основе соответствия теоретической матрицы ковариации ошибки восстановления центрального фрагмента изображения и экспериментально полученной матрицей ошибок в ходе компьютерного эксперимента с использованием реализаций случайных полей (рис. 5,а). Установлено повышение качества восстанавливаемых изображений высокого разрешения по сравнению с алгоритмами обработки, основанными на использовании оценок оптического потока, получаемыми известными способами по обрабатываемым изображениям НР.

На рис. 5,г,д, в качестве примера представлены результаты применения алгоритма адаптивной фильтрации для адаптации по отношению к значениям параметра функции рассеяния фотоприемника (положенного неизменным в ходе наблюдения, рис. 5,г), а также для оценки величин межкадровых субпиксельных сдвигов (изменяющихся от кадра к кадру, рис. 5,д) при обработке 30 кадров видеопоследовательности. Фрагмент одного из кадров видеопоследовательности (в увеличенном виде) показан на рис. 5,б, а изображение, полученное в результате фильтрации без адаптации показано на рис. 5,в.

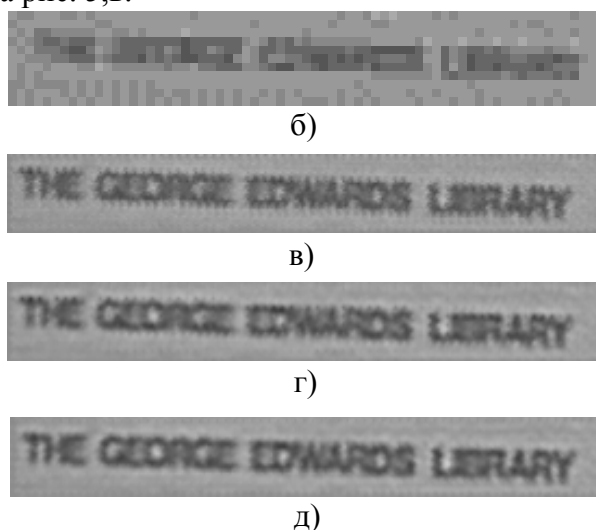
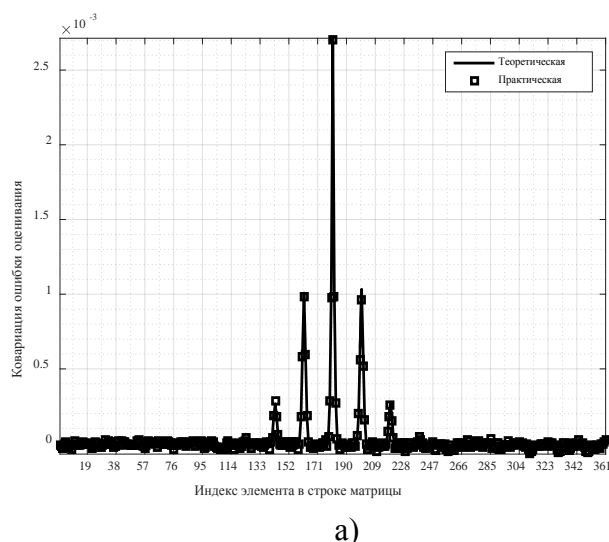


Рис. 5 – Экспериментальные исследования алгоритма адаптивной фильтрации

Анализ результатов, приведенных на рис. 5, демонстрирует повышение степени различимости элементов текста за счет расширения перечня оцениваемых параметров, сопутствующих процессу наблюдений, включаемых для оценки в ходе работы адаптивного фильтра.

В заключении сделаны выводы и сформулированы основные результаты диссертации, которые сводятся к следующему.

1. Разработаны и исследованы модели и алгоритмы оптимальной линейной фильтрации, реализующие блочную обработку последовательности изображений в интересах построения сверхразрешения.

2. Разработаны и исследованы модели и алгоритмы оптимальной линейной и условно-линейной фильтрации последовательности изображений с применением блочной декомпозиции для построения сверхразрешения в условиях пропусков элементов изображений и ложных наблюдений аппликативного характера.

3. Предложен метод включения результатов сегментации, выполняемой для изображений низкого разрешения обрабатываемой последовательности, обеспечивающий

формирование апостериорных вероятностных характеристик для индикации областей локализации аппликативных искажений на каждом изображении.

