

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего профессионального образования
«Сибирский государственный аэрокосмический университет
имени академика М. Ф. Решетнева»

На правах рукописи

Буряченко Владимир Викторович

МЕТОДЫ СТАБИЛИЗАЦИИ ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ
СЛОЖНЫХ СТАТИЧЕСКИХ И ДИНАМИЧЕСКИХ СЦЕН
В СИСТЕМАХ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ

Специальность 05.13.01 – системный анализ, управление
и обработка информации (космические и информационные технологии)

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель –
доктор технических наук
Фаворская М. Н.

Красноярск – 2014

Содержание

ВВЕДЕНИЕ	4
ГЛАВА 1. АНАЛИЗ МЕТОДОВ ОЦЕНКИ ДВИЖЕНИЯ И СТАБИЛИЗАЦИИ ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ.....	9
1.1. Анализ методов стабилизации видеопоследовательностей	9
1.1.1. Механические и оптические методы	10
1.1.2. Программные методы стабилизации	13
1.2. Анализ методов оценки движения при стабилизации видеопоследовательностей ..	14
1.2.1. Блочные методы оценки движения.....	15
1.2.2. Методы оценки движения на основе точечных особенностей	18
1.2.3. Методы оптического потока.....	20
1.3. Анализ методов компенсации нежелательного движения	23
1.3.1. Низкочастотная фильтрация.....	24
1.3.2. Компенсация движения на основе особенностей.....	24
1.3.3. Применение фильтра Калмана	25
1.3.4. Другие методы компенсации нежелательного движения.....	26
1.4. Анализ методов восстановления видеопоследовательности.....	30
1.4.1. Масштабирование изображения, перерисовка границ и переориентация кадра	31
1.4.2. Восстановление кадров на основе интерполяции и текстурного анализа	33
1.4.3. Устранение размытия.....	34
1.5. Анализ существующих систем стабилизации видеопоследовательностей	38
1.6. Выводы по главе	42
ГЛАВА 2. ЦИФРОВАЯ СТАБИЛИЗАЦИЯ ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ СЛОЖНЫХ СТАТИЧЕСКИХ И ДИНАМИЧЕСКИХ СЦЕН.....	45
2.1. Постановка задачи	45
2.2. Стабилизация видеопоследовательностей сложных статических и динамических сцен.....	47
2.2.1. Разделение видеопоследовательности на сцены	48
2.2.2. Устранение размытия движущихся объектов.....	49
2.2.3. Оценка локального движения с применением нечеткой модели Такаги- Сугено-Канга.....	55
2.2.4. Оценка глобального движения камеры	60
2.3. Компенсация движения при стабилизации видеопоследовательности.....	62
2.4. Восстановление изображения.....	65
2.4.1. Применение интерполяции опорных кадров для восстановления границ кадра видеопоследовательностей статических сцен.....	66
2.4.2. Переориентация кадра для восстановления видеопоследовательностей динамических сцен	69
2.5. Алгоритм стабилизации видеопоследовательностей.....	70
2.6. Выводы по главе	76

ГЛАВА 3. ПОСТРОЕНИЕ КОМПЛЕКСНОЙ СИСТЕМЫ СТАБИЛИЗАЦИИ ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ И ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ	79
3.1. Структурная схема системы стабилизации видеопоследовательностей.....	79
3.2. Описание модулей экспериментальной системы	81
3.3. Результаты экспериментальных исследований стабилизации видеопоследовательностей статических сцен, содержащих движущиеся объекты.....	88
3.4. Результаты экспериментальных исследований стабилизации видеопоследовательностей динамических сцен	95
3.5. Система видеонаблюдения с возможностью визуального улучшения качества видеопотока	102
3.6. Выводы по главе	104
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	106
БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК.....	109

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность работы. В настоящее время быстро развиваются системы видеонаблюдения, видеоредактирования, геоинформационные и другие системы, в которых качество съемки оказывает значительное влияние на результат анализа видеоматериалов. Одним из существенных факторов, оказывающих влияние на качество видеопоследовательностей, является непреднамеренное движение камеры во время съемки. Применяемые системы стабилизации видеопоследовательностей разделяются на аппаратные, оптические и программные. Аппаратные средства выполняют стабилизацию непосредственно при съемке с помощью гироскопов, или используются закрепляющие камеру устройства (штативы). Оптические методы стабилизации улучшают качество видеопоследовательности во время съемки, однако приводят к удорожанию видеокамер. Программная стабилизация позволяет повысить качество видеопоследовательности непосредственно во время съемки, а также отснятой видеопоследовательности при отсутствии информации о видеокамере и даже при удаленной обработке.

Наиболее активные разработки в области стабилизации видеопоследовательностей проводятся такими российскими университетами, как: Московский государственный университет (Москва), ФГУП «ГосНИИАС» (Москва), Институт автоматики и электрометрии (Новосибирск), Рязанский государственный радиотехнический университет (Рязань), Ярославский государственный университет (Ярославль), Институт систем обработки изображений РАН (г. Самара) и ряд других организаций. Следует отметить вклад выдающихся российских ученых, таких как д.ф.-м.н. Ю. В. Визильтер, д.т.н. Б. А. Алпатов, д.т.н. В. С. Киричук, д.т.н. А. Л. Приоров, зарубежных исследователей Y. Matsushita, M. Grundmann и др. Среди зарубежных учреждений, занимающихся данной тематикой, можно отметить University of Alabama,

University of Massachusetts (США), University of Technology, Sidney (Австралия).

Однако существует ряд проблем, связанных со стабилизацией видеопоследовательностей. При наличии движущихся объектов в сцене ухудшается качество оценки движения, что снижает качество стабилизации. В настоящее время не решена задача разделения движения в статических сценах на непреднамеренное движение камеры и движение объектов в сцене. Для динамических сцен необходимо дополнительно отделять движение камеры от ее непреднамеренного движения (дрожания). Существующие системы цифровой стабилизации, в основном, используют методы увеличения масштаба изображения, что приводит к потере полезной информации в кадре и ухудшает качество изображения. При стабилизации часто становятся заметны такие эффекты на изображении, как размытие движущихся объектов в кадре. Основные программные системы, применяемые в настоящее время, предполагают сложную подстройку параметров, что затрудняет их использование. Большинство современных систем не позволяют проводить стабилизацию видеопоследовательностей в реальном времени.

Целью диссертационной работы является повышение качества стабилизации сложных статических и динамических сцен видеопоследовательностей в системах видеонаблюдения и видеоредактирования.

Поставленная цель определила необходимость решения следующих задач:

1. Провести анализ методов, алгоритмов и систем оценки движения, стабилизации и восстановления изображений.
2. Усовершенствовать метод устранения размытия движущихся объектов на основе нахождения четких кадров видеопоследовательности.
3. Разработать метод оценки движения в сложных сценах, позволяющий отделить движение объектов в сцене от непреднамеренного движения, вызванного дрожанием камеры.

4. Разработать метод восстановления границ кадра без увеличения масштаба изображения.

5. Создать алгоритм стабилизации видеопоследовательностей сложных статических и динамических сцен для систем видеонаблюдения.

6. Создать программный комплекс, реализующий алгоритмы устранения размытия, оценки движения и восстановления изображения.

7. Провести экспериментальные исследования эффективности разработанных алгоритмов на тестовых и собственных видеоматериалах.

Область исследования. Работа выполнена в соответствии с пунктом 12 «Визуализация, трансформация и анализ информации на основе компьютерных методов обработки информации» паспорта специальностей ВАК (технические науки, специальность 05.13.01 – системный анализ, управление и обработка информации).

Методы исследования. При выполнении диссертационной работы использовались методы теории обработки информации, методы аналитической геометрии, теория распознавания образов, теория обработки сигналов, методы объектно-ориентированного программирования.

Научная новизна диссертационной работы состоит в следующем:

1. Усовершенствован метод устранения размытия движущихся объектов при стабилизации динамических сцен видеопоследовательностей, основанный на нахождении четких кадров и восстановлении изображений размытых объектов, позволяющий повысить точность оценки движения и визуальное качество изображения.

2. Разработан новый метод оценки движения на основе нечеткой модели Такаги-Сугено-Канга, позволяющий эффективно отделять движение объектов от непреднамеренного движения, вызванного вибрациями видеокамеры, и тем самым повышать качество оценки глобального движения видеокамеры в статических и динамических сценах.

3. Разработан новый метод восстановления границ кадра при стабилизации статических сцен видеопоследовательностей, основанный на интерпо-

ляции опорных кадров сцены, позволяющий уменьшить потерю информации о граничных пикселях и избежать погрешностей масштабирования.

4. Разработаны алгоритмы стабилизации для сложных статических и динамических сцен видеопоследовательностей, повышающие визуальное качество изображения, в системах видеонаблюдения и видеоредактирования.

Практическая значимость. Предложенные в диссертационной работе методы и алгоритмы предназначены для практического применения в программно-аппаратных комплексах видеообработки и видеоредактирования, при построении панорамных снимков, для повышения качества данных, полученных при съемке с подвижных устройств в сложных условиях видеонаблюдения. На основе диссертационных исследований разработано программное обеспечение, предназначенное для повышения четкости изображений движущихся объектов, оценки и компенсации движения, восстановления изображения и стабилизации видеопоследовательностей статических и динамических сцен.

Реализация результатов работы. Разработанная программа «Программа стабилизации видеопоследовательностей для статической сцены (*Video Stabilizer*) Версия 1.0227» зарегистрирована в Российском реестре программ для ЭВМ г. Москва, 25 апреля 2011 г. (свидетельство № 2011612893). Программный продукт «Система видеонаблюдения с возможностью визуального улучшения качества видеопотока (*Video Stream Enhancer*). Версия 0.51» зарегистрирован в Российском реестре программ для ЭВМ г. Москва, 10 сентября 2013 г. (свидетельство № 2013618514).

Для реализации методов и алгоритмов диссертационного исследования получены гранты в рамках программы УМНИК 2012-2013 «Разработка системы видеонаблюдения с возможностью улучшения визуального качества видеопотока», а также «Ползуновские гранты», 2012. Получены акты о передаче разработанного программного обеспечения, а также схем и алгоритмов в «Управление образования Ачинского района», а также в ОАО «Ачинский нефтеперерабатывающий завод».

Апробация работы. Основные положения и результаты диссертации докладывались и обсуждались на XIII, XIV, XVI, XVII международных научных конференциях «Решетневские чтения» (Красноярск, 2008, 2009, 2011, 2012 гг.), VI, VII Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых специалистов «Актуальные проблемы авиации и космонавтики» (Красноярск, 2010, 2011), межрегиональной научно-практической конференции «Молодежь Сибири – науке России» (Красноярск, 2010), 16-й международной научно-технической конференции «Проблемы передачи и обработки информации в сетях и системах телекоммуникаций» (Рязань, 2010), IX Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых с международным участием «Молодежь и современные информационные технологии» (Томск, 2011), XII, XIII конференциях всероссийской студенческой олимпиады «Конкурс компьютерных программ» (Вологда, 2011), всероссийских конференциях «Техническое зрение в системах управления» (Москва, 2012, 2013), всероссийских научных конференциях студентов, аспирантов и молодых ученых «Наука. Технологии. Инновации» (Новосибирск, 2011, 2012, 2013), 14-й, 15-й и 16-ой международных конференциях и выставках «Цифровая обработка сигналов и ее применение» (Москва, 2012, 2013, 2014), зарубежной конференции «KES-IPMSS-2013» (Portugal, Sesimbra, 2013).

