

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САМАРСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ АКАДЕМИКА С.П. КОРОЛЕВА»
(САМАРСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ)

На правах рукописи

Максимов Алексей Игоревич

**МЕТОД ВОССТАНОВЛЕНИЯ ДИНАМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ
НА ОСНОВЕ ОПТИМАЛЬНОЙ ИНТЕРПОЛЯЦИИ**

05.13.17 – Теоретические основы информатики

Диссертация на соискание ученой степени

кандидата технических наук

Научный руководитель:

Сергеев Владислав Викторович,

доктор технических наук, профессор

Самара – 2022

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
РАЗДЕЛ 1. ОПТИМАЛЬНОЕ СВЕРХРАЗРЕШЕНИЕ ДИНАМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ.....	14
1.1. Задача сверхразрешения	14
1.2. Существующие методы восстановления динамических изображений.....	15
1.3. О целесообразности создания нового метода восстановления динамических изображений	16
1.4. Общая схема предлагаемого метода.....	17
1.5. Используемые в исследовании данные	20
1.6. Выводы и результаты первого раздела	23
РАЗДЕЛ 2. ОПТИМАЛЬНАЯ ИНТЕРПОЛЯЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ.....	25
2.1. Задача оптимальной интерполяции в кадре.....	25
2.2. Общая схема линейного сверхразрешения сигнала.....	26
2.3. Непрерывно-дискретная линейная модель наблюдения	28
2.4. Оптимальное восстановление дискретных значений непрерывного сигнала	29
2.5. Оптимальное восстановление дискретных значений непрерывного сигнала – анализ в спектральной области	31
2.6. Ошибка оптимальной интерполяции.....	34
2.7. Оптимальная интерполяция полного непрерывного сигнала.....	35
2.8. Обобщение полученных результатов на двумерный случай	37
2.9. Исследование оптимальной интерполяции изображений.....	39

2.9.1. Сравнение линейных моделей наблюдения	39
2.9.2. Расчетное исследование метода оптимальной интерполяции....	44
2.9.3. Экспериментальное исследование метода оптимальной интерполяции	51
2.10. Выводы и результаты второго раздела.....	55
РАЗДЕЛ 3. ВЫБОР АЛГОРИТМА ГЕОМЕТРИЧЕСКОГО СОГЛАСОВАНИЯ.....	57
3.1. Задача геометрического согласования изображений.....	57
3.2. Существующие методы геометрического согласования изображений	57
3.3. Сравнительное исследование алгоритмов геометрического согласования изображений	59
3.4. Выводы и результаты третьего раздела	62
РАЗДЕЛ 4. ОПТИМАЛЬНОЕ КОМПЛЕКСИРОВАНИЕ ДИНАМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ.....	64
4.2. Существующие методы комплексирования изображений.....	64
4.3. Оптимальное суммирование неравноточных измерений.....	66
4.4. Экспериментальное исследование метода оптимального восстановления динамических изображений	70
4.5. Выводы и результаты четвертого раздела	77
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	79
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	81
ПРИЛОЖЕНИЕ А.....	96

Приложение А1. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ «Программный модуль оптимального сверхразрешающего восстановления набора изображений»	96
Приложение А2. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ «Программный модуль комплексирования изображения по серии геометрически согласованных кадров с использованием их ошибок восстановления».....	97
ПРИЛОЖЕНИЕ Б	98
Приложение Б1. Акт внедрения результатов диссертационной работы в учебный процесс Самарского университета.....	98
Приложение Б2. Акт внедрения результатов диссертационной работы в АО «Самара-Информспутник».....	99
Приложение Б3. Акт внедрения результатов диссертационной работы в ИСОИ РАН – ФНИЦ «Кристаллография и фотоника»	100

ВВЕДЕНИЕ

Диссертация посвящена разработке метода восстановления (сверхразрешения) динамических изображений с использованием оптимальной интерполяции. Под оптимальной интерполяцией в данной работе подразумевается наилучшее по критерию точности восстановление функции яркости изображения на интервалах между отсчетами. Под динамическими изображениями понимается набор последовательных кадров видеозаписи сцены с некоторым объектом интереса, меняющим свое положение.

Актуальность темы исследования

Рассматриваемая в работе задача следует из практических ситуаций, когда требуется повысить детальность и визуальную различимость объектов интереса на цифровых видеозаписях. При этом на объект интереса, детальность которого следует увеличить, приходится крайне малое число отсчетов.

Примеры практических случаев, обусловивших решаемую задачу, можно обнаружить в таких прикладных областях как криминалистическая экспертиза видеозаписей, мониторинг дорожного видеопотока и т.д. Объектом интереса в таких прикладных областях могут являться, например, экран смартфона, регистрационный знак автомобиля, надпись на рекламном щите и т.д. Зачастую такой объект виден на последовательности кадров под различными ракурсами, однако его мелкие детали неразличимы из-за того, что на объект приходится небольшое число отсчетов. В подобных случаях, как правило, можно принять следующие ограничения на объект, детальность которого должна быть увеличена:

- 1) Объект локальный и описан малым числом отсчетов,
- 2) Объект плоский,
- 3) Объект находится в центральной части кадра и на него не воздействует дисторсия.

Именно такие ограничения принимаются в данном диссертационном исследовании. Решаемая в нем задача может быть рассмотрена как частный случай задачи сверхразрешения. Методы сверхразрешения направлены на формирование изображений высокого пространственного разрешения по данным низкого качества. Проблеме сверхразрешения посвящено множество исследований как отечественных (*А.А. Сирота, В.С. Лемтицкий, А.М. Белов и др.*), так и зарубежных (*М. Bevilacqua, М. Elad, R. Timofte и др.*) авторов. Однако большинство известных на сегодняшний день методов сверхразрешения обладают двумя принципиальными недостатками, а именно:

1) работают только с дискретными изображениями, не учитывают искажения в непрерывной пространственной области, возникающие при их регистрации, поэтому неизбежно теряют в эффективности из-за не вполне адекватного учета таких искажений;

2) не предусматривают объективную оценку точности сверхразрешающего восстановления изображения, ограничиваются критерием визуального восприятия.

Также стоит отметить, что в плохих условиях наблюдения, при низком отношении сигнал/шум (как в рассматриваемом в данной работе случае) спектр применимых к решению данной задачи методов существенно сужается, так как, например, многочисленные нейросетевые методы сверхразрешения не устойчивы к шумам. Соответственно, в таком случае для решения задачи восстановления изображения по набору кадров целесообразно обратиться к классическим методам обработки изображений, которые позволяют обойти описанные недостатки.

В данном диссертационном исследовании предложен и исследован метод сверхразрешения изображения описанного выше объекта интереса по серии кадров низкого разрешения, при которой учитываются искажения изображений

в непрерывной области, а также оценивается и минимизируется погрешность такого восстановления. Метод состоит из следующих этапов:

1). Оптимальная (по критерию точности) интерполяция каждого двумерного изображения (кадра видео). При этом формируется дополнительная компонента изображения, в которую заносятся значения ошибок интерполяции в каждой точке.

2). Геометрическое совмещение объектов на интерполированных кадрах, т.е. их приведение в единую систему координат. При этом дополнительная компонента (поле ошибок) подвергается той же геометрической трансформации.

3). Оптимальное (по критерию точности) комплексирование согласованных кадров – формирование отсчетов результирующего изображения повышенного разрешения с использованием полей ошибок интерполяции отсчетов в каждом кадре.

Учитывая все изложенное, как тема диссертационной работы в целом, так и отдельные направления исследований - проработка указанных трех этапов метода - представляются актуальными.

Цели и задачи исследования

Целью диссертации является повышение детализации локальных плоских объектов на динамических изображениях с возможностью оценки качества такой процедуры в каждой точке результирующего изображения. Для достижения поставленной цели в диссертации решаются следующие задачи:

1) Разработка общего метода восстановления динамических изображений по серии кадров, основанного на оптимальной по критерию точности интерполяции отдельных кадров динамического изображения, геометрического согласования кадров и последующего их комплексирования с использованием значений ошибки восстановления в каждой точке интерполированных кадров;

2) Разработка метода оптимальной по критерию точности интерполяции в кадре с использованием непрерывно-дискретной модели наблюдения;

3) Исследование методов геометрического согласования и выбор метода, подходящего для решения задачи восстановления динамических изображений в рамках разрабатываемого метода восстановления динамических изображений;

4) Разработка оптимального по критерию точности метода комплексирования изображений кадров видеозаписей;

5) Проведение экспериментальных исследований частных методов (пп.2-4) и объединяющего их метода восстановления изображений (п.1) в целом.

Поставленные задачи определяют структуру работы и содержание ее разделов.

Методология и методы исследования

В диссертационной работе используются методы теории вероятностей и статистического анализа, методы теории цифровой обработки сигналов и изображений.

Научная новизна работы

1. Предложен метод восстановления динамических изображений локальных плоских объектов по серии кадров, основанный на оптимальной интерполяции отдельных кадров, геометрической трансформации и объединении (комплексировании) кадров с использованием значений точности восстановления отсчетов;

2. Предложен метод оптимальной по критерию дисперсии ошибки интерполяции в кадре с использованием непрерывно-дискретной модели наблюдения, позволяющий восстановить изображение с учащением сетки дискретизации, а также оценить качество восстановления интерполированного изображения в каждой точке;

3. Предложен метод оптимального по критерию точности комплексирования кадров видеопоследовательностей с использованием ошибок восстановления в кадре.

Объектом исследования диссертации являются динамические изображения локальных плоских объектов.

Предметом исследования диссертации являются методы повышения пространственного разрешения динамических изображений локальных плоских объектов.

Практическая значимость работы

Разработанные методы и алгоритмы могут быть использованы в составе программных комплексов для мониторинга транспортного видеопотока или криминалистических экспертиз видеозаписей для формирования высокоразрешающих изображений локальных плоских объектов по набору кадров низкого разрешения.

Следует отметить, что область применения полученных результатов не ограничивается указанными прикладными областями. Полученные результаты могут быть применены в различных прикладных областях со сходными ограничениями на объект интереса, где существует потребность в изображениях высокого пространственного разрешения, которую не могут удовлетворить аппаратные средства регистрации.

Соответствие специальности

Диссертация соответствует паспорту научной специальности 05.13.17 – «Теоретические основы информатики» и охватывает следующие области исследования, входящие в эту специальность:

2. Исследование информационных структур, разработка и анализ моделей информационных процессов и структур.
5. Разработка и исследование моделей и алгоритмов анализа данных, обнаружения закономерностей в данных и их извлечения разработка и

исследование методов и алгоритмов анализа текста, устной речи и изображений.

7. Разработка методов распознавания образов, фильтрации, распознавания и синтеза изображений, решающих правил. Моделирование формирования эмпирического знания.

Реализация результатов работы

Результаты диссертации были использованы при выполнении проекта Российского фонда фундаментальных исследований 19-31-90113-Аспиранты «Методы оптимального сверхразрешения динамических изображений», в научно-исследовательской работе по программе фундаментальных научных исследований государственных академий наук «Разработка методов интеллектуального анализа и криптозащиты изображений в задачах обработки данных дистанционного зондирования Земли» (тема № 0026-2019-0014) в Институте систем обработки изображений – филиале ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН, а также в хоздоговорных НИОКР в АО «Самара-Информспутник».

Степень достоверности и апробация результатов

Достоверность результатов диссертации обосновывается корректным применением математического аппарата в теоретической части работы, использованием известных положений теории цифровой обработки сигналов и изображений, хорошим согласованием теоретических и экспериментальных результатов.

Основные результаты научно-квалификационной работы были представлены на восьми научных конференциях:

- 1) Международной конференции «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ, Самара, Россия) - 2018, 2019, 2020 годы;
- 2) Международной научно-технической конференции «Перспективные информационные технологии» (ПИТ, Самара, Россия) – 2019, 2020, 2021 годы;

3) Всероссийской научной конференции молодых ученых «Наука. Технологии. Инновации» (НТИ-2020, Новосибирск, Россия);

4) 2-й Международной научной конференции перспективных разработок молодых ученых «Школа молодых новаторов» (МЛ-55, Курск, Россия).

Публикации

По теме диссертации опубликовано 12 работ [1-12]. Из них четыре работы опубликованы в изданиях, индексируемых в БД Scopus. Две из этих публикаций также индексируются в БД Web Of Science. Две работы опубликованы в изданиях, включенных в перечень ВАК. Три работы выполнены без соавторов. Получено два [13,14] свидетельства Роспатента о регистрации программы для ЭВМ.

Структура диссертации

Диссертация состоит из четырех разделов, заключения, списка использованных источников из 117 наименований; изложена на 100 страницах машинописного текста, содержит 18 рисунков, 2 таблицы, 2 приложения.

На защиту выносятся

1. Метод восстановления динамических изображений по серии кадров, основанный на оптимальной интерполяции кадров динамического изображения, геометрическом согласовании и оптимальном комплексировании кадров с использованием значений точности восстановления отсчетов интерполированных кадров;
2. Метод оптимальной по критерию дисперсии ошибки интерполяции кадров динамического изображения, основанный на непрерывно-дискретной модели наблюдения изображения;
3. Предложение по формированию дополнительной компоненты интерполированных кадров, содержащей поле ошибок интерполяции;
4. Обоснование выбора метода геометрического согласования интерполированных кадров;

5. Метод оптимального комплексирования интерполированных кадров с использованием поля ошибок интерполяции;
6. Результаты экспериментальных исследований, подтверждающих работоспособность и эффективность разработанных методов.

Краткое содержание диссертации

В первом разделе диссертации приводится оценка современного состояния задачи сверхразрешающего восстановления (интерполяции) динамических изображений. Производится анализ различных подходов к решению данной задачи и обосновывается необходимость создания нового метода повышения пространственного разрешения динамических изображений. Приводится общая схема предлагаемого метода, состоящая из трех этапов – оптимального восстановления со сверхразрешением в кадре, геометрического согласования и оптимального комплексирования кадров.

Во втором разделе диссертации детально рассматривается первый этап работы предлагаемого метода – оптимальная интерполяция кадров динамического изображения. Предлагается использование непрерывно-дискретной модели наблюдения сигнала, с учетом которой строится метод оптимального восстановления изображения в кадре со сверхразрешением. Производится расчетное и экспериментальное исследование данного метода и демонстрируется его преимущество перед аналогами.

Третий раздел диссертации посвящен второму этапу разработанного метода – геометрическому согласованию. В разделе производится выбор алгоритма геометрического согласования интерполированных кадров производится сравнительное исследование наиболее распространенных алгоритмов геометрического согласования. Выбирается алгоритм, демонстрирующий наименьшую ошибку геометрического согласования в рамках предлагаемого метода.

Четвертый раздел диссертации посвящен комплексированию восстановленных и геометрически согласованных кадров. В этом разделе предлагается метод оптимального по критерию дисперсии ошибки комплексирования кадров видеопоследовательности с использованием вспомогательного канала изображений - поля ошибок интерполяции отсчетов. Производится экспериментальное исследование данного метода и демонстрируется его преимущество перед аналогами. Также производится экспериментальное исследование полного метода восстановления динамических изображений, разработанного в диссертации: оптимальной интерполяции в кадрах, выбранного алгоритма геометрического согласования и оптимального комплексирования кадров.

РАЗДЕЛ 1. ОПТИМАЛЬНОЕ СВЕРХРАЗРЕШЕНИЕ ДИНАМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

1.1. Задача сверхразрешения

Во многих областях исследований часто возникает потребность в изображениях высокого разрешения для решения прикладных задач. В случаях, когда устройства регистрации изображений не способны обеспечить требуемое разрешение (например, в виду аппаратных ограничений), для повышения визуальной различимости деталей изображения могут быть применены методы сверхразрешения [15], то есть получения изображения высокого пространственного разрешения из данных низкого разрешения. Основной потенциал данных методов заключается в использовании субпиксельного смещения объекта в кадрах видео, что позволяет сделать визуально различимыми мелкие детали на итоговом изображении высокого разрешения.

Методы сверхразрешения успешно применяются в таких областях, как медицина [16, 17], астрономия и микроскопия [18], обработка данных дистанционного зондирования Земли [19], компьютерное зрение [20], криминалистика [21] и т.д.

В частности, в криминалистике методы повышения пространственного разрешения динамических изображений может применяться для улучшения разборчивости изображений объектов съемки, запечатленных в видеозаписях с неудовлетворительными условиями видеосъемки для последующего установления различных характеристик объектов съемки.

Объекты интереса зачастую являются плоскими и локальными, а их размер мал по сравнению со всем кадром. Чаще всего объекты описаны небольшим количеством отсчетов, при котором сам объект различим, однако его детали - нет. Такими объектами могут быть, к примеру, регистрационные знаки автомобилей, дорожные указатели, изображения на дисплеях

смартфонов, банковские карты и т.п., зафиксированные при помощи камер наблюдения.

1.2. Существующие методы восстановления динамических изображений

Широко известны подходы к сверхразрешению по серии изображений, основанные на использовании методов интерполяции по неравномерной сетке [22], вейвлет-преобразования [23], проекций на выпуклые множества [24], адаптивной фильтрации [25], Байесовского оценивания [26], а также ставший «классическим» метод на основе использования преобразования Фурье [27].

Существует большой класс решений, основанных на машинном обучении и нейронных сетях [28]. В этом классе решений известны работы по повышению пространственного разрешения изображений при помощи использования пар изображений [29], моделирования искажений [30], преобразования областей [31]. Стоит также отметить многообразие архитектур, при помощи которых решается задача сверхразрешения. Существуют решения, основанные на остаточных [32-34] и рекурсивных сетях [35-37], сетях с множественными путями обучения [38-40], моделях с обучением без учителя [30,41] (в том числе с применением генеративно-состязательных сетей [42,43]). Отметим, что перечисленные методы, основанные на машинном обучении, направлены на повышение детальности единственного изображения (Single Image Super-Resolution, SISR) без использования серии кадров. Они решают задачу не восстановления информации изображения (то есть приближения к некоему оригиналу), а задачу повышения его визуального качества.

Машинное обучение используется и для решения задачи повышения разрешения по серии кадров. Здесь можно выделить как работы с применением SISR-методов к каждому кадру серии независимо с последующим геометрическим согласованием и комплексированием [44], так и с

использованием серии геометрически согласованных кадров в качестве входных данных для нейросети [45].

Методы сверхразрешения активно развиваются и сегодня - совершенствуются известные алгоритмы и создаются новые. К примеру, в последние годы были созданы алгоритмы сверхразрешения для ультразвуковых снимков [46], изображений пленоптических камер [47, 48], систем многокамерной съемки [49], данных дистанционного зондирования Земли [50, 51]. Рассматриваются различные условия получения исходных изображений, к примеру, в работе [52] исследуется модель наблюдения изображений низкого разрешения с аппликативными помехами.

1.3. О целесообразности создания нового метода восстановления динамических изображений

Следует отметить, что известные методы сверхразрешения в контексте проблемы, решаемой в диссертации, обладают рядом недостатков. Во-первых, они, являясь универсальными, никак не учитывают (не используют) специфику объектов интереса, наблюдаемых на динамических изображениях, а именно, малый размер (локальность) объектов и их двумерность, т.е. размещение на плоскости (возможно, произвольно ориентированной) в наблюдаемой сцене. Во-вторых, известные методы работают только с дискретными изображениями, никак не учитывают искажения в непрерывной пространственной области, возникающие при их регистрации. В-третьих, в процессе сверхразрешающего восстановления количественно не оценивается (и, следовательно, не может использоваться в дальнейшей обработке) точность восстановления изображения: качество восстановленных изображений оценивается исключительно по критерию зрительного восприятия.

Следует также отметить, что несмотря на разнообразие методов повышения пространственного разрешения, потенциал применения «классического» подхода к оптимальному линейному восстановлению цифровых сигналов и изображений для задач сверхразрешения представляется далеко не исчерпанным. Такой подход способен продемонстрировать хорошие результаты, однако его раскрытие в рамках рассматриваемой проблемы требует перехода от дискретной модели наблюдения сигналов, к непрерывно-дискретной модели наблюдения. Кроме того, нуждаются в специальной проработке вопросы методики расчета и практической реализации цифровых восстанавливающих фильтров, обеспечивающих не только оптимальное (с минимизацией ошибки) восстановление, но и эффект сверхразрешения (на практике - измельчения шага дискретизации) цифровых изображений.

1.4. Общая схема предлагаемого метода

Предлагаемый подход к решению задачи повышения пространственного разрешения динамических изображений основан на следующих новых идеях, которые ранее не применялись для разработки методов сверхразрешения:

1. Оптимальная интерполяция – то есть оптимальное по критерию дисперсии ошибки линейное восстановление – каждого отдельного кадра с использованием непрерывно-дискретной модели наблюдения позволяет восстановить «квазинепрерывное» изображение – изображение, с учащенной в некоторое количество раз сеткой дискретизации.

2. Формирование дополнительной компоненты каждого интерполированного кадра - поля ошибок оптимальной интерполяции, его использование при формировании результирующего изображения высокого пространственного разрешения.

Автор полагает, что за счет реализации данных идей, предлагаемый метод имеет преимущества над аналогами.

Разработанный метод сверхразрешающего восстановления (интерполяции) динамических изображений является оптимальным по критерию дисперсии ошибки восстановления.

Работа предлагаемого метода, состоящего из трех этапов, схематически проиллюстрирована на рисунке 1.

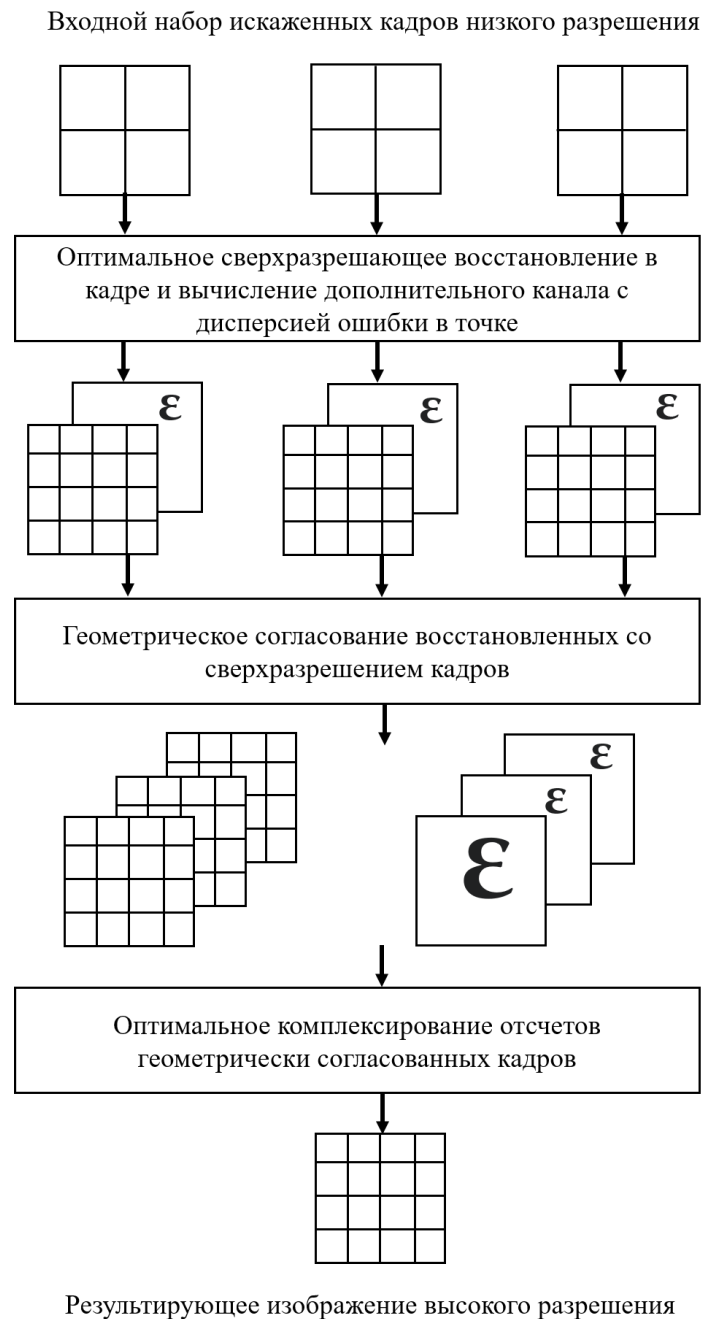


Рисунок 1 – Схема работы предлагаемого метода восстановления динамических изображений

Опишем каждый из этапов метода подробнее. На первом этапе производится оптимальное сверхразрешающее восстановление (интерполяция) непрерывного сигнала (изображения) в каждом кадре по его искаженным дискретным значениям. В качестве модели наблюдения на этом этапе используется непрерывно-дискретная модель наблюдения, которая предполагает, что исходный сигнал был искажен в непрерывной области, после чего дискретизован и подвержен влиянию аддитивного шума, а для наблюдения доступны только искаженные дискретные отсчеты сигнала. Также на этом этапе сохраняются значения ошибки восстановления отсчетов виде дополнительной компоненты восстанавливаемого кадра. Эти значения позже используются на этапе комплексирования для формирования результирующего изображения. Результатом работы первого этапа является набор восстановленных со сверхразрешением кадров последовательности, а также полей ошибок для каждого кадра.

