

На правах рукописи



НОСКОВ АНДРЕЙ АЛЕКСАНДРОВИЧ

**ФОРМИРОВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ С РАСШИРЕННОЙ
ГЛУБИНОЙ РЕЗКОСТИ ДЛЯ СИСТЕМ ПРИКЛАДНОГО
ТЕЛЕВИДЕНИЯ**

Специальность 05.12.04

Радиотехника, в том числе системы и устройства телевидения

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Владимир – 2017

Работа выполнена на кафедре инфокоммуникаций и радиофизики ФГБОУ ВО «Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова».

Научный руководитель:

Приоров Андрей Леонидович

доктор технических наук, доцент кафедры инфокоммуникаций и радиофизики ФГБОУ ВО «Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова», г. Ярославль.

Официальные оппоненты:

Орлов Алексей Александрович

доктор технических наук, доцент, заведующий кафедрой физики и прикладной математики Муромского института (филиала) ФГБОУ ВО «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых», г. Муром, Владимирская область.

Прозоров Александр Викторович

кандидат технических наук,
ИП «Прозоров Александр Викторович»,
г. Ярославль.

Ведущая организация:

ОАО «Ярославский радиозавод», г. Ярославль.

Защита диссертации состоится 26 декабря 2017 г. в 14-00 часов на заседании диссертационного совета Д 212.025.04 при ФГБОУ ВО Владимирском государственном университете имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых по адресу: 600000, г. Владимир, ул. Горького, д. 87, ВлГУ, корп. 3, ауд. 301.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГБОУ ВО Владимирского государственного университета имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых и на сайте <http://diss.vlsu.ru/>.

Автореферат разослан «24» октября 2017 г.

Отзывы на автореферат, заверенные печатью, просим направлять по адресу: 600000, г. Владимир, ул. Горького, д. 87, ВлГУ, ученый секретарь диссертационного совета Д 212.025.04.

Ученый секретарь диссертационного совета доктор технических наук, профессор



А.Г. Самойлов

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Цифровая обработка визуальной информации в настоящее время охватывает различные виды инфокоммуникационных и радиотехнических приложений и расширяет их спектр. Сюда относятся как традиционные приложения (вещательное, промышленное, охранное телевидение), так и относительно новые приложения (видеоконференцсвязь, техническое зрение, цифровое кино, телевидение высокой и сверхвысокой четкости, 3D-телевидение и вычислительная фотография).

Значительный вклад в данную область науки и техники внесли как отечественные ученые М.И. Кривошеев, В.А. Сойфер, М.К. Чобану, А.С. Крылов, Д.С. Ватолин, А.С. Конушин, Б.А. Алпатов, Ю.С. Бехтин, Б.В. Костров, В.Ю. Волков, Е.П. Петров, И.С. Трубин, Е.В. Медведева, М.Н. Фаворская, Ю.С. Радченко, так и зарубежные – S. Mitra, R. Gonzalez, R. Woods, Z. Wang, A. Bovik, H. Sheikh, E. Simoncelli, J. Astola, K. Egiazarian, R. Szeliski, R. Lukac и др.

Помимо систем телевидения, обработка визуальной информации активно используется во многих областях человеческой деятельности. В связи с массовым распространением мобильных устройств фото- и видеофиксации большое значение приобретают алгоритмы улучшения качества получаемых при помощи них изображений.

В последние годы как в России, так и за рубежом активно развивается отдельная ветвь обработки цифровых изображений – так называемая вычислительная фотография. Основной задачей этой области знаний является повышение качества получаемых цифровых изображений как аппаратными, так и программными средствами. Одним из основных направлений развития вычислительной фотографии является совмещение информации, содержащейся в нескольких изображениях одной сцены. Характер и цели совмещения могут быть различными: повышение динамического диапазона, разрешения; формирование комбинированных изображений с целью выявления скрытых объектов в динамических сценах и другие.

Можно выделить достаточно большой класс специальных и бытовых устройств, а также условий съемки, при которых получаемые цифровые изображения имеют эффект ограниченной глубины резко изображаемого пространства. Наиболее наглядно данный эффект можно наблюдать при рассмотрении изображений, полученных при помощи микроскопа. Аналогичная ситуация имеет место при съемке в условиях низкой освещенности, когда для получения качественного изображения

необходимо увеличивать размер диафрагмы снимающего устройства, уменьшая тем самым глубину резкости. Приведенные ограничения послужили основой для постановки отдельной задачи в рамках вычислительной фотографии – формирование изображений с расширенной глубиной резкости.

