

Саввин Сергей Викторович

**АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ДОСТИЖЕНИЕМ ЭФФЕКТА
СВЕРХРАЗРЕШЕНИЯ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ ОПТИМАЛЬНОЙ
ФИЛЬТРАЦИИ И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

Специальность 2.3.1 – Системный анализ, управление и
обработка информации, статистика

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата физико-математических наук

Работа выполнена в ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет»

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор
Сирота Александр Анатольевич

Официальные оппоненты: **Чернояров Олег Вячеславович**
доктор физико-математических наук, доцент, ФГБОУ ВО
«Национальный исследовательский университет «МЭИ»
(г. Москва), кафедра электроники и наноэлектроники,
профессор

Самойлин Евгений Александрович
доктор технических наук, профессор, ФГКВОУ ВО ВУНЦ
ВВС «Военно-воздушная академия имени профессора
Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж), 54 кафедра
5 факультета, профессор

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

Защита состоится 6 октября 2022 г. в 17:00 на заседании диссертационного совета 24.2.288.05 при ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет» по адресу: 394018, г. Воронеж, Университетская пл., 1, Воронежский государственный университет, физический факультет, ауд. 428.

С диссертацией можно ознакомиться в научной библиотеке Воронежского государственного университета и на сайте: <http://www.science.vsu.ru/dissinfo&cand=3431>

Автореферат разослан «4» августа 2022 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета

СТЕПКИН
Владислав Андреевич

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Качество управления в современных системах в значительной степени обусловлено скоростью и достоверностью анализа данных, поступающих в контуре наблюдения внешних и внутренних параметров объектов управления. В связи с этим создание и развитие автоматизированных систем во многом опирается на внедрение новых, более совершенных алгоритмов обработки измерительной информации, в том числе и информации, представленной в виде изображений или видеоданных. Практически все средства наблюдения, обработки и анализа цифровых изображений требуют обеспечения детализации поступающих данных, отображающих анализируемые сцены, для получения адекватных результатов. Однако входные данные не всегда соответствуют необходимым требованиям, что проявляется, в том числе, в низком разрешении изображений, обусловленном ограниченными возможностями средств регистрации. Регистрация более качественных изображений напрямую часто не представляется возможной ввиду физических или технических ограничений, в результате чего возникает необходимость дополнительной алгоритмической обработки изображений с целью повышения их качества. В этом плане значительный интерес представляют алгоритмы построения сверхразрешения (СР), осуществляющие обработку одного или нескольких цифровых изображений с целью получения результирующих изображений, обладающих более высоким разрешением и детализацией по сравнению с исходными.

В ходе обработки изображений, наряду с аддитивным шумом, зачастую возникает специфический вид помех, называемых аппликативными (АП) и проявляющимися в возникновении на изображениях областей аномальных наблюдений (локальных областей закрытия, ЛОЗ), которые носят случайный характер. Такие искажения также могут рассматриваться как фактор неоднородного снижения разрешения на поступающем изображении. В отличие от помех аддитивного характера, АП не могут быть устранены путём линейной фильтрации и существенно влияют на качество обработки изображений.

В настоящее время разработано множество различных подходов и алгоритмов СР, однако лишь небольшая часть данных исследований посвящена решению данной задачи в условиях наличия АП на входных изображениях. В этом плане можно утверждать, что на сегодняшний день данная задача не получила удовлетворительного решения. При этом следует выделить два базовых и принципиально альтернативных в методическом плане подхода к решению задачи построения алгоритмов СР.

Первый подход основан на применении изначально постулируемых математических моделей данных и проведении статистического синтеза оптимальных или квазиоптимальных алгоритмов обработки изображений. При этом вводится ряд допущений и приближений относительно используемых математических моделей. В частности, это касается применения гауссовской модели данных в ряде известных работ, посвященных синтезу и анализу алгоритмов СР на основе методов оптимальной марковской фильтрации, часто используемых при реализации контуров наблюдения автоматических систем управления. Однако такая модель во многих случаях не является в полной степени адекватной, особенно в задачах обработки изображений, что ставит вопрос о допустимости ее применения в целом при решении рассматриваемых задач. Также в недостаточной степени рассмотрены вопросы синтеза алгоритмов СР при наличии АП в условиях статистической неопределенности относительно параметров используемых математических моделей наблюдений (межкадровых сдвигов, параметров размытия системы формирования изображений и т.п.).

Для решения данного класса задач, как, впрочем, и других задач обработки изображений, в последние годы всё большее внимание привлекает другой подход, основанный на применении методов глубокого машинного обучения и, в частности, свёрточных нейронных сетей, а также их различных модификаций. Данный подход внешне свободен от задания в явном виде математических моделей данных, но требует использования значительных по объему обучающих выборок, содержащих примеры анализируемых изображений. В этом плане известны работы, в которых глубокие нейронные сети успешно применяются для решения задачи СР в традиционной постановке, но, при этом, без учета факторов воздействия АП.

Очевидно, также, что в настоящее время назрела необходимость сопоставления результатов, получаемых при реализации этих двух фундаментальных подходов к построению алгоритмов обработки изображений и, в частности, алгоритмов СР в условиях АП, для формирования объективной оценки их возможностей, преимуществ и недостатков.

В связи с изложенным в качестве перспективного представляется направление исследований, связанное с совершенствованием алгоритмов построения СР изображений в условиях АП, опирающихся на применение методов оптимальной динамической фильтрации и методов машинного обучения, включая глубокие нейронные сети. Данные алгоритмы могут использоваться для повышения качества обработки информации в системах управления, наблюдения, анализа изображений и видеоданных.

Степень разработанности темы диссертации. Задача обработки последовательности изображений с целью повышения их разрешения рассматривалась в работах И.М. Журавеля, М.И. Савельева, А.В. Рашупкина, Б.А. Михайлова, Н.Н. Ушаковой, H.S. Hou, X. Li, R. Timofte, V. De Smet, S. Schuler, J.-B. Huang, G. Freedman, J. Yang, N.K. Bose, G.K. Chantas, J. Tian, M. Irani, S. Peleg, H. Ji, C. Fermüller, C. Newland, A.J. Patti, M.I. Sezan, A.M. Tekalp, D. Gray, D. Gibbins, Z. Wei, F. Tao, W. Jun и др. При этом одним из наиболее распространённых подходов к организации обработки является реализация принципа итеративного уточнения текущей оценки выходного изображения высокого разрешения при обработке очередного изображения низкого разрешения из входной последовательности.

Большинство работ по данной теме не рассматривают вопрос построения СР в условиях наличия областей ложных наблюдений, вызванных воздействием АП. Наличие таких областей на обрабатываемых изображениях можно рассматривать как дополнительный фактор понижения разрешения и устранять их воздействие одновременно с построением СР. В этом плане представляют интерес исследования, проведённые W. Fukuda, A. Kanemura, S. Maeda, S. Ishii, C.S. Negi, K. Mandal, R.R. Sahay, M.S. Kankanhalli, А.Ю. Иванковым и А.А. Сиротой, целью которых являлось устранение негативного воздействия АП с одновременным повышением разрешения входных изображений. В данных работах рассматривались такие подходы к решению данной задачи как использование модели спиновых стёкол, модели случайных марковских полей и методы оптимальной линейной и нелинейной динамической фильтрации калмановского типа. При этом наиболее перспективным подходом с точки зрения дальнейших исследований в данной области представляется использование методов динамической фильтрации, как основанных на относительно адекватной модели обрабатываемых изображений и потенциально открытых для совершенствования (например, использование адаптивного подхода). Развитие данного подхода, на наш взгляд, связано, прежде всего, с учетом статистической неопределенности относительно параметров используемых при синтезе алгоритмов динамической фильтрации математических моделей.