Далее производится геометрическое согласование восстановленных кадров последовательности и дополнительных компонент (полей ошибок). На данном этапе кадры динамического изображения согласуются друг с другом с субпиксельной точностью. Предполагается, что в качестве алгоритма геометрического согласования будет выбран алгоритм, дающий наименьшую ошибку согласования. Использование именно последовательных кадров видеозаписи в качестве входных данных позволяет на данном этапе уменьшить ошибку согласования, исходя из предположения, что объект между двумя последовательными кадрами сдвигается незначительно.

После согласования производится оптимальное комплексирование отсчетов кадров восстановленных кадров по учащенной сетке дискретизации для формирования результирующего изображения. На этом этапе для формирования весовых коэффициентов отсчетов используются ошибки интерполяции, полученные на первом этапе работы метода. Чем большая

ошибка была получена при восстановлении отсчета, тем меньший вклад он должен вносить в результирующее изображение.

Стоит отметить, что в программной реализации предлагаемого метода автором дополнительная компонента с полями ошибок хранится в качестве отдельного однокомпонентного изображения, однако она может быть реализована и в виде дополнительного канала обрабатываемого изображения. Такие варианты реализации хранения поля ошибок не имеют принципиальной разницы для работы предлагаемого метода.

Результатом работы описанного метода является восстановленное по серии кадров изображение высокого пространственного разрешения.

1.5. Используемые в исследовании данные

Для проведения исследований был составлен тестовый набор видеозаписей, в котором присутствовали как реальные, так и синтетические видеозаписи. Было взято четыре видеозаписи:

1. Снятая при помощи видеорежистратора видеозапись, на которой запечатлен движущийся автомобиль. Формат видеозаписи - 640×480 . Область интереса занимает 70×14 отсчетов. Для наблюдения было доступно 10 кадров.
2. Снятая при статически закрепленной камере видеозапись, на которой запечатлен удаляющийся автомобиль. Формат видеозаписи - 300×206 . Область интереса занимает 54×9 отсчетов. Для наблюдения было доступно 12 кадров.
3. Снятая при помощи видеорежистратора видеозапись, на которой запечатлен движущийся грузовой автомобиль. Формат видеозаписи - 640×480 . Область интереса занимает 50×12 отсчетов. Для наблюдения было доступно 15 кадров.

4. Синтетическая видеозапись, изображающая фрагмент таблицы Сивцева [53] на черном фоне. Размеры всего изображения - 1000×1000 отсчетов, размеры объекта - 600×600 . Фрагмент смещается и поворачивается на небольшие углы (от 0° до 30°). Для исследования было синтезировано 40 кадров. В синтезированные кадры вносились искажения и шум. Импульсной характеристикой (ИХ) искажающей системы полагалась функция Гаусса (для данного исследования – ее двумерный случай):

$$h(t_0, t_1) = \frac{1}{2\pi d} e^{-\frac{t_0^2 + t_1^2}{2d}}, \quad (1)$$

где t_0, t_1 – непрерывные аргументы ИХ,

d – параметр, характеризующий ширину ИХ искажающей системы.

Шум полагался белым с дисперсией D_v . Параметры искажений были следующими:

$$0 \leq d \leq T^2, \quad 0 \leq D_v \leq 0,2D_x. \quad (2)$$

При проведении исследований из кадров видеозаписей вырезалась область интереса, в пределах которой двигался плоский объект. Все величины и характеристики считались по такой области. Примеры таких тестовых изображений показаны на рисунке 2.



a)



b)



с)



d)

Рисунок 2 – Примеры изображений, на которых проводилось исследование, а) пример кадра из 1-го набора, б) пример кадра из 2-го набора, с) пример кадра из 3-го набора, d) пример кадра из 4-го набора. Цветом выделены области интереса кадров.

Для оценки параметров искажения и шума на кадрах реальной съемки существуют известные методы. На сегодняшний день разработано множество методов для оценки внесенных в изображения искажений – как для параметров аддитивного шума [54-56], так и для параметров импульсной характеристики искажающей системы [57-59]. ИХ искажающей системы для реальных видеозаписей была аппроксимирована также функцией Гаусса. Результаты оценки характеристик искажений приведены в таблице 1.

Таблица 1 – Оценки параметров искажений на тестовых видеозаписях

№	Объект интереса	Параметр искажающей ИХ, d/T^2	Дисперсия аддитивного шума, D_v/D_x
1	Регистрационный знак автомобиля (рисунок 2а)	0,13	0,03
2	Регистрационный	0,12	0,04

	знак автомобиля (рисунок 2b)		
3	Регистрационный знак автомобиля (рисунок 2c)	0,15	0,01

Приведенные в работе результаты расчетных исследований полного разработанного метод и его промежуточных этапов проводились на синтетической видеозаписи, поскольку для нее имелись как неискаженные кадры, так и возможность варьировать параметры искажений. Для реальных видеозаписей получены лишь качественные результаты работы разработанного в диссертационном исследовании метода, поскольку была возможность только грубо оценить параметры их искажений.

1.6. Выводы и результаты первого раздела

На основе приведенного анализа современного состояния выбранной области исследований можно сделать следующие выводы:

– существующие методы восстановления (повышения качества) изображений, в том числе, методы сверхразрешения, используют простейшую линейную дискретную модель наблюдения, которая недостаточно полно отражает процессы искажения непрерывного поля яркости при его регистрации.

– большинство разработанных на сегодняшний день методов повышения пространственного разрешения решают не задачу восстановления информации изображения, а задачу повышения визуального качества его представления, что делает их неприменимыми к некоторым прикладным областям. Например, к криминалистической экспертизе: доказательная сила обработанного

изображения должна обеспечиваться высокой точностью описания объекта, присутствующего на реальной сцене.

Предложенный же в данном разделе подход за счет применения непрерывно-дискретной модели наблюдения, а также активного использования дополнительной компоненты изображения, содержащей дисперсии ошибок интерполяции для формирования весовых коэффициентов итогового комплексирования кадров, не имеет перечисленных выше недостатков.

Следующие разделы диссертационного исследования более полно раскрывают содержание этапов работы предлагаемого подхода: сверхразрешающего восстановления (интерполяции) в каждом кадре, геометрического согласования восстановленных кадров и комплексирования геометрически согласованного набора кадров.

РАЗДЕЛ 2. ОПТИМАЛЬНАЯ ИНТЕРПОЛЯЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Данный раздел диссертационного исследования посвящен задаче интерполяции каждого кадра видеоизображения. Здесь приводится описание и экспериментальное исследование метода оптимальной интерполяции изображений со сверхразрешением, решающего указанную задачу. Предлагаемый метод обеспечивает оптимальное по критерию дисперсии ошибки восстановления изображений с учетом непрерывно-дискретной модели наблюдения. Эта модель учитывает дискретизацию непрерывного изображения сцены, динамические искажения, а также воздействие аддитивного шума. Также преимуществом рассматриваемого в этом разделе метода является возможность теоретической оценки ошибки восстановления изображения, которую впоследствии можно использовать на этапе комплексирования.

2.1. Задача оптимальной интерполяции в кадре

По завершению данного этапа из входного набора кадров динамического изображения формируется набор интерполированных кадров с учащенной сеткой дискретизации. Каждый кадр проходит процедуру сверхразрешающей интерполяции независимо от других. Для каждого кадра формируется дополнительная компонента – канал, содержащий значения дисперсии ошибки восстановления для каждого отсчета восстановленного кадра.

Для краткости изложения при выводе математических выражений будем рассматривать одномерные сигналы, а затем полученные результаты обобщим на двумерный случай.

2.2. Общая схема линейного сверхразрешения сигнала

Пусть имеется сигнал $x(t)$ - случайный процесс с единственным непрерывным аргументом, $-\infty < t < \infty$. В процессе регистрации этот сигнал искажается в соответствии с некоторой моделью наблюдения (см. ниже) и дискретизируется так, что мы имеем доступ только к его равноотстоящим искаженным отсчетам (для изображений - пикселям) $y_\delta(n), n \in \mathbb{Z}, -\infty < n < \infty$.

Требуется как можно более точно восстановить непрерывный сигнал, т.е. получить его оценку $x^{(e)}(t)$ по наблюдаемым дискретным отсчетам.

В силу разного характера аргументов трудно синтезировать эффективную вычислительную процедуру восстановления, прямо преобразующую дискретный сигнал в непрерывный (за исключением тривиальных случаев интерполяции). Вместо нее мы предлагаем рассматривать набор дискретных линейных инвариантных к сдвигу систем (ЛИС-систем), каждая из которых формирует отсчеты оценок исходного сигнала со своим сдвигом непрерывного аргумента.

Выразим непрерывные координаты сигнала через дискретные:

$$t = nT + \Delta, \quad (3)$$

где T - шаг дискретизации непрерывного сигнала, Δ - параметр сдвига, $0 \leq \Delta \leq T$. Для фиксированного значения Δ восстановление отсчетов сигнала при помощи ЛИС-системы описывается дискретной сверткой [51]:

$$x_\Delta^{(e)}(n) = x_\Delta^{(e)}(nT + \Delta) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} g_\Delta(k) y_\delta(n - k), \quad (4)$$

где $x_\Delta^{(e)}(n)$ - последовательность, соответствующая восстановленным дискретным значениям непрерывного сигнала $x_\Delta^{(e)}(nT + \Delta)$, сдвинутым на Δ относительно положения отсчетов $y_\delta(n)$ наблюдаемого искаженного сигнала; $g_\Delta(k)$ - импульсная характеристика (ИХ) восстанавливающей ЛИС-системы.

Очевидно, что, варьируя параметр Δ , мы сможем получать оценки исходного сигнала $x_{\Delta}^{(e)}(t)$ при любом значении непрерывного аргумента, то есть решить поставленную задачу сверхразрешающего восстановления.

Учтем далее, что при компьютерной обработке сигналов сверхразрешение означает переход от последовательности отсчетов не к непрерывному представлению сигнала, а к «квазинепрерывному», т.е. дискретному, но с меньшим шагом дискретизации. Если мы производим «измельчение» сетки отсчетов в L раз, то нам достаточно рассматривать конечный (и, как следствие, несложно реализуемый) набор из L восстанавливающих ЛИС-систем при

$$\Delta = \frac{T}{L}l, \quad 0 \leq l \leq L-1. \quad (5)$$

Более того, покажем, что на практике можно обойтись единственной восстанавливающей ЛИС-системой, но примененной к последовательностям, соответствующим измельченному шагу дискретизации. Заполним нулями промежутки между отсчетами последовательностей, участвующих в формуле (2), и введем новую их индексацию:

$$\bar{x}_{\Delta}^{(e)}(\bar{n}) = \begin{cases} x_{\Delta}^{(e)}(\bar{n}/L), & \bar{n} = Ln, \\ 0, & \bar{n} \neq Ln; \end{cases} \quad (6)$$

$$\bar{g}_{\Delta}(\bar{k}) = \begin{cases} g_{\Delta}(\bar{k}/L), & \bar{k} = Lk, \\ 0, & \bar{k} \neq Lk; \end{cases} \quad (7)$$

$$\bar{y}_{\Delta}(\bar{n}) = \begin{cases} y_{\Delta}(\bar{n}/L), & \bar{n} = Ln, \\ 0, & \bar{n} \neq Ln; \end{cases} \quad (8)$$

$$\bar{n} = Ln + l, \quad 0 \leq l \leq L-1. \quad (9)$$

Легко заметить, что формула свертки (2) остается в силе и для последовательностей (4) - (6) с новыми индексами, соответствующими измельченному в L раз шагу дискретизации непрерывного сигнала:

$$\bar{x}_{\Delta}^{(6)}(\bar{n}) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \bar{g}_{\Delta}(\bar{k}) y_{\delta}(\bar{n} - \bar{k}). \quad (10)$$

Чтобы решить поставленную задачу, т.е. получить полный квазинепрерывный восстановленный сигнал, нужно просуммировать все L последовательностей (8) при разных Δ , вычисляемых по (3), с учетом их сдвига, который в новой индексации становится целочисленным (равным l):

$$\begin{aligned} \bar{x}^{(6)}(\bar{n}) &= \sum_{l=0}^{L-1} \bar{x}_{\Delta}^{(6)}(\bar{n} - l) = \\ &= \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \bar{g}_{\Delta}(\bar{k} - l) \bar{y}_{\delta}(\bar{n} - \bar{k}) = \\ &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} \bar{g}_{\Sigma}(\bar{k}) \bar{y}_{\delta}(\bar{n} - \bar{k}), \end{aligned} \quad (11)$$

где

$$\bar{g}_{\Sigma}(\bar{k}) = \sum_{l=0}^{L-1} \bar{g}_{\Delta}(\bar{k} - l) \quad (12)$$

- ИХ восстанавливающей дискретной ЛИС-системы, действующей на наблюдаемую последовательность отсчетов искаженного сигнала, дополненную нулями по формуле (6).

2.3. Непрерывно-дискретная линейная модель наблюдения

Для дальнейшего анализа нам понадобится конкретизировать математическую модель наблюдения преобразуемого сигнала.

Пусть в процессе регистрации сигнал претерпевает динамические искажения (для изображений - расфокусировку, усреднение по апертуре

видеодатчика и т.п. [60]), которые могут быть описаны в виде его непрерывной свертки:

$$y(t) = \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau)x(t - \tau)d\tau, \quad (13)$$

где $h(\tau)$ – ИХ искажающей непрерывной ЛИС-системы. Далее, искаженный непрерывный сигнал дискретизируется с шагом T и к его отсчетам дополнительно добавляется случайный шум $v(n)$:

$$y_o(n) = y(t)|_{t=nT} + v(n). \quad (14)$$

Источники шума могут быть весьма разнообразны: это и случайные флуктуации тока в электронных усилительных цепях, и погрешности квантования отсчетов при их преобразовании в цифровую форму, и многие другие [60]. В большинстве практически интересных случаев совокупность этих искажающих факторов адекватно описывается моделью стационарного дискретного «белого шума», некоррелированного с сигналом, т.е. $v(n)$ является последовательностью одинаково распределенных независимых случайных величин с нулевым средним и конечной дисперсией D_v . Именно такую модель шума будем использовать ниже.

Объединяя выражения (13) и (14), запишем введенную таким образом непрерывно-дискретную модель наблюдения сигнала [60]:

$$y_o(n) = \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau)x(nT - \tau)d\tau + v(n). \quad (15)$$

2.4. Оптимальное восстановление дискретных значений непрерывного сигнала

Далее конкретизируем и математическую модель преобразуемого сигнала. Пусть $x(t)$ представляет собой вещественный стационарный

случайный процесс с нулевым средним и известной автоковариационной функцией (АКФ) [60]

$$B_x(\theta) = M\{x(t)x(t+\theta)\}, \quad (16)$$

здесь и ниже $M\{\dots\}$ - оператор математического ожидания. Для введенной выше модели наблюдения и в естественном предположении, что искажающая ЛИС-система является устойчивой, стационарными случайными процессами будут являться и искаженный непрерывный сигнал $y(t)$ и последовательность $y_d(n)$. Ошибка восстановления

$$\varepsilon(t) = x^{(6)}(t) - x(t) \quad (17)$$

также оказывается случайной. В качестве показателя точности восстановления примем ее дисперсию, вообще говоря, зависящую от аргумента:

$$D_\varepsilon(t) = M\left\{\left[x^{(6)}(t) - x(t)\right]^2\right\} \quad (18)$$

Нетрудно показать, что для процедуры восстановления, заданной сверткой (4), и сигналов, описываемых моделями стационарных случайных процессов, эта зависимость будет иметь периодический характер, поэтому ее достаточно рассматривать на одном периоде дискретизации непрерывного сигнала.

Параметры оптимального восстанавливающего цифрового фильтра при конкретном сдвиге Δ определяются из условия минимизации дисперсии ошибки (16) с учетом (1) и (2):

$$\begin{aligned} D_\varepsilon(\Delta) &= M\left\{\left[x_\Delta^{(6)}(n) - x(nT + \Delta)\right]^2\right\} \\ &= M\left\{\left[x_\Delta^{(6)}(nT + \Delta) - x(nT + \Delta)\right]^2\right\} = \\ &M\left\{\left[\sum_{k=-\infty}^{\infty} g_\Delta(k)y_\delta(n-k) - x(nT + \Delta)\right]^2\right\} \rightarrow \min. \end{aligned} \quad (19)$$

Выражение (19) задает положительно определенную квадратичную форму относительно отсчетов ИХ восстанавливающего фильтра, условием ее минимизации является равенство нулю всех частных производных:

$$\frac{\partial D\varepsilon(\Delta)}{\partial g(m)} = 0, \forall m. \quad (20)$$

Из (19) и (20), выполнив несложные преобразования, получаем бесконечную систему уравнений типа Винера-Хопфа [35]:

$$\sum_{k=-\infty}^{\infty} g_{\Delta}(k) B_y^{(\partial)}(m-k) = B_{xy}^{(n)}(-\theta - \Delta)|_{\theta=mT}, \forall m, \quad (21)$$

где

$$B_y^{(\partial)}(p) = M \{y_{\partial}(n)y_{\partial}(n+p)\} \quad (22)$$

- АКФ дискретного искаженного сигнала, т.е. последовательности отсчетов (14), тоже являющаяся последовательностью - функцией целочисленного аргумента p ;

$$B_{xy}^{(n)}(\theta) = M \{x(t)y(t+\theta)\} \quad (23)$$

- взаимная ковариационная функция (ВКФ) исходного непрерывного сигнала $x(t)$ и искаженного (но еще не дискретизированного) сигнала $y(t)$, определяемого формулой (11), зависящая от непрерывного аргумента θ .

2.5. Оптимальное восстановление дискретных значений непрерывного сигнала – анализ в спектральной области

Для дальнейших преобразований перейдем в спектральную область представления сигналов и их характеристик [60]. Так, спектр (преобразование Фурье) непрерывной функции $x(t)$ задается парой соотношений:

$$X(\Omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-i\Omega t} dt, \quad (24)$$

$$x(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(\Omega) e^{i\Omega t} d\Omega,$$

Если эту функцию продискретизировать:

$$x_\delta(n) = x(t)|_{t=nT}, \quad (25)$$

то преобразование Фурье полученной последовательности будет определяться соотношениями

$$X_\delta(e^{i\Omega T}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_\delta(n) e^{-i\Omega T n}, \quad (26)$$

$$x_\delta(n) = \frac{T}{2\pi} \int_{-\frac{\pi}{T}}^{\frac{\pi}{T}} X_\delta(e^{i\Omega T}) e^{i\Omega T n} d\Omega.$$

Причем

$$X_\delta(e^{i\Omega T}) = \frac{1}{T} \sum_{k=-\infty}^{\infty} X\left(\Omega + \frac{2\pi}{T} k\right). \quad (27)$$

(Соотношения, аналогичные (24) - (26), справедливы и для других рассматриваемых непрерывных функций и последовательностей).

Возвращаясь к выводу выражения для оптимального восстанавливающего фильтра, заметим, что формула (21) задает свертку двух последовательностей, которая в спектральной области трансформируется в произведение. Учитывая известные свойства преобразования Фурье [60], из нее получаем:

$$G_\Delta(e^{i\Omega T}) \Phi_y^{(\delta)}(e^{i\Omega T}) = \frac{1}{T} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \Phi_{xy}^{(h)}\left(-\Omega - \frac{2\pi}{T} k\right) e^{i\left(\Omega + \frac{2\pi}{T} k\right)\Delta}, \quad (28)$$

где $G_\Delta(e^{i\Omega T})$ - частотная характеристика (ЧХ) восстанавливающего цифрового фильтра, связанная с ИХ $g_\Delta(k)$ преобразованием Фурье вида (24); $\Phi_y^{(\delta)}(e^{i\Omega T})$ - энергетический спектр (ЭС) дискретного искаженного сигнала, связанный с

АКФ (22) преобразованием Фурье того же вида; $\Phi_{xy}^{(h)}(\Omega)$ - взаимный энергетический спектр (ВЭС) исходного и искаженного (до дискретизации) сигналов, связанный с ВКФ (23) преобразованием Фурье вида (24).

Из (28) следует выражение для ЧХ восстанавливающего фильтра:

$$G_{\Delta}(e^{i\Omega T}) = \frac{1}{T\Phi_y^{(d)}(e^{i\Omega T})} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \Phi_{xy}^{(h)}\left(-\Omega - \frac{2\pi}{T}k\right) e^{i(\Omega + \frac{2\pi}{T}k)\Delta}. \quad (29)$$

Для непрерывно-дискретной линейной модели наблюдения (15) формула (29) конкретизируется и выражается исключительно через параметры этой модели и характеристики входного сигнала. Действительно, спектральным образом свертки (13) является произведение:

$$Y(\Omega) = H(\Omega)X(\Omega), \quad (30)$$

где $H(\Omega)$ – ЧХ искажающей непрерывной ЛИС-системы. Далее, в соответствии с (27) и описанием преобразований случайных стационарных процессов ЛИС-системами [60],

$$\Phi_y^{(d)}(e^{i\Omega T}) = \frac{1}{T} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \left| H\left(\Omega + \frac{2\pi}{T}k\right) \right|^2 \Phi_x\left(\Omega + \frac{2\pi}{T}k\right) + D_v, \quad (31)$$

$$\Phi_{xy}^{(h)}(\Omega) = H(\Omega)\Phi_x(\Omega), \quad (32)$$

где $\Phi_x(\Omega)$ - ЭС исходного непрерывного сигнала, связанный с АКФ (16) преобразованием Фурье вида (24). Подставив (31) и (32) в (29), получаем окончательно:

$$G_{\Delta}(e^{i\Omega T}) = \frac{\sum_{k=-\infty}^{\infty} H\left(-\Omega - \frac{2\pi}{T}k\right) \Phi_x\left(\Omega + \frac{2\pi}{T}k\right) e^{i(\Omega + \frac{2\pi}{T}k)\Delta}}{\sum_{k=-\infty}^{\infty} \left| H\left(\Omega + \frac{2\pi}{T}k\right) \right|^2 \Phi_x\left(\Omega + \frac{2\pi}{T}k\right) + TD_v}. \quad (33)$$

2.6. Ошибка оптимальной интерполяции

Можно показать, что при отсчетах ИХ восстанавливающего фильтра, удовлетворяющих уравнениям (21), достигаемый минимум дисперсии ошибки восстановления (19) определяется формулой:

$$D_{\varepsilon}(\Delta) = D_x - \sum_{m=-\infty}^{\infty} g_{\Delta}(m) B_{xy}^{(H)}(-\theta - \Delta) \Big|_{\theta=mT}, \quad (34)$$

где $D_x = B_x(0)$ - дисперсия исходного сигнала. Несложно вывести и «спектральный» аналог формулы (24). Для этого сначала строится выражение для ЭС последовательности отсчетов дискретизированной ошибки (17):

$$\begin{aligned} \Phi_{\varepsilon}^{(\partial)}(e^{i\Omega T}) &= \Phi_x^{(\partial)}(e^{i\Omega T}) - \\ G_{\Delta}(e^{i\Omega T}) & \frac{1}{T} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \Phi_{xy}^{(H)}\left(\Omega + \frac{2\pi}{T}k\right) e^{-i\left(\Omega + \frac{2\pi}{T}k\right)\Delta}, \end{aligned} \quad (35)$$

где $\Phi_{\varepsilon}^{(\partial)}(e^{i\Omega T})$ - ЭС указанной последовательности; $\Phi_x^{(\partial)}(e^{i\Omega T})$ - ЭС последовательности отсчетов дискретизированного исходного сигнала (26). Затем сама дисперсия ошибки восстановления вычисляется путем интегрирования ее ЭС при конкретном Δ :

$$D_{\varepsilon}(\Delta) = \frac{T}{2\pi} \int_{-\frac{\pi}{T}}^{\frac{\pi}{T}} \Phi_{\varepsilon}^{(\partial)}(e^{i\Omega T}) d\Omega. \quad (36)$$

Если в (35) подставить (29), то выражение для ЭС ошибки оптимального восстановления приобретет форму, более удобную для дальнейшего анализа:

$$\begin{aligned} \Phi_{\varepsilon}^{(\partial)}(e^{i\Omega T}) &= \Phi_x^{(\partial)}(e^{i\Omega T}) - \\ & \frac{\left| \sum_{k=-\infty}^{\infty} \Phi_{xy}^{(H)}\left(\Omega + \frac{2\pi}{T}k\right) e^{-i\left(\Omega + \frac{2\pi}{T}k\right)\Delta} \right|^2}{T^2 \Phi_y^{(\partial)}(e^{i\Omega T})}. \end{aligned} \quad (37)$$

Для непрерывно-дискретной линейной модели наблюдения (17)

$$\Phi_x^{(\partial)}(e^{i\Omega T}) = \frac{1}{T} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \Phi_x \left(\Omega + \frac{2\pi}{T} k \right), \quad (38)$$

а также справедливы соотношения (31) и (32), поэтому формула (37) выразится через параметры модели и характеристики входного сигнала:

$$\begin{aligned} \Phi_\varepsilon^{(\partial)}(e^{i\Omega T}) = & \frac{1}{T} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \Phi_x \left(\Omega + \frac{2\pi}{T} k \right) - \\ & \frac{\frac{1}{T} \left| \sum_{k=-\infty}^{\infty} \mathbf{H} \left(\Omega + \frac{2\pi}{T} k \right) \Phi_x \left(\Omega + \frac{2\pi}{T} k \right) e^{-i(\Omega + \frac{2\pi}{T} k)\Delta} \right|^2}{\sum_{k=-\infty}^{\infty} \left| \mathbf{H} \left(\Omega + \frac{2\pi}{T} k \right) \right|^2 \Phi_x \left(\Omega + \frac{2\pi}{T} k \right) + TD_v}. \end{aligned} \quad (39)$$

Заметим, что формула (36) дает значение дисперсии ошибки восстановления для каждого значения аргумента восстанавливаемого непрерывного сигнала. Несложно подсчитать и ее среднее значение, взятое по интервалу дискретизации:

$$\tilde{D}_\varepsilon = M \{ D_\varepsilon(\Delta) \} = \frac{1}{T} \int_0^T D_\varepsilon(\Delta) d\Delta, \quad (40)$$

как это обычно и делается при оценке качества методов восстановления (или интерполяции) сигналов. Однако для работы данного метода значение ошибки в точке играет значительно более важную роль.