Публикации. По результатам диссертационного исследования опубликовано: 19 печатных работ, из них 3 статьи в научных изданиях из перечня ВАК, 14 докладов, 2 свидетельства, зарегистрированных в Российском реестре программ для ЭВМ.

Структура работы. Работа состоит из введения, трех глав, заключения, списка литературы и приложения. Основной текст диссертации содержит 123 страницы, изложение иллюстрируется 44 рисунками и 15 таблицами. Библиографический список включает 141 наименование.

ГЛАВА 1. АНАЛИЗ МЕТОДОВ ОЦЕНКИ ДВИЖЕНИЯ И СТАБИЛИЗАЦИИ ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ

В первой главе представлен обзор существующих методов оценки движения, восстановления изображений и стабилизации видеопоследовательностей. Приведена их классификация и описаны сравнительные характеристики методов. Рассмотрены функциональные характеристики наиболее известных систем стабилизации видеопоследовательностей.

1.1. Анализ методов стабилизации видеопоследовательностей

Различают три категории методов стабилизации видеодатчиков: механические, оптические и программные. Классификация методов стабилизации видеопоследовательностей по категориям приведена в табл. 1.1.

Таблица 1.1

Классификация подходов стабилизации видеопоследовательностей

Категории	Методы
Механические методы	Гироскопы (Gyroscopes) Акселерометры (Accelerometers)
Оптические методы	Призма с переменным углом (Vari-Angle Prism) Стабилизатор изображения (Image Stabilizer) Цифровой стабилизатор изображения (Electronic Image Stabilizer)
Программные методы	Оценка глобального движения кадра (Global motion estimation) Преобразование полного кадра (Full-frame stabilization) Подходы на основе особенностей (Feature based approaches) Сглаживание траектории движения камеры (Optimal camera paths)

Кратко рассмотрим основные методы, используемые для стабилизации видеокамер при съемке (механические и оптические методы), а также методы цифровой стабилизации видеопоследовательностей (программные методы). Особенностью программных методов является возможность компенсации не только во время съемки, но и в режиме видеоредактирования.

1.1.1. Механические и оптические методы

Механические методы явились исторически первыми методами стабилизации видеодатчиков. Различают два вида механической стабилизации: смещение датчика для противодействия движению камеры и стабилизация корпуса камеры. В первом случае при вращении камеры, вызывающем угловые ошибки, гироскоп управляет механизмом, который перемещает датчик, совмещающий проекцию сцены с плоскостью изображения [38, 90]. Недостатком этого подхода является необходимость широкоугольного объектива, поскольку датчик перемещается во время работы, или ограничение амплитуды сигнала от сенсора, что снижает эффективность системы.

Во втором случае стабилизируется положение корпуса видеокамеры. Это не предъявляет дополнительных требований к видеокамере или объективу, а скорее предполагает подключения внешних гироскопов. Примером успешной реализации данного подхода является система «Steadicam» [128]. Она использует стабилизирующее крепление камеры, которое механически изолирует движение оператора от камеры (рис. 1.1), и позволяет осуществлять плавную съемку даже при быстром движении оператора по неровной поверхности. Однако, этот механизм является большим и тяжелым и требует навыков для достижения лучших результатов съемки [22].

Под оптической стабилизацией изображения (Optical Image Stabilization, OIS) понимается способ стабилизации оптической системы видеодатчика, который позволяет устранять дрожание камеры до того, как изображение запишется на ПЗС-матрицу (прибор с зарядовой связью). Такой способ позволяет получить видеопоследовательность высокого качества.

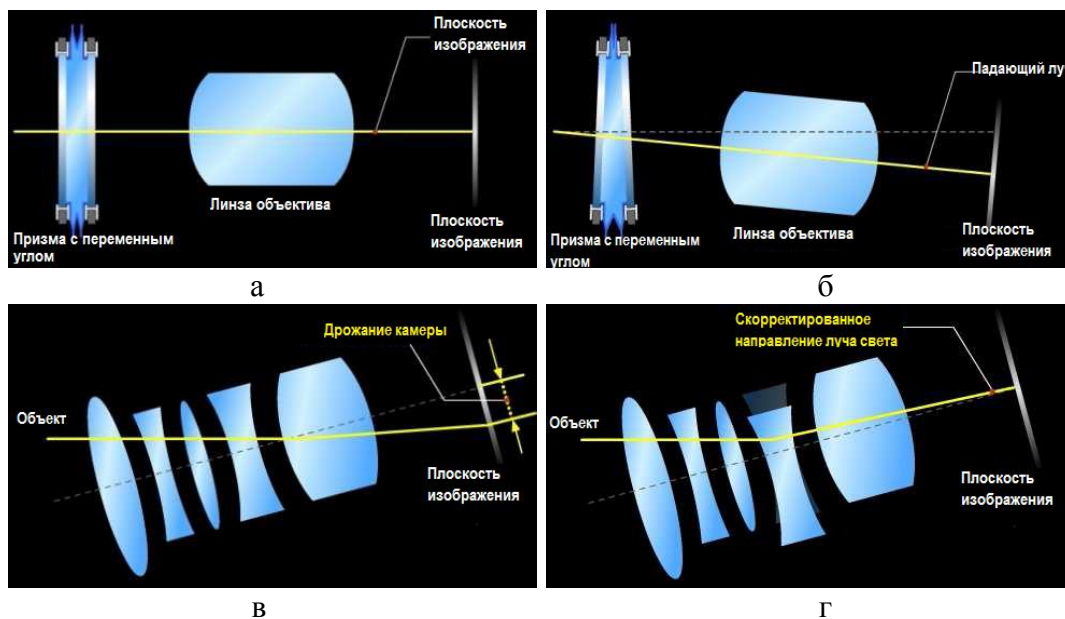


Рисунок 1.1 – Использование системы Steadicam

Основным недостатком оптической стабилизации является очень высокая стоимость по сравнению с обычными камерами, что не позволяет применять ее в камерах предыдущих поколений [57]. Тем не менее, видеокамеры с оптической стабилизацией очень производительны: большинство вибраций полностью устраняются, коррекция происходит мгновенно, сохраняется высокое качество изображения. К наиболее известным относится система, имеющая призму с переменным углом преломления (Vari-Angle Prism, VAP), и стабилизатор изображения (Image Stabilization, IS) (рис. 1.2).

VAP-система основана на использовании специальной призмы с переменным углом преломления. Такая призма состоит из плоского стекла, гибко соединенного со специальной пленкой, которая расширяется и сжимается по мере необходимости. Пространство между стеклянными пластинами заполнено силиконовым маслом с высоким показателем преломления и, следовательно, расширение и сжатие может варьировать угол преломления. IS-система использует оптические линзы, которые сдвигаются электронными магнитами перпендикулярно оптической оси объектива так, что при движении объектива лучи света, отраженные от объекта, изменяют свою траекторию по отношению к оптической оси [72]. Угол преломления корректируется

путем перемещения группы линз в плоскости, перпендикулярной оптической оси.



а) неподвижная призма с переменным углом; б) деформация VAP, вызванная вибрацией светового луча; в) стабилизатор изображения IS с нисходящей вибрацией без стабилизации; г) стабилизатор изображения IS со стабилизацией

Рисунок 1.2 – Различные оптические системы стабилизации

Электронный стабилизатор изображений (Electronic Image Stabilization, EIS) используют электронную обработку для контроля стабильности изображения. Если датчик системы обнаруживает дрожание камеры при попадании света на ПЗС-матрицу, то система реагирует перемещением изображения таким образом, что оно остается в прежнем положении. Однако такой результат ухудшает качество видеопоследовательности, так как область матрицы, используемая для вывода результирующего изображения, становится меньше [90]. Эту проблему можно решить либо с помощью ПЗС-матрицы большего размера или цифрового масштабирования изображения. Кроме того, движение объектов вызывает размытость и зернистость изображения, что особенно заметно в областях высокой контрастности. Тем не менее, EIS-системы имеют преимущество относительно OIS-систем за счет снижения сложности группы линзы и цены.

1.1.2. Программные методы стабилизации

Применение программных методов стабилизации является наименее затратным подходом, позволяющим выполнять стабилизацию как непосредственно во время съемки, так и повышать качество уже отснятого видеоматериала. Основными этапами при стабилизации видеопоследовательностей являются оценка движения, компенсация (сглаживание) нежелательного движения и приведение (восстановление) изображения к стабилизированному положению (табл. 1.2).

Таблица 1.2

Этапы программной стабилизации видеопоследовательностей

Этапы	Методы
Оценка движения	Блочно-сопоставительные методы (Block-Matching Algorithm) Методы слежения за точечными особенностями (Feature Tracking) Методы оптического потока (Optical Flow Matching)
Компенсация движения	Низкочастотная фильтрация (Low-pass filtering) Подходы на основе особенностей (Feature based approaches) Восстановление двухмерной сцены (2D scene reconstruction) Фильтр Калмана (Kalman Filtering) Поиск идеальной траектории камеры (Optimal camera paths) Восстановление трехмерной сцены (3D scene reconstruction)
Восстановление изображения	Масштабирование изображения (Zoom Image) Перерисовка границ кадра (Motion Inpainting) Преобразование изображения (Image Warping) Текстурные методы (Texture Reconstruction) Интерполяция кадров (Frame Interpolation) Переориентация кадра (Video retargeting)

Применение методов из разных категорий, указанных в табл. 1.2, позволяет решать частные задачи стабилизации видеопоследовательностей. Так, комбинация блочно-сопоставительных методов, низкочастотного фильтра и масштабирования изображения наиболее часто применяется для стабилизации видеопоследовательностей статических сцен [14, 110, 130]. Применение методов слежения за точечными особенностями в системах стабилизации целесообразно при сложной траектории движения видеокамеры, что позволяет

более точно восстановить плавную траекторию [77, 103]. Различные методы восстановления изображений были предложены в связи с конкретными прикладными задачами стабилизации [101, 109].

Традиционно стабилизация видеопоследовательностей в 2D-пространстве (в плоскости изображений) состоит из трех этапов. Во-первых, оценивается модель движения между соседними кадрами, например аффинные или проективные преобразования. Во-вторых, выполняется низкочастотная фильтрация параметров этой модели движения по времени. В-третьих, выполняется преобразование полного кадра на основе полученных параметров стабилизации для устранения высокочастотного дрожания камеры [76]. Стабилизация в 2D-пространстве может значительно снизить дрожание камеры. Однако при этом не удастся синтезировать идеализированный путь камеры подобный тому, который можно обнаружить при профессиональной съемке. При использовании 2D-методов отсутствуют знания о 3D-траектории движения исходной камеры, поэтому нельзя представить вид результирующей трехмерной траектории и оценить, как сцена выглядела бы с ее применением. Альтернативным способом являются проективные преобразования, которые являются аппроксимацией трехмерной сцены, и низкочастотная фильтрация. Существенная низкочастотная фильтрация может привести к видимым артефактам на видеопоследовательности, в то время как при незначительной фильтрации устраняется только дрожание, а сглаженная траектория движения камеры не строится. Рассмотрим этапы программной стабилизации видеопоследовательностей более подробно.