Основной задачей формирования изображений с расширенной глубиной резкости является комбинирование двух или более изображений в одно, которое является более информативным и пригодным для визуального распознавания или цифровой обработки, чем исходные. Данная область вычислительной фотографии начала активно развиваться с начала 2000-х годов. Техники смешивания на основе нескольких, снятых с различным фокусным расстоянием, изображений можно условно разделить на две группы: пространственные техники и техники с использованием трансформационных преобразований. В первых – итоговое изображение состоит из пикселей исходных изображений, находящихся в соответствующих позициях. Во вторых – изображение переводится в некоторое пространство признаков. Наиболее часто используемые методы решения данной задачи основаны на различного рода преобразованиях частотных характеристик исходных изображений. Примером могут служить методы на основе нейронных сетей, вейвлет-преобразования, дискретного косинусного преобразования и др. Основные результаты работ в этой области представлены в работах Ф. Сроубека (F. Sroubek), А. Малика (A. Malik), Д. Ванга (J. Wang), Х. Керке (H. Kekre) и др. Однако все эти техники вносят различного вида размытия и искажения на границах объектов в итоговом изображении. Ключевой задачей всех алгоритмов смешивания является борьба с этими явлениями. Анализ существующих подходов к формированию изображений с расширенной глубиной резкости показал, что универсальных решений в данной области на настоящий момент не существует. Алгоритмы, выполняющие рассматриваемую задачу, используются в большом числе практических приложений: системах технического зрения, робототехнике, медицине, криминалистике и т. д.

Все вышеперечисленное доказывает, что формирование изображений с расширенной глубиной резкости представляет собой актуальную научно-техническую задачу как для области телевидения, так и для ряда смежных научно-технических областей.

Целью работы является повышение информационной емкости изображений при помощи расширения глубины резко изображаемого пространства для систем прикладного телевидения.

Задачи диссертационной работы:

- проведение исследований в области существующих решений задачи формирования изображений с расширенной глубиной резкости;
- проведение исследований по выбору метрики сфокусированности пикселей изображений исходной серии;
- разработка и анализ алгоритма формирования изображений с расширенной глубиной резкости на основе аппарата клеточных автоматов;
- разработка и анализ алгоритма смешивания размеченных изображений исходной серии на основе пирамид гауссианов и лапласианов;
- анализ работы разработанного алгоритма в условиях наличия аддитивного белого гауссовского шума.

Объектом исследования являются радиотехнические системы фильтрации и сжатия визуальной информации, системы технического зрения и прикладного телевидения.

Предметом исследования являются алгоритмы формирования изображений с расширенной глубиной резкости на основе клеточных автоматов и пирамид изображений.

Методы исследования. При решении поставленных задач использовались современные методы цифровой обработки изображений, технического зрения, математического анализа, теории вероятностей и математической статистики. Для практической реализации алгоритмов применялись современные численные методы, методы программирования на языках Matlab и Python, а также методы объектно-ориентированного программирования на языке C++.

Научная новизна полученных результатов:

В рамках работы получены следующие новые научные результаты:

- Предложено использование клеточных автоматов в качестве аппарата, формирующего правило смешивания в задаче формирования изображений с расширенной глубиной резкости.
- Предложено использование пирамид гауссианов и лапласианов как средства совмещения размеченных изображений исходных серий для повышения качества формируемых изображений.
- Предложены идеализированные значения метрики сфокусированности на основе физических аспектов рассматриваемой задачи.
- Разработан алгоритм формирования изображений с расширенной глубиной резкости на основе клеточного автомата.

- Разработан модифицированный алгоритм формирования изображений с расширенной глубиной резкости на основе пирамид изображений.

Практическая значимость полученных результатов:

- Разработанный алгоритм формирования изображений с расширенной глубиной резкости и его модификация на основе пирамид изображений позволяют формировать достоверное представление о снимаемой сцене, что дает возможность использовать его как компонент систем технического зрения, либо анализа человеком на основе единственного изображения.
- Разработанный алгоритм является вычислительно эффективным, так как он работает в пространственной области и использует вычислительно не затратный аппарат клеточных автоматов, для которого применимы приемы SIMD-программирования и параллельных вычислений.
- Разработанная методика сравнения метрик сфокусированности может быть использована для оценки эффективности собственных метрик другими исследователями в данной области.
- Приведены рекомендации по выбору метрик сфокусированности. Установлено, что метрика на основе отношения коэффициентов вейвлет-преобразования (ОКВП) имеет наибольший коэффициент корреляции с идеализированными характеристиками ($r = 0,88$), а также наименьший доверительный интервал. Метрика на основе вариации уровня серого имеет наименьшую вычислительную сложность (в 22 раза быстрее ОКВП), при этом сохраняя высокий уровень точности ($r = 0,76$).
- Приведены рекомендации по выбору подхода к подавлению аддитивного белого гауссовского шума (АБГШ) при формировании изображений с расширенной глубиной резкости. Установлено, что применение фильтрации к изображениям исходной серии показывает наилучшие результаты с точки зрения средних значений эталонных метрик качества на основе пикового отношения сигнал/шум (улучшение на 5% и 24% по сравнению с постфильтрацией и без фильтрации соответственно) и коэффициента структурного подобия (4% и 47% соответственно).
- Предложенный алгоритм на основе пирамид изображений имеет наибольший средний балл субъективной оценки (4,5) среди ряда известных алгоритмов.
- На основании проведенного анализа времени работы модифицированного алгоритма можно сделать вывод о том, что он применим для задач формирования изображений с расширенной глубиной резкости в офлайн-приложениях.