2.7. Оптимальная интерполяция полного непрерывного сигнала

Приведем полученные результаты к виду, удобному для решения задачи сверхразрешающего восстановления (интерполяции) сигнала. В соответствии с подходом, изложенным в п. 2.1, чтобы решить эту задачу, т.е. получить полный непрерывный (точнее, квазинепрерывный) восстановленный сигнал (11), нужно перейти к измельченному в L раз шагу дискретизации сигнала, дополнив наблюдаемый сигнал нулями по формуле (8) и пропустив его через ЛИС-систему с ИХ, заданной выражением (12). Определим ЧХ этой ЛИС-системы.

Сначала найдем ЧХ каждого из слагаемых в сумме (12), применив к (7) преобразование Фурье общего вида (26):

$$\begin{aligned}\bar{G}_{\Delta}(e^{i\Omega T}) &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} \bar{g}_{\Delta}(k) e^{-i\Omega k \bar{T}} = \\ &= G_{\Delta}(e^{i(\Omega L)k \bar{T}}) = G_{\Delta}(e^{i\Omega k T}),\end{aligned}\quad (41)$$

где

$$\bar{T} = \frac{T}{L} \quad - \quad (42)$$

измельченный шаг дискретизации ИХ восстанавливающей ЛИС-системы, определяющий ширину основного интервала (периода) спектральной функции (41):

$$-\frac{\pi}{\bar{T}} \leq \Omega < \frac{\pi}{\bar{T}} \quad \text{или} \quad -\frac{\pi L}{T} \leq \Omega < \frac{\pi L}{T}. \quad (43)$$

И затем перенесем выражение (12) в спектральную область с учетом (5), (33), (41), (42) и свойств Фурье-преобразования:

$$\begin{aligned}\bar{G}_{\Sigma}(e^{i\Omega T}) &= \sum_{l=0}^{L-1} G_{\bar{T}l}(e^{i\Omega T}) e^{-i\Omega l \bar{T}} = \\ &= \frac{\sum_{k=-\infty}^{\infty} H\left(-\Omega - \frac{2\pi}{T}k\right) \Phi_x\left(\Omega + \frac{2\pi}{T}k\right) \sum_{l=0}^{L-1} e^{i\frac{2\pi}{L}kl}}{\sum_{k=-\infty}^{\infty} \left|H\left(\Omega + \frac{2\pi}{T}k\right)\right|^2 \Phi_x\left(\Omega + \frac{2\pi}{T}k\right) + TD_v}.\end{aligned}\quad (44)$$

Учитывая, что

$$\sum_{l=0}^{L-1} e^{i\frac{2\pi}{L}kl} = \begin{cases} L, & k = Ls, \\ 0, & k \neq Ls, \end{cases} \quad (45)$$

где s - новый целочисленный индекс суммирования, из (44) получаем:

$$\bar{G}_\Sigma(e^{i\Omega\bar{T}}) = L \frac{\sum_{s=-\infty}^{\infty} H\left(-\Omega - \frac{2\pi}{T}s\right) \Phi_x\left(\Omega + \frac{2\pi}{T}s\right)}{\sum_{k=-\infty}^{\infty} \left|H\left(\Omega + \frac{2\pi}{\bar{T}L}k\right)\right|^2 \Phi_x\left(\Omega + \frac{2\pi}{\bar{T}L}k\right) + \bar{T}LD_v}. \quad (46)$$

Через обратное преобразование Фурье с учетом (42) и (43) из (46) можно найти и ИХ оптимальной восстанавливающей ЛИС-системы (12):

$$\bar{g}_\Sigma(\bar{k}) = \frac{\bar{T}}{2\pi} \int_{-\frac{\pi}{\bar{T}}}^{\frac{\pi}{\bar{T}}} \bar{G}_\Sigma(e^{i\Omega\bar{T}}) e^{i\Omega\bar{T}\bar{k}} d\Omega \quad (47)$$

2.8. Обобщение полученных результатов на двумерный случай

Приведем обобщения полученных выражений на двумерный случай. Для этого введем второй аргумент для рассмотренных ранее величин. Введем для аргументов индексы 0 и 1. Регистрируемый сигнал, в этом случае, будет являться вещественным однородным полем, которое может быть записано в следующем виде: $x(t_0, t_1)$, $-\infty < t_0 < \infty, -\infty < t_1 < \infty$. Аналогичным образом обобщаются все рассмотренные нами ранее величины. Шаг дискретизации изображения T и коэффициент «уточнения» сетки интерполяции L при этом будем считать одинаковыми для обоих аргументов.

Обобщенная на двумерный случай ЧХ восстанавливающего фильтра полного непрерывного сигнала (44) будет выглядеть следующим образом:

$$\bar{G}_{\Sigma}(e^{i\Omega_0 T}, e^{i\Omega_1 T}) = \frac{\sum_{k_0=-\infty}^{\infty} \sum_{k_1=-\infty}^{\infty} H\left(-\Omega_0 - \frac{2\pi}{T}k_0, -\Omega_1 - \frac{2\pi}{T}k_1\right) \Phi_x\left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{T}k_0, \Omega_1 + \frac{2\pi}{T}k_1\right) \sum_{l_0=0}^{L-1} e^{i\frac{2\pi}{L}k_0 l_0} \sum_{l_1=0}^{L-1} e^{i\frac{2\pi}{L}k_1 l_1}}{\sum_{k_0=-\infty}^{\infty} \sum_{k_1=-\infty}^{\infty} \left|H\left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{T}k_0, \Omega_1 + \frac{2\pi}{T}k_1\right)\right|^2 \Phi_x\left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{T}k_0, \Omega_1 + \frac{2\pi}{T}k_1\right) + TD_v} \quad (48)$$

В данном выражении схожим образом с одномерным вариантом можно произвести замену индексов суммирования:

$$\sum_{l_0=0}^{L-1} e^{i\frac{2\pi}{L}k_0 l_0} = \begin{cases} L, k_0 = Ls_0, \\ 0, k_0 \neq Ls_0, \end{cases} \quad \sum_{l_1=0}^{L-1} e^{i\frac{2\pi}{L}k_1 l_1} = \begin{cases} L, k_1 = Ls_1, \\ 0, k_1 \neq Ls_1. \end{cases} \quad (49)$$

Получаем итоговое выражение для ЧХ оптимального восстанавливающего фильтра - обобщение выражения (46):

$$\bar{G}_{\Sigma}(e^{i\Omega_0 T}, e^{i\Omega_1 T}) = \frac{L \sum_{s_0=-\infty}^{\infty} \sum_{s_1=-\infty}^{\infty} H\left(-\Omega_0 - \frac{2\pi}{T}s_0, -\Omega_1 - \frac{2\pi}{T}s_1\right) \Phi_x\left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{T}s_0, \Omega_1 + \frac{2\pi}{T}s_1\right)}{\sum_{k_0=-\infty}^{\infty} \sum_{k_1=-\infty}^{\infty} \left|H\left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{TL}k_0, \Omega_1 + \frac{2\pi}{TL}k_1\right)\right|^2 \Phi_x\left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{TL}k_0, \Omega_1 + \frac{2\pi}{TL}k_1\right) + \bar{TL}D_v} \quad (50)$$

Через обратное преобразование Фурье можно получить ИХ предлагаемой восстанавливающей ЛИС-системы:

$$\bar{g}_{\Sigma}(\bar{k}_0, \bar{k}_1) = \frac{\bar{T}^2}{4\pi^2} \int_{-\frac{\pi}{\bar{T}}}^{\frac{\pi}{\bar{T}}} \int_{-\frac{\pi}{\bar{T}}}^{\frac{\pi}{\bar{T}}} \bar{G}_{\Sigma}(e^{i\Omega_0 \bar{T}}, e^{i\Omega_1 \bar{T}}) e^{i\bar{T}(\Omega_1 \bar{k}_1 + \Omega_0 \bar{k}_0)} d\Omega_0 d\Omega_1 \quad (51)$$

Теперь получим выражения для ЭС и дисперсии ошибки восстановления при конкретных Δ_0, Δ_1 , поскольку, как было сказано ранее, именно теоретическая оценка дисперсии ошибки восстановления в точке представляет для нас наибольшую ценность. Энергетический спектр ошибки в точке (39) для двумерного случая:

$$\Phi_{\varepsilon}^{(\partial)}(e^{i\Omega_0 T}, e^{i\Omega_1 T}) = \frac{1}{T^2} \sum_{k_0=-\infty}^{\infty} \sum_{k_1=-\infty}^{\infty} \Phi_x \left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{T} k_0, \Omega_1 + \frac{2\pi}{T} k_1 \right) -$$

$$\frac{\left| \sum_{k_0=-\infty}^{\infty} \sum_{k_1=-\infty}^{\infty} \mathcal{H} \left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{T} k_0, \Omega_1 + \frac{2\pi}{T} k_1 \right) \Phi_x \left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{T} k_0, \Omega_1 + \frac{2\pi}{T} k_1 \right) e^{-i \left(\left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{T} k_0 \right) \Delta_0 + \left(\Omega_1 + \frac{2\pi}{T} k_1 \right) \Delta_1 \right)} \right|^2}{T^2 \sum_{k_0=-\infty}^{\infty} \sum_{k_1=-\infty}^{\infty} \left| \mathcal{H} \left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{T} k_0, \Omega_1 + \frac{2\pi}{T} k_1 \right) \right|^2 \Phi_x \left(\Omega_0 + \frac{2\pi}{T} k_0, \Omega_1 + \frac{2\pi}{T} k_1 \right) + TD_v} \quad (52)$$

Проинтегрируем полученный ЭС для получения искомого значения дисперсии ошибки восстановления в точке:

$$D_{\varepsilon}(\Delta_0, \Delta_1) = \frac{T^2}{4\pi^2} \int_{-\frac{\pi}{T}}^{\frac{\pi}{T}} \int_{-\frac{\pi}{T}}^{\frac{\pi}{T}} \Phi_{\varepsilon}^{(\partial)}(e^{i\Omega_0 T}, e^{i\Omega_1 T}) d\Omega_0 d\Omega_1. \quad (53)$$

Заметим, что выражение (53) зависит от Δ_0, Δ_1 , так как от них зависит интегрируемый ЭС (52).

2.9. Исследование оптимальной интерполяции изображений

В данном разделе приведены результаты проведенных исследований предложенного метода оптимальной интерполяции изображений. Помимо расчетного исследования точности восстановления для одномерных сигналов, было также проведено экспериментальное исследование на наборе тестовых изображений.

2.9.1. Сравнение линейных моделей наблюдения

В ходе диссертационного исследования было проведено сравнение моделей наблюдения сигналов – наиболее распространенной линейной дискретной модели и предлагаемой к использованию в данной работе линейной непрерывно-дискретной. Исследование проводилось для случая одномерных сигналов.

В расчетах принималось, что исходный сигнал представляет собой стационарный случайный процесс с нулевым средним и экспоненциальной АКФ:

$$B_x(\theta) = D_x e^{-\alpha|\theta|}, \quad (54)$$

где D_x – дисперсия сигнала, α – параметр его АКФ ($\alpha > 0$), который выбирался так, чтобы обеспечить заданное значение коэффициента корреляции сигнала на шаге его первичной дискретизации:

$$\rho = e^{-\alpha T}. \quad (55)$$

Применение преобразования Фурье (22) к (46) с учетом (46) дает выражение для ЭС этого сигнала:

$$\Phi_x(\Omega) = \frac{2\alpha D_x}{\alpha^2 + \Omega^2} = \frac{-2 \frac{\ln \rho}{T} D_x}{\left(\frac{\ln \rho}{T}\right)^2 + \Omega^2}. \quad (56)$$

В качестве импульсной характеристики линейной системы, искажающей непрерывный сигнал, использовалась гауссоида, которой часто моделируются искажения, вносимые оптическими устройствами формирования изображений:

$$h(\tau) = \frac{1}{\sqrt{2\pi d}} e^{-\frac{\tau^2}{2d}}, \quad (57)$$

где d – параметр, характеризующий ширину ИХ (если (51) интерпретировать как плотность распределения некоей случайной величины, то это ее дисперсия). Частотная характеристика такой системы:

$$H(\Omega) = e^{-0,5d\Omega^2}. \quad (58)$$

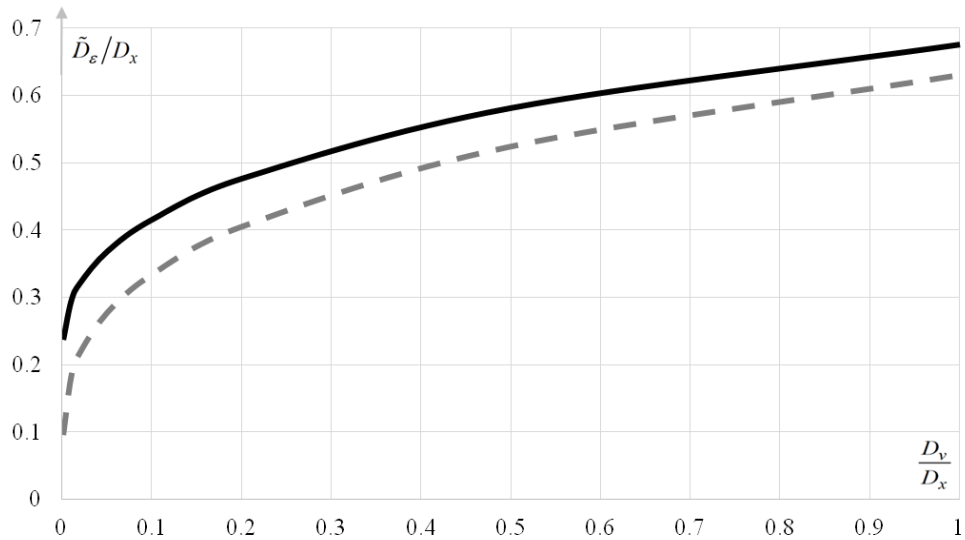
В ходе исследования сравнивалась дисперсия ошибки восстановления сигнала при оптимальной интерполяции сигнала, претерпевшего искажения в соответствии с заданными моделями наблюдения. Для дискретной модели

наблюдения сигнал претерпевал искажения в дискретной области, описываемые сверткой с дискретизированной ИХ (57), а также воздействие дискретного аддитивного шума. Для непрерывно-дискретной модели сигнал искажался сначала в непрерывной области, после дискретизировался и подвергался воздействию шума. Ошибка восстановления для дискретно-непрерывной линейной модели наблюдения считалась по полученному в разделе 2.6 выражению (40). Для данной величины для дискретной модели наблюдения использовалось известное выражение для погрешности восстановления [60]:

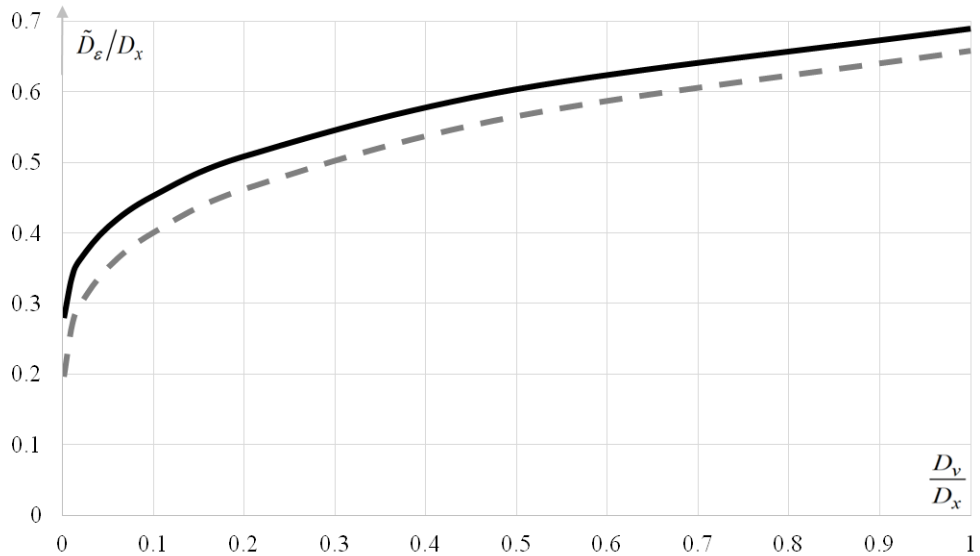
$$D_{\varepsilon}^{(\partial mn)} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \Phi_{\varepsilon}^{(\partial mn)}(e^{i\Omega T}) d\Omega = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \Phi_x(e^{i\Omega T}) - \frac{\Phi_{xy}(e^{-i\Omega T})}{\Phi_y(e^{i\Omega T})} \Phi_{xy}(e^{i\Omega T}) d\Omega, (59)$$

где $D_{\varepsilon}^{(\partial mn)}$ - дисперсия ошибки восстановления дискретной линейной модели наблюдения, а $\Phi_{\varepsilon}^{(\partial mn)}(e^{i\Omega T})$ - ЭС такой ошибки.

На рисунке 3 продемонстрированы зависимости от уровня шума дисперсий ошибок восстановления процедуры оптимальной интерполяции для выбранных моделей наблюдения.



а)



b)

Рисунок 3 – Зависимость дисперсии ошибки оптимальной процедуры интерполяции от дисперсии шума при а) $d = 0,5T^2$, $\rho = 0,9$, б) $d = T^2$, $\rho = 0,8$.

Сплошной линией продемонстрированы результаты для непрерывно-дискретной линейной модели наблюдения

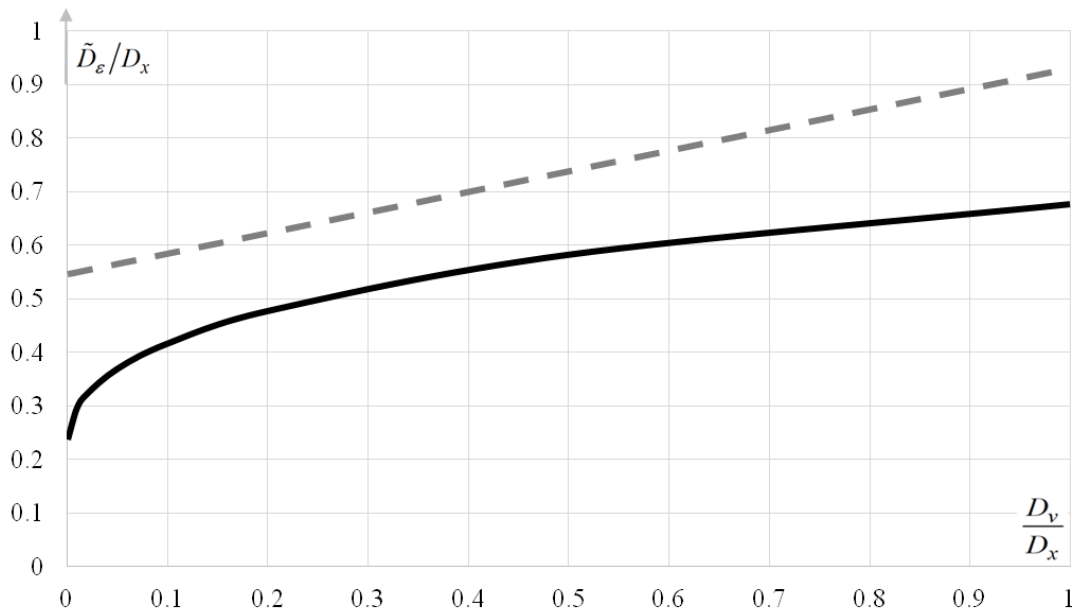
(получено по выражению (40)),

пунктиром – для дискретной (получено по выражению (59))

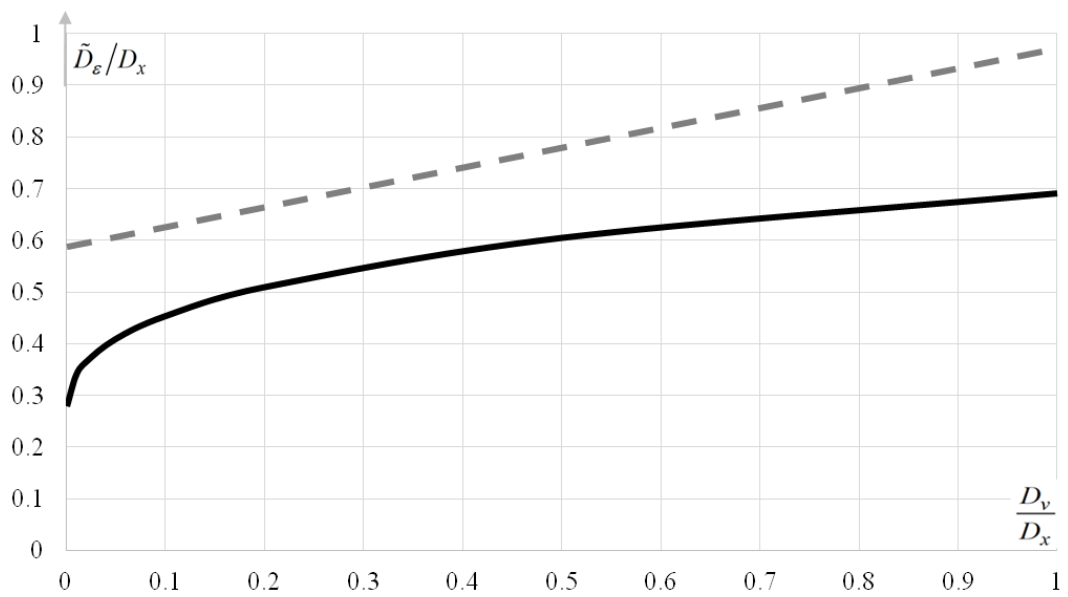
Как видно из полученных зависимостей, результаты для выбранных моделей наблюдения существенно различаются. Использование для интерполяции сигнала, претерпевшего искажение в непрерывной области, дискретной модели, которая этот факт не учитывает, дает слишком оптимистичный результат. При аналогичных параметрах сигнала и искажений непрерывно-дискретная модель, учитывающая то, что сигнал претерпел искажения именно в непрерывной области, восстанавливает сигнал с большей ошибкой.