4. Разработаны и исследованы модели и алгоритмы адаптивной нелинейной фильтрации для построения сверхразрешения при обработке видеопоследовательности, в условиях наличия неизвестных параметров, сопутствующих процессу наблюдения.

Перспективы дальнейших исследований по теме диссертации связаны с проведением синтеза и анализа алгоритмов оптимальной фильтрации в интересах построения сверхразрешения в условиях коррелированных в дискретном времени квазидетерминированных аппликативных помех, появляющихся на обрабатываемых изображениях при наличии посторонних движущихся объектов, затеняющих интересующую сцену в процессе наблюдения.

Статьи в изданиях, рекомендованных в ВАК

1. **Иванков, А.Ю.** Блочные алгоритмы обработки изображений на основе фильтра Калмана в задаче построения сверхразрешения / А.Ю. Иванков, А.А. Сирота // Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38, № 1. – С. 118-125.

2. **Иванков, А.Ю.** Алгоритмы фильтрации последовательности изображений для повышения разрешения в условиях аппликативных помех / А.Ю. Иванков, А.А. Сирота // Автометрия. – 2015. – Т. 51, № 6. – С. 105-116.

3. **Иванков, А.Ю.** Блочный алгоритм построения сверхразрешения изображений с использованием фильтра Калмана / А.Ю. Иванков, А.А. Сирота // Вестник ВГУ. Серия: Системный анализ и информационные технологии. – 2012. – № 2. – С. 135-142.

4. **Иванков, А.Ю.** Алгоритм построения сверхразрешения изображений в условиях ложных наблюдений / А.Ю. Иванков, А.А. Сирота // Вестник ВГУ. Серия: Системный анализ и информационные технологии. – 2014. – № 3. – С. 91-99.

Статьи в других изданиях

5. **Иванков, А.Ю.** Алгоритм построения сверхразрешения на основе использования последовательно-параллельной обработки изображения / А.Ю. Иванков, А.А. Сирота // Информатика: проблемы, методология, технологии: матер. XIII Международ. науч.-метод. конф., Воронеж, 7-8 февр. 2013 г. – Воронеж, 2013. – Т. 3. – С. 228-233.

6. **Иванков, А.Ю.** Блочная реализация алгоритма построения сверхразрешения изображений на основе фильтра Калмана / А.Ю. Иванков, А.А. Сирота // Кибернетика и высокие технологии XXI века: матер. XIV международ. науч.-тех. конф., Воронеж, 14-15 мая 2013 г. – Воронеж, 2013. – Т.1. – С. 223-233.

7. **Иванков, А.Ю.** Алгоритм сверхразрешения при наличии пропусков отдельных фрагментов изображения / А.Ю. Иванков, А.А. Сирота // Информатика: проблемы, методология, технологии: матер. XIV Международ. науч.-метод. конф., Воронеж, 6-8 февр. 2014 г. – Воронеж, 2014. – Т. 2. – С. 86-91.

8. **Иванков, А.Ю.** Модели и алгоритмы построения сверхразрешения в системах видеонаблюдения / А.Ю. Иванков, А.А. Сирота // Фундаментальные проблемы системной безопасности и устойчивости: материалы 5й Международ. науч. конф., Елец, 13-14 мая 2014 г. – Елец, 2014. – С. 488-494.

9. **Иванков, А.Ю.** Алгоритм построения сверхразрешения изображений с применением фильтра Калмана в условиях наличия ложных наблюдений / А.Ю. Иванков, А.А. Сирота // Кибернетика и высокие технологии XXI века: матер. XV международ. науч.-тех. конф., Воронеж, 13-14 мая 2014 г. – Воронеж, 2014. – Т.1. – С. 86-97.

10. **Иванков, А.Ю.** Синтез и анализ алгоритмов сверхразрешения изображений в условиях аппликативных помех / А.Ю. Иванков, А.А. Сирота // Кибернетика и высокие технологии XXI века: матер. XVI международ. науч.-тех. конф., Воронеж, 14-15 мая 2015 г. – Воронеж, 2015. – С. 47-56.

11. **Иванков, А.Ю.** Алгоритм построения сверхразрешения изображений с использованием фильтра Калмана / А.Ю. Иванков, А.А. Сирота // Сборник студенческих научных работ факультета компьютерных наук ВГУ. – Воронеж, – 2012. – Вып. 6. – С. 55-64.