1.2. Анализ методов оценки движения при стабилизации видеопоследовательностей

Существует большое количество различных методов оценки движения в видеопоследовательностях. Однако для задачи стабилизации, в основном, используются следующие методы:

- блочные методы оценки движения, отличающиеся высоким быстродействием и достаточной надежностью при незначительных изменениях положения объектов в сцене за короткое время [23, 26, 30];
- методы, основанные на точечных особенностях, позволяющие уникальным образом идентифицировать особенные точки на изображении для отслеживания положения объектов [27, 131].
- метод оптического потока, заключающийся в построении и выравнивании поля векторов движения на основе яркостной информации соседних кадров [28, 37].

1.2.1. Блочные методы оценки движения

Наиболее многочисленной из вышеперечисленных групп является группа блочных методов (Block Matching Algorithm, BMA). Это обусловлено универсальностью, невысокой вычислительной сложностью и сравнительно высокой эффективностью алгоритмов этой категории. Не последнюю роль сыграла также простота их аппаратной реализации [25, 41, 87, 127].

Схема блочной оценки движения содержит следующую последовательность действий. Изображение делится на неперекрывающиеся блоки пикселей размерами $N \times N$ (обычно 16×16 пикселей), значение интенсивности которых определяется как $I_n(x, y)$, где x, y – координаты пикселя, n – номер кадра. Для каждого блока в небольшой окрестности $-S_x < d_x < +S_x$ и $-S_y < d_y < +S_y$ ищутся наиболее похожие блоки на следующем кадре $I_{n+1}(x + d_x, y + d_y)$.

Сходство блоков определяется минимизацией функции ошибки E , в соответствии с используемой метрикой [29]. Обычно применяется три метрики (выражения (1.1)–(1.3)): абсолютных разностей (SAD, Sum of Absolute Differences), сумма квадратичных отклонений (SSD, Sum of Squared Differences) и среднее значение квадратов разностей (MSD, Mean of Squared Differences).

$$E_{SAD}(d_x, d_y) = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N |I_{n+1}(x, y) - I_n(x + d_x, y + d_y)|, \quad (1.1)$$

$$E_{SSD}(d_x, d_y) = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N (I_{n+1}(x, y) - I_n(x + d_x, y + d_y))^2, \quad (1.2)$$

$$E_{MSD}(d_x, d_y) = \frac{1}{B_{num} \times B_{num}} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N (I_{n+1}(x, y) - I_n(x + d_x, y + d_y))^2, \quad (1.3)$$

где B_{num} – количество анализируемых блоков.

В работе [44] предложено использовать предварительную фильтрацию векторов движения, полученных при помощи блочного алгоритма оценки движения. Для повышения точности оценки движения авторы предлагают собственный критерий расчета меры ошибки E :

$$\begin{aligned} E &= \frac{\sqrt{e_y^2 + e_x^2}}{const + mNorm}, \\ e_x &= x_s - x_f, \\ e_y &= y_s - y_f, \\ mNorm &= \frac{\sqrt{(x_f - x_i)^2 + (y_f - y_i)^2} + \sqrt{(x_s - x_i)^2 + (y_s - y_i)^2}}{2}, \end{aligned} \quad (1.4)$$

где (x_i, y_i) – координаты центра блока, связанного с вектором движения в кадре n ; (x_f, y_f) – координаты центра данного блока в кадре $(n + 1)$, рассчитанного при помощи ВМА; (x_s, y_s) – координаты центра блока в соответствии с аффинной моделью движения; $const$ – заданный параметр.

Те же авторы в своей другой работе [117] показывают, что данная методика расчета ошибки дает лучшие результаты, чем метод наименьших квадратов. За счет фильтрации неточных векторов движения авторам удалось достичь лучших результатов при наличии поворота камеры. По результатам исследований Puglisi и Battiato разработали быстрый и точный метод стабилизации видеопоследовательностей, основанный на методе блочного соот-

ветствия. Этот результат был получен за счет использования метода полного поиска и интегрального расчета функции ошибки.

В работе [47] авторы предлагают новый метод оценки движения, основанный на моделировании критерия оценки сходства блоков с использованием гауссова распределения. В этом случае оптимизация выполняется с помощью алгоритма максимизации ожидания (Expectation Maximization algorithm, ЕМ-алгоритм), основанного на итеративной оптимизации параметров модели (априорной вероятности, векторов значений и ковариационной матрицы) и расширенного расстояния Махаланобиса, применяемого для оценки соответствия между блоками для поиска наиболее близких блоков на соседних кадрах. Рассматривается модель гауссова распределения:

$$p\left(\frac{x}{\Theta_k}\right) = \sum_{i=1}^k a_i p\left(\frac{x}{\Theta_i}\right) = \sum_{i=1}^k a_i p\left(\frac{x}{\mu_i}, \Sigma_i\right), \quad (1.5)$$

где k является числом компонентов, ($a_i \geq 0$) пропорции компонентов, удовлетворяющие условию $\sum_{i=1}^k a_i = 1$, и каждая плотность компонентов $p(x/\theta_i)$ является Гауссовой функцией плотности вероятности:

$$p\left(\frac{x}{\mu_i}, \Sigma_i\right) = \frac{1}{(2\pi)^{m/2} |\Sigma_i|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x-\mu_i)}, \quad (1.6)$$

где n – размерность вектора x , μ_i – вектор значений, и Σ_i – матрица ковариации, которая положительно определена. Θ_k – набор из всех параметров в смеси, то есть, $\Theta_k = (\theta_1, \dots, \theta_k, \alpha_1, \dots, \alpha_k)$.

Оценка расстояния между блоками осуществляется на основе значений их веса в распределении. Минимальное расстояние между всеми тремя параметрами модели соответствует наиболее похожему блоку. Авторы провели

оценку разработанного метода при стабилизации видеопоследовательностей с критериями среднеквадратичной ошибки (SSD), абсолютных разностей (SAD), нормализованной взаимной корреляции (NCC, Normalized Cross-Correlation) и определили, что предложенный критерий соответствия блоков дает наилучший результат по метрике PSNR (Peak Signal to Noise Ratio). Однако их метод зависит от существования ковариационной матрицы. На практике инверсия ковариационной матрицы не всегда возможна, что усложняет применение предложенного метода.

Блочные методы оценки движения быстро и с достаточной точностью оценивают смещение объектов между кадрами, что позволяет выполнять оценку вектора глобального движения с высокой эффективностью [32, 51, 56, 126]. Недостатками данных методов является влияние однородных областей на результат оценки движения, а также привязка к размеру блока поиска. Применение блочных методов при стабилизации видеопоследовательностей позволяет осуществлять оценку движения, но связано с влиянием негативных факторов при наличии движущихся объектов и изменении освещенности [18, 33, 88]. Кроме того, оценка движения в блочном методе предполагает выбор модели движения для последующей оценки глобального движения кадра [94, 95, 111, 112].

1.2.2. Методы оценки движения на основе точечных особенностей

Альтернативной методикой оценки движения является сопоставление точечных особенностей, которые позволяют находить соответствия между положением точек, углов и фигур на сходных изображениях. Алгоритмы, реализующие нахождение особенных точек могут обладать инвариантностью к аффинным преобразованиям, изменениям освещенности, размытию, что позволяет применять их для оценки движения в сложных условиях [71, 86].

В литературе по компьютерному зрению описаны многочисленные точечные операторы, предназначенные для выделения особенных точек на

изображении. Точечные операторы могут выделять как отдельные особенные точки в локальной 2D окрестности, так и точки, принадлежащие краям. Все точечные операторы основаны на вычислении некоторых атрибутов и определении того, превышают ли значения этих атрибутов пороговые значения или нет. Атрибуты для каждой точки обычно вычисляются в небольшой локальной окрестности пикселей. Число обнаруженных особенных точек зависит от порогового значения. Оно может определяться адаптивно или устанавливаться заранее. К наиболее известным точечным операторам можно отнести угловой детектор Харриса [81], SIFT детектор (Scale Invariant Feature Transform) [91, 106], SURF детектор (Speeded Up Robust Feature) [34, 46] и ряд других.

Алгоритмы слежения за точечными особенностями, в основном, опираются на работу Б. Лукаса и Т. Канаде [107]. Впоследствии математическая формулировка алгоритма была изменена, и стала основой для всех последующих обобщений с учетом аффинных искажений окрестности и освещенности. Путем замены соответствующих переменных на константы любой из модифицированных алгоритмов превращается в базовый алгоритм Лукаса–Канаде. Любой алгоритм выделения особенных точек можно представить в виде следующей последовательности действий:

- нахождение статического кадра из видеопоследовательности, на котором присутствует объект интереса (автомобиль, человек и т. д.);
- наложение сетки 16×16 пиксел на изображение с последующим расчетом для каждого пикселя в каждом квадранте функции отклика. При этом функция отклика различна для разных методов выделения особенностей;
- определение максимальной величины отклика для каждого квадранта;
- отбор найденных точек интереса по заданному пороговому значению.

Пусть J и K – два соседних кадра одной видеопоследовательности. Рассмотрим два изображения как непрерывные функции в двух измерениях. Требуется отследить особенность известного местоположения точки $\mathbf{p}_0 = [x_0, y_0]$ изображения J на изображении K , найдя ее смещение $\mathbf{d} = [d_x, d_y]^T$. Различие ε между особенностью на двух соседних кадрах с учетом области пространственного окна W вычисляется как

$$\varepsilon = \int_W [K(\mathbf{p}_0) - J(\mathbf{p}_0 - \mathbf{d})]^2 dx dy. \quad (1.7)$$

Требуется найти смещение $\mathbf{d}$, минимизирующее величину ε . Если смещение не сходится к нулю после нескольких итераций, то особенность считается потерянной.

Слежение за точечными особенностями применяется во многих задачах компьютерного зрения. Однако этот метод является ресурсоемким. Его реализация в реальном режиме времени требует дополнительных программно-аппаратных решений.

1.2.3. Методы оптического потока

Методы оптического потока представляют собой большую группу методов и их модификаций, в основе которых лежит физическое уравнение процессов переноса различных сред:

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial t} + \mathbf{V} \cdot \nabla f(x, y) = S, \quad (1.8)$$

где $\partial f(x, y)/\partial t$ – производная по времени функции $f(x, y)$ в пространственной области; S – изменения яркости, не сводимые к пространственному движению. Пространственный градиент функции $f(x, y)$ определяется как

$$\nabla f(x, y) = \left(\frac{\partial f(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \right). \quad (1.9)$$

Уравнение (1.8) называется уравнением оптического потока, а под переносимой средой понимается яркость изображения $f(x, y)$. Задача состоит в определении поля векторов движения на основе знания функции яркости в двух соседних кадрах. Например, за вектор движения можно принять вектор, минимизирующий правую часть уравнения (1.8) по площади макроблока. Если представить вычисления в матричном виде, то можно использовать тензорную алгебру для вычисления векторов движения [1, 21, 35, 40, 59, 63].