Результаты работы внедрены в соответствующие разработки ООО «Энергия-Инфо» г. Ярославль и ООО «А-Реал Консалтинг» г. Ярославль. Отдельные

результаты диссертационной работы внедрены в учебный процесс ЯрГУ им. П.Г. Демидова в рамках дисциплин «Цифровая обработка изображений» и «Системы технического зрения», а также в научно-исследовательские работы при выполнении исследований в рамках грантов РФФИ (№ 15-08-99639 и № 16-37-00301). Получены три свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ (№ 2014615039, № 2015617434, № 2016613017).

Достоверность полученных научных результатов обусловлена применением адекватного математического аппарата и подтверждается их согласованностью с результатами проведенного компьютерного моделирования.

Апробация работы. Результаты работы докладывались и обсуждались на следующих научно-технических конференциях:

- Семнадцатая международная конференция «Цифровая обработка сигналов и ее применение», Москва, 2015.
- Семнадцатая международная конференция открытой инновационной ассоциации FRUCT, Ярославль, 2015.
- Шестая научно-техническая конференция «Техническое зрение в системах управления 2015», Москва, 2015.
- Восемнадцатая международная конференция «Цифровая обработка сигналов и ее применение», Москва, 2016.
- Восемнадцатая международная конференция открытой инновационной ассоциации FRUCT, Санкт-Петербург, 2016.
- Двадцатая международная конференция открытой инновационной ассоциации FRUCT, Санкт-Петербург, 2017.
- Международная конференция «Системы синхронизации, формирования и обработки сигналов в инфокоммуникациях «СИНХРОИНФО», Казань, 2017.
- Ярославские региональные конференции молодых ученых и аспирантов.

Публикации. По теме диссертации опубликовано 15 научных работ, из них 3 статьи в журналах, рекомендованных ВАК, 3 статьи, индексируемые в SCOPUS, и 9 докладов на научных конференциях. Получено три свидетельства о регистрации программ для ЭВМ.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, трех глав, заключения, списка использованных источников, содержащего 105 наименований, и 3 приложений. Она изложена на 111 страницах машинописного текста, содержит 28 рисунков и 5 таблиц.

Основные научные положения, выносимые на защиту:

- Алгоритм формирования изображений с расширенной глубиной резкости на основе клеточного автомата.
- Модифицированный алгоритм формирования изображений с расширенной глубиной резкости с использованием пирамид изображений.
- Методика выбора метрик сфокусированности для задачи синтеза изображений с расширенной глубиной резкости.
- Рекомендации по применению шумоподавления при использовании модифицированного алгоритма формирования изображений с расширенной глубиной резкости в условиях наличия аддитивного белого гауссовского шума.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность выбранной темы, сформулированы цель и задачи исследования, изложены основные положения, выносимые на защиту, показаны научная новизна и практическая значимость работы.

В первой главе рассмотрена классификация и причины возникновения эффектов размытия изображений, в том числе ограничение глубины резко изображаемого пространства. Приведен обзор существующих алгоритмов формирования изображений с расширенной глубиной резкости. Рассмотрен математический аппарат клеточных автоматов, использующийся в разработанном алгоритме.

Во второй главе описан разработанный алгоритм формирования изображений с расширенной глубиной резкости на основе клеточного автомата, а также его модификация на основе пирамид изображений. Проведено сравнение метрик сфокусированности применительно к рассматриваемой задаче.

Метод на основе клеточного автомата

Клеточным автоматом называется дискретная модель, включающая в себя регулярную решётку ячеек, каждая из которых может находиться в одном из конечного множества состояний. Решетка может быть любой размерности. Для каждой ячейки определено множество ячеек, называемых окрестностью. К примеру, окрестность может быть определена как все ячейки на расстоянии не более 2 от текущей (окрестность фон Неймана ранга 2). Для работы клеточного автомата требуется задание начального состояния всех ячеек и правил перехода ячеек из одного состояния в другое. На каждой итерации, используя правила перехода и

состояния соседних ячеек, определяется новое состояние каждой ячейки. Обычно правила перехода одинаковы для всех ячеек и применяются сразу ко всей решётке.