В последние годы всё большую актуальность приобретает использование нейросетевых технологий для решения задачи построения СР. Данный подход находит своё отражение в работах C. Dong, C.C. Loy, K. He, X. Tang, J. Kim, J.K. Lee, K.M. Lee, C. Ledig, L. Theis, F. Huszár, M. Sajjadi, R. Vemulapalli, M. Brown, M. Kawulok, P. Benecki, S. Piechaczek, A.B. Molini, D. Valsesia, G. Fracastoro и др. Высокая точность и быстрое действие синтезированных в ходе этих исследований алгоритмов, а также их независимость от необходимости обоснования математических моделей входных данных обуславливают перспективность использования нейронных сетей и для решения задачи построения СР в условиях наличия АП. При этом наибольший интерес в данной области представляют сверточные нейронные сети, уже зарекомендовавшие себя при решении задачи построения СР, как следует из результатов перечисленных исследований.

Таким образом, тема работы, посвящённая исследованию и синтезу моделей и алгоритмов обработки изображений с достижением эффекта сверхразрешения на основе методов оптимальной фильтрации и машинного обучения, представляется актуальной. Тема работы связана с научными направлениями ФГБОУ ВО «ВГУ» «Математическое моделирование, программное и информационное обеспечение, методы вычислительной и прикладной

математики и их применение к фундаментальным исследованиям в естественных науках», «Проблемы передачи, получения, обработки и хранения информации».

Цель и задачи исследования. Целью работы является совершенствование алгоритмов обработки информации в задачах построения сверхразрешения для последовательностей изображений и видеоданных в условиях аппликативных помех на основе методов оптимальной фильтрации и машинного обучения с использованием глубоких нейронных сетей.

Для достижения цели в работе рассматриваются и решаются следующие задачи.

1. Анализ существующих подходов к построению СР в традиционной постановке задачи и при наличии аномальных наблюдений, связанных с воздействием АП на входных изображениях.

2. Синтез и анализ алгоритмов многокадрового СР в условиях АП на основе методов оптимальной условно-линейной и нелинейной (адаптивной) динамической фильтрации и алгоритмов сегментации областей, подверженных воздействию АП на входных изображениях.

3. Построение алгоритмов многокадрового СР в условиях АП на основе комплекса глубоких нейронных сетей, реализующих различные этапы обработки последовательности входных изображений, включая, в том числе, и отдельный этап сегментации локальных областей закрытия на изображениях, вызванных АП.

4. Проведение сопоставительного анализа качества обработки изображения в задачах построения СР с использованием алгоритмов, синтезированных в рамках методов оптимальной фильтрации и методов глубокого обучения.

5. Синтез и анализ алгоритмов СР видеоданных в условиях АП на основе использования глубоких сверточных нейронных сетей.

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

Предмет исследования. Модели и алгоритмы обработки цифровых изображений, подверженных воздействию АП, в задачах повышения их разрешения, детализации и общего повышения качества.

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

Научная новизна. В работе получены следующие результаты, обладающие научной новизной.

1. Проведена декомпозиция итеративного процесса обработки информации при анализе последовательности изображений, определяющая общую структуру комплексного алгоритма построения многокадрового СР в условиях АП. Поставлена и решена задача синтеза комплексного алгоритма построения СР на основе последовательности искажённых воздействием АП изображений низкого разрешения, отличающегося использованием принципа адаптивной нелинейной фильтрации для учёта статистической неопределённости параметров модели наблюдений, а также процедуры независимой суперпиксельной сегментации локальных областей закрытия на входных изображениях для минимизации воздействия АП.

2. Предложен и исследован двухэтапный алгоритм сегментации изображений на области полезных и ложных наблюдений, основанный на проведении суперпиксельной сегментации каждого изображения низкого разрешения и выполнении кластерного анализа полученных суперпикселей с помощью EM-алгоритма.

Получены математические соотношения для вероятностей принадлежности суперпикселей выделяемым областям, обеспечивающие включение результатов сегментации в вычисление весовых коэффициентов оптимального условно-линейного фильтра, используемого в комплексном алгоритме построения СР.

3. В рамках проведенной декомпозиции процесса обработки информации при построении многокадрового СР в условиях АП обоснована структура алгоритмов построения СР,

отличающихся использованием ансамбля глубоких нейронных сетей свёрточного типа и сетей в виде направленного ациклического графа (DAG-сетей), выполняющих преобразования информации на всех этапах, предусмотренных общей схемой построения итеративных алгоритмов СР.

Проведено экспериментальное сравнение синтезированных алгоритмов с алгоритмом, базирующимся на применении методов оптимальной фильтрации. Установлено преимущество алгоритмов, реализованных в виде ансамбля предложенных глубоких нейронных сетей по качеству получаемых изображений высокого разрешения и по времени обработки.

4. Предложены и исследованы алгоритмы построения СР видеоданных как последовательности видеокадров, искажённых воздействием АП. Первый алгоритм основан на адаптации рассмотренного ранее итеративного алгоритма построения многокадрового СР изображений на основе глубоких нейронных сетей с использованием для получения очередного изображения высокого разрешения совокупности кадров, выделяемых в скользящем временном окне. Для повышения быстродействия во втором алгоритме использована многовходовая DAG-сеть специальной архитектуры, обеспечивающая обработку одновременно всех кадров, выделяемых в скользящем окне. Предложен относительно простой и эффективный алгоритм сегментации локальных областей закрытия на кадрах видеопоследовательности, основанный на использовании априорного неискаженного изображения сцены и выполнении набора морфологических преобразований.

Содержание работы соответствует областям исследования специальности 2.3.1 Системный анализ, управление и обработка информации, статистика.

Теоретическая и практическая значимость. Основные теоретические и экспериментальные результаты работы отвечают потребностям важного направления развития систем обработки цифровых изображений – получения изображений, обладающих более высоким разрешением и детализацией в условиях наличия на входных изображениях случайных аномальных наблюдений и ограниченных возможностей средств регистрации и передачи данных.

Представленные теоретические и экспериментальные результаты позволяют проводить сопоставительный анализ альтернативных в методическом плане подходов к построению алгоритмов обработки информации рассматриваемого класса и выбор конкретного алгоритма с учетом возникающих на практике ограничений. Для решаемой задачи впервые дана объективная оценка преимуществ и недостатков подходов, базирующихся на применении методов оптимальной динамической фильтрации и машинного обучения с использованием глубоких нейронных сетей.

Синтезированные модели и комплексные алгоритмы повышения разрешения и качества изображений на основе методов оптимальной фильтрации и машинного обучения позволяют справиться с негативным воздействием АП на изображениях и обладают достаточной универсальностью в плане входных и выходных разрешений, а также размеров обрабатываемой последовательности изображений, что делает возможным их применение в широком спектре задач компьютерного зрения.