Принципиальный недостаток метода заключается в физическом принципе причинности, согласно которому воздействие в каждой точке текущего кадра зависит только от возмущений, пришедших с конечной скоростью распространения из ограниченной пространственной области опорного кадра. Как следствие, при большом модуле вектора движения формулы для производных должны включать значения $f(x, y)$ из достаточно большой области опорного кадра. Увеличение значений $f(x, y)$ в формулах для производных приводит к росту вычислительной сложности, и метод перестает быть эффективным. Желательно, чтобы модули векторов движения имели малые значения в пределах нескольких пикселей.

Обычно движение в видеопоследовательности оценивается путем нахождения 3D-структурного тензора пространственно-временного объема данных $\mathbf{J}_s(\mathbf{p})$, центрированного относительно вектора $\mathbf{p}$, следующим образом:

$$\mathbf{J}_s(\mathbf{p}) = \begin{bmatrix} \int_{\Omega} \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial I}{\partial x} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial I}{\partial y} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial I}{\partial t} d\mathbf{q} \\ \int_{\Omega} \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial I}{\partial x} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial I}{\partial y} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial I}{\partial t} d\mathbf{q} \\ \int_{\Omega} \frac{\partial I}{\partial t} \frac{\partial I}{\partial x} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial I}{\partial t} \frac{\partial I}{\partial y} d\mathbf{q} & \int_{\Omega} \frac{\partial I}{\partial t} \frac{\partial I}{\partial t} d\mathbf{q} \end{bmatrix}, \quad (1.10)$$

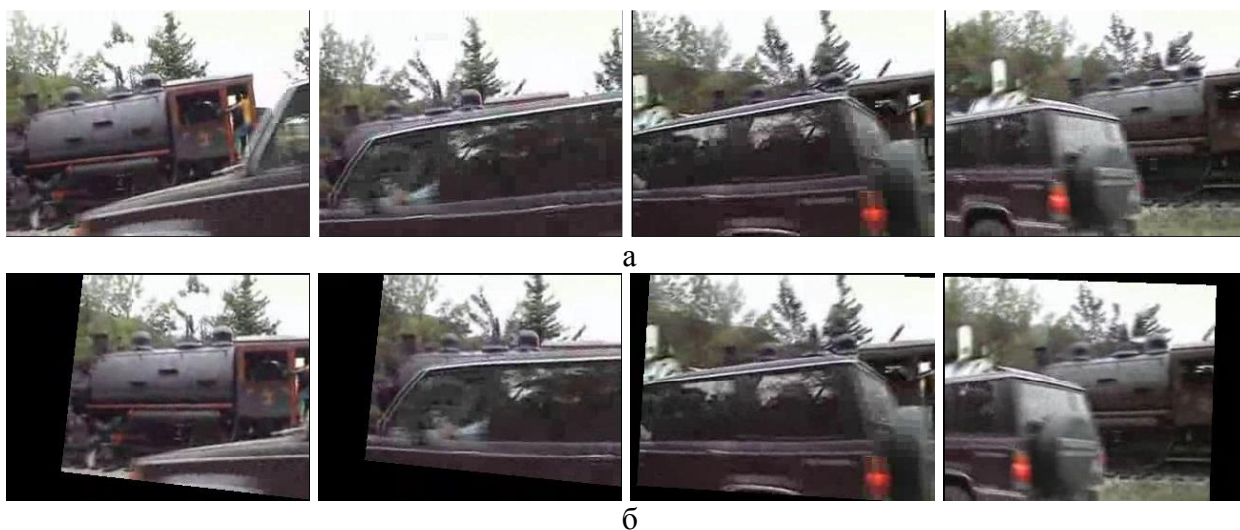
где $I(x, y)$ – функция яркости изображения, $\partial I/\partial x$, $\partial I/\partial y$ и $\partial I/\partial t$ – частные производные по пространственным осям Ox и Oy и по временной оси соответственно, $\Omega(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ – локальный 3D-объем, центрированный относительно вектора $\mathbf{p}$, где $\mathbf{q}$ – локальная точка.

Самым простым способом оценки движения является вычисление следа $\text{trace}(\mathbf{J}_s(\mathbf{p}))$ матрицы $\mathbf{J}_s(\mathbf{p})$ и сравнение его с пороговым значением:

$$\text{trace}(\mathbf{J}_s(\mathbf{p})) = \int_{\Omega} \|\nabla \mathbf{I}\|^2 d\mathbf{q} \quad (1.11)$$

Каждый из рассмотренных подходов оценки движения – блочные методы оценки движения, методы оценки движения на основе точечных особенностей и методы оптического потока, – имеет свою область применения. Блочные методы оценки движения наименее точны, но имеют наибольшее быстродействие. Они могут быть успешно применены для оценки нежелательного движения в статических сценах [114, 115]. Однако если требуется восстановить движущийся объект, то целесообразно использование метода оптического потока, основанного на градиентной информации [60, 119]. С помощью методов оценки движения на основе точечных особенностей можно установить тип движения сложной динамической сцены и найти нежелательное движение в такой сцене [31].

В развитие базового метода оптического потока Cai и Walker [52] предложили алгоритм видеостабилизации на основе выбора особенных точек и delta-оптического потока. Под delta-оптическим потоком авторами понимается сумма вторых производных в 3D пространстве с учетом масштабного множителя K пирамиды Лукаса-Канаде. Такой метод актуален для быстро движущихся объектов (рис. 1.3).



а) нестабилизированная видеопоследовательность с крупным объектом в кадре, б) стабилизированная видеопоследовательность, уменьшение размеров кадров

Рисунок 1.3 – Пример стабилизации видеопоследовательности

Из приведенного примера видно, как существенно могут сдвигаться границы кадров для получения стабилизированного видеоматериала. Выравнивание границ выполняется с помощью процедуры переориентации (retargeting) – обрезки и масштабирования кадра [102].

1.3. Анализ методов компенсации нежелательного движения

Условно методы компенсации нежелательного движения можно разделить как методы, оценивающие движение в 2D и 3D сценах. При этом под 2D стабилизацией понимается компенсация нежелательных сдвигов относительно осей OX и OY . Для этого ищется вектор нежелательного движения. 3D стабилизация учитывает повороты объектов не только в плоскости изображения, но и в 3D пространстве. При этом строятся достаточно сложные прогнозирующие модели, как правило, не предполагающие работу в реальном времени. К методам 2D стабилизации относятся низкочастотная фильтрация, анализ особенностей, восстановление 2D сцены, к 3D стабилизации – фильтр Калмана в 3D пространстве, поиск идеальной траектории видеокамеры, восстановление 3D сцены и ряд других.

1.3.1. Низкочастотная фильтрация

Низкочастотный фильтр первого порядка суммирует межкадровые векторы движения для сглаживания глобальной траектории движения с помощью простых операций в реальном режиме времени. Такие фильтры могут иметь как конечные, так и бесконечные импульсные характеристики. Они хорошо работают при небольших смещениях камеры. Однако при значительных нежелательных сдвигах камеры сглаженная траектория движения строится с задержкой, и требуется дополнительная фильтрация. Тем не менее, низкочастотная фильтрация находит широкое применение в цифровой стабилизации видеопоследовательностей, т. к. имеется возможность анализа всех (непрореженных) последовательных кадров оригинальной видеопоследовательности.

Модуль корректирующего вектора $\mathbf{V}_{cor}$ для n кадров видеопоследовательности рассчитывается по формуле (1.12) [61]

$$|\mathbf{V}_{cor}(n)| = k \cdot |\mathbf{V}_{cor}(n-1)| + |\mathbf{V}_{inf}(n)|, \quad (1.12)$$

где $\mathbf{V}_{inf}$ – вектор межкадрового движения между кадрами n и $(n-1)$, k – компенсирующий коэффициент, значение которого выбирается равным 0,995 при незначительных нежелательных смещениях и равным 0,9 при значительных смещениях видеокамеры.

1.3.2. Компенсация движения на основе особенностей

Существует целое направление работ, основанное на применении фильтра Калмана, когда в качестве измерений используются точечные особенности [45, 67, 84, 85, 116]. В качестве точечных особенностей обычно вы-

ступают инвариантные признаки SIFT (Scale Invariant Feature Transform) и SURF (Speeded-Up Robust Feature).

Одним из интересных направлений является видеостабилизация на основе SIFT признаков и нечеткой кластеризации [132, 136]. Авторы находят ориентацию SIFT-признаков от кадра к кадру, поэтому метод назван SIFT-ME (SIFT-Motion Estimation). Считается, что движение задано аффинной моделью. Для разделения локального и глобального движения в сцене используется нечеткая кластеризация, состоящая из двух шагов. На первом шаге применяется метод k -средних. На втором шаге используются правила нечеткой логики, если значения k слишком большие (излишне большое количество кластеров). Далее применяется фильтр Калмана для прогнозирования глобального движения.

1.3.3. Применение фильтра Калмана

Назначение фильтра Калмана связано с оценкой состояния линейных динамических систем в виде:

$$\mathbf{S}(t+1) = \mathbf{H} \times \mathbf{S}(t) + \mathbf{w}(t), \quad (1.13)$$

где $\mathbf{S}(t+1)$ и $\mathbf{S}(t)$ – состояния системы в моменты времени t и $(t+1)$, $\mathbf{H}$ – фильтр Калмана, $\mathbf{w}(t)$ – шумовая составляющая, которая обычно считается распределенной по нормальному закону.

Фильтр Калмана содержит две фазы: фазу предсказания (обновление уравнений) и фазу корректировки (уточнение спрогнозированных значений на первой фазе на основе реальных полученных оценок), иными словами, происходит априорное и апостериорное оценивание. Работа фильтра Калмана подробно представлена в очень большом количестве источников для различных применений в теории управления [48], оценке динамических процессов в конкретных сферах человеческой деятельности и, в частности, в теории циф-

ровой обработки изображений для задач сопровождения визуальных объектов [80, 100, 123].

В данном случае интересны оценки, полученные в [61] на основе фильтра Калмана, для модели с постоянной скоростью (выражение (1.14)) и модели с постоянным ускорением (выражение (1.15)) объектов интереса. Они имеют следующий вид:

$$\mathbf{V}_{cor}(n) = \mathbf{H}_{X_{klm}}(n) - \mathbf{V}_{X_{inf}}(n), \quad (1.14)$$

$$\mathbf{V}_{cor}(n) = \mathbf{H}_{klm}(n) - \mathbf{V}_{inf}(n) + \mathbf{V}_{cor}(n-1), \quad (1.15)$$

где $\mathbf{H}_{X_{klm}}$ – составляющая фильтра Калмана по оси ОХ, $\mathbf{V}_{X_{inf}}$ – составляющая межкадровой разницы по оси ОХ, $\mathbf{H}_{klm}$ – фильтр Калмана для кадра n .

Фильтр Калмана является дорогостоящим методом компенсации нежелательного движения особенно в случае динамических сцен, когда помимо нежелательного движения видеокамеры имеются визуальные объекты, движущиеся с различной скоростью и ускорением. Фильтр Калмана, как и все методы сопровождения, не защищен от срывов при резкой смене параметров движения объектов или съемки и в таких случаях нуждается в повторной инициализации.