Также в ходе диссертационной работы было исследовано, какова будет ошибка восстановления фильтром, оптимальным для дискретной модели, в случае обработки им сигнала, претерпевшего искажение в непрерывной

области, то есть сигнала, с которым работает непрерывно-дискретная модель. Полученные зависимости представлены на рисунке 4.



a)



b)

Рисунок 4 – Зависимость дисперсии ошибки процедуры интерполяции искаженного в непрерывной области сигнала от дисперсии шума при а)

$d = 0,5T^2$, $\rho = 0,9$, б) $d = T^2$, $\rho = 0,8$. Сплошной линией

продемонстрированы результаты для непрерывно-дискретной линейной модели наблюдения (получено по выражению (40)), пунктиром – для дискретной (получено по выражению (59))

Как видно из проведенных результатов, дисперсия ошибки интерполяции сигнала при использовании непрерывно-дискретной модели наблюдения значительно отличается от аналогичной величины при использовании дискретной модели. Использование для восстановления сигнала, претерпевшего искажение в непрерывной области, дискретной модели, которая этот факт не учитывает, дает слишком оптимистичный результат. Это свидетельствует о том, что данные модели наблюдений учитывают различные искажения исходного сигнала, и используемая в данном диссертационном исследовании непрерывно-дискретная модель не может быть заменена дискретной.

2.9.2. Расчетное исследование метода оптимальной интерполяции

Для выяснения эффективности предлагаемого метода, были проведены численные расчёты для случая одномерных сигналов по выведенным соотношениям в разделе 2.6. Параметры сигналов и искажений принимались аналогичными разделу 2.9.1.

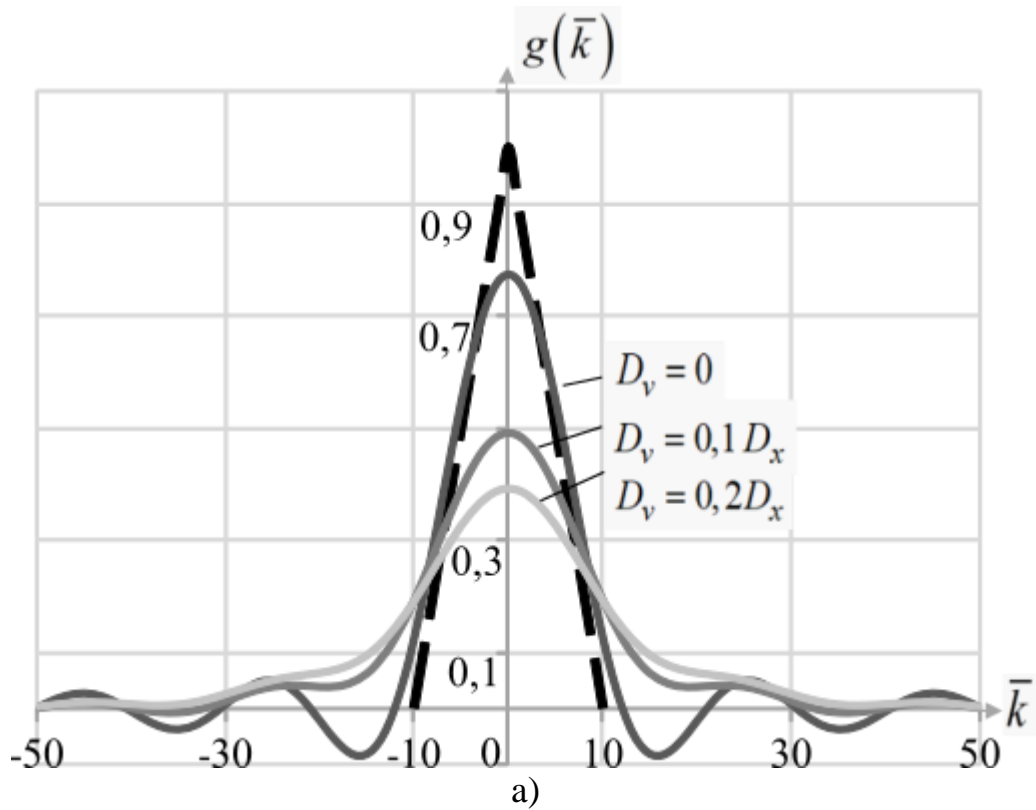
Считалось, что интерполяция осуществляется с измельчением шага дискретизации сигнала в L раз. В численных расчетах принималось:

$$L = 10, \quad \rho = 0,9, \quad 0 \leq d \leq T^2, \quad 0 \leq D_v \leq 0,2D_x. \quad (60)$$

Эффективность предлагаемого метода сравнивалась с линейным интерполяционным восстановлением. ИХ такой восстанавливающей ЛИС-системы выглядит следующим образом:

$$g_i(\bar{k}) = \begin{cases} 1 - \frac{|\bar{k}|}{T}, & |\bar{k}| \leq T \\ 0, & |\bar{k}| > T \end{cases} . \quad (61)$$

На рисунке 5 представлены примеры импульсных характеристик восстанавливающих ЛИС-систем. Для оптимального восстановления ИХ рассчитывались по формулам (46) и (47) при различных параметрах динамических искажений и аддитивного шума.



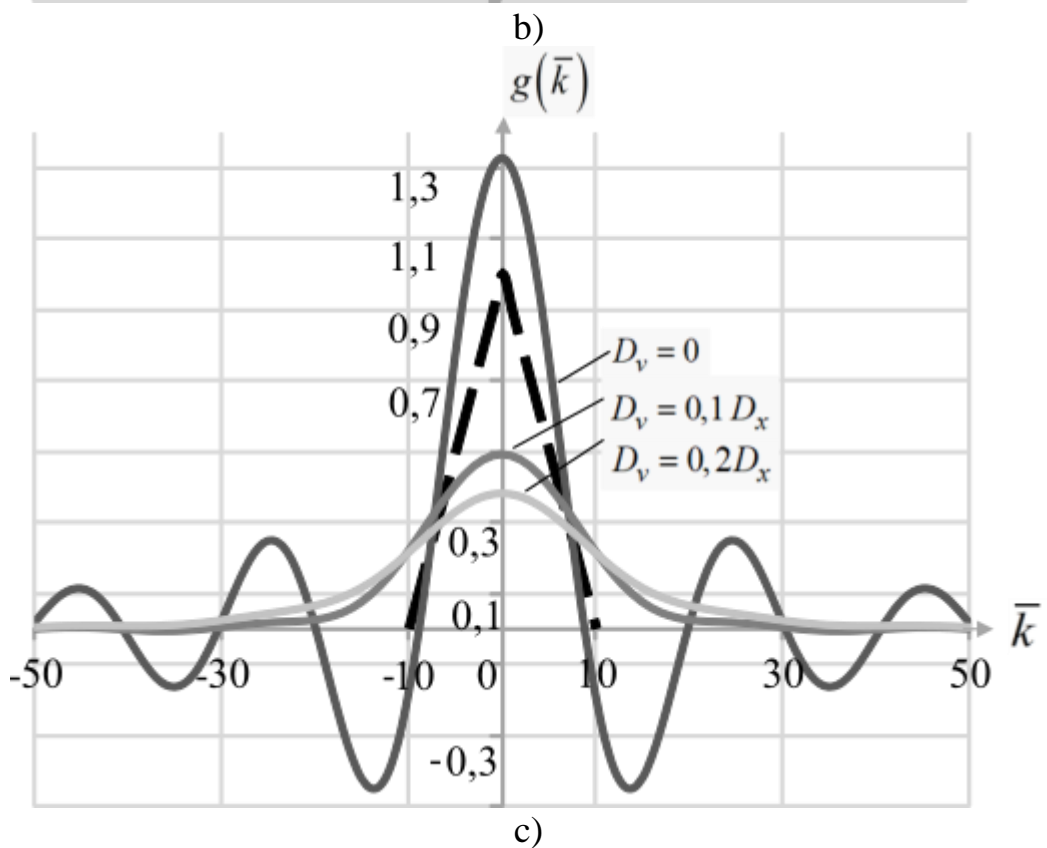
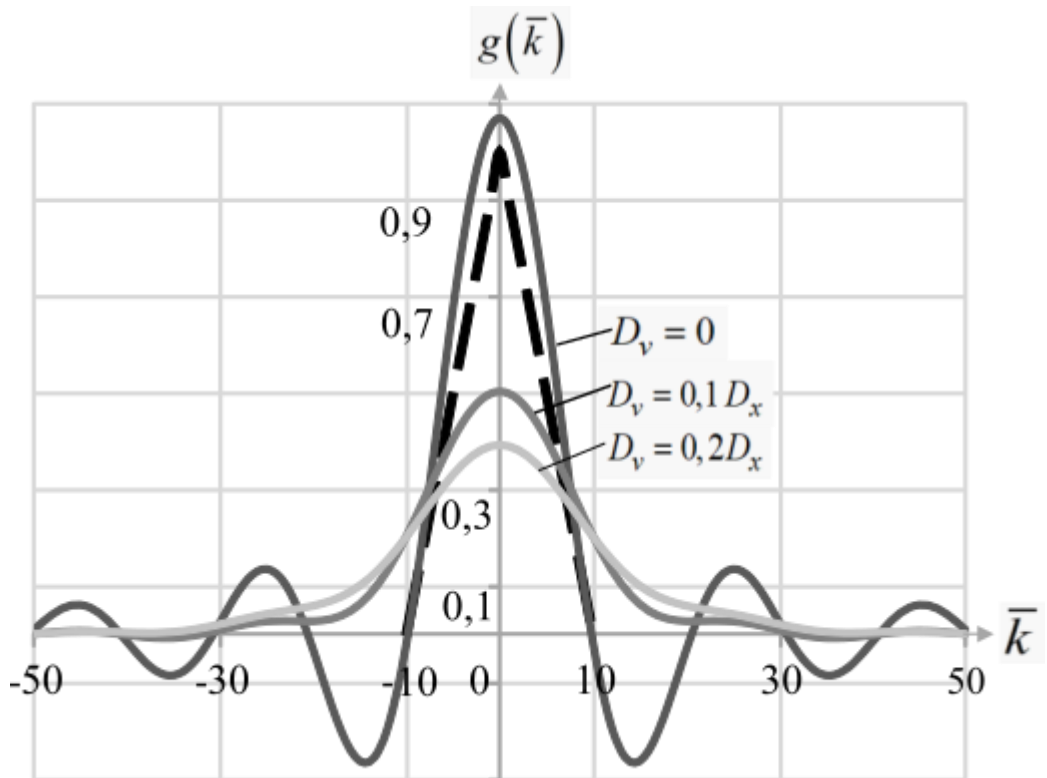


Рисунок 5 – Импульсные характеристики оптимальной и линейной восстанавливающих систем при $d = 0$ (a), $d = 0,1 T^2$ (b), $d = 0,2 T^2$ (c).

Пунктиром показана ИХ линейной интерполяции.

Далее проанализируем изменение ошибки интерполяции на интервале первичной дискретизации сигнала. Для оптимальной восстанавливающей ЛИС-системы дисперсия ошибки рассчитывается по формулам (36) и (39).

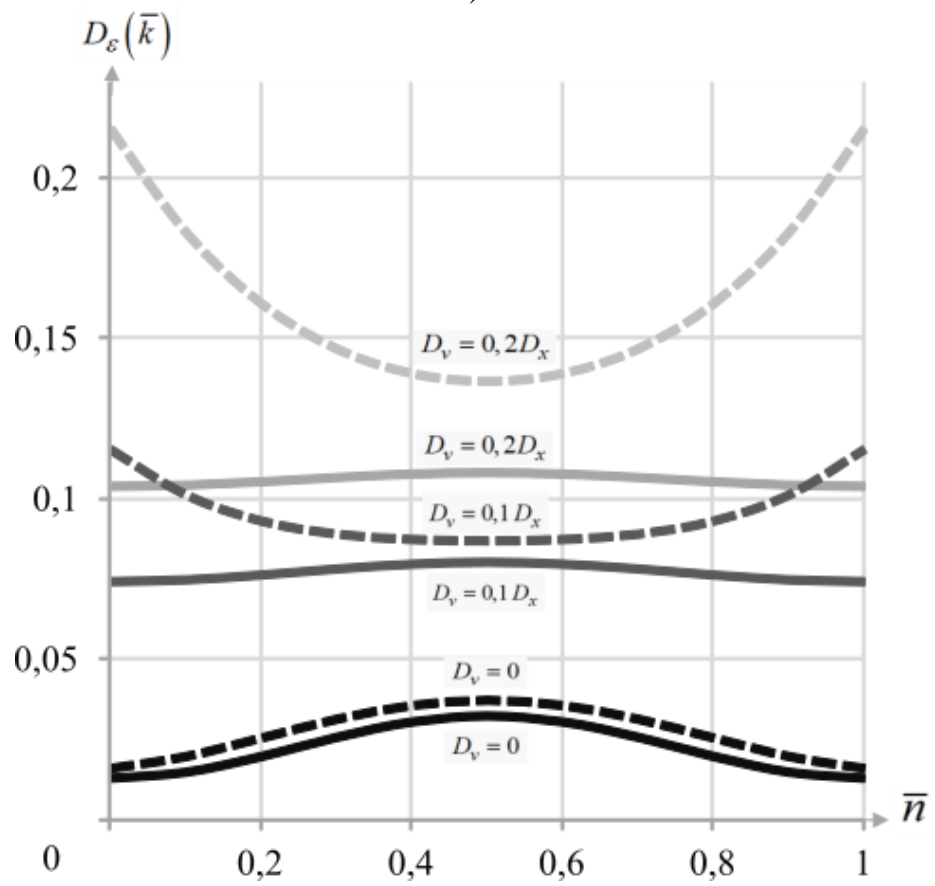
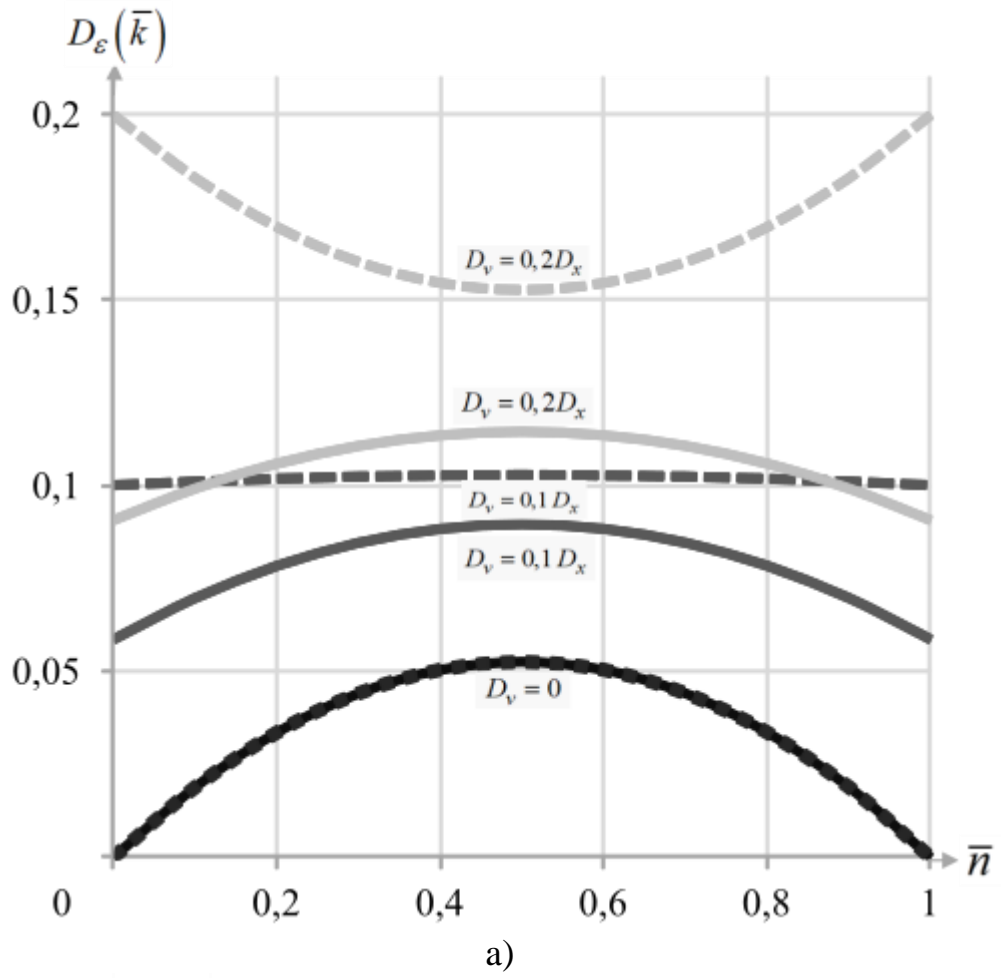
Определим необходимую для сравнительного анализа дисперсию ошибки линейной интерполяции. На интервале $0 \leq \Delta < T$ линейно интерполированный сигнал является взвешенной суммой двух отсчетов непрерывного искаженного сигнала, заданных формулой (14):

$$x^{(e)}(\Delta) = \left(1 - \frac{\Delta}{T}\right) y_o(0) + \frac{\Delta}{T} y_o(1). \quad (62)$$

Подставив (55) в (18) с учетом замены в последней $t = \Delta$, для принятой в разделе 2 модели наблюдения после ряда преобразований получим:

$$\begin{aligned} D_{\varepsilon}^{(x)}(\Delta) = & D_x + \left[1 - 2\frac{\Delta}{T}\left(1 - \frac{\Delta}{T}\right)\right] D_v + \\ & \left[1 - 2\frac{\Delta}{T}\left(1 - \frac{\Delta}{T}\right)\right] \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau)h(\theta)B_x(\tau - \theta)d\tau d\theta + \\ & 2\left(1 - \frac{\Delta}{T}\right)\frac{\Delta}{T} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau)h(\theta)B_x(T + \tau - \theta)d\tau d\theta - \\ & 2\left(1 - \frac{\Delta}{T}\right) \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau)B_x(\tau + \Delta)d\tau - 2\frac{\Delta}{T} \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau)B_x(T - \tau - \Delta)d\tau. \end{aligned} \quad (63)$$

Некоторые результаты расчетов по формулам (36), (39) и (63) представлены на рисунке 6. Как видно из приведенных зависимостей, дисперсия ошибки существенно меняется на рассматриваемом интервале, особенно при слабом шуме наблюдения.



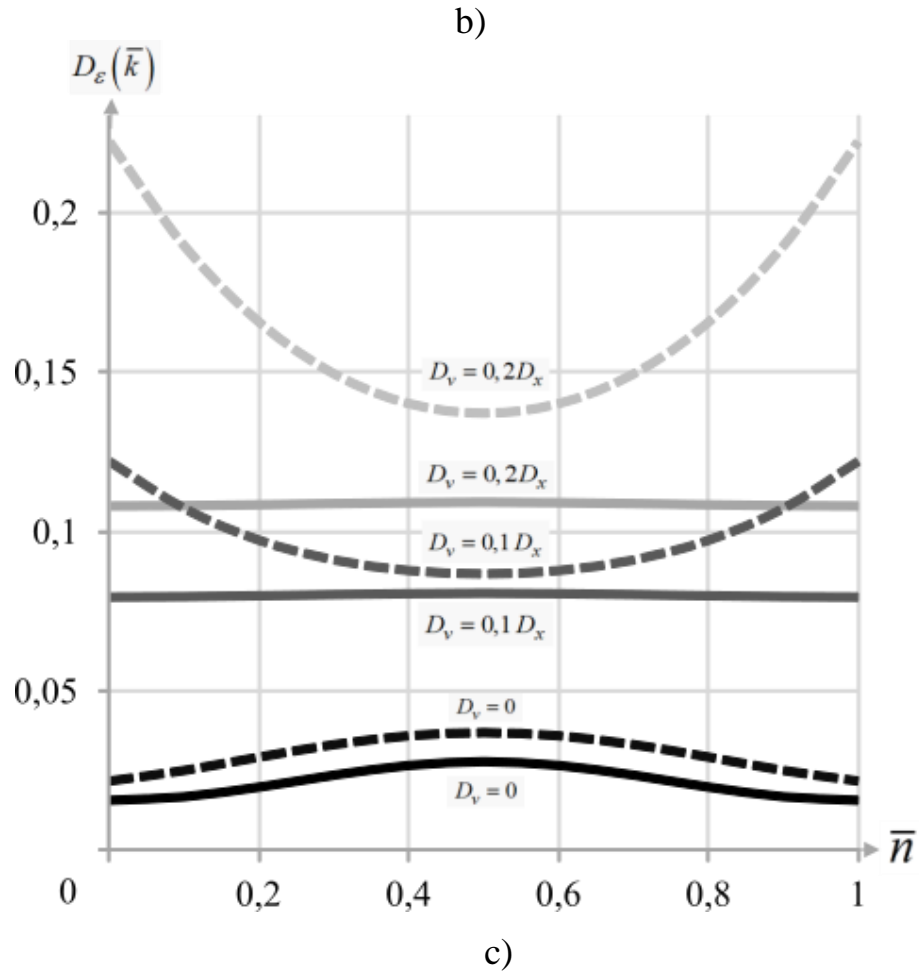


Рисунок 6 – Изменение дисперсии ошибки интерполяции на интервале первичной дискретизации при $d = 0$ (а), $d = 0,1 T^2$ (б), $d = 0,2 T^2$ (с).

Пунктиром показана дисперсия ошибки линейной интерполяции, полученная по выражению (63). Сплошной линией показана дисперсия оптимальной интерполяции.

Помимо ошибки на интервале, была исследована средняя ошибка интерполяции. Полученные зависимости представлены на рисунках 7 и 8.

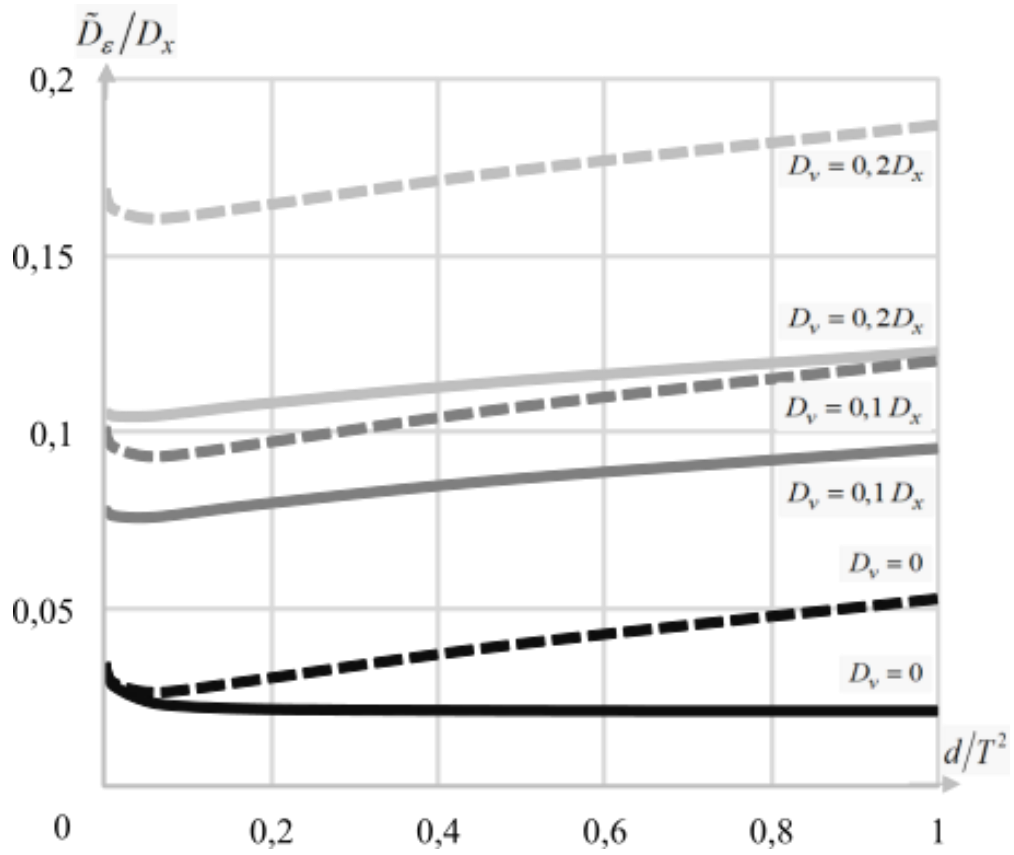


Рисунок 7 – Зависимости средней дисперсии ошибки интерполяции от уровня шума наблюдения, полученные по выражению (40). Пунктир – то же при линейной интерполяции.