Клеточный автомат, используемый в разработанном алгоритме, работает на решетке ячеек, имеющей размер исходных изображений. Конечное множество состояний ячейки состоит из двух значений («размечена» и «не размечена»). Окрестность определена как набор ячеек, удаленных на 1 от текущей (по стороне и по диагонали). Начальные состояния ячеек и правило перехода определяются Алгоритмом 1.

На этапе 1 Алгоритма 1 необходимо вычислить метрику сфокусированности для каждого пикселя каждого из исходных изображений. В рамках диссертации проведено исследование различных известных метрик на предмет применимости к рассматриваемой задаче. Описан эксперимент по построению зависимостей, характеризующих метрику сфокусированности. Предложены формы идеализированных характеристик. При помощи корреляционного анализа выбраны наилучшие, с точки зрения поставленной задачи, метрики, а также оценены временные затраты на их вычисление. Предложенные идеализированные характеристики и рассчитанные коэффициенты корреляции приведены на рис. 2.

Установлено, что из рассмотренных метрик наиболее ($r = 0,88$) точно сфокусированные области выделяет алгоритм на основе вычисления отношения коэффициентов вейвлет-преобразования (ОКВП). Однако использовать его в задачах, требующих работы в реальном времени, не рекомендуется, ввиду высокой вычислительной сложности. Также данная метрика имеет наименьший динамический диапазон при уровне значимости 0,05.

Алгоритм 1. Формирование изображения с расширенной глубиной резкости
при помощи клеточного автомата

1: Вычисление метрики сфокусированности для каждого пикселя на каждом из исходных изображений. Получение матриц $G(I_k)$.

2: Поиск максимального значения метрики сфокусированности $\max G(I_k) = G_{max}(k)$ для каждой k из n матриц $G(I_k)$.

3: Пороговая бинаризация матриц $G(I_k)$ с порогом $\alpha G_{max}(k)$, где α – варьируемый параметр алгоритма.

4: Создание матрицы меток M по следующему правилу:

$$M_{i,j} = \begin{cases} 0, & \forall k: G_{i,j}(I_k) < \alpha G_{max}(k) \\ k, & \exists! k: G_{i,j}(I_k) \geq \alpha G_{max}(k) \\ \max k, & \exists k: G_{i,j}(I_k) \geq \alpha G_{max}(k) \end{cases}$$

5: Работа клеточного автомата на матрице меток по схеме, изображенной на рис. 1:

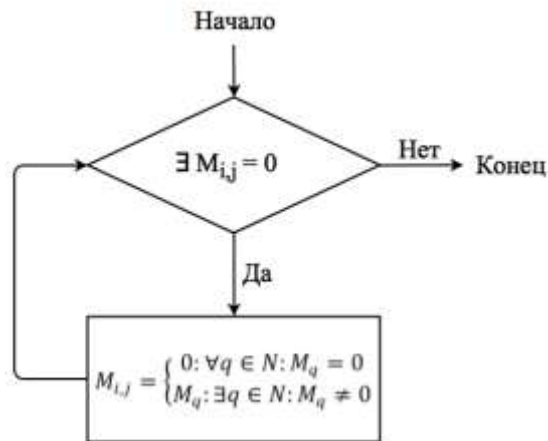
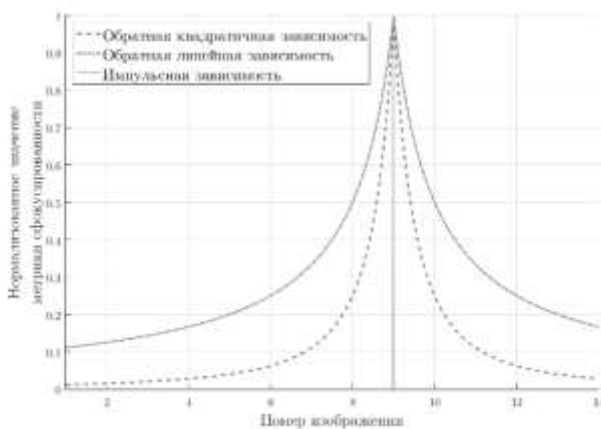
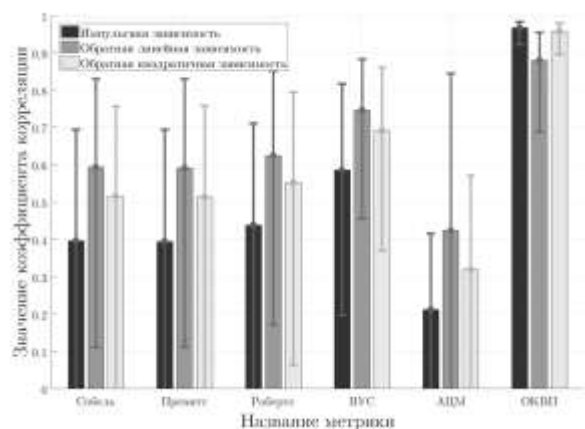


Рис. 1. Блок-схема работы клеточного автомата. Здесь N – множество пикселей из 8-связной области вокруг (i, j) , q – пиксель из этого множества

6: Присвоение пикселю (i, j) на конечном изображении значения, соответствующего пикселю (i, j) из изображения с номером $M_{i,j}$.