1.3.4. Другие методы компенсации нежелательного движения

Существуют более сложные технологии компенсации нежелательного движения в сцене. Технология сохранения контента при смятии изображений (Content-Preserving Warping, CPW) предложена в ряде работ [103, 140, 141]. Основное предположение для такого сложного преобразования строится на том, что реальные изображения содержат множество плоских поверхностей и можно использовать пространственно распределенные точечные особенно-

сти для построения таких гипотез. На кадр накладывается сетка, для каждой ячейки которой вычисляется функция смятия $E(V)$

$$E(V) = E_d(V) + \alpha E_s(V), \quad (1.16)$$

где $E_d(V)$ – функция данных, подвергнутых билинейной интерполяции, $E_s(V)$ – функция сглаживания, α – масштабный коэффициент.

После получения локальных оценок требуется выбрать одно преобразование для кадра, и этот выбор осуществляется по заранее определенным плоским поверхностям, найденным по методу случайных марковских полей. Метод является сложным, не всегда устойчивым и требующим дальнейшей проработки.

Одним из способов видеостабилизации является оценка 3D траектории движения видеокамеры. Без дополнительных датчиков (нескольких видеокамер или дальномеров) решить такую задачу не представляется возможным. Однако можно предположить 3D модель движения объекта и с учетом этой информации выполнить стабилизацию [134].

В некоторых работах стадии оценки и сглаживания глобального движения в сцене опускаются, и авторы сразу пытаются построить траектории, устойчивые к нежелательным перемещениям камеры. Однако без дополнительных предположений это сделать не представляется возможным. Так, в статье [96] выдвигаются две гипотезы, а именно, наличие ярко выраженных регионов фона или объектов интереса и равномерное движение таких объектов. Быстрый алгоритм стабилизации видеопоследовательностей для беспилотных маневренных летательных аппаратов предложен в работе [122].

3D видеостабилизация возможна при наличии специальных видеокамер [105, 138]. При наличии камеры с оценкой глубины (Kinect-camera) восстановление 3D сцены возможно, что значительно облегчает цифровую стаби-

лизацию 2D видеопоследовательностей. Учитываются вращения и сдвиги в пространстве, которые оцениваются на основе SURF-дескриптора.

Метод, оценивающий непосредственно нежелательное движение видеокамеры (без оценки локального движения), представлен в работе [93]. Оценка глобального движения выполняется на основе случайной выборки локальных образцов (local patches), каждому из которых назначается вес в пространственно-временном объеме данных. Точечные особенности определяются SURF-детектором и отслеживаются по методу Лукаса-Канаде путем минимизации следующей функции $O(H)$:

$$\min_H O(H) = \min_H \sum_{i=1}^m (I_t(P_i) - I_{t+1}(f(P_i, H)))^2, \quad (1.17)$$

где m – количество точечных особенностей, P_i – i -я точечная особенность с координатами (x_i, y_i) , $f(P_i, H)$ – функция смятия, показывающая, как точка P_i переместилась под действием модели движения H (в работе рассматривается аффинная модель движения), $I_t(\cdot)$ и $I_{t+1}(\cdot)$ – значения интенсивности в соответствующих точках t и $(t+1)$ кадров соответственно.

Соответствие точечных особенностей устанавливается по методу RANSAC (Random Sample Consensus) [70].

3D-подходы к стабилизации видеопоследовательностей являются более мощными, хотя и намного более ресурсоемкими. Актуальная трехмерная исходная траектория движения камеры впервые оценивалась с использованием стандартного подхода получения структуры из движения (SFM) [82]. Результатом этого подхода также является получение трехмерного облака точек, описывающего трехмерную геометрию сцены. При этом желаемый путь камеры приближен к первоначальной траектории. Результирующая видеопоследовательность получена путем рендеринга сцены таким образом, как будто она получена с новой, нужной траектории движения камеры.

Существует несколько подходов для получения стабилизированной сцены. Хорошо известен алгоритм неструктурированной визуализации [50]. Результат является стабильным, однако, как и при применении других алгоритмов интерполяции, каждый выходной кадр отображается в виде сочетания нескольких кадров. Таким образом, в динамической сцене возникают нежелательные ореолы, отражающие содержание предыдущих кадров при наличии движения.

Один из подходов к обработке видеопоследовательностей динамических сцен заключается в выявлении динамических объектов и их исключении из области обработки, использовании интерполяции новой области для синтеза фона, повторной композиции всех областей и заполнении всех оставшихся необработанных областей. Тем не менее, каждый из этих шагов является сложной задачей, и вероятность того, что все будет успешно завершено в реальных условиях, достаточно низка.

Если для оценки траектории движения камеры используется метод SFM (Structure From Motion), то можно применить более сложное сглаживание и линеаризацию [103]. Чтобы восстановить исходную видеопоследовательность так, если бы она была получена при гладкой траектории камеры, наиболее простым и надежным подходом является построение виртуальной области фиксированного масштаба. Рассчитанные параметры сглаживания траектории движения камеры применяются к обрезанному до выбранного масштаба оригинальному изображению, в результате чего видеопоследовательность отображается таким образом, как будто она получена при сглаженной траектории движения камеры. Если некоторые области обрезанного окна не соответствуют исходному кадру, то могут быть видны области, которых нет на оригинальном кадре. Тогда требуется выполнять обрисовку движения (motion inpainting) [76, 109]. Для восстановления стабилизированного изображения могут выполняться преобразования на основе техник рендеринга изображения [50] и рендеринга светового поля [125].

В то время как предложены сложные методы для 3D-стабилизации видеопоследовательностей [104], вопрос о том, как вычислять оптимальную траекторию камеры авторы оставляют нерешенным. Выбор остается за пользователем: выбрать оптимальную траекторию вручную путем настройки параметров алгоритма или выбрать общую модель движения для всей видеопоследовательности (фиксированную, линейную или квадратичную), которая затем применяется к исходной траектории камеры. Gleicher и Liu [76] были первыми исследователями, которые ввели кинематографический критерий качества видеопоследовательности. Авторы предложили систему, которая создает траекторию камеры, используя вставку опорных кадров. Их выбор основан на штрафной системе и линейной интерполяции между кадрами. Система поддерживает пост-обработку положения границ кадра. В последнее время предложена технология, которая накладывает ограничения на функцию траектории при расчете сглаженного пути [104]. Однако метод требует оценки и сопровождения особенностей на последовательности кадров.

Предлагаемый Grundmann [77] алгоритм связан с оптимизацией L1-фильтром [92], которая рассчитывается по методу наименьших квадратов. При этом минимизируется вторая производная по норме L1, и выполняется аппроксимация множества точек с сегментами линейной траектории. При L1-оптимизации траектория движения камеры рассчитывается как последовательность различных сегментов, представляющих статическую камеру с равномерным линейным движением и постоянным ускорением.

1.4. Анализ методов восстановления видеопоследовательности

После того, как нежелательное движение, вызванное дрожанием видеокамеры, будет найдено и скомпенсировано тем или иным способом, возникает вопрос восстановления границ сцены. Дело в том, что анализ последовательных кадров позволяет найти стабилизированную часть кадра, однако размеры такой стабилизированной части могут существенно отличаться от

исходного нестабилизированного кадра. Для восстановления границ кадра применяются методы масштабирования изображения, перерисовки границ кадра, переориентации кадра. Более сложные подходы связаны с интерполяцией кадров, восстановлением текстур и преобразованием изображения. Однако следует понимать, что в самых сложных случаях (при быстрой смене объектов, сцен) достоверное восстановление кадра может оказаться проблематичным.

1.4.1. Масштабирование изображения, перерисовка границ и переориентация кадра

Масштабирование изображения при решении задачи цифровой стабилизации сводится к сокращению размеров изображения, когда находится стабильная область в центре кадра. Остальная область кадра отбрасывается. Такой метод применим при незначительных нежелательных сдвигах и поворотах видеокамеры. При этом площадь кадра уменьшается. Однако из-за простоты этот метод нашел широкое применение в различных устройствах [9, 133].

Перерисовка границ кадра является одним из наиболее простых методов восстановления. Так, в работе [118] предлагается способ прорисовки краев на основе медианного фильтра по k предыдущим и k последующим кадрам:

$$f_n(i, j) = \text{median}[f_{n-k}(i, j), f_{n-k+1}(i, j), \dots, f_n(i, j), \dots, f_{n+k-1}(i, j), f_{n+k}(i, j)] \quad (1.18)$$

Авторы рекомендуют значения $k = 10$ для больших регионов пропущенных пикселей и $k = 3-5$ для малых регионов.

Иногда полезен метод прорисовки локального движения на границах кадра [110]. При этом пропущенные области кадра заполняются информацией с соседних кадров. Может потребоваться локальное «смятие» изображе-

ния для лучшей сшивки текущего кадра с частью соседнего кадра. В данном случае речь идет о восстановлении 5–10% площади кадра, расположенной по границам, поэтому обеспечение высокого качества сшивки не требуется. Вначале рассчитывается среднеквадратичное отклонение для каждого «пропущенного» пиксела по информации из соседних кадров. Далее пропущенная область заполняется мозаикой из полученных значений с последующим применением медианой фильтрации для сглаживания.

В основе метода переориентации кадров могут лежать разные критерии, однако принцип метода достаточно прост: захватывается крупный объект в опорном кадре или объект интереса (например, лицо), относительно которого выравниваются все кадры между опорными кадрами (рис. 1.4). Иными словами, происходит линейная интерполяция существенной доли опорного кадра (до $\frac{2}{3}$ площади кадра).

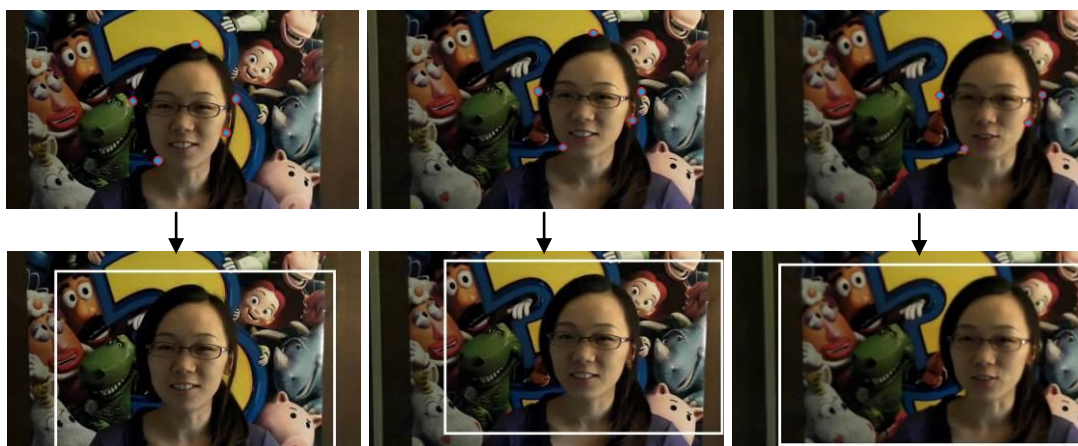


Рисунок 1.4 – Переориентация кадра на основе найденных особенных точек на видеопоследовательности «SANY0025_xvid.avi»

Применение переориентации изображения при стабилизации позволяет сохранить положение объекта интереса в центре кадра, что удовлетворяет субъективным критериям качества при восприятии видеопоследовательности пользователем [120].