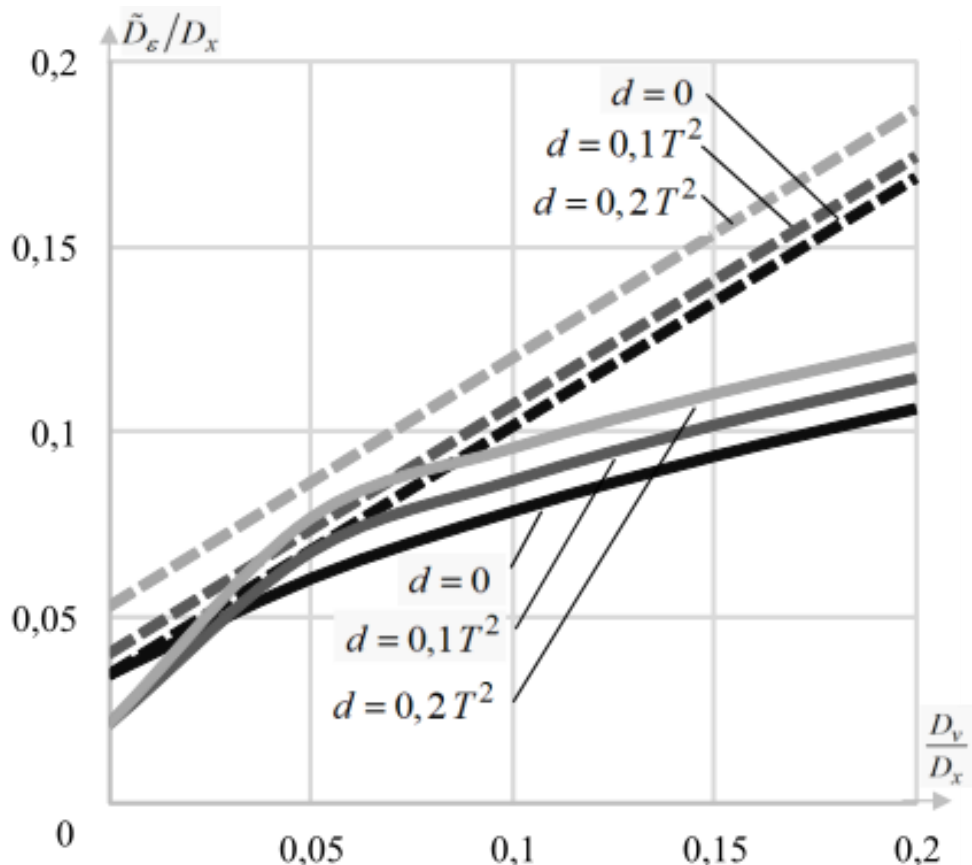


Рисунок 8 – Зависимости средней дисперсии ошибки интерполяции от уровня динамических искажений, полученные по выражению (40). Пунктир – то же при линейной интерполяции.

Как видно из представленных зависимостей, расчетное исследование предлагаемого метода сверхразрешающего восстановления сигнала продемонстрировало, что предлагаемый метод обеспечивает существенно более высокую точность восстановления по сравнению с интерполяционным методом.

2.9.3. Экспериментальное исследование метода оптимальной интерполяции

В ходе исследования были также получены значения теоретической ошибки интерполяции (на интервале дискретизации), они представлены на рисунке 9 (для одномерного случая данные величины были представлены в пункте 2.9.2 на рисунке б).

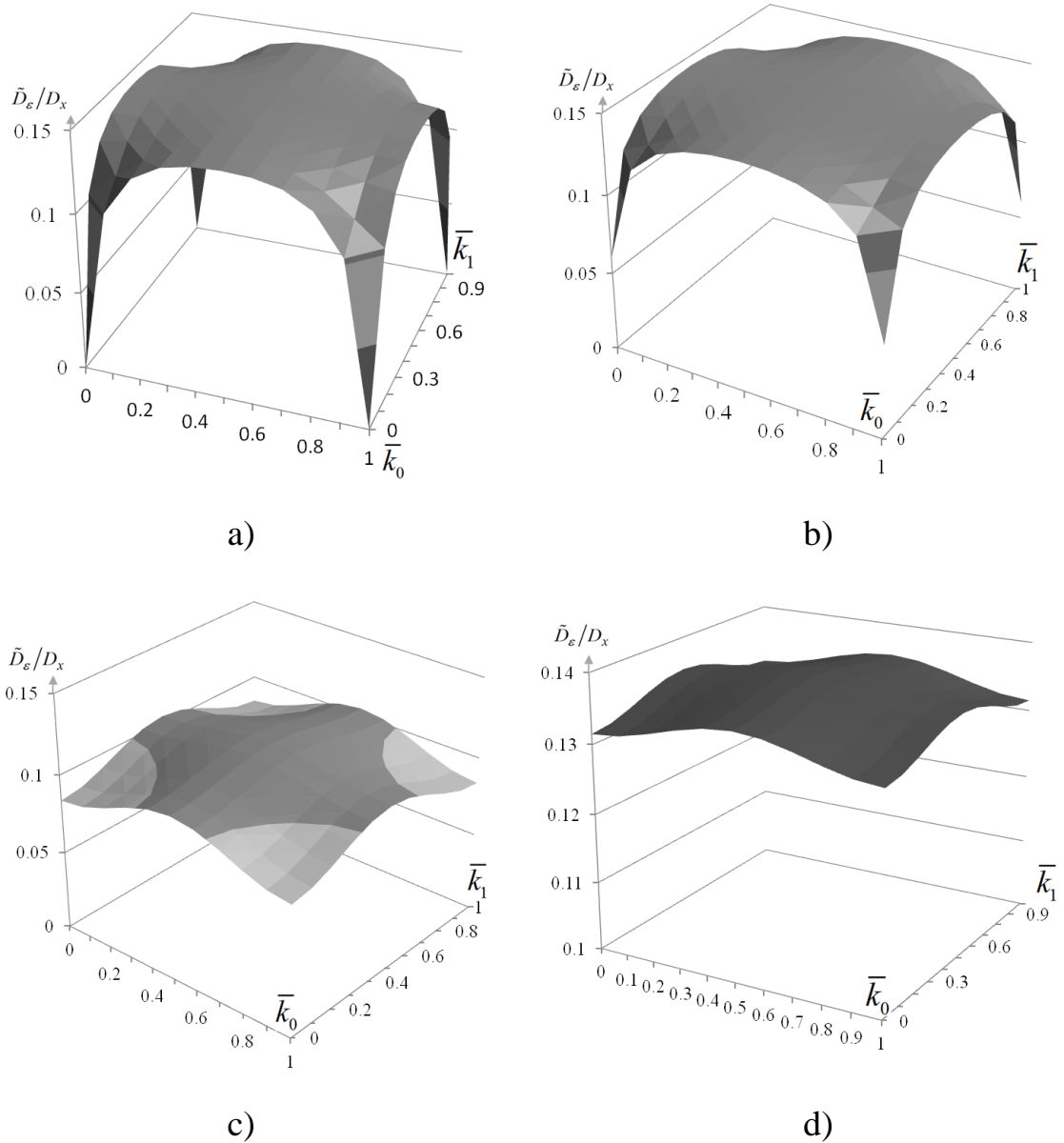


Рисунок 9 – Вид дисперсии ошибки интерполяции в точке (полученное по выражению (52)) на интервале дискретизации при $L=10$ и

а) $D_v = 0, d = 0$, б) $D_v = 0,1D_x, d = 0$, в) $D_v = 0, d = 0,1T^2$,

г) $D_v = 0,1D_x, d = 0,1T^2$

При исследовании оценивалась величина дисперсии ошибки \bar{D}_ε , отнесенная к дисперсии исходного изображения. Значение центрировалось и усреднялось по всем изображениям тестового набора:

$$\bar{D}_\varepsilon = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} \frac{M \left\{ \left(\bar{x}_p(\bar{k}_0, \bar{k}_1) - x_p(\bar{k}_0, \bar{k}_1) \right)^2 \right\}}{M \left\{ x_p^2(\bar{k}_0, \bar{k}_1) \right\}}, \quad 0 \leq \bar{k}_0 < K_0^p, \quad 0 \leq \bar{k}_1 < K_1^p, \quad (64)$$

где P - число изображений,

$\bar{x}_p(\bar{k}_0, \bar{k}_1)$ - p -тое интерполированное изображение,

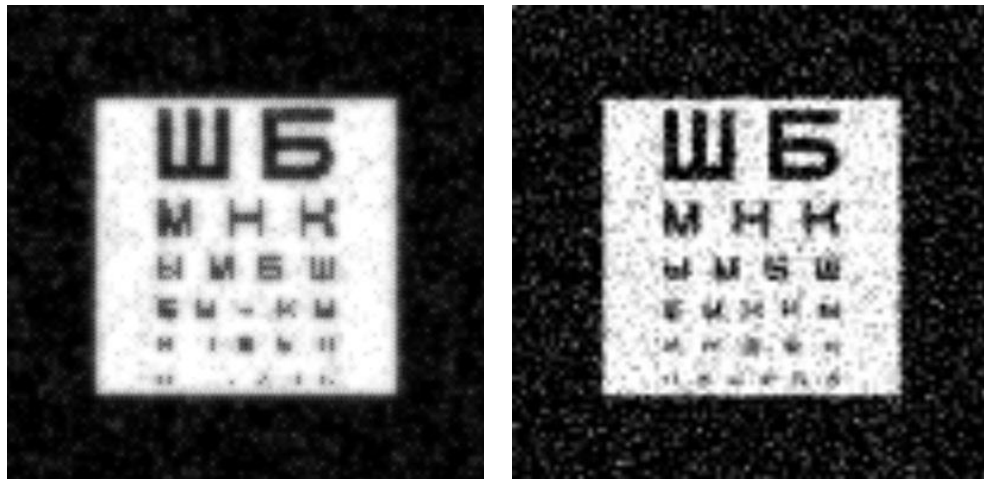
$x_p(\bar{k}_0, \bar{k}_1)$ - p -тое исходное изображение,

\bar{k}_0, \bar{k}_1 - целочисленные аргументы,

K_0^p - количество отсчетов p -того изображений по горизонтали,

K_1^p - количество отсчетов p -того изображений по вертикали.

Эффективность восстановления предлагаемым методом так же, как и в расчетном исследовании, сравнивалась с линейным интерполяционным восстановлением. На рисунке 10 представлены примеры восстановленных разработанным методом фрагментов областей интереса изображений. На данном рисунке также представлены результаты работы интерполяционного метода при тех же параметрах искажений.



a)

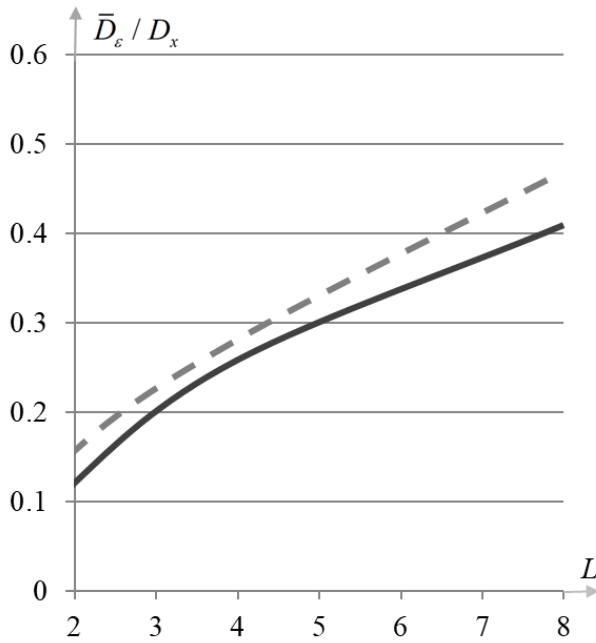
b)

Рисунок 10 – Примеры интерполированных изображений а) разработанным методом, б) линейным интерполяционным методом. Оба изображения восстановлены из изображения, скаженного с параметрами

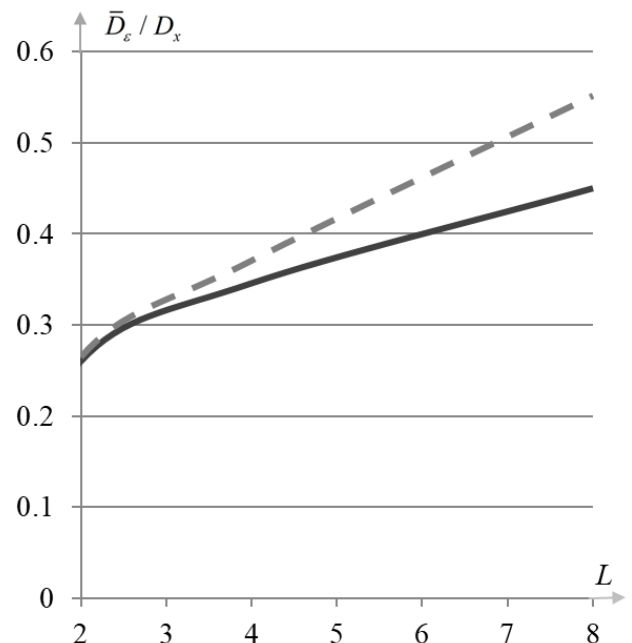
$D_v = 0,1D_x, d = 0,1T^2$. Изображения были увеличены в $L = 4$ раз.

Погрешность предложенного метода составила $D_\varepsilon/D_x = 0,263$, погрешность линейной интерполяции - $D_\varepsilon/D_x = 0,347$.

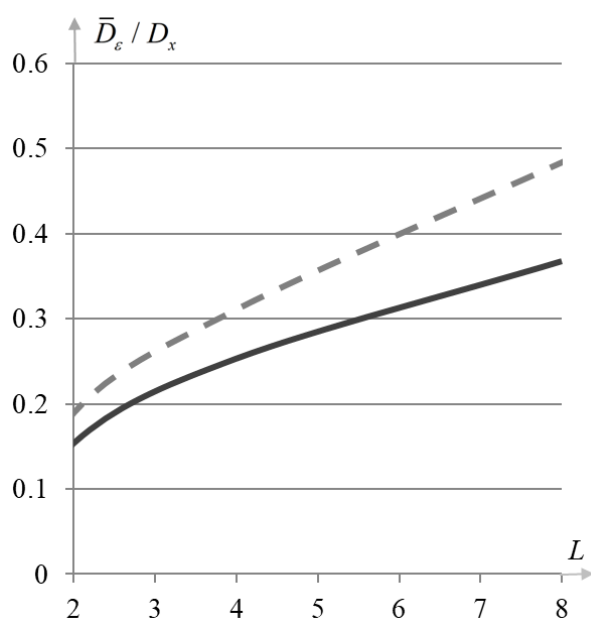
На рисунке 11 представлены зависимости ошибки интерполяции от коэффициента увеличения изображений для разработанного метода и для случая использования линейной интерполяции.



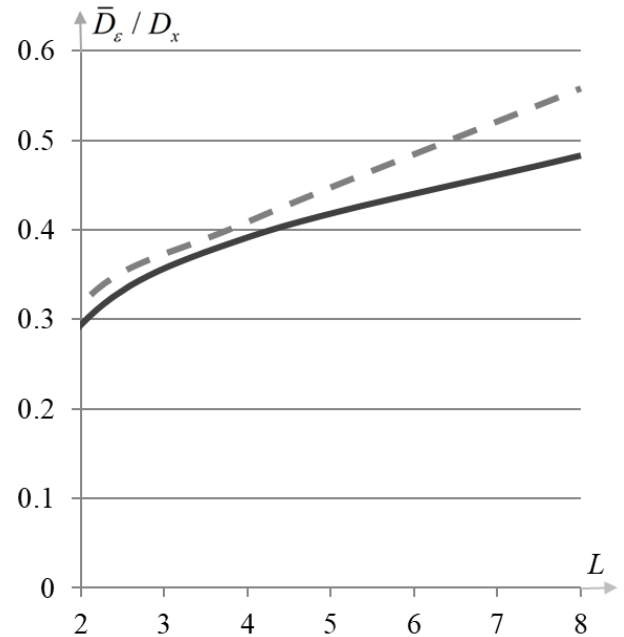
a)



b)



c)



d)

Рисунок 11 – Зависимости ошибки интерполяции (полученной по выражению (64)) от коэффициента увеличения изображений при различных параметрах аддитивного шума и ширины ИХ искажающей системы при

- a) $D_v = 0, d = 0$, b) $D_v = 0, d = 0,1T^2$, c) $D_v = 0,1D_x, d = 0$,
 d) $D_v = 0,2D_x, d = 0,2T^2$. Пунктиром указаны зависимости для интерполяционного восстановления.

Как видно из полученных зависимостей, разработанный метод дает меньшую ошибку интерполяции при всех рассмотренных параметрах искажений. Что позволяет в среднем снизить ошибку восстановления в 1,2 раза.

2.10. Выводы и результаты второго раздела

В данном разделе диссертационного исследования были получены следующие результаты:

1. Для разработки метода оптимальной интерполяции предложено использование непрерывно-дискретной модели наблюдения сигнала, предполагающей, что непрерывное исходное изображение претерпевает динамические искажения в непрерывной области, дискретизацию и воздействие аддитивного цифрового шума.

2. На основе непрерывно-дискретной модели наблюдения разработан оригинальный оптимального по критерию дисперсии ошибки метод интерполяции изображений с учащением сетки отсчетов.

3. Проведены расчетное и экспериментальное исследования предложенного метода.

На основе проведенных расчетных и экспериментальных исследований можно сделать следующие выводы:

1. Показано существенное различие результатов восстановления при использовании непрерывно-дискретной и традиционной чисто дискретной модели наблюдения.

2. Доказана эффективность разработанного метода оптимальной интерполяции – его использование позволяет в среднем снизить ошибку восстановления в 1,2 раза.

По материалам данного раздела опубликованы работы [1-5, 10, 12], а также зарегистрирована программа для ЭВМ [13], свидетельство представлено в приложении А1.

РАЗДЕЛ 3. ВЫБОР АЛГОРИТМА ГЕОМЕТРИЧЕСКОГО СОГЛАСОВАНИЯ

В данном разделе диссертационного исследования приводится обзор современного состояния задачи геометрического согласования, а также осуществляется выбор конкретного алгоритма геометрического согласования изображений для второго этапа работы разработанного метода восстановления динамических изображений.

3.1. Задача геометрического согласования изображений

На втором этапе работы предлагаемого метода отсчеты восстановленных сверхразрешенных кадров динамического изображения необходимо привести в геометрическое соответствие. Для решения данной задачи проведен анализ современных методов геометрического согласования изображений. Также проведено их сравнительное исследование, чтобы выбрать метод, дающий наименьшую ошибку геометрического согласования.

3.2. Существующие методы геометрического согласования изображений

Геометрическое согласование [61] заключается в поиске такого пространственного преобразования, которое приводит в соответствие гомологичные точки на двух изображениях. При этом одно из изображений считается статичным, второе – изменяемым. К изменяемому изображению применяется оцениваемое алгоритмом согласования пространственное преобразование, чтобы оно пришло в соответствие со статичным. Данная группа методов активно применяется в обработке медицинских изображений, данных дистанционного зондирования, машинном зрении и множестве других прикладных областей, где возникает потребность согласовать отсчеты объекта интереса по нескольким изображениям.

Касательно решения задачи геометрического согласования опубликовано огромное количество работ и сформировано большое число различных подходов, классифицировать которые можно по различным признакам.

В первую очередь, классифицировать алгоритмы геометрического согласования можно по виду оцениваемого алгоритмом пространственного преобразования между двумя изображениями. Таким образом можно разделить алгоритмы на оценивающие сдвиг, масштаб, поворот, аффинное преобразование, проективное преобразование и т.д.

Также алгоритмы геометрического согласования можно классифицировать по области, в которой происходит оценка преобразования изменяемого изображения. По этому признаку можно разделить алгоритмы на использующие пространственную область [62] и на использующие частотную область [63].

Алгоритмы геометрического согласования могут как использовать отдельные элементы изображения для оценки преобразования [61], так и согласовывать все изображение целиком [62 - 66]. При этом элементы могут выбираться различными способами: это могут быть особые точки - пересечения линий [67], локальные экстремумы вейвлет-преобразования [68], локальные разрывы, обнаруженные с использованием вейвлетов Габора [69], точки перегиба кривых [70]; это могут быть линии - как любые линии в общем [71], так и контуры определенных объектов [72]; это могут быть некоторые области на изображении - например, участки с высоким контрастом [73].

Однако существуют методы, объединяющие оба этих подхода, как, например, в работе [74] (и схожей с ней работе [75]) и [76], сочетающей в себе использование меры взаимного информационного сходства работы [77] и использование особых точек, аналогичное работе [78].

Также алгоритмы можно разделить по типам данных, для согласования которых они предназначены. По данному признаку можно разделить алгоритмы на предназначенные для однородных данных – то есть согласуемые изображения были получены при помощи одной и той же системы формирования изображений – и на предназначенные для разнородных данных – для ситуации, когда необходимо согласовывать изображения одной сцены, полученные при помощи различных систем формирования изображений [79, 80].

Еще одним признаком классификации может служить мера близости (рассогласования), которую алгоритм стремится максимизировать (минимизировать). Существуют решения, где минимизируется сумма квадратов разностей согласуемых изображений [81], максимизируется коэффициент корреляции [82], совместная энтропия [83], взаимная информация [84, 85] или нормализованная взаимная информация [84].

3.3. Сравнительное исследование алгоритмов геометрического согласования изображений

Для предлагаемого метода требуется выбрать алгоритм геометрического согласования кадров динамического изображения, полученных при помощи одной и той же системы формирования изображений.

Для решения данной задачи были рассмотрены наиболее известные алгоритмы геометрического согласования – согласование с использованием особых точек (при различных дескрипторах) [64], подход с использованием пирамиды изображений [62] (при различных видах оцениваемого пространственного преобразования), подход с использованием пиков взаимной корреляционной функции (как в классическом варианте, представленным в [63], так и с использованием χ^2 -меры), а также методы основанные на использовании оптического потока [85] и на использовании

адаптивного полярного преобразования [66]. Всего было исследовано 13 различных алгоритмов из числа описанных выше методов. Их полный список приведен в таблице 2.

Произведено экспериментальное качества геометрического согласования выбранных методов. Экспериментальное исследование проводилось на синтетической видеозаписи, описанной в разделе 1.5. Для исследования использовались кадры, предварительно восстановленные описанным в разделе 2 методом с учащением сетки отсчетов в 5 раз. Функция геометрического преобразования подбиралась по представляющему интерес плоскому локальному объекту.

В качестве меры точности геометрического согласования использовалось усредненное по всем рассмотренным кадрам евклидово расстояние между координатами выбранных точек на статическом и согласованном динамическом изображениях. В роли таких точек были выбраны координаты углов ограничивающего объект интереса четырехугольника. Математическое выражения для выбранной меры можно представить в следующем виде:

$$\xi = \frac{1}{KN} \sum_{i=0}^{K-1} \sum_{j=0}^{N-1} \sqrt{(x_{i,j}^s - x_{i,j}^m)^2 + (y_{i,j}^s - y_{i,j}^m)^2}, \quad (65)$$

где ξ - мера точности геометрического согласования,

N - количество согласуемых изображений,

K – количество выбранных точек, поскольку в качестве таких точек выбраны координаты углов ограничивающего прямоугольника, $K=4$,

$x_{i,j}^s$ - координата по оси x выбранной точки статического изображения,

$x_{i,j}^m$ - координата по оси x выбранной точки согласованного изображения,

$y_{i,j}^s$ - координата по оси y выбранной точки статического изображения,

$y_{i,j}^m$ - координата по оси y выбранной точки согласованного изображения.