Результаты, полученные в ходе выполнения диссертационной работы, имеют практическое значение для разработки программного обеспечения в интересах автоматической обработки цифровых изображений в различных информационных системах (например, системах видеонаблюдения, аэрофотосъёмки и т.д.).

Результаты и положения, выносимые на защиту.

1. Модели и комплексные алгоритмы многокадрового сверхразрешения в условиях наличия аппликативных помех, основанные на использовании методов оптимальной динамической фильтрации и позволяющие учесть неопределенности относительно параметров используемой математической модели данных и результатов независимой суперпиксельной сегментации локальных областей закрытия на поступающих изображениях.

2. При выполнении сегментации локальных областей на изображениях, подверженных воздействию аппликативных помех, на основе предложенного подхода целесообразно

выполнение двух этапов обработки: суперпиксельной сегментации и кластерного анализа суперпикселей при помощи EM-алгоритма, что обеспечивает адекватное включение вероятностей принадлежности суперпикселей областям полезных или ложных наблюдений на каждом кадре последовательности в весовую матрицу алгоритма динамической фильтрации.

3. Итеративные алгоритмы многокадрового сверхразрешения в условиях наличия аппликативных помех, основанные на использовании ансамбля свёрточных нейронных сетей и предложенных в работе сетей в виде направленного ациклического графа, выполняющих различные этапы общей схемы обработки изображений, включая оценку смещений между изображениями, сегментацию локальных областей закрытия и улучшение качества изображений.

4. Результаты сопоставительного анализа альтернативных подходов к построению алгоритмов сверхразрешения в условиях аппликативных помех, свидетельствующие о наличии преимущества алгоритмов, реализованных в виде ансамбля предложенных глубоких нейронных сетей, по качеству получаемых изображений высокого разрешения и по времени обработки по отношению к алгоритмам, базирующимся на применении методов оптимальной фильтрации.

5. При построении обучаемых алгоритмов сверхразрешения видеоданных в составе используемого ансамбля глубоких свёрточных нейронных сетей для получения оценки текущего кадра целесообразно с точки зрения повышения быстродействия использовать многорядовые сети в виде направленного ациклического графа, адаптированные для обработки совокупности предшествующих и последующих кадров видеопоследовательности, выделяемых в скользящем временном окне.

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

Степень достоверности результатов работы. Результаты исследований, сформулированные в диссертационной работе и основанные на теоретических и экспериментальных методах исследований, взаимно дополняют друг друга и согласуются между собой. Корректность синтезированных моделей и комплексных алгоритмов повышения качества и разрешения входных изображений подтверждается результатами проведённых экспериментов на реальных изображениях.

Полученные в работе выводы и результаты имеют понятную трактовку, ясное физическое истолкование и совпадают в ряде частных случаев с известными результатами, полученными другими авторами.

Таким образом, полученные результаты и выводы, изложенные в диссертации, являются в достаточной мере обоснованными и достоверными.

Апробация работы. Приведённые в диссертации выводы и рекомендации были сформулированы в ходе всестороннего обсуждения результатов исследований. Основные положения работы докладывались и обсуждались: на XIX и XX Международных конференциях «Информатика: проблемы, методология, технологии» (г. Воронеж) в 2019 и 2020 гг.; на Международной научно-технической конференции «Актуальные проблемы прикладной математики, информатики и механики» (г. Воронеж) в 2019 г.; на Международной конференции «International Conference on Digital Image & Signal Processing» (Oxford, United Kingdom) в 2019 г.; на 2-ой Международной конференции «2nd International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency» (г. Липецк) в 2020 г.; на ежегодных научных сессиях и семинарах факультета компьютерных наук ВГУ.

Публикации. По теме диссертационной работы опубликовано 11 работ, из них 6 – в изданиях, рекомендованных ВАК, в том числе 4 статьи индексируются в БД Scopus и Web of Science.

Основные результаты по теме работы получены лично автором и опубликованы в соавторстве с научным руководителем. В совместных работах последнему принадлежит постановка задачи, определение направлений и общая идеология проведения исследований.

Соискателю принадлежит проведение рассуждений, обоснование утверждений и используемых математических моделей, разработка и исследование алгоритмов обработки и изображений, организация и проведение экспериментов по их исследованию, анализ и интерпретация полученных результатов. В работах, выполненных совместно с другими соавторами, соискателем выполнены разработка, программная реализация и исследование алгоритмов построения многокадрового СР в условиях аппликативных помех.

Структура и объём работы. Диссертационная работа состоит из введения, четырёх глав, заключения и списка литературы из 100 наименований. Объём работы составляет 151 страницу текста, включая 51 рисунок и 16 таблиц.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертации, сформулированы цель и задачи работы, показаны научная новизна, теоретическая и практическая значимость, описаны методы исследования, результаты, выносимые на защиту, степень их достоверности и апробации.

В первой главе производится анализ известных методов и алгоритмов обработки цифровых изображений с целью повышения их разрешения и качества. Анализируется специфика задачи построения СР в условиях воздействия аппликативных помех на исходные изображения низкого разрешения (НР), проявляющихся в возникновении областей ложных наблюдений. Анализируются известные подходы к решению данной задачи и отмечается, что на текущий момент она не получила удовлетворительного решения. Предлагается общая схема проведения исследований в интересах построения алгоритмов многокадрового сверхразрешения в условиях аппликативных помех, состоящая из следующих основных этапов.

1. Синтез и анализ комплексных итеративных алгоритмов многокадрового СР в условиях АП на основе методов оптимальной фильтрации, включающих этап независимой сегментации локальных областей закрытия (ЛОЗ) на входных изображениях.

2. Разработка алгоритма двухэтапной сегментации ЛОЗ на изображениях на основе суперпиксельной сегментации изображений и кластерного анализа суперпикселей и вывод соотношений для включения результатов сегментации в работу оптимального условно-линейного фильтра.

3. Синтез и анализ комплексных итеративных алгоритмов многокадрового СР в условиях АП на основе использования глубоких нейронных сетей на различных этапах обработки.

4. Проведение сопоставительных исследований альтернативных вариантов построения алгоритмов СР, синтезированных в рамках методов оптимальной фильтрации и методов глубокого обучения.

5. Синтез и анализ алгоритмов СР видеоданных в условиях АП на основе использования глубоких нейронных сетей для повышения качества изображений.

Во второй главе обосновывается и реализуется общая схема итеративной обработки последовательности изображений с целью построения СР (рис. 1). В данной схеме ведущую роль играют алгоритмы обновления оценки высокого разрешения (ВР), реализующие методы квазиоптимальной и оптимальной динамической фильтрации калмановского типа.

Основные этапы обработки при реализации такой схемы включают в себя: формирование априорной (исходной) оценки ВР на основе алгоритма однокадрового СР; регистрацию с предобработкой очередного кадра НР, заключающуюся в выравнивании очередного кадра НР относительно другого кадра последовательности; сегментацию ЛОЗ на входных изображениях с целью минимизации их воздействия на результат построения СР; обновление текущей оценки выходного изображения ВР на основе новых данных, содержащихся в очередном кадре НР и результатов сегментации ЛОЗ на нём.