а)



б)

Рис. 2. а) Идеализированные характеристики метрик сфокусированности; б) Значения обобщенного коэффициента корреляции для рассматриваемых метрик и идеализированных характеристик

Среди алгоритмов, основанных на сверточных операциях, наилучшие результаты по выделению сфокусированных областей показывает алгоритм вычисления метрики Тененграда с использованием маски Робертса ($r = 0,62$). Этот алгоритм примерно сопоставим по вычислительной сложности с остальными сверточными алгоритмам и может использоваться в задачах реального времени.

Наилучшие с точки зрения быстродействия (в 22 раза быстрее ОКВП) показатели наблюдаются у алгоритма на основе вычисления вариации уровня серого. Также, среди представленных, данный алгоритм занимает второе место по качеству выделения сфокусированных областей ($r = 0,76$).

На этапе 3 Алгоритма 1 возникает задача определения порогового значения, отделяющего пиксели, которые будут использованы как семена, от тех, что не играют существенной роли для построения изображения с расширенной глубиной резкости. Фактически, данная задача сводится к бинаризации изображения. В работе рассмотрено два подхода к выбору данного значения.

Эмпирический подход. Он основан на эмпирическом подборе порога. Обычно порог представляет собой константу, значение которой находится в диапазоне $[0; 1]$. Рекомендованный диапазон значений порога $[0,03; 0,12]$.

Непараметрический подход. Он основан на использовании одного из непараметрических методов бинаризации. В обработке изображений часто применяется непараметрический метод Оцу, целью которого является подбор такого порога t , что взвешенная сумма дисперсий

$$\sigma_{\omega}^2(\alpha) = \omega_1(\alpha)\sigma_1^2(\alpha) + \omega_2(\alpha)\sigma_2^2(\alpha),$$

определенных для двух классов пикселей, на которые разделяется изображение, была минимальной.

Рассмотренный метод позволяет с различной как по качеству, так и по скорости эффективностью синтезировать изображения с расширенной глубиной резкости. Выбор того или иного значения параметра α зависит от конкретной ситуации и ограничений, накладываемых на характеристики сцены, объект интереса и используемое оборудование.

Формирование итогового изображения

Сформированная на предыдущем этапе матрица меток M в сочетании с серией исходных изображений $\{I_n\}$ может быть использована для получения изображения с расширенной глубиной резкости F . В работе предложена модификация алгоритма смешивания на основе пирамид изображений.

Модификация алгоритма смешивания на основе пирамид гауссианов и лапласианов

Частично устранить недостатки прямого переноса призваны методы, основанные на разложении изображений в пирамиды гауссианов и лапласианов.

Данный подход позволяет существенно сгладить переходы между областями, извлеченными из разных изображений, сохранив при этом большую часть деталей.

Алгоритм формирования итогового изображения с использованием данного метода в качестве входных параметров использует следующие данные:

1. Набор изображений исходной серии.
2. Число уровней разложения изображений.
3. Параметр α , характеризующий использующийся для интерполяции фильтр.

В оригинальной статье предложен алгоритм смешивания двух изображений. В работе предлагается модификация этого алгоритма (Алгоритм 2), позволяющая объединять произвольное количество изображений. Примеры изображений, синтезированных при помощи данного алгоритма, представлены на рис. 3.

Алгоритм 2. Формирование изображения с расширенной глубиной резкости при помощи пирамид изображений

-
1. Сформировать бинарные маски m_k на основе матрицы меток M при помощи следующего выражения

$$M_n(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{если } M(i, j) = n \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}.$$

2. Дополнить исходные изображения фиксированной сцены и соответствующие бинарные маски до длины ближайшей степени двойки по строкам и по столбцам.

3. Создать пирамиду лапласианов LP_k для каждого исходного изображения.

4. Итерационно выполнить смешивание пирамид лапласианов LP_k с целью формирования гибридной пирамиды лапласианов GLP . Для проведения данной процедуры необходимо выполнить следующие шаги:

- 4.1. Ввести в рассмотрение интегральную маску im , обладающую размерностью бинарных масок m_k . Выполнить инициализацию начальных значений интегральной маски и гибридной пирамиды лапласианов значениями m_1 и LP_1 соответственно, вычисленными для первого изображения исходной серии.

- 4.2. Создать пирамиду гауссианов GP^{i-1} для текущей интегральной маски im^{i-1} . Здесь индекс i – номер итерации.