1.4.2. Восстановление кадров на основе интерполяции и текстурного анализа

Восстановление кадров является более сложной задачей по сравнению с методами, изложенными в п. 1.4.1. Интерполяционные методы чаще всего используются в пространственной области кадра [110]. Они строятся на основе линейных, квадратичных, бикубических зависимостей, сплайнов и кривых сложной формы. Основное ограничение этих методов связано с трудностью установления вида сложных зависимостей, что не всегда представляется возможным [58, 75, 97, 108, 139]. Иногда для интерполяции используют марковские поля [113] и функцию Байеса [124]. Более целесообразным является текстурный анализ.

Восстановление кадров на основе текстурного анализа относится к сложным и дорогостоящим методам восстановления. В зависимости от размеров области пропущенных пикселей и наличия информации соседних кадров можно прогнозировать успешность применения данного подхода. Восстановление текстуры относится к области видеоредактирования, используется пространственно-временной анализ окружения области пропущенных пикселей. Интересной является работа [62], где восстановление изображения происходит с применением нерегулярных эталонов на гексагональной решетке. По мнению авторов, гексагональная решетка максимально соответствует особенностям зрения человека.

Фаворской М.Н. и др. разработан пространственно-временной подход к анализу окружающей текстурной области и восстановлению пропущенных пикселей на основе данного анализа [36, 65, 66, 68]. Вначале анализируется окрестность, по возможности выделяются границы различных текстурных областей и интерполируются линии границ. Пространственный анализ кадра и реконструкция текстур выполняется в области интереса с использованием текстурных карт. Для каждого пикселя области интереса вычисляются значения текстурных признаков – модифицированной гладкости, однородности,

дисперсии, энтропии, необходимых центральных моментов порядка n , нормализованной гладкости и нормализованной энтропии текстуры в заданной окрестности.

Получаемые значения текстурных признаков используются для выбора метода реконструкции текстуры с помощью следующего решающего правила:

$$DF(IS, ST, RS, ES, SS) = w_0 + w_1 IS + w_2 ST + w_3 RS + w_4 ES + w_5 SS, \quad (1.19)$$

где IS – изотропность; ST – структурность; RS – гладкость; ES – размер области пропущенных пиксел; SS – стабильность сцены и отсутствие сложных случаев; $w_0, \dots, w_5$ – весовые коэффициенты.

Для аппроксимации решающего правила применяется однослойная искусственная нейронная сеть, с помощью которой осуществлялся выбор метода восстановления текстуры – размывание (анизотропное/изотропное), текстурная мозаика (анизотропная/изотропная), текстурный синтез (статистические методы/суперпозиция текстур).

Временная реконструкция текстуры учитывает три модели движения объектов в кадре – линейное движение, поворот и масштабирование. Эксперименты показали, что такой подход к пространственно-временному восстановлению текстур позволяет восстанавливать фон сцены видеопоследовательности с достоверностью 72–98 % в зависимости от сложности фона и движения в сцене.

1.4.3. Устранение размытия

Системы видеостабилизации [77, 104] предлагаются для сглаживания движения камеры при дрожании видеопоследовательности. Хотя эти подходы успешно выполняют стабилизацию содержания, они не влияют на эффект размытия одного или нескольких кадров. Размытые кадры отрицательно влияют на стабилизацию видеопоследовательности. Большинство систем стаби-

лизации видеопоследовательности основаны на отслеживании точечных особенностей для оценки движения камеры. Однако, отслеживание особенностей часто ненадежно в связи с отсутствием достаточного числа резких особенностей изображения. Поэтому восстановление резких кадров на основе размытых по причине движения камеры важно для достижения хороших результатов стабилизации. По этой причине авторы [55] считают, что устранение размытости кадров должно выполняться до применения алгоритмов стабилизации видеопоследовательности. Это противоречит предыдущим работам по устранению размытости [110], где простая технология устранения размытия применялась после того, как входная видеопоследовательность стабилизировалась.

В зависимости от наличия исходных изображений, а также предполагаемого вида размытия изображения применяются различные методы устранения размытия.

– Устранение размытия с применением одного изображения. Для одного входного изображения наибольшее развитие получили подходы равномерного размытия [54, 69, 98, 121]. Эти методы предполагают наличие одного равномерного ядра размытия для всего изображения, и поэтому не могут быть напрямую применены к кадрам видеопоследовательности, где размытие изменяется в пространстве. В последнее время, направление исследований изменилось на неравномерные методы устранения размытия. Whyte [135] и Hirsch [83] использовали трехмерное ядро размытия для описания пространственно-изменяющегося двумерного ядра по изображению; Gupta [78] предложил описывать движение камеры с использованием функции плотности движения. Однако, данные подходы недостаточно надежны при работе с реальными видеопоследовательностями, рассматриваемыми в этой работе, в связи с наличием многих факторов, таких как движущиеся объекты, шумы на изображении, а также артефакты компрессии.

– Устранение размытия, основанное на нескольких изображениях. Существует несколько подходов для совместного устранения размытия на не-

скольких размытых кадрах одной сцены. Cai [52] предложил численный метод расчета модели размытия изображений. Данный метод предполагает наличие равномерного ядра размытия для каждого изображения. Agrawal [39] варьировал время экспозиции для кадров видеопоследовательности, чтобы сделать обратимое размытие на основе нескольких кадров, но такой метод требует специально программируемого аппаратного обеспечения и не может быть применен к обычным видеопоследовательностям. Cho [53] сегментировал изображения на регионы, содержащие гомогенное движение и проводил оценку соответствующего движения PSF (Point Spread Function) для восстановления оригинальных (латентных, скрытых) изображений с минимизацией энергии. Однако этот метод работает только с одномерным гауссовым ядром и не имеет возможности моделировать общее движение камеры, которое распространено на видеопоследовательностях. Li [99] предложил систему для создания четких панорамных изображений из размытых при движении камеры видеопоследовательностей. Данная система использует гомогенное подобие в качестве модели движения между соседними кадрами, что приводит к пространственно-изменяющимся ядрам размытости. Параметры движения оцениваются на основе скрытых изображений как минимизация энергии.

– Устранение размытия, основанное на интерполяции кадров. Matsushita [110] предложил практический метод устранения смазанности на видеопоследовательности в своей системе стабилизации. Алгоритм обнаруживает четкие кадры с использованием статистик градиента изображений и выполняет интерполяцию четких кадров, чтобы повысить четкость размытых кадров. Такой метод попиксельного выравнивания использует только движение камеры, описанное гомогенным подобием, и не учитывает эффекта размытия ядер и возникающих вследствие использования гомогенного движения ошибок пиксельного сравнения. Неточность данного метода выравнивания неизбежно понижает качество восстановленных кадров.

– Выбор подходящих изображений. Эти методы хорошо известны в астрономической фотографии еще 70-х годов [74], когда выбираются не-

сколько лучших фотографий и объединяются в единое изображение для того, чтобы избежать турбулентности атмосферы на снимках. Аналогичная концепция была недавно применена для получения резкого изображения удаленного объекта на основе нескольких снимков [89]. Авторы предполагают, что камера статична. При этом небольшое смещение между изображениями может быть удалено методом нахождения пути простым сравнением значений пикселей. Однако совмещение видеокадров становится нетривиальным из-за различного уровня размытости пикселей, что делает невозможным прямое использование значений интенсивности пикселей для поиска пути. Кроме того, предыдущие методы анализа «удачных» изображений не использовали большинство данных, т. к. получали только один лучший образ, а для устранения размытия требуется восстанавливать несколько кадров видеопоследовательности.

– Синтез с учетом траектории. Методы синтеза смещения траектории используются в различных областях, таких как текстурный синтез, подавление шумов [49, 101], суперразрешение [73], интерактивное редактирование изображений [42]. Для поиска наиболее подходящих текстурных областей предыдущие методы использовали в качестве метрики, в основном, сумму квадратов разности (SSD), что позволяло вести поиск только в пространстве перехода. Barnes [43] расширил алгоритм совпадения пути с учетом масштабирования и поворота. HaCohen [79] предложил алгоритм нежесткого соответствия плотности (non-rigid dense correspondence) и применил его к размытым изображениям путем итеративного выполнения деконволюции к серии изображений. Однако данный метод предполагает нахождение глобального ядра размытия и использует свертку для получения результата.

1.5. Анализ существующих систем стабилизации видеопоследовательностей

Рассмотрим основные характеристики ряда существующих систем, которые предлагают возможность стабилизации видеопоследовательностей (табл. 1.3).

Таблица 1.3

**Сравнительная характеристика систем стабилизации
видеопоследовательностей**

Система	Описание
«VirtualDub» (США)	Программный исследовательский комплекс обработки видеопоследовательностей с плагинами «Deshaker» (Германия) для стабилизации видеопоследовательностей) и «MSU Motion Blur Removal» (РФ) для устранения размытия движения
«AviSynth» (США)	Программная исследовательская система для обработки видеопоследовательностей на основе скриптов, плагин «DePan Estimate» (РФ) для оценки глобального движения, полной или частичной его компенсации)
«ProDAD Mercalli» (США)	Коммерческая программная система, встраиваемая во многие программные продукты, предназначенная для компенсации движения и стабилизации видеопоследовательностей
«Deshaker» (Германия)	Исследовательский программный продукт, позволяющий выполнять точную настройку алгоритма стабилизации видеопоследовательности, реализует масштабирование изображения или размытие границ кадра при стабилизации
«NewBlue Stabilizer» (США)	Коммерческий программный продукт, выполняющий покадровый анализ движения для восстановления плавного межкадрового движения на всей видеопоследовательности
«Adobe AfterEffects» (США)	Коммерческий продукт для профессиональной обработки и видеоредактирования, включающий в себя несколько плагинов по стабилизации и устранению размытия движения
L1 Robust Optimal Camera Paths (США)	Исследовательский программный продукт, разработанный Google Labs и внедренный в качестве плагина для YouTube при загрузке видеоматериала, выполняющий автоматическую стабилизацию и визуальную обработку видеопоследовательностей

Видеоредактор «Deshaker» (Германия), свободно распространяемая утилита, являющаяся плагином для «VirtualDub», обладающим большими возможностями по обработке видеоматериала с использованием различных

встроенных фильтров и сложных плагинов. Видеоредактор «Deshaker» предлагает возможность стабилизации с применением оценки движения на основе блочного подхода, отображает весь процесс работы алгоритма: нахождение векторов движения, расчет сглаживающего вектора, обработка границ кадра. При этом утилита предполагает выполнение сложной настройки алгоритма пользователем, которую часто надо производить с учетом особенностей конкретной видеопоследовательности (рис. 1.5). Стабилизация выполняется в виде двухпроходного алгоритма, поэтому плагин не может быть применен для систем реального времени.

Программа «ProDAD Mercalli» является коммерческим программным продуктом, представляющим самостоятельное приложение для стабилизации входных видеопоследовательностей. Кроме того, программа предоставляется в качестве плагина к системе обработки видеопоследовательностей «Adobe Premiere». Программа предполагает пользовательскую настройку: выбор видов движения, присутствующих на видеопоследовательности, ручная настройка масштабирования при стабилизации, отслеживание траектории камеры (рис. 1.6).