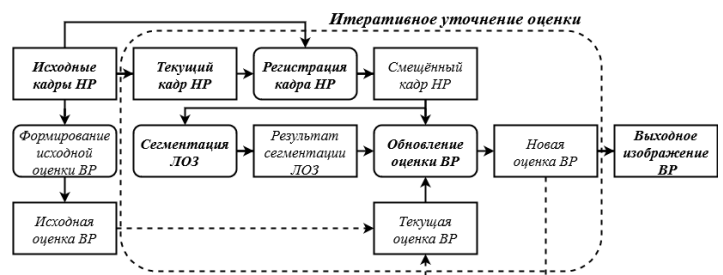


Рисунок 1

Первый рассматриваемый алгоритм основан на методе оптимальной условно-линейной фильтрации, который используется для итеративного обновления текущей оценки ВР (рис. 1). Данный термин означает, что используемый для обновления текущей оценки алгоритм реализует принцип оптимальной линейной фильтрации относительно вещественных компонент используемых наблюдений. При этом весовые коэффициенты используемого фильтра на каждом шаге зависят от дискретной составляющей наблюдений, отражающих результаты выявления аномальных наблюдений.

Для алгоритмов, базирующиеся на использовании методов оптимальной фильтрации, модель состояний, описывающая изображений ВР разрешения $L_1 \times L_2$, задаётся в работе в виде

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{u}_k, \quad (1)$$

где $k = \overline{1, K}$; K – количество кадров в последовательности НР; \mathbf{x}_{k+1} и \mathbf{x}_k – L -мерные векторы изображений ВР в моменты наблюдений $k+1$ и k соответственно, $L = L_1 L_2$; \mathbf{F}_k – оператор размера $L \times L$, описывающий межкадровые сдвиги объектов на изображениях ВР; \mathbf{u}_k – L -мерный центрированный (с нулевым математическим ожиданием) гауссовский случайный вектор с матрицей ковариаций \mathbf{Q}_k , описывающий возмущения аддитивного характера. В случае отсутствия движения на исходном изображении ВР можно положить, что $\mathbf{F}_k = \mathbf{I}$, $k = \overline{1, K}$.

Каждому неизвестному изображению ВР \mathbf{x}_k соответствует наблюдаемое изображение НР \mathbf{y}_k разрешения $M_1 \times M_2$, причём $M = M_1 \times M_2 < L$. Модель системы формирования изображений, преобразующая исходные изображения ВР \mathbf{x}_k в наблюдения НР \mathbf{y}_k , должна учитывать такие факторы как сдвиги и повороты камеры или объектов относительно сцены; прореживание, приводящее к понижению разрешения наблюдаемых изображений; размытие и прочие физические эффекты в фотоприёмниках; воздействие аддитивных помех; воздействие аппликативных помехи. Модель наблюдений, учитывающая данные факторы, задаётся следующим образом.

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{A}_k (\mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k) + \mathbf{B}_k (\tilde{\mathbf{y}}_{k|k-1} + \mathbf{w}_k), \quad (2)$$

где $k = \overline{1, K}$; \mathbf{H}_k – оператор, характеризующий воздействие системы формирования наблюдаемых изображений с учётом перечисленных выше факторов (смещение, прореживание и размытие); \mathbf{v}_k – центрированный гауссовский вектор аддитивного шума с матрицей ковариаций \mathbf{R}_k ; \mathbf{A}_k и \mathbf{B}_k – диагональные матрицы со случайными элементами, принимающими значение ноль или единица в случае наличия в соответствующем m -ом ($m = \overline{1, M}$) пикселе изображения НР полезной ($a_{km} = 1$, $b_{km} = 0$) или ложной ($a_{km} = 0$, $b_{km} = 1$) информации; $\tilde{\mathbf{y}}_{k|k-1}$ – прогноз вектора оценки наблюдаемого изображения НР, полученный на основе априорных сведений об изображениях с учётом ранее выполненной обработки $k-1$ кадров; \mathbf{w}_k – центрированный случайный вектор с матрицей ковариаций \mathbf{S}_k , описывающий отклонение возникающих ложных наблюдений на очередном кадре \mathbf{y}_k относительно вектора $\tilde{\mathbf{y}}_{k|k-1}$; \mathbf{I} – единичная матрица.

Полученные в диссертации соотношения для обновления текущей оценки ВР $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}$ при обработке очередного кадра НР \mathbf{y}_k в случае условно-линейной фильтрации отличаются использованием при вычислении весовых матриц фильтров последовательность бинарных векторов $\boldsymbol{\theta}^k = \{\boldsymbol{\theta}_k = (\theta_{k1}, \dots, \theta_{kM})^T\}$, $k = \overline{1, K}$, получаемых в результате построчной развёрстки результатов независимой сегментации кадра НР \mathbf{y}_k , отражающих наличие полезных ($\theta_{kl} = 1$) и ложных ($\theta_{kl} = 0$) наблюдений в элементах кадра. Эта информация используется для расчёта

априорных и апостериорных вероятностных характеристик наличия или отсутствия полезной информации в пикселях входных изображений, задаваемых в виде диагональных матриц $\mathbf{P}_{Ak}(\theta^k)$ и $\mathbf{P}_{Bk}(\theta^k)$, содержащие вероятности того, являются ли пиксели кадра \mathbf{y}_k полезными или ложными наблюдениями, и матриц $\mathbf{P}_{AAk}(\theta^k)$ и $\mathbf{P}_{BBk}(\theta^k)$, содержащих вероятности совместного появления полезных и ложных наблюдений для всех пар пикселей. В итоге синтезированный алгоритм выглядит следующим образом:

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k} &= \mathbf{F}_k \mathbf{x}_{k|k}, \quad \mathbf{x}_{k|k} = \mathbf{x}_{k|k-1} + \mathbf{W}_k(\theta^k)(y_k - y_{k|k-1}), \quad \tilde{\mathbf{y}}_{k|k-1} = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_{k|k-1}, \quad \mathbf{F}_k = \mathbf{I}, \quad k = \overline{1, K}, \\ \mathbf{W}_k(\theta^k) &= \mathbf{V}_{k\theta} \mathbf{U}_{k\theta}^{-1}, \quad \mathbf{V}_{k\theta} = \mathbf{P}_{k|k-1}(\theta^{k-1}) \mathbf{H}_k^T \mathbf{P}_{Ak}(\theta^k), \\ \mathbf{U}_{k\theta} &= \mathbf{P}_{AAk\theta} \circ [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1}(\theta^{k-1}) \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k] + \mathbf{P}_{BBk\theta} \circ \mathbf{S}_k, \\ \mathbf{P}_{k+k|k}(\theta^k) &= \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k|k}(\theta^k) \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k, \quad \mathbf{P}_{k|k}(\theta^k) = \mathbf{P}_{k|k-1}(\theta^{k-1}) - \mathbf{W}_k(\theta^k) \mathbf{U}_{k\theta}^{-1} \mathbf{W}_k^T(\theta^k) + \mathbf{Q}_k,\end{aligned}\tag{3}$$

где $\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}$ – прогноз оценки ВР для следующего кадра; $\mathbf{W}_k(\theta^k)$ – весовая матрица, характеризующая, как сильно изменится оценка ВР на данном шаге; $\mathbf{P}_{k|k}$ – матрица ковариаций оценки; $\mathbf{P}_{k+1|k}$ – экстраполяция матрицы ковариаций оценки на следующий кадр, $\mathbf{A} \circ \mathbf{B}$ обозначает поэлементное умножение операторов.