- 4.3. Создать гибридную пирамиду лапласианов по следующему правилу:

$$GLP^i = GLP^{i-1} * GP^{i-1} + LP_i * (1 - GP^{i-1}).$$

- 4.4. Обновить текущую интегральную маску с использованием выражения:

$$im^i = im^{i-1} + m_i.$$

4.5. Повторить шаги 4.2–4.4 для всех изображений исходной серии.

5. Создать итоговое изображение с расширенной глубиной резкости путем обратного преобразования гибридной пирамиды лапласианов.

Преимуществом данного подхода является качественное, с точки зрения визуального восприятия, сглаживание границ между участками, извлеченными из различных изображений. Однако подход достаточно затратен по вычислительной стоимости, что осложняет его применение в системах реального времени.



а)



б)



г)



в)

Рис. 3. Примеры изображений, соединенных с помощью пирамид гауссианов и лапласианов

В третьей главе приведено исследование разработанного алгоритма формирования изображений с расширенной глубиной резкости и его модификации на основе пирамид изображений. Проведено исследование влияния аддитивного белого гауссовского шума на работу алгоритма, а также сравнение разработанного алгоритма с известными на основе экспертных оценок и ранговой корреляции Спирмена.

Тестовые изображения получены при использовании закрепленного на штативе цифрового фотоаппарата, имеющего возможность изменения фокусного расстояния. Сформированные группы изображений позволили с использованием разработанного модифицированного алгоритма синтезировать изображения с расширенной глубиной

резкости, которые взяты за эталонные при проведении исследования качества работы алгоритма в присутствии шумов (табл. 1).

В диссертации рассмотрены три подхода к объединению изображений с учетом воздействия шума.

Подход 1. Исходные изображения сцен зашумлялись АБГШ с фиксированным σ и затем объединялись, используя разработанный модифицированный алгоритм.

Подход 2. Исходные изображения сцен зашумлялись АБГШ с фиксированным σ , подвергались фильтрации, используя двухэтапную схему обработки изображений на основе анализа главных компонент, и затем объединялись, используя разработанный модифицированный алгоритм.

Подход 3. Исходные изображения сцен зашумлялись АБГШ с фиксированным σ , объединялись, и затем итоговое объединенное изображение подвергалось фильтрации, используя двухэтапную схему обработки изображений на основе анализа главных компонент. В данном случае предполагалось, что модель шума и его параметры на объединенном изображении являются идентичными тем, что были у исходных изображений до слияния.

В табл. 1 представлено численное сравнение различных подходов к объединению нескольких изображений фиксированной сцены для различных степеней зашумления σ . Наилучшие результаты выделены жирным шрифтом. Для проведения исследования использовались стандартные метрики эталонной оценки качества – пиковое отношение сигнал/шум (ПОСШ) и коэффициент структурного подобия (КСП). Данные метрики применялись к двум изображениям. Первое изображение, полученное с использованием разработанного алгоритма в отсутствие шумов, бралось за эталонное. Второе – получено с использованием одного из трех вышеуказанных подходов.

Таблица 1

ПОСШ, дБ / КСП изображений с расширенной глубиной резкости при наличии АБГШ

Σ	Подход 1	Подход 2	Подход 3
Сцена «Numbers»			
5	31,28 / 0,749	32,51 / 0,876	34,83 / 0,879
15	24,21 / 0,416	31,99 / 0,862	31,83 / 0,845
20	22,03 / 0,308	31,82 / 0,857	31,25 / 0,838
25	20,26 / 0,230	31,80 / 0,852	30,84 / 0,833
35	17,52 / 0,140	31,46 / 0,843	30,17 / 0,825
Сцена «Robot»			
5	32,21 / 0,881	35,60 / 0,938	34,63 / 0,933
15	24,28 / 0,510	31,04 / 0,847	29,78 / 0,805
20	22,23 / 0,415	29,84 / 0,816	28,73 / 0,776
25	20,55 / 0,340	28,94 / 0,791	27,86 / 0,753

35	17,99 / 0,243	27,39 / 0,748	26,49 / 0,717
Сцена «Soldiers»			
5	31,87 / 0,907	33,85 / 0,954	33,63 / 0,953
15	23,32 / 0,584	28,39 / 0,869	26,42 / 0,809
20	21,34 / 0,488	27,06 / 0,834	24,94 / 0,752
25	19,79 / 0,412	26,04 / 0,801	23,92 / 0,709
35	17,40 / 0,298	24,53 / 0,742	22,55 / 0,646
Сцена «Toys»			
5	32,67 / 0,887	33,92 / 0,942	35,96 / 0,951
15	22,66 / 0,450	29,80 / 0,885	26,19 / 0,835
20	20,72 / 0,342	29,06 / 0,870	24,95 / 0,809
25	19,24 / 0,266	28,49 / 0,858	24,32 / 0,792
35	16,84 / 0,167	27,58 / 0,835	23,38 / 0,766

Анализ результатов показывает, что объединение зашумленных изображений с предфильтрацией позволяет более качественно идентифицировать пиксели, которые должны внести существенный вклад в построение изображения с расширенной глубиной резкости. Однако необходимо отметить, что фильтрация до объединения изображений приводит к многократному применению схемы шумоподавления, что значительно увеличивает затрачиваемую на обработку вычислительную стоимость.