На рисунке 12 и в таблице 1 представлены результаты проведенного исследования.

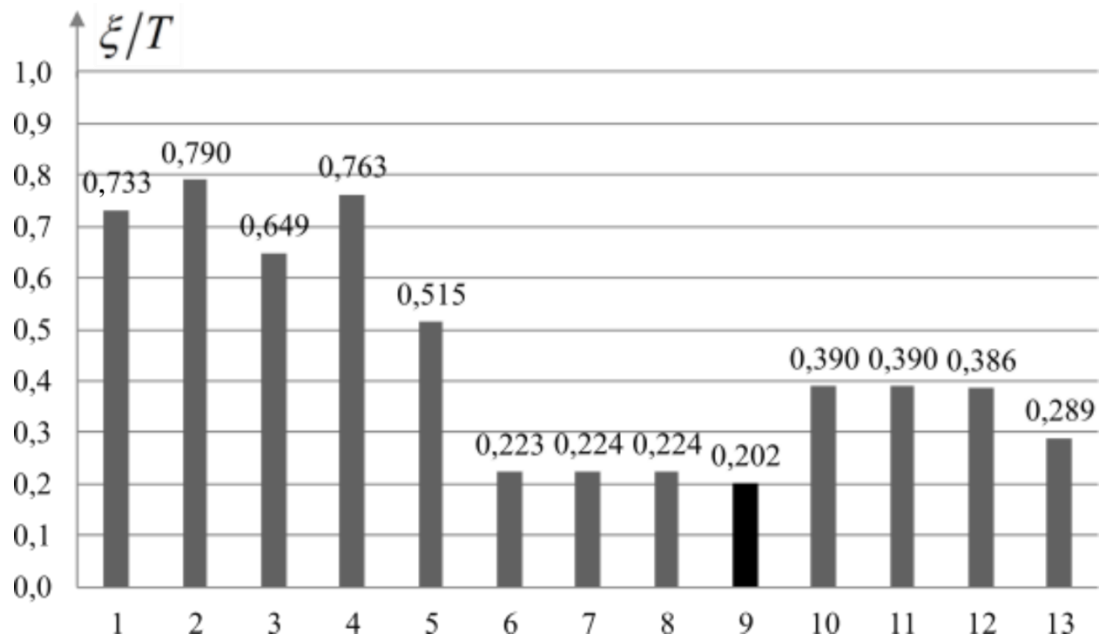


Рисунок 12– Усредненные значения меры
точности согласования для исследованных методов;
номера методов соответствуют номерам,
перечисленным в таблице 1.

Таблица 2 – Исследуемые в работе методы согласования и дисперсия результатов их работы

№	Используемый метод	Значение меры
1	С использованием особых точек, дескриптор SIFT [86]	0,733
2	С использованием особых точек, дескриптор SURF[87]	0,790
3	С использованием особых точек, дескриптор BRIEF [88]	0,649
4	С использованием особых точек, дескриптор ORB[89]	0,763
5	С использованием пирамиды изображений, сдвиг	0,515

6	С использованием пирамиды изображений, сдвиг-поворот	0,223
7	С использованием пирамиды изображений, сдвиг-масштаб-поворот	0,224
8	С использованием пирамиды изображений, аффинное преобразование	0,224
9	<i>С использованием пирамиды изображений, проективное преобразование</i>	<i>0,202</i>
10	С использованием пиков взаимной корреляционной функции	0,39
11	С использованием пиков взаимной корреляционной функции, χ^2 -мера	0,39
12	С использованием оптического потока	0,386
13	С использованием адаптивного полярного преобразования	0,289

Как видно из представленных результатов, лучшие результаты продемонстрировало применения метода, основанного на использовании пирамиды изображений с оценкой проективного преобразования, он выделен в таблице курсивом и цветом на диаграмме. Этот метод и был выбран для этапа геометрического согласования предлагаемого метода повышения качества динамических изображений.

3.4. Выводы и результаты третьего раздела

В данном разделе диссертационного исследования были получены следующие результаты:

1. Произведено сравнительное исследование различных алгоритмов геометрического согласования на наборе восстановленных кадров синтезированной последовательности.

2. Осуществлен выбор конкретного алгоритма геометрического согласования для предлагаемого метода повышения восстановления изображений – им стал алгоритм, использующий построение пирамиды изображений для решения задачи согласования с оценкой аффинного преобразования между кадрами [62]. Данный алгоритм продемонстрировал наименьшую ошибку согласования на тестовом наборе данных.

По материалам данного раздела опубликованы работы [7] и [10].

РАЗДЕЛ 4. ОПТИМАЛЬНОЕ КОМПЛЕКСИРОВАНИЕ ДИНАМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В данном разделе предлагается метод оптимального по точности комплексирования изображений. Данный метод применяется на заключительном этапе работы предлагаемого подхода восстановления динамических изображений. Метод предполагает наличие у комплекслируемых кадров дополнительного канала, содержащего значения дисперсий ошибок восстановления.

4.1. Задача комплексирования изображений

Под комплексированием изображений [90] обычно понимается объединение всей значимой информации с нескольких изображений в единственное.

Для решения задачи комплексирования был проведен анализ существующих методов комплексирования изображений. В итоге было решено разработать оригинальный метод комплексирования изображений, который бы учитывал значения дисперсии ошибки восстановления в отчетах комплекслируемых кадров, полученные на этапе восстановления.

4.2. Существующие методы комплексирования изображений

На сегодняшний день разработано довольно большое количество методов комплексирования изображений. По принципу работы можно условно разделить их на методы, работающие в пространственной области, методы, работающие в области преобразования (ДКП, Фурье, вейвлет и т.д.), и на методы, использующие построение пирамиды изображений.

При работе в пространственной области в качестве отчетов результирующего изображения можно выбрать максимум, минимум или среднее по отчетам комплекслируемых изображений [91, 92]. Усреднение по отчетам объединяемых изображений может производиться с

использованием весовых коэффициентов [93]. Также разработаны методы с применением метода главных компонент [94] к задаче комплексирования изображений [95, 96]. Приведенные выше методы используют цветовое пространство RGB, однако существуют решения задачи комплексирования, использующие преимущества цветового пространства HSI [97]. Также присутствует решения данной задачи, основанное на методе Бруви [98]. Представлено интересное решение, основанное на применении усредняющего фильтра для получения представления комплекслируемых изображений в виде двух компонент [99]: основной, содержащей существенные изменения яркости, и детализированной, содержащей мелкие детали изображения.

Решения, основанные на использовании пирамид изображений [100], объединяют в себе довольно широкое разнообразие методов. Стоит выделить методы, основанные на использовании пирамиды лапласианов [101], градиентной пирамиды [102], пирамиды соотношения низких частот [103], иерархической пирамиды с прореживанием [104], морфологической пирамиды [105].

Методы, осуществляющие комплексирование изображений в области спектрального преобразования [106], в общем случае можно описать следующей последовательностью действий – перевод изображений в область выбранного преобразования, усреднение по спектральным отсчетам для формирования результата, применения обратного преобразования для получения результата. При таком подходе могут быть задействованы различные преобразования – например, дискретное косинусное преобразование, дискретное вейвлет-преобразование Хаара [107 – 109], дискретное вейвлет-преобразование Кекре [110] (а также гибридное вейвлет-преобразование Кекре [111, 112]), стационарное вейвлет-преобразование [113-115], курвлет-преобразование [116].

Поскольку в нашем случае есть возможность оценить дисперсию ошибки восстановления каждого отсчета восстановленного изображения, будет строиться метод геометрически согласованных изображений, работающий в пространственной области. Его можно назвать модификацией алгоритма взвешенного усреднения, где для формирования весовых коэффициентов отсчетов изображения будет использована дисперсия ошибки восстановления в точке. Для получения выражения для вычисления весовых коэффициентов отсчетов, требуется сначала обратиться к задаче оптимального суммирования неравноточных измерений.

4.3. Оптимальное суммирование неравноточных измерений

Рассмотрим задачу суммирования неравноточных измерений [117], на основе решения которой и построен предлагаемый алгоритм оптимального (по величине дисперсии ошибки) комплексирования предварительно геометрически согласованных кадров динамического изображения. Несмотря на то, что данная задача давно известна в рамках теории погрешностей, ранее она не применялась в такой прикладной области, как комплексирование изображений.

Пусть доступными для наблюдения имеются измерения некоторой величины (в нашем случае – восстановленные отсчеты изображения), представленные с разной точностью:

$$y_i = x + v_i, \quad i \in [0, I - 1], \quad (66)$$

где y_i – доступная для наблюдений величина с дисперсией $D_i^{(v)}$,

x – исходная величина, оценку которой необходимо построить,

v_i – случайная погрешность,

i – целочисленный аргумент - номер измерения,

I – количество доступных наблюдений.

Необходимо построить линейную оценку, обеспечивающую наибольшую точность по критерию среднеквадратической ошибки:

$$\hat{x} = \sum_{i=0}^{I-1} a_i y_i, \quad (67)$$

$$\varepsilon_{\text{кв}}^2 = M \left\{ (\hat{x} - x)^2 \right\} \rightarrow \min, \quad (68)$$

где \hat{x} – оценка исходной величины по наблюдаемой,

$\varepsilon_{\text{кв}}^2$ – минимизируемая дисперсия,

a_i – весовая функция суммирования.

Построим несмещенную оценку, считая x константой, так, чтобы дисперсия ошибки была минимальной:

$$\sum_{i=0}^{I-1} a_i = 1, \quad (69)$$

$$\varepsilon_{\text{кв}}^2 = \sum_{i=0}^{I-1} a_i^2 D_i^{(v)} \rightarrow \min, \quad (70)$$

Отметим, что формулировка решаемой задачи имеет элемент научной новизны – она отличается от классической формулировки задачи суммирования неравноточных измерений. В классической формулировке отсутствует условие нормировки весовых коэффициентов суммирования.

Рассмотрим данную задачу для случая $I=2$, тогда выражение (69) и (70) будут выглядеть следующим образом:

$$a_0 + a_1 = 1, \quad (71)$$

$$\varepsilon_{\text{кв}}^2 = a_0^2 D_0^{(v)} + a_1^2 D_1^{(v)} = a_0^2 D_0^{(v)} + (1 - a_0)^2 D_1^{(v)} \rightarrow \min. \quad (72)$$

Продифференцируем выражение (70) и приравняем к нулю:

$$\frac{d\varepsilon_{\text{кв}}^2}{da_0} = 2a_0 D_0^{(v)} - 2(1 - a_0) D_1^{(v)} = 0. \quad (73)$$

Откуда получим:

$$a_0 = \frac{D_1^{(v)}}{D_1^{(v)} + D_0^{(v)}}, \quad a_1 = \frac{D_0^{(v)}}{D_1^{(v)} + D_0^{(v)}}. \quad (74)$$

Теперь рассмотрим общий случай, действуя аналогичным образом:

$$a_0 = 1 - \sum_{i=1}^{I-1} a_i, \quad (75)$$

$$\varepsilon_{\kappa\theta}^2 = \left(1 - \sum_{i=1}^{I-1} a_i\right)^2 D_0^{(v)} + \sum_{i=1}^{I-1} a_i^2 D_i^{(v)} \rightarrow \min, \quad (76)$$

$$\frac{d\varepsilon_{\kappa\theta}^2}{da_j} = -2 \left(1 - \sum_{i=1}^{I-1} a_i\right) D_0^{(v)} + 2a_j D_j^{(v)} = 0, \quad j = \overline{1, I-1}, \quad (77)$$

Выражение (75) можно также представить как:

$$D_0^{(v)} \sum_{i=1}^{I-1} a_i + a_j D_j^{(v)} = D_0^{(v)}, \quad j = \overline{1, I-1}, \quad (78)$$

Введем обозначение:

$$Z = \sum_{i=1}^{I-1} a_i, \quad (79)$$

$$D_0^{(v)} Z + a_j D_j^{(v)} = D_0^{(v)}, \quad (80)$$

$$a_j = \frac{D_0^{(v)} (1 - Z)}{D_j^{(v)}}, \quad (81)$$

$$Z = D_0^{(v)} (1 - Z) \sum_{j=1}^{I-1} \frac{1}{D_j^{(v)}}. \quad (82)$$

Решим полученное выражение относительно Z:

$$Z = \frac{D_0^{(v)} \sum_{j=1}^{I-1} \frac{1}{D_j^{(v)}}}{1 + D_0^{(v)} \sum_{j=1}^{I-1} \frac{1}{D_j^{(v)}}} = \frac{\sum_{j=1}^{I-1} \frac{1}{D_j^{(v)}}}{\frac{1}{D_0^{(v)}} + \sum_{j=1}^{I-1} \frac{1}{D_j^{(v)}}} = \frac{\sum_{j=1}^{I-1} \frac{1}{D_j^{(v)}}}{\sum_{j=0}^{I-1} \frac{1}{D_j^{(v)}}}. \quad (83)$$

Откуда:

$$a_i = \frac{D_0^{(v)}}{D_i^{(v)}} \left(1 - \frac{\sum_{j=1}^{I-1} \frac{1}{D_j^{(v)}}}{\sum_{j=0}^{I-1} \frac{1}{D_j^{(v)}}} \right). \quad (84)$$

И окончательно выражение для a_i следующее:

$$a_i = \frac{1}{\frac{D_i^{(v)}}{\sum_{j=0}^{I-1} \frac{1}{D_j^{(v)}}}}, \quad i = \overline{0, I-1}. \quad (85)$$

Теперь получим выражения для погрешности предложенной оценки:

$$\begin{aligned} \varepsilon_{\kappa\theta}^2 &= \left(1 - \sum_{i=0}^{I-1} a_i \right)^2 D_0^{(v)} + \sum_{i=0}^{I-1} a_i^2 D_i^{(v)} \\ &= D_0^{(v)} - 2D_0^{(v)} \sum_{i=0}^{I-1} a_i + D_0^{(v)} \sum_{i=0}^{I-1} \sum_{j=0}^{I-1} a_i a_j + \sum_{i=0}^{I-1} a_i^2 D_i^{(v)}. \end{aligned} \quad (86)$$

Вернемся к выражению (75), умножим его на a_j и просуммируем по j , после чего получим:

$$D_0^{(v)} \sum_{i=0}^{I-1} \sum_{j=0}^{I-1} a_i a_j + \sum_{j=0}^{I-1} a_j D_j^{(v)} = D_0^{(v)} \sum_{j=0}^{I-1} a_j. \quad (87)$$

Отсюда:

$$\varepsilon_{\kappa\theta}^2 = D_0^{(v)} - 2D_0^{(v)} \sum_{i=0}^{I-1} a_i + D_0^{(v)} \sum_{j=0}^{I-1} a_j - \sum_{j=0}^{I-1} a_j^2 D_j^{(v)} + \sum_{i=0}^{I-1} a_i^2 D_i^{(v)}, \quad (88)$$

$$\varepsilon_{\kappa\theta}^2 = D_0^{(v)} - D_0^{(v)} \sum_{i=0}^{I-1} a_i = D_0^{(v)} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^{I-1} \frac{1}{D_i^{(v)}}}{\sum_{j=0}^{I-1} \frac{1}{D_j^{(v)}}} \right). \quad (89)$$

И окончательно:

$$\varepsilon_{\kappa\theta}^2 = \frac{1}{\sum_{j=0}^{I-1} \frac{1}{D_j^{(v)}}} \quad (90)$$

С учетом полученных результатов, выражение для оценки значения (67) примет следующий вид:

$$\hat{x} = \frac{\sum_{i=0}^{I-1} \frac{y_i}{D_i^{(v)}}}{\sum_{i=0}^{I-1} \frac{1}{D_i^{(v)}}}, \quad i = \overline{0, I-1}. \quad (91)$$

Как видно из полученного выражения, весовой коэффициент обратно пропорционален дисперсии ошибки. Конкретизируем выражение (91) для случая комплексирования изображений. В этом случае оцениваемой величиной будет являться значение яркости отдельно взятого отсчета изображения, а наблюдаемыми значениями – значения яркости комплексированных кадров по его координатам:

$$\hat{x}(\bar{k}_0, \bar{k}_1) = \frac{\sum_{i=0}^{I-1} \frac{y_i(\bar{k}_0, \bar{k}_1)}{D_\varepsilon^i(\bar{k}_0, \bar{k}_1)}}{\sum_{i=0}^{I-1} \frac{1}{D_\varepsilon^i(\bar{k}_0, \bar{k}_1)}}, \quad i = \overline{0, I-1}, \bar{k}_0 = \overline{0, K_0-1}, \bar{k}_1 = \overline{0, K_1-1} \quad (92)$$

где $D_\varepsilon^i(\bar{k}_0, \bar{k}_1)$ - значение дисперсии ошибки восстановления i -того кадра в точке (\bar{k}_0, \bar{k}_1) .

4.4. Экспериментальное исследование метода оптимального восстановления динамических изображений

Поскольку для этапов восстановления в кадре, геометрического согласования и комплексирования предлагаемого метода восстановления динамических изображений были разработаны (или выбраны) частные

методы, можно проводить экспериментальное исследование метода восстановления динамических изображений в целом.

Экспериментальное исследование приводилось на синтетической видеозаписи, описанной в разделе 1.5 (пример кадра данной последовательности приведен на рисунке 2d) со следующими параметрами:

$$2 \leq L \leq 10 \quad 0 \leq d \leq T^2, \quad 0 \leq D_v \leq 0,2D_x. \quad (93)$$

В качестве ИХ искажающей системы, как и в предыдущих исследованиях, была использована функция Гаусса, а аддитивный шум полагался белым.

Для сравнения были получены результаты повышения пространственного разрешения изображения по серии кадров без использования предложенных в диссертационной работе подходов. В этом случае сначала каждый кадр линейно интерполировался – в соответствии с выражением (58) для ИХ, ошибка такого восстановления считалась по выражению (60). После чего производилось геометрическое согласование выбранным в разделе 2 алгоритмом [61]. Далее производилось усредняющее комплексирование – то есть отсчеты всех восстановленных согласованных кадров вносили равный вклад в формирование итогового изображения:

$$\hat{x}(\bar{k}_0, \bar{k}_1) = \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} y_i(\bar{k}_0, \bar{k}_1), \quad i = \overline{0, I-1}, \quad \bar{k}_0 = \overline{0, K_0-1}, \quad \bar{k}_1 = \overline{0, K_1-1}, \quad (94)$$

Более наглядно различие в этапах предлагаемого метода и метода, взятого для сравнения, представлены на рисунке 13:

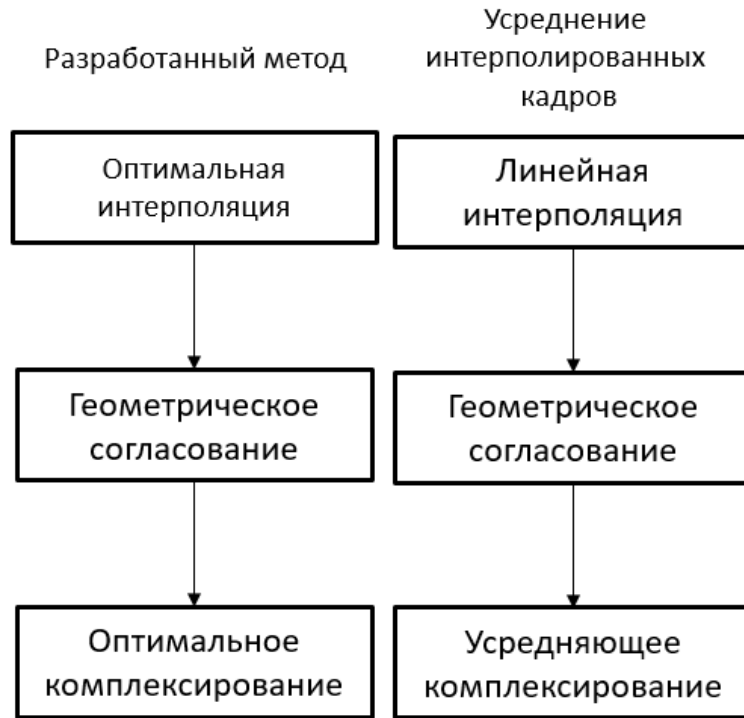
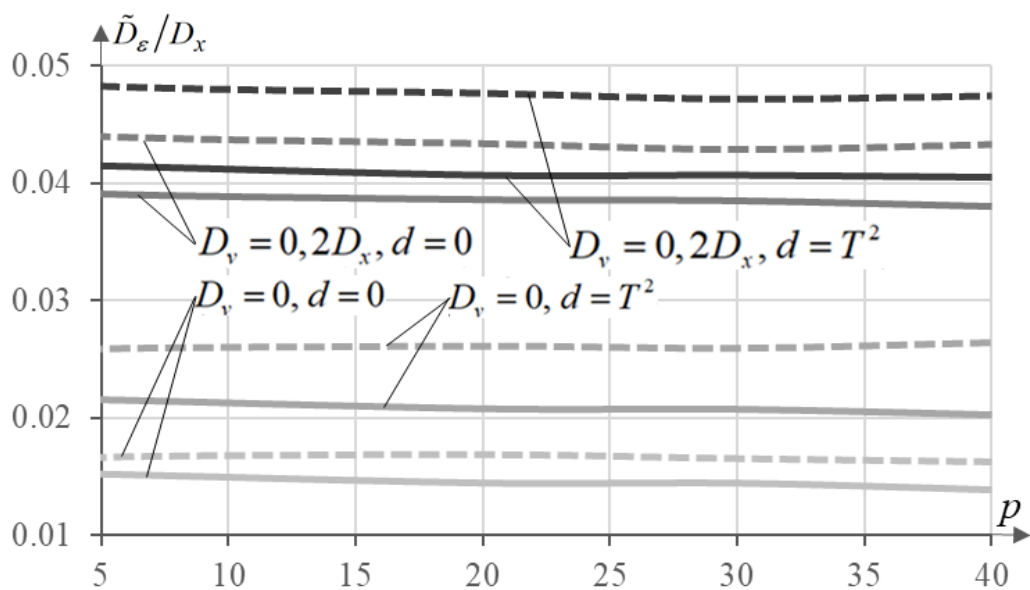
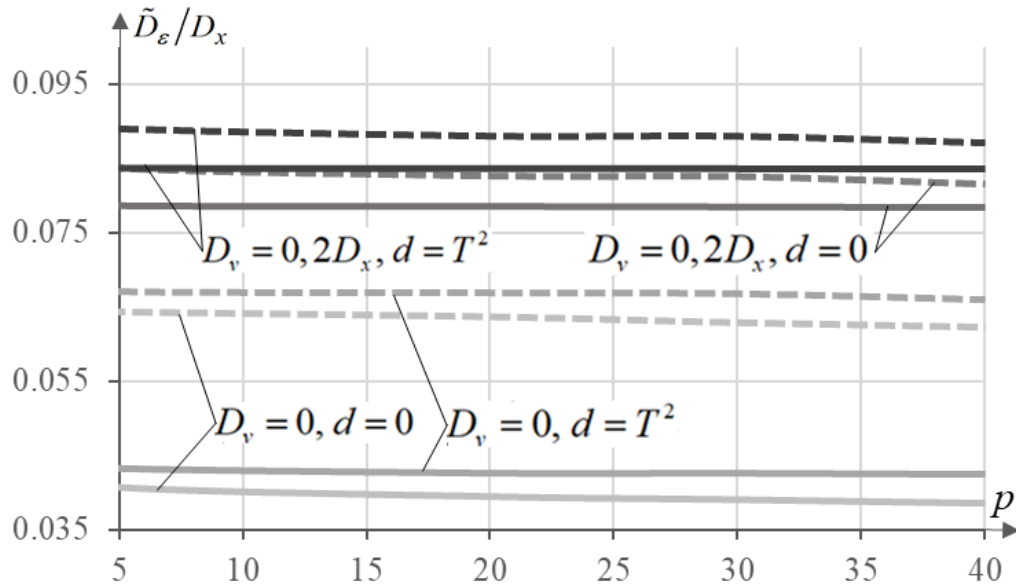


Рисунок 13– Схема работы предлагаемого метода восстановления динамических изображений (слева) и метода, не использующего подходы, предложенные в данной диссертационной работе (справа)

На рисунке 14 представлены полученные зависимости при фиксированном коэффициенте увеличения и различных параметрах дисперсии аддитивного шума и ИХ искажающей системы.