Предлагаемый подход к проведению сегментации областей, подверженных воздействию АП (блок «Сегментация ЛОЗ» на рис. 1), состоит из двух основных этапов: суперпиксельной сегментации изображения и кластерного анализа полученных суперпикселей. Под суперпикселем понимается однородный компактный регион изображения, рассматриваемый при дальнейшей обработке как единое целое. Принцип работы алгоритмов суперпиксельной сегментации обеспечивает совпадение границ ЛОЗ с границами значительной части суперпикселей. После проведения суперпиксельной сегментации задача выделения областей, подверженных воздействию АП, сводится к задаче разбиения полученных суперпикселей на два класса полезных и ложных наблюдений при помощи EM-алгоритма, ориентированного на решение задачи кластеризации при разделении гауссовских смесей данных.

При использовании EM-алгоритма известно количество классов суперпикселей L , но не их априорные вероятности π_i , $i = \overline{1, L}$. Вводится предположение относительно вида плотностей распределения классов $p(\mathbf{x} / \theta_i)$, $i = \overline{1, L}$, где θ_i – вектор неизвестных параметров. Для разбиения суперпикселей $S^K = \{\mathbf{s}_k\}$ на кластеры находится оценка параметров всех распределений $\Theta = (\theta_1^T, \dots, \theta_L^T, \pi_1, \dots, \pi_L)^T$, используя критерий максимума логарифма функции правдоподобия. Для решения этой задачи вводится вспомогательная совокупность скрытых переменных $Q = \{q_{ik}\}$, в качестве которых рассматриваются апостериорные вероятности того, что суперпиксель $\mathbf{s}^{(k)}$ принадлежит классу ω_i . При инициализации алгоритма задаются начальные приближения параметров случайной смеси $\tilde{\Theta}$, а уточнение их оценок происходит итеративно. По его завершении каждое наблюдение зачисляется в тот кластер, вероятность нахождения в котором является максимальной. При проведении кластеризации суперпикселей в работе использовался набор признаков, включающий выборочные оценки математического ожидания цветовых компонент, их дисперсий, пространственных коэффициентов корреляции, усредненных по пикселям, входящим в состав каждого суперпикселя. Предполагается, что плотности распределения классов являются гауссовскими ($\tilde{\Theta}_i = \{\tilde{\mathbf{m}}_i, \tilde{\mathbf{C}}_i\}$, $i = \overline{1, L}$) в силу нормализации выборочных оценок.

Для включения результатов независимой сегментации кадров НР входной последовательности в процесс оптимальной условно-линейной фильтрации помимо получения векторов θ_k также требуется задать матрицы вероятностей полезности наблюдений $\mathbf{P}_{Ak\theta}$, $\mathbf{P}_{Bk\theta}$, $\mathbf{P}_{AAk\theta}$ и $\mathbf{P}_{BBk\theta}$ исходя из используемых для сегментации моделей данных и алгоритмов. При этом вводится следующее допущение: так как все пиксели, принадлежащие одному из

суперпикселей, рассматриваются при дальнейшей обработке как единое целое, то они должны иметь одинаковые вероятности принадлежности к полезным или ложным наблюдениям.

Для задания диагональных элементов матриц \mathbf{P}_{Akl} и \mathbf{P}_{Bkl} , требуется определить вероятности $p(\theta_{kl}=0;1|a_{kl})$ и $p(\theta_{kl}=0;1|b_{kl})$, $l=\overline{1,M}$. Пусть l -ый и m -ый пиксели изображения \mathbf{y}_k принадлежат одному суперпикселю изображения, тогда: $p(\lambda_{kl}=0;1|a_{kl})=p(\lambda_{km}=0;1|a_{km})$, $p(\lambda_{kl}=0;1|b_{kl})=p(\lambda_{km}=0;1|b_{km})$, $p_{akl}(\theta)=p_{akm}(\theta)$, $p_{bkl}(\theta)=p_{bkm}(\theta)$. Данные вероятности могут быть определены исходя из того, что при кластеризации использовалась гауссовская модель данных: $p(y_{kl}/\omega_o)=N(\mathbf{s}_n, \mathbf{m}_a, \mathbf{C}_a)$, $p(y_{kl}/\omega_H)=N(\mathbf{s}_n, \mathbf{m}_b, \mathbf{C}_b)$, где \mathbf{m}_a и \mathbf{C}_a – параметры распределения полезных наблюдений; \mathbf{m}_b и \mathbf{C}_b – параметры распределения аномальных наблюдений; \mathbf{s}_n – вектор признаков суперпикселя S_n , которому принадлежит пиксель y_{kl} . В качестве апостериорных значений соответствующих вероятностей полезности наблюдений могут быть использованы значения апостериорных вероятностей суперпикселей, полученные на последнем шаге работы EM-алгоритма для соответствующего суперпикселя: (q'_{an}) . В связи с тем, что суперпиксели всегда разбиваются на классы полезных и ложных наблюдений вне зависимости от того, подвержено ли изображение воздействию АП, производится корректировка априорных вероятностей:

$$p'_{bkl}=(1-p_\varepsilon)p_{bkl}, p'_{akl}=1-p'_{bkl},$$

где p_ε – верхняя граница вероятности ошибки классификации, полученная в диссертации на основе границы Чернова.

При задании элементов матриц попарных вероятностей полезных \mathbf{P}_{AAk} или аномальных \mathbf{P}_{BBk} наблюдений проводилось усреднение элементов θ_k , соответствующих пикселям в окрестностях каждого элемента изображения НР, для которого в θ_k содержатся единичные и нулевые значения, соответственно.

В плане развития методов суперпиксельной сегментации в диссертации предложен и исследован модифицированный алгоритм SLIC, реализующий, в отличие от известного, возможности сегментации областей с одинаковым уровнем яркости и различной текстурой.

В связи с тем, что используемая модель наблюдений (2) может иметь неизвестные параметры, которые подлежат оценке в процессе обработки наблюдений, появляется необходимость решения задачи в адаптивной постановке. В рамках такого подхода в (2) вводится зависимость оператора связи \mathbf{H}_k относительно случайного вектора δ , компоненты которого являются параметрами наблюдения очередного кадра. Данный вектор может содержать значения параметров межкадровых сдвигов, параметр дисперсии размытия, вызванного функцией рассеяния фотоприёмников, отдельные параметры алгоритма сегментации ЛОЗ на очередном кадре НР и т.д.

Области возможных значений данных параметров полагаются известными и задаются на дискретной решётке отсчётов, состоящей из N_δ узлов. Для каждого узла задаётся априорная вероятность его реализации $p_{\delta i}$, $i=\overline{1,N_\delta}$. При поступлении очередного кадра для каждого возможного значения вектора неизвестных параметров $\delta=\mathbf{d}_i^{(k)}$, $i=\overline{1,N_\delta}$, вычисляются условные оценки изображения ВР $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}(\mathbf{d}_i^{(k)})$ на основе соответствующих соотношений, где используется условный оператор $\mathbf{H}_k=\mathbf{H}_k(\mathbf{d}_i^{(k)})$, заданный на базе i -го возможного значения вектора $\mathbf{d}_i^{(k)}$. С помощью полученных условных оценок $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}(\mathbf{d}_i^{(k)})$ в гауссовском приближении определяются апостериорные вероятности $P(\mathbf{d}_i^{(k)}|\mathbf{y}_k)$, а безусловная относительно вектора δ оценка $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}$ определяется как взвешенная сумма условных оценок.