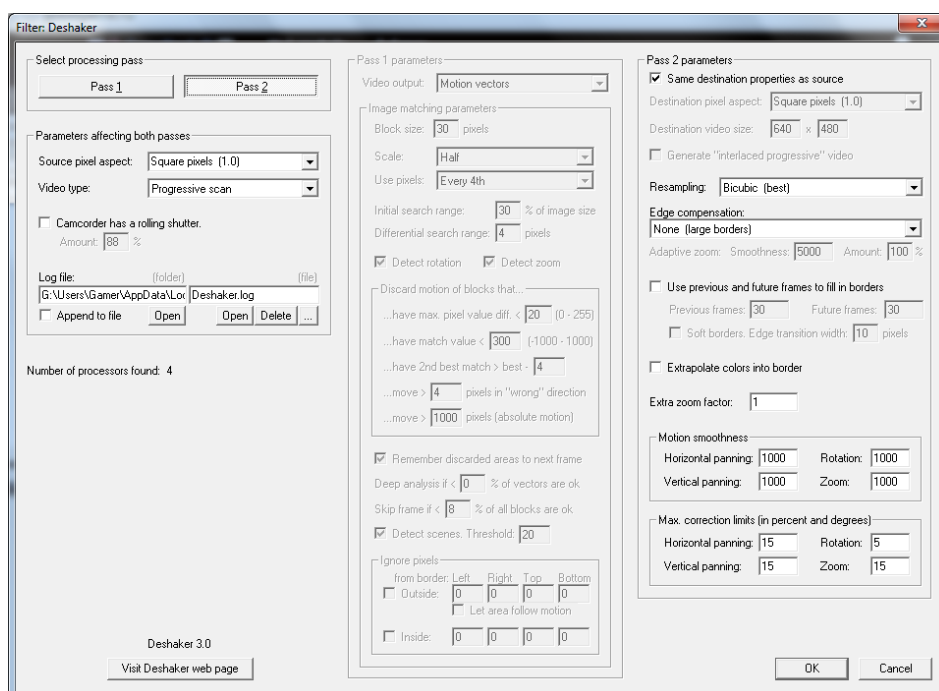


Рисунок 1.5 – Интерфейс плагина «Deshaker»

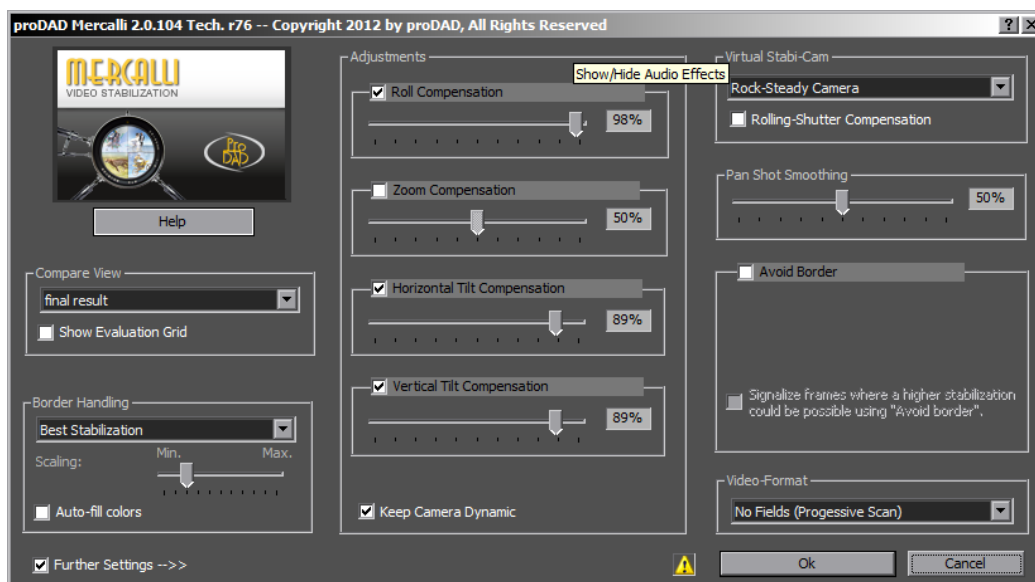


Рисунок 1.6 – Интерфейс программного продукта «ProDAD Mercalli»

Программа «Adobe AfterEffects» – популярный видеоредактор, в который встраиваются плагины для стабилизации: «Mercalli» и «WarpStabilizer» (рис. 1.7). Программа «WarpStabilizer» отличается более простыми настройками стабилизации, но при этом работает медленнее аналогов. При стабилизации пользователю предоставляется выбор: система будет пытаться отследить траекторию камеры и скомпенсировать движение или при любой возможности оставлять камеру неподвижной, как при статической сцене.



Рисунок 1.7 – Интерфейс «Adobe After Effects» и «WarpStabilizer»

Программа «L1 Robust Optimal Camera paths» (YouTube) является наиболее совершенным средством для стабилизации видеопоследовательностей на данный момент. Она встраивается в средство обработки видеоматериала YouTube.com: любой пользователь при загрузке на сайт своей видеопоследовательности может ей воспользоваться (рис. 1.8). Если система обнаруживает, что видеопоследовательность недостаточно плавная, то она предложит применить стабилизацию. В отличие от аналогов «YouTube Stabilization» не предполагает настройки алгоритма. Подстройка параметров осуществляется полностью автоматически. При этом пользователю дается возможность оценить качество стабилизации при предварительном просмотре видеопоследовательности, обработка которой ведется несколько секунд. Непосредственно стабилизация выполняется значительно медленнее, но алгоритм не использует ресурсы компьютера, а работает полностью удаленно. Следует отметить, что алгоритм применяет масштабирование изображения для компенсации граничных эффектов стабилизации. Наименее удачный результат стабилизации возникает при наличии постоянного эффекта увеличения (движение вперед или масштабирование изображения).

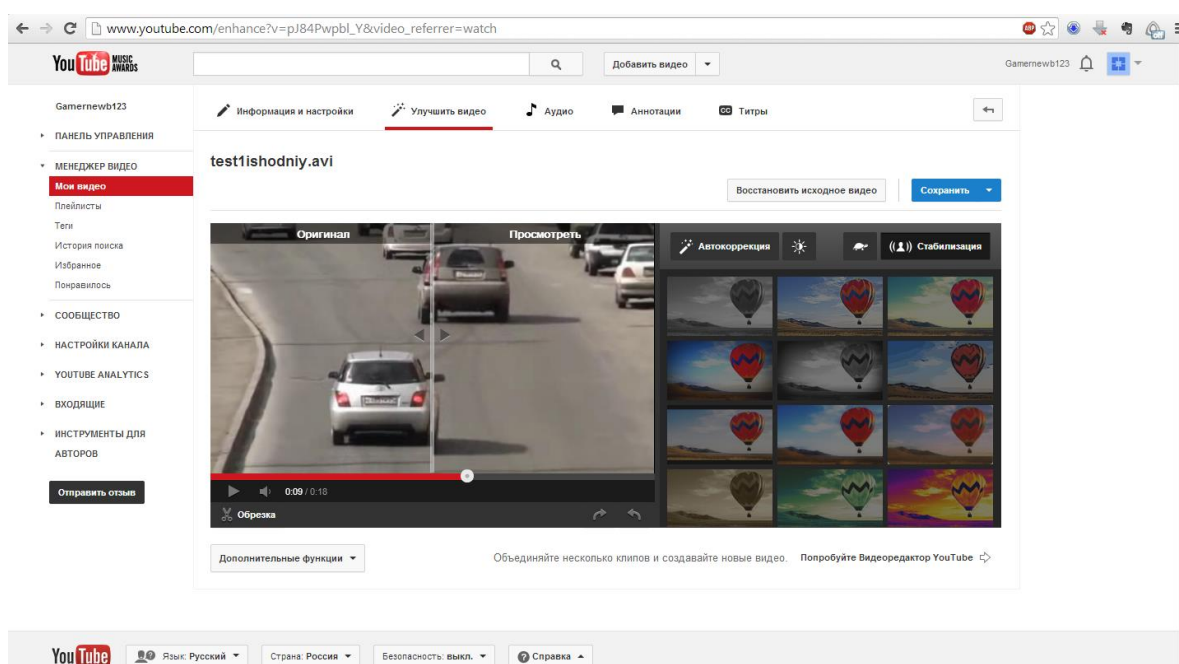


Рисунок 1.8 – Интерфейс «YouTube Stabilization»

Несмотря на хорошие показатели стабилизации рассмотренных систем, ни один из известных программных продуктов не выполняет обработку в реальном времени и непосредственно при получении видеопотока, поэтому они не могут быть применены в системах видеонаблюдения. Большинство из известных систем стабилизации предполагают сложную настройку под конкретную видеопоследовательность. Единственным удачным методом компенсации границ при стабилизации в рассмотренных системах является масштабирование кадра, что приводит к ухудшению качества видеоматериала и потере информации.

Таким образом, проведенный анализ существующих методов и алгоритмов показал, что требуется развитие методов оценки движения и стабилизации видеопоследовательностей в сложных условиях съемки.

1.6. Выводы по главе

В первой главе рассмотрены существующие методы оценки и компенсации движения, устранения размытости и интерполяции кадров, предназначенные для решения задачи стабилизации видеопоследовательностей.

Методы оценки движения разделяются на три основные группы, каждая из которых обладает своими преимуществами и недостатками. Методы блочной оценки движения обладают высокой скоростью работы по сравнению с другими алгоритмами, но более низкой точностью оценки. Существуют различные модификации данных методов, позволяющие избежать полного перебора области поиска. Среди метрик, по которым определяется сходство блоков, наиболее известны следующие: сумма абсолютных разностей (SAD), сумма квадратичных отклонений (SSD) и среднее значение квадратов разностей (MSD). Методы соответствия блоков являются наиболее подходящими для задачи оценки движения камеры, поскольку не требуется отслеживать смещение конкретных объектов на видеопоследовательности.

Методы точечных соответствий позволяют осуществить отслеживание положения объектов на нескольких кадрах, но обладают высокой вычислительной сложностью. Наиболее важным отличием от других методов оценки движения является инвариантность точечных особенностей к различным изменениям значений пикселей. В целом, методы оценки точечных особенностей обладают более высокой точностью оценки движения объектов в кадре, но не дают преимущества при оценке глобального движения видеопоследовательности.

Методы оптического потока основаны на нахождении поля векторов движения на основании яркости изображения. Метод оптического потока может использоваться для обнаружения движущихся объектов при движении камеры, но в вычислительном отношении он сложен и не может быть применен к полным видеопотокам в реальном времени без специализированных ЭВМ.

Рассмотрены основные методы стабилизации видеопоследовательностей. Поскольку в большинстве систем видеонаблюдения применяются определенные IP или Web-камеры, часто не обладающие собственными стабилизаторами изображения, предлагается использовать программные системы стабилизации видеопотока. Кроме того, данные системы позволяют проводить постобработку уже отснятого видеоматериала независимо от источника данных.