а)



b)

Рисунок 14 – Зависимости нормированной дисперсии ошибки восстановленного изображения высокого пространственного разрешения от количества использованных для восстановления кадров а) для увеличенных в 2 раза кадров, б) для увеличенных в 5 раз кадров. Пунктирными линиями указаны значения для случая без применения предложенных в диссертационном исследовании методов.

Также были построены зависимости дисперсии ошибки восстановления изображения высокого пространственного разрешения от коэффициента учащения сетки дискретизации. Как видно по представленным на рисунке 15 зависимостям, рост ошибки предлагаемого метода существенно ниже:

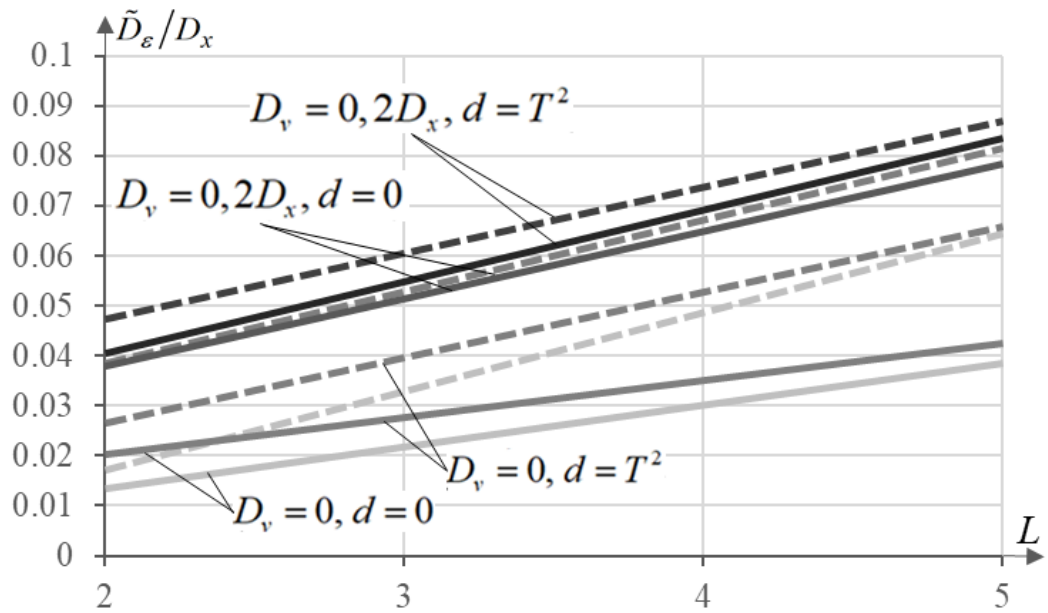


Рисунок 15 – Зависимости нормированной дисперсии ошибки восстановленного изображения высокого пространственного разрешения от коэффициента увеличения при постоянном количестве использованных кадров $p = 40$. Пунктирными линиями указаны значения для метода без применения предложенных методов диссертационного исследования.

Как видно из представленных зависимостей, предложенный метод восстановления динамических изображений демонстрирует меньшую ошибку восстановления при любых параметрах вносимых искажений – в среднем в 1,45 раз меньшую по сравнению с методом, не использующим предложенные в работе подходы. На рисунке 16 представлены примеры результатов работы обоих рассмотренных методов.

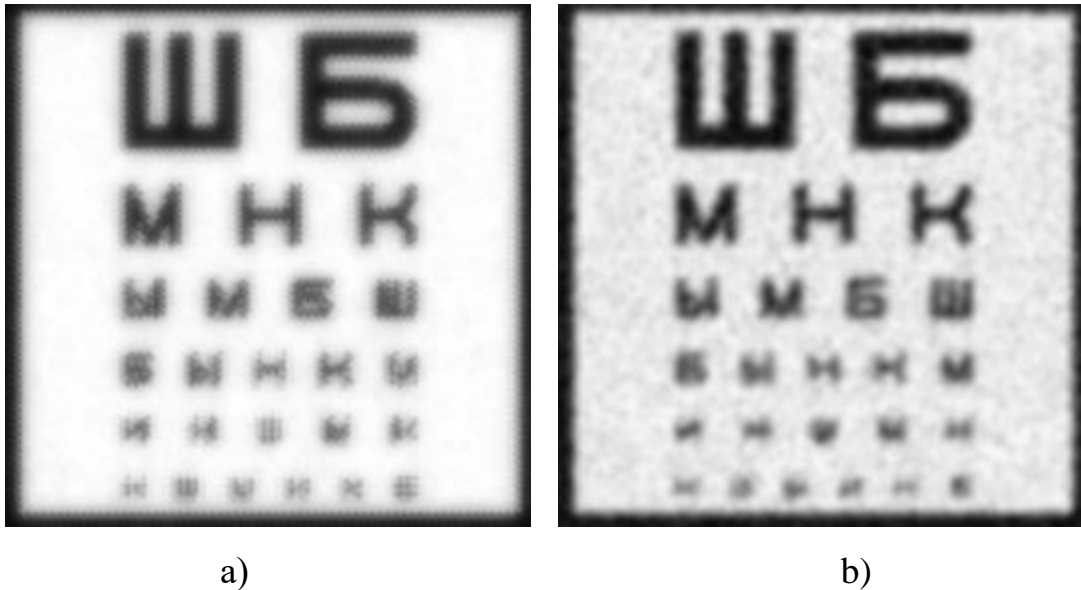


Рисунок 16 – Области интереса восстановленных по серии из 40 кадров изображений а) при помощи разработанного метода, б) при помощи метода без использования подходов, предложенных в диссертационной работе, при параметрах искажающей системы $D_v = 0,2D_x$, $d = 0$. Изображения были увеличены в $L = 5$ раз. Погрешность восстановления разработанного метода составила $\tilde{D}_\varepsilon/D_x = 0,083$, погрешность метода без использования подходов данного исследования - $\tilde{D}_\varepsilon/D_x = 0,089$.

Также в рамках данного исследования были получены зависимости ошибки восстановления от количества использованных кадров видеопоследовательности для этапа комплексирования отдельно. Для этого набор восстановленных (с использованием восстанавливающей ЛИС системы (50)) кадров видеопоследовательностей используемого тестового набора был геометрически согласован алгоритмом [54], а после скомплексирован двумя различными методами - предлагаемым оптимальным по критерию дисперсии ошибки (согласно выражению (92)) и усредняющим (по выражению (94)). Пример полученной зависимости дисперсии ошибки восстановления от количества использованных кадров при $L = 2, D_v = 0, d = T^2$ приведен на рисунке 17.

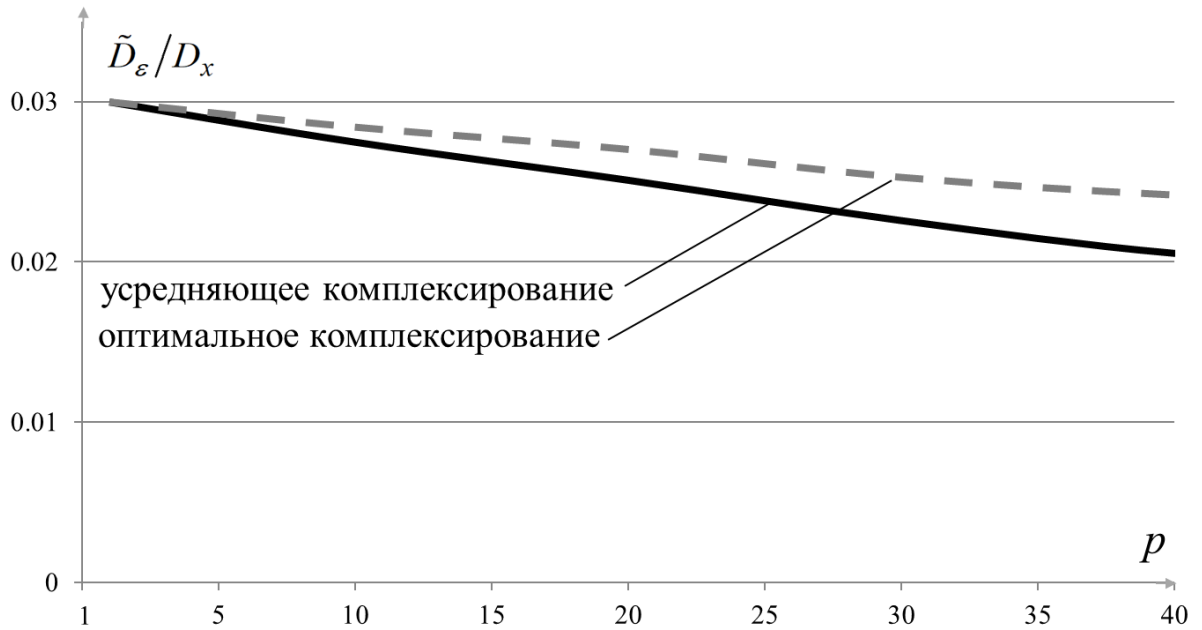


Рисунок 17 – Зависимость дисперсии ошибки восстановления результирующего изображения от количества использованных при комплексировании кадров последовательности

Как видно из приведенных зависимостей, использование предложенного метода комплексирования, оптимального по критерию дисперсии ошибки, вне предлагаемого метода восстановления динамических изображений способствует снижению ошибки восстановления результирующего изображения.

Для реальных видеозаписей были также получены результаты применения разработанного метода восстановления изображений. Они представлены на рисунке 18.



a)



b)

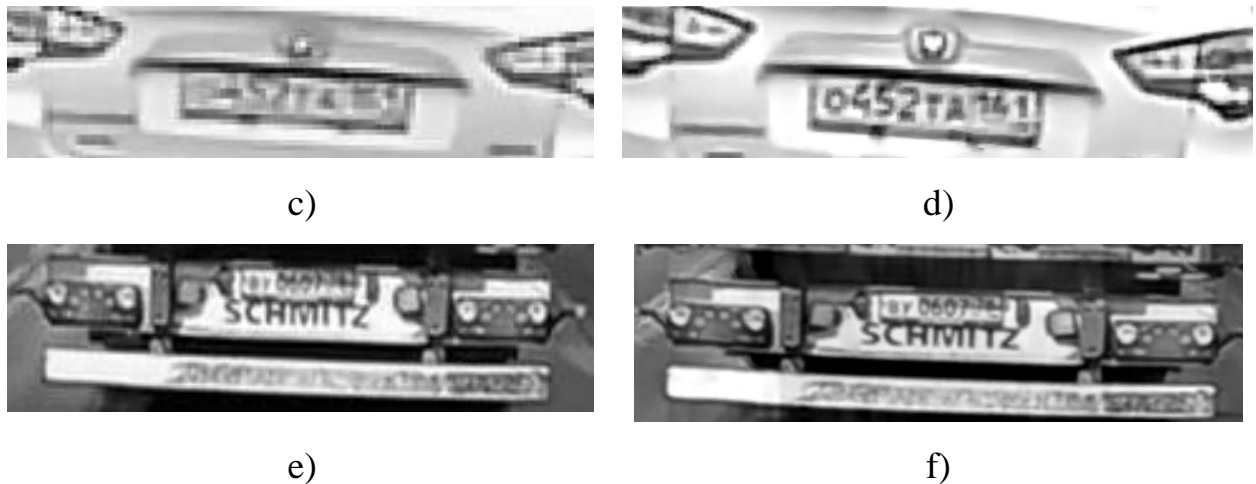


Рисунок 18 – Результаты применения разработанного метода на реальных видеозаписях. Изображения а), с), е) – первые кадры исследованных видеопоследовательностей, б), d), f) – восстановленные разработанным методом изображения.

При помощи разработанного метода восстановления удалось повысить детализацию кадров видеопоследовательностей. Ранее нечитаемые регистрационные номера автомобилей стали визуально различимы.

4.5. Выводы и результаты четвертого раздела

В данном разделе диссертационного исследования были получены следующие результаты:

1. Представлен метод оптимального комплексирования предварительно интерполированных и геометрически согласованных кадров видеопоследовательностей. Для получения выражения для весовых коэффициентов комплексирования данного метода, решается задача суммирования неравноточных измерений. Вес комплексимуемого отсчета, согласно разработанному методу, обратно пропорционален дисперсии ошибки в точке.

2. Проведено сравнительное экспериментальное исследование для предложенного метода и усредняющего комплексирования, которое продемонстрировало преимущество разработанного метода.

3. Проведено экспериментальное исследование метода восстановления динамических изображений – с применением оптимальной интерполяции в каждом кадре и сохранением в дополнительный канал ошибки такого восстановления, последующим геометрическим согласованием и оптимальным комплексированием.

На основе результатов проведенных экспериментальных исследований можно сделать следующие выводы:

1. Проведенное экспериментальное исследование метода оптимального комплексирования продемонстрировало, что его использование позволяет снизить погрешность комплексирования. Преимущество разработанного метода возрастает с ростом количества использованных кадров. Так, в проведенных экспериментах при использовании 40 кадров погрешность снижалась в 1,25 раз.

2. Проведенное экспериментальное исследование метода восстановления динамических изображений продемонстрировало преимущество разработанного метода – в проведенных экспериментах его использование позволило снизить ошибку восстановления в среднем в 1,45 раз.

По материалам данного раздела опубликованы работы [6, 8, 11], а также получено свидетельство о регистрации программы для ЭВМ [14], оно представлено в приложении А2.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе разработан и исследован новый метод восстановления динамических изображений на основе оптимальной интерполяции для случая локальных плоских объектов интереса. В работе показана возможность и целесообразность учета искажений изображений в непрерывной области с последующим восстановлением изображений с учащенной сеткой дискретизации, а также оценкой погрешности такого восстановления в каждой точке. Также в работе показана возможность использования полученных погрешностей восстановления каждого кадра для формирования результирующего изображения.

Основные результаты диссертационной работы:

1. Разработан метод восстановления изображений по серии кадров, основанного на оптимальной интерполяции отдельных кадров динамического изображения и использовании значений дисперсии ошибки восстановления в точке на этапе комплексирования. Использование предлагаемого метода восстановления динамических изображений в проведенных экспериментах позволило снизить ошибку восстановления по серии кадров в среднем в 1,45 раз.
2. Разработан метод оптимальной по критерию дисперсии ошибки интерполяции в кадре с использованием непрерывно-дискретной модели наблюдения и с сохранением погрешностей восстановления в виде дополнительной компоненты изображения.
3. Произведено исследование методов геометрического согласования кадров видеозаписей, а также осуществлен выбор метода геометрического согласования для разработанного метода восстановления динамических изображений.
4. Разработан метод комплексирования кадров видеопоследовательностей с использованием ошибок восстановления в кадре. Преимущество

разработанного метода возрастает с ростом количества использованных кадров.

5. Произведены экспериментальные исследования, подтверждающие работоспособность и эффективность разработанных методов.
6. Разработано программное обеспечение, реализующее предложенный метод восстановления динамических изображений.

Основные результаты работы отражены в 12 публикациях [1-12]. Результаты и положения диссертации представлены на 8 научных конференциях. Получено два [13,14] свидетельства Роспатента о регистрации программы для ЭВМ, реализующих предложенные в диссертационной работе методы.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Сергеев, В.В., Максимов, А.И. Сравнение оптимальных восстанавливающих фильтров для дискретной и непрерывно-дискретной линейных моделей наблюдения // Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2018). — 2018. — С. 691-699.
2. Sergeyev, V.V., Maksimov, A.I. Comparison of optimum reconstruction filters for discrete and continuous-discrete linear observation models // Journal of Physics: Conference Series. — 2018. — Vol. 1096(1).
3. Максимов, А.И., Сергеев, В.В. Сравнительное исследование оптимального и интерполяционного методов восстановления стационарного непрерывного сигнала по дискретным значениям // V Международная конференция и молодежная школа «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2019). — 2019. — Т. 2. — С. 335-341.
4. Maksimov, A.I., Sergeev, V.V. A comparative study of the optimal and interpolation methods for restoration a stationary continuous signal from discrete values // Journal of Physics: Conference Series. — 2019. — Vol. 1368. Issue 3.
5. Максимов, А.И. Метод оптимального сверхразрешения одномерных цифровых сигналов // Международная научно-техническая конференция "Перспективные информационные технологии" (ПИТ-2020). — 2020. — С. 46-49.
6. Максимов, А.И., Сергеев, В.В. Оптимальное комплексирование изображений видеопоследовательности // VI Международная конференция и молодёжная школа «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2020). — 2020. — Т. 2. — С. 9-14.
7. Максимов, А.И., Цой, Г.В. Сравнительное исследование методов геометрического согласования кадров видеопоследовательности //

- Всероссийская научная конференция молодых ученых "Наука. Технология. Инновации". — 2020. — Ч. 2. — С. 52-55.
8. Maksimov, A.I., Sergeev, V.V. Optimal fusing of video sequence images // Proceedings of ITNT 2020 - 6th IEEE International Conference on Information Technology and Nanotechnology. — 2020.
 9. Максимов, А.И., Цой, Г.В. Исследование методов геометрического согласования изображений для задач сверхразрешения // Международная научно-техническая конференция «Перспективные информационные технологии – 2021». — 2021. — С. 51-54.
 10. Максимов, А.И. Исследование ошибки восстановления оптимального метода сверхразрешения изображений // 2-я Международная научная конференция перспективных разработок молодых ученых "Школа молодых новаторов". — 2021. — Т. 2. — С. 240-243.
 11. Максимов, А.И. Метод сверхразрешения с использованием погрешностей восстановления кадров в точке // Южно-Сибирский научный вестник. — 2021. — № 4 (38). — С. 30-38.
 12. Максимов, А.И. Метод оптимального линейного сверхразрешающего восстановления изображений / А.И. Максимов, В.В. Сергеев // Компьютерная оптика. — 2021. — Т. 45, № 5. — С. 692-701. — DOI: 10.18287/2412-6179-СО-909.
 13. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021619919. Программный модуль оптимального сверхразрешающего восстановления набора изображений / А.И. Максимов. - Заявка № 2021619118. Дата поступления 01.06.2021. Дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 18.06.2021.
 14. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021663574. Программный модуль комплексирования изображения по серии геометрически согласованных кадров с использованием их ошибок восстановления / А.И. Максимов. - Заявка № 2021660366. Дата

- поступления 23.06.2021. Дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 19.08.2021.
15. Park, S.C. Super-resolution image reconstruction: a technical overview / S.C. Park, M.K. Park, M.G. Kang // IEEE Signal Processing Magazine. – Vol.3. – P.21 – 36
 16. Isaac, J.S. Super resolution techniques for medical image processing / J.S. Isaac, R. Kulkarni, // Proceedings - International Conference on Technologies for Sustainable Development, ICTSD. – 2015. – Vol.7095900. – DOI: 10.1109/ICTSD.2015.7095900
 17. Sano, Y. Super-resolution method and its application to medical image processing / Y. Sano, T. Mori, T. Goto, S. Hirano, K. Funahashi // IEEE 6th Global Conference on Consumer Electronics, GCCE, 2017. – 2017. – P. 1-2. – DOI: 10.1109/GCCE.2017.8229301
 18. Chainais, P. Quantitative control of the error bounds of a fast super-resolution technique for microscopy and astronomy / P.Chainais, P.Pfennig, A.Leray // ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing – Proceedings. – 2014. – Vol.854121 – P. 2853-2857. – DOI: 10.1109/ICASSP.2014.6854121
 19. Shen, H. Super-resolution reconstruction algorithm to MODIS remote sensing images / H. Shen, M.K. Ng, P. Li, L. Zhang // Computer Journal. – 2009. – Vol.52(1). – P. 90-100. – DOI: 10.1093/comjnl/bxm028
 20. Shi, F. Fast super-resolution reconstruction for video-based pattern recognition / F. Shi, J. Yuan, X. Zhu // Proceedings - 4th International Conference on Natural Computation, ICNC. – 2008. – Vol.4(4667264). – P. 135-139. – DOI: 10.1109/ICNC.2008.553
 21. Zamani, N.A. Multiple-frames super-resolution for closed circuit television forensics / N.A. Zamani, M.Z.A. Darus, S.N.H. Abdullah, M.J. Nordin // Proceedings of the 2011 International Conference on Pattern Analysis and

- Intelligent Robotics, ICPAIR. – 2011. – Vol.1(5976908). – P. 36-40. – DOI: 10.1109/ICPAIR.2011.5976908
22. Kim, S.P. Reconstruction of 2-D bandlimited discrete signals from nonuniform samples / S.P. Kim, N.K. Bose // Proc. Inst. Elec. Eng. 1990. – Vol.137(F). – P. 197-204. – DOI: 10.1049/ip-f-2.1990.0030
23. Bose, N.K. Super-resolution with second generation wave-lets / N.K. Bose, S. Lertrattanapanich, M.B. Chappali // Signal Process. Image Commun., 2004. – Vol.19. – P. 387-391. – DOI: 10.1016/j.image.2004.02.001
24. Stark, H. High resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections / H.Stark, P. Oskoui // J. Opt. Soc. Am. A. – 1989. – Vol. 6. – P. 1715-1726. – DOI: 10.1364/JOSAA.6.001715
25. Elad, M. Restoration of a single superresolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images / M. Elad, A. Feuer // IEEE Trans. Image Processing. – 1997. – Vol.6(12) - P. 1646-1658. – DOI: 10.1109/83.650118
26. Segall, C.A. Bayesian high-resolution reconstruction of low-resolution compressed video / C.A. Segall, R. Molina, A.K. Katsaggelos, J. Mateos // IEEE International Conference on Image Processing. – 2001. – Vol.2. – P. 25-28. – DOI: 10.1109/ICIP.2001.958415
27. Tsai, R.Y. Multiple frame image restoration and registration / R.Y.Tsai, T.S.Huang // Advances in Computer Vision and Image Processing. – 1984. – P. 317-339.
28. Саввин, С.В. Алгоритмы построения многокадрового сверхразрешения изображений в условиях аппликативных помех на основе глубоких нейронных сетей /С.В. Саввин, А.А. Сирота // Компьютерная оптика. – 2022. – Т. 46, No 1. – С. 130-138.– DOI:10.18287/2412-6179-CO-904.
29. Reza, H. ImagePairs: Realistic superresolution dataset via beam splitter camera rig / H. Reza, V. Joze, I. Zharkov, K. Powell, C. Ringler, L. Liang, A. Roulston, M. Lutz, V. Pradeep // Proceedings of the IEEE Conference on

- Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). – 2020. – P. 518–519.
30. Bulat, A. To learn image super-resolution, use a gan to learn how to do image degradation first/ A. Bulat, J. Yang, G. Tzimiropoulos // Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). – 2018. – P. 185-200.
 31. J. Xiao, H. Yong, L. Zhang Degradation model learning for real-world single image super-resolution // Proceedings of the Asian Conference on Computer Vision (ACCV). – 2020. – P. 1-17. – DOI:10.1007/978-3-030-69532-3_6
 32. Bevilacqua, M. Low-complexity single-image super-resolution based on non-negative neighbor embedding / M. Bevilacqua, A. Roumy, C. Guillemot, M.L. Alberi-Morel //In Proceedings British Machine Vision Conference. – 2012. – P.135.1-135.10. – DOI: 10.5244/C.26.135
 33. Timofte, R. A+: Adjusted anchored neighborhood regression for fast super-resolution / R. Timofte, V. De Smet, L. Van Gool // ACCV 2014: Computer Vision. – 2014. – Vol. 4 – P.111-126. – DOI: 10.1007/978-3-319-16817-3_8
 34. Timofte, R. Anchored neighborhood regression for fast example-based super-resolution / R. Timofte, V. De Smet, L. Van Gool // ICCV '13: Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision. – 2013. – P.192-1927. – DOI: 10.1109/ICCV.2013.241
 35. Kim, J. Deeply-recursive convolutional network for image super-resolution / J. Kim, J. Kwon Lee, K. Mu Lee // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2016. – P.1637-1645.
 36. Dong, C. Learning a deep convolutional network for image super-resolution / C. Dong, C.C. Loy, K. He, X. Tang // ECCV 2014: Computer Vision. – 2014. – P. 184-199. – DOI: 10.1007/978-3-319-10593-2_13