Использование методов оптимальной фильтрации требует организации блочной

обработки изображений с целью понижения размерности обрабатываемых векторов и матриц. Такой подход предложен в работах А.Ю. Иванкова и, в нашем случае, обеспечивает дополнительное ускорение вычислений в случае адаптивной постановки задачи. Так, для вычисления апостериорных плотностей адаптивного фильтра $P(\mathbf{d}_i^{(k)} | \mathbf{y}_k)$ можно использовать лишь несколько N_b наиболее информативных (наиболее детализированных) и неподверженных воздействию АП блоков очередного кадра. Кроме того, вместо взвешенной суммы условных оценок в качестве $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k}^{pq}$ может быть выбрана условная оценка, которая максимизирует апостериорную вероятность $P(\mathbf{d}_i^{(k)} | \mathbf{y}_k)$.

Так как существующие работы в области многокадрового СР в условиях ложных наблюдений не содержат сведений об экспериментальных сопоставительных исследованиях таких алгоритмов, в диссертации сравнивались несколько альтернативных алгоритмов: 1) известный алгоритм (А. Kanemura и др.), основанный на модели спиновых стёкол (АМСС); 2) известный алгоритм (W. Fukuda и др.), основанный на модели спиновых стёкол с учетом инерционного движения ЛОЗ (АМССИД); 3) известный алгоритм (С.С. Negi и др.), основанный на моделях марковских случайных полей (АМСП); 4) предложенный алгоритм, основанный на использовании методов оптимальной фильтрации (АОФ); 5) предложенный алгоритм, основанный на использовании методов оптимальной фильтрации в адаптивной постановке для межкадровых смещений (АОФА). Для экспериментального сравнения рассматриваемых алгоритмов построения многокадрового СР в условиях АП были сформированы наборы цветных изображений НР размера 128×128 , состоящие из 20 кадров каждый. На рис. 2 представлены примеры изображений ВР, полученных при помощи различных алгоритмов.

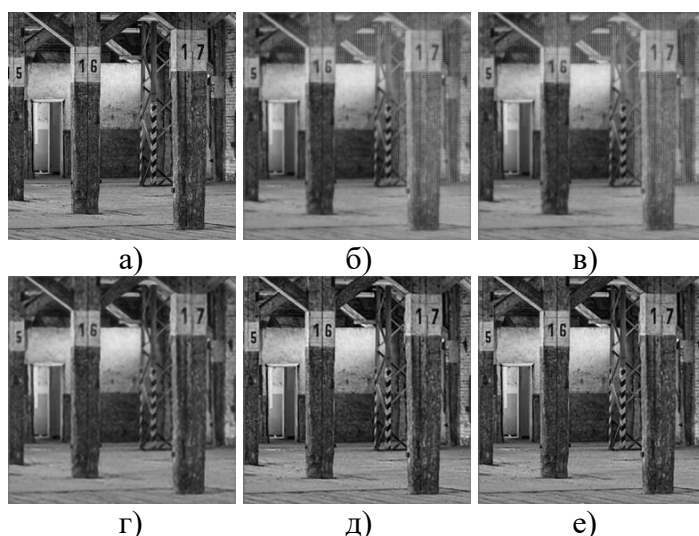


Рисунок 2 – а) исходный кадр ВР; б) АМСС; в) АМССИД; г) АМСП; д) АОФ; е) АОФА

Количественное исследование полученных результатов проводилось на основе следующих показателей: пиковое отношение сигнала к шуму (PSNR; чем больше, тем лучше), индекс структурного сходства (SSIM; чем больше, тем лучше), индекс качества изображений (NIQE; чем меньше, тем лучше) и время обработки последовательности изображений. Усреднённые значения этих показателей, полученные в ходе эксперимента по совокупности изображений, приведены в табл. 1. Анализ количественных и качественных результатов показывает, что предложенные алгоритмы (АОФ и АОФА), имеют большую точность восстановления исходного изображения ВР по сравнению с аналогами. При этом точность результатов алгоритма, использующего адаптивный перебор параметров (АОФА), ожидаемо превосходит точность алгоритма, использующего традиционную постановку задачи (АОФ). Все рассматриваемые алгоритмы имеют быстродействие одного порядка.

Следует отметить, что рассмотренные во второй главе алгоритмы многокадрового СР, базирующиеся на применении методов

Таблица 1 – Результаты сравнения алгоритмов многокадрового СР

Критерий	АМСС	АМССИД	АМСП	АОФ	АОФА
PSNR	19,22	19,33	22,31	26,80	27,23
SSIM	0,87	0,89	0,87	0,94	0,96
NIQE	6,83	6,59	6,72	6,35	6,33
Время (с)	943	967	704	408	517

динамической фильтрации, имеют определенные недостатки. Во-первых, используемая условно-гауссовская модель данных, описывающая изображения, является приближенной. Во-вторых, сложность используемых моделей и большая размерность обрабатываемых векторов и матриц ведёт к большим затратам времени. Потенциальным альтернативным решением описанных проблем является использование методов машинного обучения и, в частности, глубоких нейронных сетей. Данный подход не требует задания сложных математических моделей для описания входных данных, а быстроедействие обученных нейронных сетей потенциально намного выше, чем быстроедействие оптимального фильтра при обработке данных большой размерности. Следует отметить, что этот подход также не лишен недостатков, главным из которых является высокая трудоемкость подготовки необходимых объемов обучающих данных.

Поэтому в **третьей главе** описываются и исследуются комплексные алгоритмы многокадрового сверхразрешения на основе технологий машинного обучения (глубоких свёрточных нейронных сетей) на различных этапах обработки, включая сегментацию ЛОЗ и повышение качества изображений в рамках общей схемы итеративной обработки (рис. 1).

Синтезированный алгоритм многокадрового SR на основе использования свёрточных нейронных сетей с проведением сегментации ЛОЗ на входных изображениях (алгоритм АСНСС) реализует ранее рассмотренную общую схему итеративного уточнения изображения ВР (рис. 1), при этом отдельные этапы обработки реализуются различными нейронными сетями.

Так, для оценки смещений между кадрами НР в процессе их регистрации с предобработкой предлагается использовать предварительно обученную нейронную сеть LiteFlowNet2, оценивающую оптический поток между двумя изображениями.

Сегментация ЛОЗ осуществляется при помощи нейронной сети FCN-AlexNet, которая получается путём трансформации нейронной сети для классификации изображений AlexNet. На вход данной нейронной сети поступает изображение, на выходе получается бинарная маска, в которой 1 соответствует полезному наблюдению, а 0 – ложному.