Для сравнения выбраны четыре алгоритма формирования изображений с расширенной глубиной резкости: блочный алгоритм, алгоритм на основе вейвлет-преобразования, разработанный алгоритм на основе клеточного автомата и его модификация с пирамидальным смешиванием. Каждый алгоритм имеет свой набор параметров. Для каждого алгоритма создан набор из восьми значений параметров, с которыми он был запущен на каждой из тестовых сцен. Так были получены 128 тестовых изображений.

Предлагаемый метод оценки эффективности метрики оценки качества основывается на сравнении его с экспертной оценкой, полученной для тестового набора изображений. В качестве меры сравнения предлагается использовать коэффициент корреляции Спирмена, вычисляемый следующим образом:

$$\rho = 1 - \frac{6}{n(n-1)(n+1)} \sum_{i=1}^n (R_i - S_i)^2,$$

где n – количество тестовых изображений, R_i – ранг наблюдения в ряду экспертных оценок, S_i – ранг наблюдения в ряду автоматических оценок, полученных при помощи одного из алгоритмов оценки качества.

С использованием данного подхода сформированы коэффициенты корреляции Спирмена для выбранных алгоритмов формирования изображений с расширенной

глубиной резкости между экспертными и алгоритмическими оценками качества изображений.

По результатам, полученным в результате эксперимента, можно сделать ряд следующих выводов: в целом коэффициент корреляции между экспертными оценками и рассмотренными автоматическими можно охарактеризовать как низкий (взаимная информация) или средний ($Q^{AB/F}$ -метрика). Можно выделить характерные особенности сцен, при наличии которых та или иная метрика демонстрирует существенно лучшие результаты, чем иные. Так, например, взаимная информация на 73% лучше справляется со сценой, имеющей малое количество высоких значений градиента, чем $Q^{AB/F}$ -метрика.

Установлено, что разработанный модифицированный алгоритм на основе пирамид изображений имеет в среднем наибольший балл, согласно экспертным оценкам (4,5 балла).

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

Основные выводы и результаты диссертационной работы можно сформулировать в следующем виде:

1. На основе анализа современных научно-технических источников в качестве правила смешивания в алгоритме формирования изображений с расширенной глубиной резкости выбран математический аппарат клеточных автоматов.
2. Разработан и протестирован алгоритм формирования изображений с расширенной глубиной резкости на основе клеточных автоматов.
3. Проведен эксперимент по сравнению различных метрик сфокусированности, в рамках которого предложены идеализированные характеристики метрик сфокусированности для рассматриваемой задачи. Установлено, что наиболее точной метрикой оценки сфокусированности является метрика на основе соотношения коэффициентов вейвлет-преобразования, для которой коэффициент корреляции с идеализированными метриками $r = 0,88$. Установлено, что наиболее эффективной с точки зрения скорости, а также весьма эффективной с точки зрения точности ($r = 0,75$) является метрика сфокусированности на основе расчета вариации уровня серого.
4. Установлено, что диапазон $[0,03; 0,12]$ значения пороговой бинаризации в алгоритме смешивания на основе клеточного автомата соответствует наиболее качественному смешиванию изображений исходной серии.

5. Разработана и протестирована модификация алгоритма смешивания изображений с расширенной глубиной резкости на основе пирамид гауссианов и лапласианов.
6. Проведено исследование работы алгоритма при наличии аддитивного белого гауссовского шума. Предложены подходы к уменьшению его влияния на результат смешивания. Установлено что подход, подразумевающий предфильтрацию исходной серии изображений, показывает наилучший результат среди рассмотренных подходов.
7. Проведен эксперимент по сравнению неэталонных метрик оценки качества изображений с расширенной глубиной резкости на основе ранговой корреляции Спирмена. Установлено, что существующие автоматические неэталонные метрики оценки качества имеют средний уровень корреляции ($\rho = 0,4 - 0,6$) с экспертными оценками.
8. Можно выделить характерные особенности сцен, при наличии которых та или иная метрика демонстрирует существенно лучшие результаты, чем иные. Например, взаимная информация на 73% лучше справляется со сценой, имеющей малое количество высоких значений градиента, чем $Q^{AB/F}$ -метрика.
9. Установлено, что разработанный модифицированный алгоритм на основе пирамид изображений имеет в среднем наилучший показатель (4,5 балла), согласно экспертным оценкам.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Статьи в журналах из перечня ВАК

1. Носков А.А., Волохов В.А., Приоров А.Л., Апальков И.В. Синтез полностью сфокусированных изображений при наличии шумов // Цифровая обработка сигналов. 2017. № 3. С. 67–72.
2. Носков А.А., Аминова Е.А., Приоров А.Л. Анализ метрик оценки сфокусированности для задачи формирования полностью сфокусированных изображений // Успехи современной радиоэлектроники. 2016. № 6. С. 22–29.
3. Носков А.А., Аминова Е.А., Приоров А.Л. Формирование полностью сфокусированных изображений на основе клеточных автоматов и пирамид изображений // Успехи современной радиоэлектроники. 2016. № 12. С. 39–46.