37. Tai, Y. Image super-resolution via deep recursive residual network / Y. Tai, J. Yang, X. Liu // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2017. – P. 3147-3155. – DOI: 10.1109/CVPR.2017.298
38. Han, W. Image super-resolution via dual-state recurrent networks / W. Han, S. Chang, D. Liu, M. Yu, M. Witbrock, T.S. Huang // 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2018. – P.1654-1663.
39. Wan, J. Progressive residual networks for image super-resolution/ J. Wan, H. Yin, A.-X. Chong, Z.-H. Liu // Applied Intelligence – 2020. – Vol.50 – P.1620–1632. – DOI: 10.1007/s10489-019-01548-8
40. Ren, H. Image super resolution based on fusing multiple convolution neural networks / H. Ren, M. El-Khamy, J. Lee, // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW) . – 2017. – P.1050-1057. – DOI: 10.1109/CVPRW.2017.142
41. Ulyanov, D. Deep image prior / D. Ulyanov, A. Vedaldi, V. Lempitsky // 2018 The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2018. – P. 9446 -9454. – DOI: 10.1109/CVPR.2018.00984
42. Kim, J. Deep learning of human visual sensitivity in image quality assessment framework / J. Kim, S. Lee //2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2017. – P. 1969-1977. – DOI: 10.1109/CVPR.2017.213
43. Huang, H. Wavelet-SRNet: A wavelet-based cnn for multi-scale face super resolution / H. Huang, R. He, Z. Sun, Tan T. et al. //, 2017: 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). – 2017. – P. 1698-1706. – DOI: 10.1109/ICCV.2017.187
44. Kawulok, M. Deep Learning for Multiple-Image Super-Resolution / M. Kawulok, P. Beneck, K. Hrynczenko, D. Kostrzewa, J. Nalepa //IEEE

- Geoscience and Remote Sensing Letters. – 2019. – Vol.17(6) – P. 1062-1066. – DOI: 10.1109/LGRS.2019.2940483
45. Greaves, A., Winter H. Multi-Frame Video Super-Resolution Using Convolutional Neural Networks. URL: <http://cs231n.stanford.edu/reports/2016/pdfs/212Report.pdf> (дата обращения: 11.07.20).
46. Morin, R. Motion estimation-based image enhancement in ultrasound imaging / R. Morin, A. Basarab, S. Bidon, D. Kouamé, // Ultrasonics. – 2015. – Vol. 60 – P. 19-26. – DOI: 10.1016/j.ultras.2015.02.003
47. Rossi, M. Graph-based light field super-resolution / Rossi, M., Frossard, P. // 2017 IEEE 19th International Workshop on Multimedia Signal Processing, MMSP. – 2017. – P. 1-6. – DOI: 10.1109/MMSP.2017.8122224
48. Zhou, S. Multiframe super resolution reconstruction method based on light field angular images / S. Zhou, Y. Yuan, L. Su, X. Ding, J. Wang // Optics Communications. – 2017. – Vol. 404. – P. 189-195. – DOI: 10.1016/j.optcom.2017.03.019
49. Quevedo, E. Approach to Super-Resolution Through the Concept of Multicamera Imaging / E. Quevedo, G. Marrero, F. Tobajas // Recent Advances in Image and Video Coding. – 2016. – P. 101-123.
50. Белов, А.М. Спектральное и пространственное сверхразрешение при комплексировании данных ДЗЗ различных источников / А.М. Белов, А.Ю. Денисова // Компьютерная оптика. – 2018. – Т. 42, № 5. – С. 855-863. – DOI: 10.18287/2412-6179-2018-42-5-855-863.
51. 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.
52. Ращупкин, А.В. Методы обработки данных дистанционного зондирования для повышения качества выходных изображений //

- Вестник Самарского университета. Аэрокосмическая техника, технологии и машиностроение. – 2010 – Т.2, № 22. – С.124-134.
53. Головин, С.С., Сивцев, Д.А. Таблицы для исследования остроты зрения. – Москва; Ленинград: Государственное издательство, 1925. – 8 с. – 1000 экз.
54. Immerkær, J. Fast Noise Variance Estimation // *Computer Vision and Image Understanding*. – 1996. – Vol. 64(2). – P. 300-302.
55. Chen, G. An Efficient Statistical Method for Image Noise Level Estimation /G. Chen, F. Zhu, P.A. Heng // *2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. – 2015. – No. 15801993. DOI: 10.1109/ICCV.2015.62
56. Guo, X. Gaussian noise level estimation for color image denoising / X. Guo, F. Liu, X. Tian // *Journal of the Optical Society of America A*. – 2021. – Vol. 38. – P. 1150-1159. – DOI:10.1364/JOSAA.426092
57. Khan, A. Arbitrarily shaped Point Spread Function (PSF) estimation for single image blind deblurring /A. Khan, H. Yin // *The Visual Computer*. – 2021. – Vol. 37. – P.1661-1671.
58. Joshi, N. PSF estimation using sharp edge prediction / N. Joshi, R. Szeliski, D. J. Kriegman // *2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. – 2008. – pp. 1-8. – DOI: 10.1109/CVPR.2008.4587834
59. Khan, A. Arbitrarily shaped Point Spread Function (PSF) estimation for single image blind deblurring / A. Khan, H. Yin // *The Visual Computer*. – 2021. – Vol. 37.– pp. 1661-1671. – DOI: 10.1109/CVPR.2007.383029
60. Методы компьютерной обработки изображений / М.В. Гашников, Н.И. Глумов, Н.Ю. Ильясова, В.В. Мясников, С.Б. Попов, В.В. Сергеев, В.А. Сойфер, А.Г. Храмов, А.В. Чернов, В.М. Чернов, М.А. Чичева, В.А. Фурсов.; под ред. В.А. Сойфера. — 2-е изд., испр. - М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. - 784 с. - ISBN 5-9221-0270-2.

- 61.2-D and 3-D Image Registration: for Medical, Remote Sensing, and Industrial Applications / Goshtasby A.A. – Wiley-Interscience, 2005. – p.280.
62. Thévenaz, P. A Pyramid Approach to Subpixel Registration Based on Intensity / P. Thévenaz, M. Unser, U.E. Ruttimann // IEEE Transactions on Image Processing. – 1998. – Vol.7(1). - P. 27-41.
63. Guizar-Sicairos, M. Efficient subpixel image registration algorithms/ M. Guizar-Sicairos, S.T. Thurman, J.R. Fienup // Optics Letters. – 2008. – Vol. 33. – P. 156-158. – DOI:10.1364/OL.33.000156.
64. Zitová, B. Image Registration Methods: A Survey/ B. Zitová, J. Flusser // Image and Vision Computing. – 2003. – Vol. 21(11). – P. 977-1000. – DOI: 10.1016/S0262-8856(03)00137-9.
65. Vasileisky, A.S. Automated image co-registration based on linear feature recognition / A.S. Vasileisky, B. Zhukov, M. Berger // Proceedings of the Second Conference Fusion of Earth Data. – Sophia Antipolis, France. – 1998. – P. 59-66.
66. Matungka, R. Image Registration Using Adaptive Polar Transform / R. Matungka, Y.F. Zheng, R.L. Ewing // IEEE Transactions on Image Processing. – 2009. – Vol. 18(10). – P. 2340-2354.
67. Rueckert, D. Non-rigid registration using free-form deformations: Application to breast MR images. / D. Rueckert, L.I. Sonoda, C. Hayes, D.L.G. Hill, M.O. Leach, D.J. Hawkes. // IEEE Transactions on Medical Imaging. – 1999. – Vol.18(8). – P. 712-721.
68. Hsieh, J.W. A fast algorithm for image registration without predetermining correspondence / J.W. Hsieh, H.Y.M. Liao, K.C. Fan, M.T. Ko // Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition ICPR'96. – Vienna, Austria. – 1996. – P. 765-769.

69. Manjunath, B.S. A new approach to image feature detection with applications/ B.S. Manjunath, C. Shekhar, R. Chellapa // Pattern Recognition. – 1996. – Vol. 29(4). – P. 627-640.
70. Banerjee, S. Point landmarks for registration of CT and NMR images / S. Banerjee, D.P. Mukherjee, D.D. Majumdar // Pattern Recognition Letters. – 1995. – Vol.16. – P. 1033-1042.
71. Wang, W.H. Image registration by control points pairing using the invariant properties of line segments / W.H. Wang, Y.C. Chen // Pattern Recognition Letters. – 1997. – Vol.18. – P. 269-281.
72. Govindu, V. Using geometric properties for correspondence-less image alignment / V. Govindu, C. Shekhar, R. Chellapa // Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition ICPR'98. – Brisbane, Australia. – 1998. – P. 37-41.
73. Flusser, J. A moment-based approach to registration of images with affine geometric distortion / J. Flusser, T. Suk // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 1994. – Vol.32. – P. 382-387.
74. Goshtasby, A. A region-based approach to digital image registration with subpixel accuracy / A. Goshtasby, G.C. Stockman, C.V. Page // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 1986. – Vol. 24. – P. 390-399.
75. Papademetris, X. Integrated Intensity and Point-Feature Nonrigid Registration / X. Papademetris, A.P. Jackowski, R.T. Schultz, L.H. Staib, J.S. Duncan // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2004. Lecture Notes in Computer Science. – 2004. – Vol. 3216. – P. 763-770. – DOI:10.1007/978-3-540-30135-6_93
76. Y. Wang, L.H. Staib, Physical model based non-rigid registration incorporating statistical shape information // Medical Image Analysis. – 2000. – Vol.4. – P. 7-20.

77. Hartkens, T. Using points and surfaces to improve voxel-based non-rigid registration / T. Hartkens, D.L.G. Hill, A. D Castellano-Smith, D. J. Hawkes, C.R. Maurer Jr., A. J. Martin, W.A. Hall, H. Liu, C.L. Truwit // Medical Image Computing and Computer Aided Intervention (MICCAI). – 2002. – P. 565-572.
78. Chui, H. A unified non-rigid feature registration method for brain mapping / H. Chui, L. Win, R. T. Schultz, J. S. Duncan, A. Rangarajan // Medical Image Analysis. – 2003. – Vol.7(2). – P. 113-130.
79. Maintz, J.B.A. Comparison of edge-based and ridge-based registration of CT and MR brain images/ J.B.A. Maintz, P.A. van den Elsen, M.A. Viergever // Medical Image Analysis. – 1996. – Vol.1. – P. 151-161.
80. Maintz, J.B.A. Evaluation on ridge seeking operators for multimodality medical image matching / J.B.A. Maintz, P.A. van den Elsen, M.A. Viergever // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1996. – Vol.18. – P. 353-365.
81. Kumar, R. Registration of video to geo-referenced imagery / R. Kumar, H.S. Sawhney, J.C. Asmuth, A. Pope, S. Hsu // Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition ICPR'98. – Brisbane, Australia: 1998. – P. 1393-1399.
82. Zheng, Q. A computational vision approach to image registration/ Q. Zheng, R. Chellapa // IEEE Transactions on Image Processing. – 1993. – Vol.2. – P. 311-325.
83. Studholme, C. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment / C. Studholme, D.L.G. Hill, D.J. Hawkes // Pattern Recognition. - 1999. – Vol.32. – P. 71-86.
84. Viola, P., Wells, W.M. Alignment by maximization of mutual information // International Journal of Computer Vision. – 1997. – Vol.24. – P. 137-154.
85. Wedel, A. An improved algorithm for TV-L 1 optical flow/ A. Wedel, T. Pock, C. Zach, H. Bischof, D. Cremers // Statistical and geometrical

- approaches to visual motion analysis. – Dagstuhl Castle, Germany. – 2008. – P. 23-45. – DOI:10.1007/978-3-642-03061-1_2
86. Lowe, D.G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints // International Journal of Computer Vision. – 2004. – Vol. 60. – P. 91-110.
87. Bay, H. SURF: Speeded Up Robust Features/ H. Bay, T. Tuytelaars, L. Van Gool // European Conference on Computer Vision ECCV 2006. – Graz, Austria. – 2006. – P. 404–417.
88. Calonder, M. BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features/ Calonder M., Lepetit V., Strecha C., Fua P. // 11th European Conference on Computer Vision. – Heraklion, Crete, Greece. – 2010. – P. 778-792.
89. Rublee E. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF / Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G.R. // The 13th International Conference on Computer Vision. – Barcelona, Spain. – 2011. – P. 2564–2571.
90. Прэтт У. Цифровая обработка изображений / Пер.с англ. – М.: Мир, 1982 – с.310.
91. Jasiunas, M.D. Alignment by maximization of mutual information / M. D. Jasiunas, D. A. Kearney, J. Hopf // Proceedings of IEEE International Conference on Field Programmable Technology. – 2002. – С. 348-351.
92. Dong, J. Survey of Multispectral Image Fusion Techniques in Remote Sensing Applications / J. Dong, D. Zhuang, Y. Huang, J. Fu // Image Fusion and Its Applications. Intech Open. – 2011. – P. 1-22.
93. Song, L. A Novel Automatic Weighted Image Fusion Algorithm / L. Song, Y. Lin, W. Feng, M. Zhao // International Workshop on Intelligent Systems and Applications, ISA. – 2009. – P. 1-4.
94. Smith, L.I. A Tutorial on Principal Component Analysis. URL: http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/student_tutorials/principal_components.pdf (дата обращения: 20.11.19).

95. Naidu, V.P.S., Raol, J.R. Pixel-level Image Fusion using Wavelets and Principal Component Analysis // Defence Science Journal. – 2008. – Vol.58(3). – P. 338-352.
96. Sadjadi, F. Comparative Image Fusion Analysis // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2005. – Vol.3. – P. 8-8. – DOI:10.1109/CVPR.2005.436
97. Harris, J.R. IHS transform for the integration of radar imagery with other remotely sensed data / J.R. Harris, R. Murray, T. Hirose // Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. – 1990. – Vol.56(12). – P. 1631-1641.
98. Gillespie, A.R. Colour enhancement of highly correlated images-II: Channel ratio and chromaticity transformation techniques / A.R. Gillespie, A.B. Kahle, R.E. Walker // Remote Sensing of Environment. – 1987. – Vol.22. – P. 346-365.
99. Shutao, L. Image Fusion with Guided Filtering // IEEE Transactions On Image Processing. – 2013. – Vol.22(7). – P. 2864 - 2875. – DOI: 10.1109/TIP.2013.2244222
100. Kumari, S. Image Fusion Techniques Based on Pyramid Decomposition / S. Kumari, M. Malviya, S. Lade // International Journal of Artificial Intelligence and Mechatronics. – 2014. – Vol. 2(4). – P. 127-130.
101. Burt, P. Laplacian pyramid as a compact image code / P. Burt, E. Adelson // IEEE Transactions on Communications. - 1983. – Vol.31(4). - P. 532 - 540.
102. Olkkonen, H. Gaussian Pyramid Wavelet Transform for Multiresolution Analysis of Images / H. Olkkonen, P. Pesola // Graphical Models and Image Processing. – 1996. – Vol.58. – P. 394-398.
103. Toet, A. Image fusion by a ratio of low-pass pyramid // Pattern Recognition Letters. – 1996. – Vol.9. – P. 246-253.
104. Blum, R.S., Liu, Z. Multi-Sensor Image Fusion and Its Applications. - 1st Edition. - Boca Raton: CRC Press, 2018. - p.528.

105. Ramac, L.C., Morphological filters and wavelet based image fusion for concealed weapon detection / L.C. Ramac, M.K. Uner, P.K. Varshney, M.G. Alford, D.D. Ferris Jr. // Proceedings of SPIE. – 1998. – Vol.3376.
106. Jasiunas, M.D. Image Fusion for Uninhabited Airborne Vehicles / M.D. Jasiunas, D.A. Kearney, J. Hopf // Proceedings of IEEE International Conference on Field Programmable Technology. – 2002. – P. 348-351.
107. Mallat, S. A Wavelet Tour of Signal Processing. The Sparse Way. – 3rd Edition. – Burlington: Elsevier, 2009. – 824 p.
108. Peruru, P.K. Multimodal Medical Image Fusion based on Undecimated Wavelet Transform and Fuzzy Sets / P.K. Peruru, K. Madhavi, T. Tirupal // International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering. – 2019. – Vol.8(6). – P.7-103.
109. Chibani, Y., Houacine, A. Redundant versus orthogonal wavelet decomposition for multisensor image fusion // Pattern Recognition. – 2003. – Vol.36(4). – P. 879-887.
110. Kekre, H.B. Implementation and Comparison of different Transform Techniques using Kekre's Wavelet Transform for Image Fusion / H.B. Kekre, T. Sarode, R. Dhannawat // International Journal of Computer Applications. – 2012. – Vol.44(10). – P. 41-48.
111. Kekre, H.B. Kekre's Hybrid Wavelet Transform Technique with DCT, Walsh, Hartley and Kekre's Transform for Image Fusion / H.B. Kekre, R. Dhannawat, T. Sarode // International Journal of Computer Engineering & Technology. – 2012. – Vol.4(1). – P. 195-202.
112. Kekre, H.B. Image Fusion Using Kekre's Hybrid Wavelet Transform / H.B. Kekre, R. Dhannawat, T. Sarode // 2012 International Conference on Communication, Information & Computing Technology (ICCICT). – 2012. – P.1-6. – DOI: 10.1109/ICCICT.2012.6398225
113. Borwonwatanadelok, P. Multi-focus Image Fusion Based on Stationary Wavelet Transform and Extended Spatial Frequency Measurement / P.

- Borwonwatanadelok, W. Rattanapitak, S. Udomhunsakul // 2009 International Conference on Electronic Computer Technology. – 2009. – P. 77-81. – DOI: 10.1109/ICECT.2009.94
114. Udomhunsakul, S. Multiresolution Edge Fusion using SWT and SFM / S. Udomhunsakul, P. Yamsang, S. Tumthong P. Borwonwatanadelok // Proceedings of the World Congress on Engineering. – 2011. – Vol.2. – P.1619-1622.
115. Kannan, K. Performance Comparison of various levels of Fusion of Multifocused Images using Wavelet Transform / K. Kannan, S. A. Perumal, K. Arulmozhi // International Journal of Computer Applications. – 2010. – Vol.1(6). – P. 71-78.
116. Zhang, H. An Image Fusion Method Based on Curvelet Transform and Guided Filter Enhancement / H. Zhang, X. Ma, Y. Tian // International Journal of Digital Content Technology and its Applications. – 2020. – Vol.2020. – P. 1-8. – DOI: <https://doi.org/10.1155/2020/9821715>
117. Минаев, А. М. Теория и практика анализа погрешностей / А. М. Минаев. – М.: Спутник+, 2013. – 507 с.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Приложение А1. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ
«Программный модуль оптимального сверхразрешающего восстановления
набора изображений»

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО
о государственной регистрации программы для ЭВМ
№ 2021619919

**Программный модуль оптимального
сверхразрешающего восстановления набора
изображений**

Правообладатель: *федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования
"Самарский национальный исследовательский
университет имени академика С.П.Королева"
(Самарский университет) (RU)*

Автор(ы): *Максимов Алексей Игоревич (RU)*

Заявка № **2021619188**
Дата поступления **10 июня 2021 г.**
Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ **18 июня 2021 г.**



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности


Г.Н. Изrael

Приложение А2. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ
«Программный модуль комплексирования изображения по серии
геометрически согласованных кадров с использованием их ошибок
восстановления»

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО
о государственной регистрации программы для ЭВМ
№ 2021663574

**Программный модуль комплексирования изображения
по серии геометрически согласованных кадров с
использованием их ошибок восстановления**

Правообладатель: *федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования
"Самарский национальный исследовательский
университет имени академика С.П. Королева"
(Самарский университет) (RU)*

Автор(ы): *Максимов Алексей Игоревич (RU)*

Заявка № 2021660366
Дата поступления 30 июня 2021 г.
Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ 19 августа 2021 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности



 Г.П. Иалиев

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

Приложение Б1. Акт внедрения результатов диссертационной работы в учебный процесс Самарского университета



АКТ
об использовании результатов
диссертационного исследования в учебный процесс

Результаты диссертационного исследования по теме «Метод восстановления динамических изображений на основе оптимальной интерполяции», выполненного на кафедре геоинформатики и информационной безопасности, использованы в учебном процессе на кафедре геоинформатики и информационной безопасности на основании решения кафедры/факультета (протокол № 6 от «13» мая 2022 г.).

Указанные результаты включены в курс «Методы передачи и анализа изображений», направления подготовки 10.05.03 «Информационная безопасность автоматизированных систем».

Заведующий кафедрой ГИ и ИБ

 /Сергеев В.В.
« 06 » июня 2022 г.

Соискатель ученой степени

 /Максимов А.И.
« 06 » июня 2022 г.

Начальник методического отдела
учебно-методического управления
к.т.н., доцент

 /Вловин Р.А.
« 06 » июня 2022 г.

Начальник отдела сопровождения
научных исследований
к.т.н., доцент

 /Родионов Л.В.
« 06 » июня 2022 г.

Приложение Б2. Акт внедрения результатов диссертационной работы в
АО «Самара-Информспутник»

УТВЕРЖДАЮ

Заместитель генерального директора

АО «Самара-Информспутник»

Н.И. Глумов

«17» мая 2022г.



АКТ

о внедрении результатов диссертационной работы А.И. Максимова «Метод восстановления динамических изображений на основе оптимальной интерполяции» в акционерном обществе «Самара-Информспутник»

Комиссия в составе ведущего инженера А.В. Чернова и инженера-математика А.В. Сергеева, рассмотрев диссертацию А.И. Максимова, представляемую на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.17 – Теоретические основы информатики, подтверждает, что разработанные в диссертационной работе методы, алгоритмы и программные модули были использованы в составе программного обеспечения, разработанного в рамках договора №213ГРЦТС10-D5/65159 от 24.12.2020 о предоставлении гранта на проведение научно-исследовательских и опытно-конструкторских работ «Разработка информационного и программного обеспечения сервиса «робот-картограф» работы с большими геоданными» (заказчик – ФГБУ «Фонд содействия развитию малых форм предприятий в научно-технической сфере»).

Ведущий инженер, к. т. н.

А. В. Чернов

Инженер-математик

А. В. Сергеев

Приложение Б3. Акт внедрения результатов диссертационной работы в
ИСОИ РАН – ФНИЦ «Кристаллография и фотоника»



МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
«ФЕДЕРАЛЬНЫЙ НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ЦЕНТР
«КРИСТАЛЛОГРАФИЯ И ФОТОНИКА»
РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК»
(ФНИЦ «КРИСТАЛЛОГРАФИЯ И ФОТОНИКА» РАН)

ИНСТИТУТ СИСТЕМ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ РАН –
ФИЛИАЛ ФЕДЕРАЛЬНОГО ГОСУДАРСТВЕННОГО УЧРЕЖДЕНИЯ
«ФЕДЕРАЛЬНЫЙ НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ЦЕНТР
«КРИСТАЛЛОГРАФИЯ И ФОТОНИКА» РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК»
(ИСОИ РАН – филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН)

«Утверждаю»
Руководитель ИСОИ РАН - филиала
ФНИЦ «Кристаллография и
фотоника» РАН,
д.ф.м.н., профессор
Н.И. Казанский
« 21 » _____ 2022г.



Акт о внедрении результатов диссертационной работы

Максимова Алексея Игоревича

**«Метод восстановления динамических изображений
на основе оптимальной интерполяции»**

Разработанный Максимовым Алексеем Игоревичем в диссертационной работе метод восстановления динамических изображений апробирован и дал положительные результаты в задаче повышения качества изображений ДЗЗ в ИСОИ РАН - филиале ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН в рамках НИР по программе фундаментальных научных исследований государственных академий наук № 0026-2019-0014 «Разработка методов интеллектуального анализа и криптозащиты изображений в задачах обработки данных дистанционного зондирования Земли».

Зам. руководителя по науке и инновациям, д. ф.-м.н.

Р.В. Скиданов