Итеративное уточнение текущей оценки ВР осуществляется при помощи предложенной в работе глубокой сети, организованной в виде направленного ациклического графа (DAG-сети), которая состоит из двух параллельных свёрточных сетей, выходные части которых объединяются при помощи слоя конкатенации по каналам. Архитектура предлагаемой DAG-сети представлена на рис. 3. Данная сеть принимает на вход очередной зарегистрированный кадр НР, увеличенный до ВР при помощи процедуры бикубической интерполяции, и текущую оценку изображения ВР, а на выходе получается изображение, соответствующее обновлённой оценке ВР. При этом на входных кадрах НР области, подверженные воздействию АП замещаются нулевыми значениями на основе результатов сегментации на предыдущем этапе обработки с целью уменьшения воздействия аномальных наблюдений на итоговый результат. Кроме того, на входы DAG-сети подаются цветные компоненты яркости Y изображений, представленных в цветовом пространстве $YCbCr$, а на выходе получается остаточное одноканальное изображение, которое необходимо сложить с компонентой яркости Y текущей оценки изображения ВР для её уточнения.

Для обучения данной нейронной сети были созданы 40000 наборов цветных кадров размером 64×64 , состоящих из 10 изображений и полученных путём случайных сдвигов исходного изображения. Каждому набору кадров соответствует единственное эталонное изображение 64×64 , не подверженное

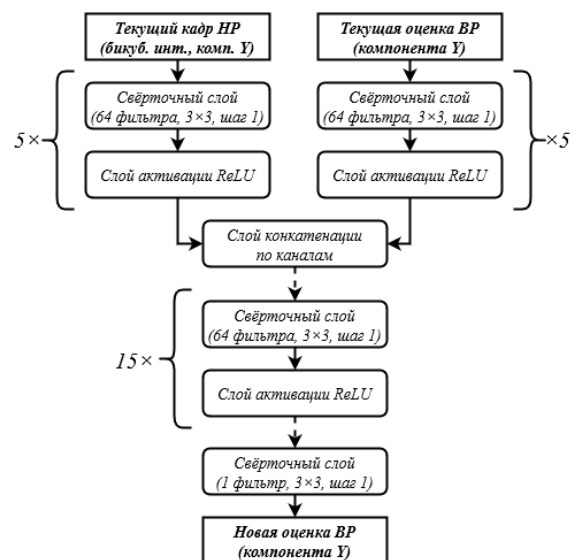


Рисунок 3

воздействию АП.

Для обучения данной нейронной сети были созданы 40000 наборов цветных кадров размером 64×64 , состоящих из 10 изображений и полученных путём случайных сдвигов исходного изображения. Каждому набору кадров соответствует единственное эталонное изображение 64×64 , не подверженное воздействию АП.

Также в рамках исследования был синтезирован алгоритм многокадрового СР (алгоритм АСНС), **не включающий в себя этап независимой сегментации АП** на входных кадрах НР и использующий для итеративного уточнения оценки ВР модифицированную сеть SRNet из алгоритма FRVSR, которая осуществляет обработку цветных изображений напрямую.

На рис. 4 представлены примеры изображений ВР, полученных при помощи предлагаемых комплексных алгоритмов на основе свёрточных нейронных сетей (АСНС и АСНСС), а также ранее рассмотренного в главе 2 алгоритма АОФА, использующего адаптивную оптимальную фильтрацию.

Количественное сравнение алгоритмов проводилось при помощи ранее рассмотренных критериев, а усреднённые результаты приведены в таблице 2. Анализ

полученных результатов подтверждает результаты визуального сравнения восстановленных изображений ВР: алгоритм АСНСС, использующий результаты сегментации ЛОЗ и двухвходовую DAG-сеть, восстанавливает изображения ВР с большей точностью по всем введённым показателям. При этом оба алгоритма на основе свёрточных нейронных сетей на порядок превосходят АОФА в скорости обработки входных изображений.

В четвертой главе описываются и исследуются алгоритмы СР в условиях наличия АП на входных кадрах на основе использования глубоких нейронных сетей для повышения качества изображений. Общая схема построения СР видеоданных основывается на обработке нескольких (m) кадров в окрестности от текущего при помощи скользящего во времени окна. Например, значение $m = 2$ описывает ситуацию, когда для получения очередного кадра ВР видеопоследовательности дополнительно используются 2 предшествующих ему и 2 последующих кадра НР. Предлагаемая схема из следующих основных шагов: 1) оценка сдвигов между кадрами НР входной видеопоследовательности; 2) сегментация ЛОЗ на кадрах НР входной видеопоследовательности; 3) инициализация обработки первого кадра видеопоследовательности; 4) обработка текущего кадра в целях повышения его разрешения и устранения воздействия АП с учётом предшествующих и предыдущих $2m$ кадров в скользящем окне; 5) переход к следующему кадру НР, если не все кадры были обработаны.

В работе рассматриваются два варианта её реализации. Первый алгоритм (АСВ1) основан на прямом использовании ранее рассмотренного комплексного алгоритма многокадрового СР АСНСС и, в частности, синтезированной двухвходовой DAG-сети для реализации итеративного алгоритма повышения качества изображений. Второй алгоритм (АСВ2) отличается применением новой, специально модифицированной с учётом особенностей обработки видеоданных многовходовой DAG-сети, позволяющий принимать на входе все кадры в пределах скользящего окна. Предложенная архитектура нейронной сети учитывает особенности обработки видеопоследовательностей методом скользящего по времени окна, помимо текущего кадра и оценки ВР, принимая на вход несколько дополнительных кадров, которые предшествуют или следуют за текущим кадром. Проведено обучение многовходовой DAG-сети

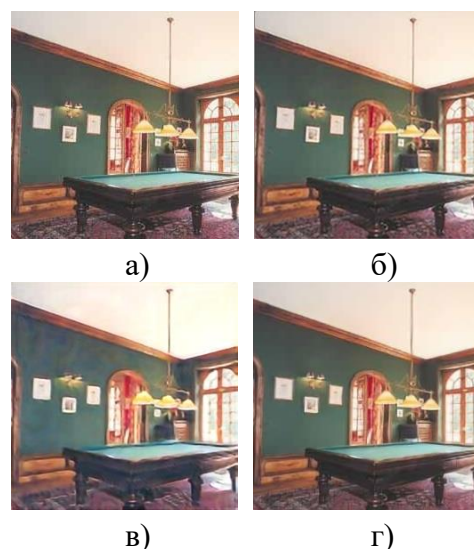


Рисунок 4 – а) исходный кадр ВР; б) АОФА; в) АСНС; г) АСНСС

Таблица 2 – Результаты сравнения алгоритмов многокадрового СР

Критерий	АОФА	АСНС	АСНСС
PSNR	25,16	21,63	29,11
SSIM	0,93	0,85	0,97
NIQE	6,58	6,80	6,66
Время (с)	223	10	9

на основе синтезированной обучающей выборки.

Проведено экспериментальное сравнение обоих синтезированных алгоритмов, результаты которого приведены в табл. 3 для размера окрестности $m = 3$. Анализ полученных данных показывает, что первый алгоритм (АСВ1) имеет большую точность, но уступает второму в скорости обработки видеопоследовательности (АСВ2).

Одной из проблем, возникающих при работе с видеоданными, является то обстоятельство, что области с полезной информацией могут быть частично или полностью закрыты от наблюдения движущимися объектами. При обработке таких видеопоследовательностей можно рассматривать области перекрытий как области, подверженные воздействию АП.