Материалы всероссийских и международных конференций

4. Носков А.А., Аминова Е.А. Синтез сфокусированных изображений на основе бинарных масок // Материалы XX международной научно-технической

- конференции студентов и аспирантов "РАДИОЭЛЕКТРОНИКА, ЭЛЕКТРОТЕХНИКА И ЭНЕРГЕТИКА". М., 2014. Т. 1. С. 120.
5. Носков А.А., Аминова Е.А., Трапезников И.Н., Приоров А.Л. Применение метода бинарных масок для синтеза полностью сфокусированных изображений // Тезисы научно-технической конференции "Техническое зрение в системах управления – 2014", М., 2014. С. 153–155.
 6. Носков А.А. Синтез полностью сфокусированных изображений на основе клеточных автоматов // Тезисы докладов 67-й всероссийской научно-технической конференции студентов, магистрантов и аспирантов ВУЗов с международным участием. Ярославль, 2014. С. 296.
 7. Носков А.А. Применение клеточных автоматов в задаче синтезирования полнофокусных изображений // Сборник научных трудов по материалам международной научно-практической конференции, Тамбов, 2014. С. 114–116.
 8. Носков А.А. Алгоритм формирования полнофокусных изображений на основе клеточного автомата // Тезисы научно-технической конференции "Техническое зрение в системах управления – 2015", М., 2015. С. 56–57.
 9. Носков А.А., Волохов В.А. Обзор методов смешивания полнофокусных изображений и их применение // Сборник докладов XV Всероссийской научно-практической конференции «Проблемы развития и применения средств противовоздушной обороны на современном этапе», Ярославль, 2014. С. 84–92.
 10. Носков А.А. Алгоритм формирования полностью сфокусированных изображений на основе клеточных автоматов // Цифровая обработка сигналов и ее применение (DSPA–2015): докл. 17-й междунар. конф. М., 2015. Т. 2. С. 724–728.
 11. Noskov A., Volokhov V., Aminova E. Multi-focus image fusion based on cellular automata method // Proceeding of the 17th conference of FRUCT association. Yaroslavl, Russia, 2015. P. 136–141.
 12. Носков А.А., Аминова Е.А., Волохов В.А. Сравнение метрик оценки сфокусированности для задачи формирования полностью сфокусированных изображений // Цифровая обработка сигналов и ее применение (DSPA–2016): докл. 18-й междунар. конф. М., 2016. Т. 2. С. 729–734.
 13. Noskov A., Aminova E., Volokhov V. Comparison of image focus assessment methods for multi-focused image construction // Proceeding of the 18th conference of FRUCT association. Saint-Petersburg, Russia, 2016. P. 226–232.
 14. Носков А.А. Система формирования полностью сфокусированных изображений на основе клеточного автомата и пирамид изображений // Цифровая обработка сигналов и ее применение (DSPA–2017): докл. 19-й междунар. конф. М., 2017. Т. 2. С. 710–715.

15. Noskov A., Priorov A. Application of rank correlation at multi-focused image fusion quality assessment // Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications. Kazan, Russia, 2017. P. 1–5.

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ

16. Аминова Е.А., Носков А.А., Трапезников И.Н. PicFocus – программа для формирования полнофокусных цифровых изображений // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2014615039 от 15 мая 2014.
17. Аминова Е.А., Носков А.А., Приоров А.Л. PicFocus2.0 – программа для формирования и оценки качества полнофокусных цифровых изображений // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2015617434 от 9 июля 2015.
18. Аминова Е.А., Носков А.А., Приоров А.Л. FocusExpert – программа для оценки качества сфокусированности цифровых изображений // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016613017 от 15 марта 2016.

Носков Андрей Александрович

**ФОРМИРОВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ С РАСШИРЕННОЙ ГЛУБИНОЙ
РЕЗКОСТИ ДЛЯ СИСТЕМ ПРИКЛАДНОГО ТЕЛЕВИДЕНИЯ**

Автореферат диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Подписано в печать 23.10.2017.

Формат 60x84/16. Усл. печ. л. 1. Тираж 100 экз.

ИП Платонова И.В. 150000, Ярославль, ул. Б. Октябрьская 37/1.