Ранее рассмотренные алгоритмы для сегментации ЛОЗ требуют априорных знаний о характере АП на изображениях. При наличии относительно небольшого количества неразмеченных изображений их использование представляется затруднительным. Для решения этой проблемы при обработке реальных видеофайлов предложен относительно простой алгоритм сегментации областей перекрытий на входных кадрах, основанный на предположении о возможности использования априорного изображения сцены в отсутствие АП и выполнении определенного набора морфологических преобразования для вновь поступающих изображений.

Для экспериментального сравнения таких алгоритмов были использованы реальные видеопоследовательности с движущимися объектами длительностью 10 секунд и частотой кадров 30 Гц. В таблице 4 представлены усреднённые значения используемых ранее показателей. Их анализ показывает, что оба рассмотренных алгоритма справляются с поставленной задачей примерно на одном уровне, однако алгоритм АСВ2 имеет несколько большую точность.

Заключение. В диссертации получены следующие основные результаты:

- проведён анализ существующих подходов к обработке последовательностей изображений с целью повышения разрешения (построения СР) как в традиционной постановке задачи, так и в условиях воздействия на них АП, проявляющихся в областях аномальных наблюдений;

- проведена декомпозиция итеративного процесса обработки информации при анализе последовательности изображений и обоснована общая структура комплексного алгоритма построения многокадрового СР в условиях АП;

- синтезированы и исследованы модели и комплексные алгоритмы многокадрового СР в условиях наличия АП на основе методов оптимальной условно-линейной и нелинейной (адаптивной) фильтрации и использования алгоритмов двухэтапной сегментации областей, подверженных воздействию АП;

- синтезированы и исследованы комплексные алгоритмы многокадрового СР в условиях наличия АП на основе использования глубоких нейронных сетей, реализующих различные этапы обработки входных изображений;

- проведён сопоставительный анализ результатов построения многокадрового СР при помощи синтезированных алгоритмов на основе методов оптимальной фильтрации и машинного обучения;

- разработаны и исследованы алгоритмы СР видеоданных в условиях наличия АП на основе метода скользящего окна и использования глубоких свёрточных нейронных сетей для повышения качества входных кадров.

Рекомендации по использованию. Предложенные в диссертационной работе модели и алгоритмы построения многокадрового СР могут использоваться в различных информационных системах, ориентированных на автоматическую и автоматизированную обработку

Таблица 3 – Результаты сравнения алгоритмов СР видеоданных

Критерий	АСВ1	АСВ2
PSNR	21,97	22,69
SSIM	0,90	0,91
NIQE	5,33	5,71
Время (с)	6,08	1,53

Таблица 4 – Результаты сравнения алгоритмов СР видеоданных в случае наличия нежелательных объектов

Критерий	АСВ1	АСВ2
PSNR	19,91	20,16
SSIM	0,81	0,82
NIQE	8,89	7,42

цифровых изображений (системы видеонаблюдения, системы аэрокосмического мониторинга, мобильные устройства). Их применение наиболее целесообразно и эффективно для обработки последовательностей изображений и видеоданных как в случае отсутствия локальных участков входных изображений, искаженных аппликативными помехами, так и в случае, если исходные изображения могут быть подвержены воздействию подобных помех.

Перспективы дальнейшего развития связаны с дальнейшим совершенствованием комплексных алгоритмов на основе глубоких нейронных сетей и сегментации локальных областей закрытия на входных изображениях. Представляет интерес замена отдельных элементов процесса обработки изображений на более точные аналоги, учитывающие специфику воздействия аппликативных помех, и организация совместного обучения применяемых на различных этапах обработки нейронных сетей по одним и тем же данным. Кроме того, представляется важным дальнейшее рассмотрение вопросов обработки видеоданных и, прежде всего, синтез алгоритмов сегментации аппликативных помех, учитывающих особенности их появления, исключая случайный и независимый характер воздействия на соседние кадры.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК РФ

1. **Саввин, С.В.** Методы и алгоритмы построения сверхразрешения для последовательности изображений в условиях аппликативных помех / А.Ю. Иванков, А.А. Сирота, С.В. Саввин // Известия РАН. Теория и системы управления. – Москва: 2021. – № 3. – С. 136-148.

2. **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. – Самара: 2022. – Т. 46, № 1. – С. 130-138.

3. **Саввин, С.В.** Алгоритмы суперпиксельной сегментации изображений и их применение для анализа изображения с разнородной текстурой / С.В. Саввин, А.А. Сирота // Вестн. Воронежского гос. ун-та, Сер. Системный анализ и информационные технологии. – Воронеж: ИПЦ ВГУ: 2016. – № 4. – С. 165-173.

4. **Саввин, С.В.** Алгоритмические способы построения сверхразрешения видеоданных в условиях аппликативных помех с использованием глубоких нейронных сетей / С.В. Саввин // Вестн. Воронежского гос. ун-та, Сер. Системный анализ и информационные технологии. – Воронеж: ИПЦ ВГУ: 2021. – № 4. – С. 107-120.

Публикации, индексированные в Scopus

5. **Savvin, S.V.** Performance of super-resolution algorithms under applicative noise / S.V. Savvin, A.A. Sirota // Journal of Physics: Conference Series. Applied Mathematics, Computational Science and Mechanics: Current Problems. – 2019. – Vol. 1479. – P. 11-13.

6. **Savvin, S.V.** An Algorithm for Multi-Fame Image Super-Resolution Under Applicative Noise Based on a Convolutional Neural Network / S.V. Savvin, A.A. Sirota // IEEE Xplore: 2nd International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA). – Lipetsk: 2020. – P. 422-424.

Статьи и материалы конференций

7. **Саввин, С.В.** Алгоритм построения сверхразрешения на основе калмановской фильтрации и суперпиксельной сегментации изображений / С.В. Саввин, А.А. Сирота, А.Ю. Иванков // XIX Международная конференция «Информатика: проблемы, методология, технологии». – Воронеж: ИПЦ ВГУ: 2019. – С. 862-866.

8. **Savvin, S.V.** Superresolution algorithms in applicative noise conditions using superpixel segmentation / S.V. Savvin, A.A. Sirota, A.Yu. Ivankov // International Conference on Digital Image & Signal Processing. – Oxford: 2019.

9. **Саввин, С.В.** Синтез и анализ алгоритмов построения многокадрового сверхразрешения в условиях аппликативных помех / С.В. Саввин, А.А. Сирота // Международная научно-техническая конференция «Актуальные проблемы прикладной математики, информатики и механики». – Воронеж: ИПЦ ВГУ: 2019. – С. 376-383.

10. **Саввин, С.В.** Анализ алгоритмов построения сверхразрешения изображений в условиях аппликативных помех / С.В. Саввин, А.А. Сирота, А.Ю. Иванков // XX Международная конференция «Информатика: проблемы, методология, технологии». – Воронеж: ИПЦ ВГУ: 2020. – С. 1155-1161.

11. **Саввин, С.В.** Модели и алгоритмы суперпиксельной сегментации изображений / С.В. Саввин, А.А. Сирота // Сборник студенческих научных работ факультета компьютерных наук ВГУ. – Воронеж: ИПЦ ВГУ, 2016. – Вып. 10. – С. 160-165.