Программные методы стабилизации состоят из трех этапов: оценка движения, компенсация движения и восстановления изображения. Целью этапа оценки движения является расчет вектора глобального движения кадра, при этом могут применяться любые методы оценки локального движения. На этапе компенсации движения требуется рассчитать значение сглаживающего вектора движения. В зависимости от наличия видеопоследовательностей статической или динамической сцены необходимо привести положение кадра в соответствие с опорными кадрами видеопоследовательности или оценить траекторию движения камеры и выполнить её сглаживание таким образом,

чтобы видеопоследовательность выглядела так, как будто она получена при профессиональной съемке. Для этого применяется низкочастотная фильтрация, фильтр Калмана или трехмерная оценка реальной траектории движения камеры. Последним этапом стабилизации является восстановление изображения. Большинство систем и алгоритмов предлагают простое масштабирование кадра для сокрытия областей, которых нет на результирующем кадре после стабилизации. Альтернативными методиками является интерполяция границ изображения на основе опорных кадров или обрисовка изображения на основе соседних пикселей.

Подробно проанализированы существующие программные средства, решающие задачу стабилизации для получения видеопоследовательности, содержащей плавное движение. Выяснено, что программы видеоредактирования ориентированы на работу в интерактивном режиме, их возможности по автоматической обработке ограничены, коррекция видеопоследовательностей требует активного участия оператора. Кроме того, рассмотренные системы не выполняют обработку видеопоследовательностей в реальном времени. Таким образом, требуется развитие методов оценки и компенсации движения, а также стабилизации видеопоследовательностей в системах видеоредактирования и видеонаблюдения.

ГЛАВА 2. ЦИФРОВАЯ СТАБИЛИЗАЦИЯ ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ СЛОЖНЫХ СТАТИЧЕСКИХ И ДИНАМИЧЕСКИХ СЦЕН

Анализ существующих подходов и методов стабилизации видеопоследовательностей показал необходимость разделения алгоритмов на статические и динамические сцены. Сложность задачи состоит в том, что необходимо учитывать преднамеренное движение камеры, алгоритм должен обладать устойчивостью к наличию нескольких движущихся объектов, изменению освещенности, повороту и сдвигу камеры. Ограничения, предъявляемые к входным видеопоследовательностям, представлены в таблице 2.1.

Таблица 2.1

**Ограничения и условия, предъявляемые к входным
видеопоследовательностям**

Ограничение	Критерий
Вид объектов	Изображение объектов небольшого размера на переднем плане
Размер объектов	Не более 30% площади кадра
Длительность видеопоследовательностей	Без ограничений (в зависимости от аппаратных возможностей)
Тип движения в сцене	Быстрое, медленное, со смещением, вращательное движение
Движение камеры	Отсутствует, поступательное, вращательное, незначительное масштабирование
Изменения освещенности	Не более 10% за 25 кадров видеопоследовательности

2.1. Постановка задачи

Пусть имеется видеопоследовательность $VS_{in}(n)$, где $n \in \{0, 1, 2, 3, \dots\}$ – номер кадра. При преднамеренном движении камеры $VS_{int}(n)$ сцена считается динамической. Непреднамеренное движение – дрожание кадра $VS_{jit}(n)$ имеет место в статических и динамических сценах. Задача стабилизация видеопоследовательности, полученной при съемке статической сцены, сводится

к нахождению компоненты дрожания кадра $VS_{jit}(n)$, компенсации дрожания $VS_{comp}(n)$ и преобразования $VS_{stab}(n)$ (масштабированию кадра):

$$VS_{in}(n) \xrightarrow{O_{jit}} VS_{jit}(n) \xrightarrow{O_{comp}} VS_{comp}(n) \xrightarrow{O_{conv}} VS_{stab}(n), \quad (2.1)$$

где O_{jit} – оператор оценки непреднамеренного движения в сцене; O_{comp} – оператор компенсации движения; O_{conv} – оператор преобразования стабилизированного кадра $VS_{stab}(n)$ к размерам исходного кадра.

Задача стабилизации видеопоследовательности, содержащей динамические сцены, состоит в нахождении идеальной траектории движения камеры. При этом для каждого кадра требуется рассчитать его стабилизированное положение для нахождения преднамеренного движения камеры $VS_{int}(n)$:

$$VS_{in}(n) \xrightarrow{O_{jit}} VS_{jitt}(n) \xrightarrow{O_{int}} VS_{int}(n) \xrightarrow{O_{comp}} VS_{comp}(n) \xrightarrow{O_{conv}} VS_{stab}(n), \quad (2.2)$$

где O_{int} – оператор оценки преднамеренного движения камеры, которое требуется сохранить при стабилизации сцены.

Стабилизацию видеопоследовательностей можно разделить на следующие этапы:

I этап: Предварительная обработка сцены видеопоследовательностей:

- Разделение видеопоследовательности на сцены.
- Оценка размытости кадров и повышение четкости размытых кадров.
- пространственно-временная коррекция.

II этап: Оценка движения:

- Оценка локального движения методами соответствия блоков.
- Построение нечеткой модели Такаги-Сугено-Канга для уточнения оценки локального движения.
- Оценка глобального движения кадра

III этап: Компенсация движения:

- Расчет коэффициента сглаживания в зависимости от оригинального движения камеры.
- Применение низкочастотного фильтра первого порядка для сглаживания движения.

IV этап: Восстановление изображения:

- Восстановление границ для статических сцен на основании интерполяции опорных кадров сцены
- Переориентация изображения для динамических сцен, содержащих объекты интереса в кадре

Во второй главе подробно рассматриваются разработанные методы нахождения и компенсации нежелательного движения камеры для статических и динамических сцен, а также алгоритмическая реализация каждого из представленных этапов.

2.2. Стабилизация видеопоследовательностей сложных статических и динамических сцен

Для статических сцен оценка движения выполняется на основе метода соответствия блоков, как наиболее подходящего по скорости и точности работы. Однако при наличии изменений в освещенности сцены и нескольких движущихся объектов требуется выполнять более точную оценку глобального движения, т. к. некоторые локальные вектора могут не отражать реальное движение камеры, а быть подверженными влиянию отрицательных факторов.

Качество оценки движения в методах, основанных на поиске локальных векторов можно повысить несколькими способами. Для расчета параметров преобразования кадра предлагается использовать только достоверные векторы, которые описывают именно движение камеры, но не объектов в кадре [2]. Для расчета глобального вектора движения, применяется двумерная линейная модель, учитывающая аффинные преобразования.

2.2.1. Разделение видеопоследовательности на сцены

Для повышения качества видеоматериала необходимо предварительно выполнять разделение видеопоследовательности на сцены. В таком случае обработка каждой сцены будет выполняться независимо. Это необходимо для исключения влияния кадров, принадлежащих соседней сцене, при выполнении стабилизации или использовании временных фильтров.

Предложенный в работе [5] алгоритм разделения на сцены использует двухпроходной анализ видеопоследовательности. На первом проходе оцениваются различные параметры полной видеопоследовательности: такие, как гистограмма кадра, конфигурация и количество особых точек, расположение цветовых боков и другие параметры. На втором проходе устанавливаются адаптивные пороги параметров видеопоследовательности, при превышении которых выполняется разделение последовательности на сцены. Для систем видеонаблюдения алгоритм модифицирован таким образом, что анализируется не вся видеопоследовательность, а только предыдущие кадры сцены, что позволяет проводить обработку получаемого с камеры видеопотока. Разработан алгоритм выделения сцен, оценивающий конфигурацию особых точек кадра:

Шаг 1. Расчет расстояния от каждой особой точки кадра до центральной точки кадра

$$R_{ij} = \sqrt{(x_{G_i} - x_c)^2 + (y_{G_i} - y_c)^2}, \quad (2.3)$$

где x_{G_i}, y_{G_i} – координаты i -ой особой точки; x_c, y_c – координаты центральной точки кадра.

Шаг 2. Расчет смещения точки

$$|R_{ij} - R_{ij-1}| < e_{tr}, \quad (2.4)$$

где: e_{tr} – порог смещения точки для кадра

Шаг 3. Расчет количества сильно смещенных точек в n -м кадре

$$f(R, e, n) = \text{count}(e_{tr} > e_n), \quad (2.5)$$

где e_n – общий порог смещения.

На рис. 2.1 приведена зависимость, отображающая количество сильно смещенных точек в тестовой видеопоследовательности. На графике показан порог, выше которого принимается решение о разделении сцены, виды границ сцены в зависимости от значения счетчика сильно смещенных точек.

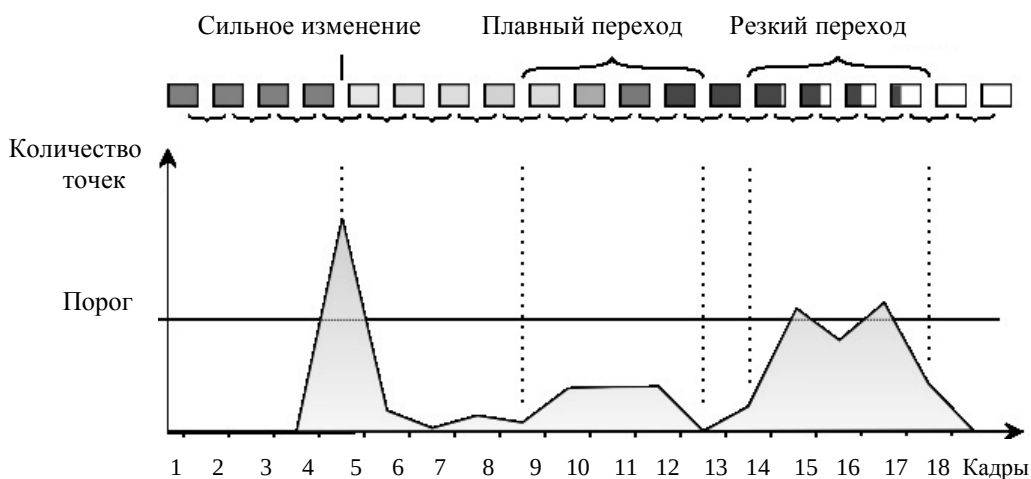


Рисунок 2.1 – Гистограмма значений счетчика сильно смещенных точек на тестовой видеопоследовательности

Если на текущем кадре n функция $f(R, e, n)$ достигает локального максимума, то текущий и последующий кадры являются границами сцены видеопоследовательности.

2.2.2. Устранение размытия движущихся объектов

При движении камеры на видеопоследовательности возникают нежелательные эффекты, а именно размытие движущихся объектов и недостаточная четкость объектов заднего плана. Для повышения качества размытых кадров

разработан метод, использующий анизотропный фильтр Гаусса с адаптивным автоматическим подбором обрабатываемых регионов в кадре. Отметим, что при движении камеры и наличии движущихся объектов сложно определить значение ядра размытия, т. к. направление размытия может быть различным на одном кадре. Усовершенствованный метод устранения размытия движущихся объектов состоит из следующих шагов:

1. Оценка размытости кадров видеопоследовательности на основе градиентной информации.
2. Разделение изображения на детализированные и гладкие регионы.
3. Нахождение граничной информации с применением фильтра Собела.
4. Применение фильтра Гаусса для детализированных регионов с автоматическим подбором маски обработки.
5. Применение нерезкого маскирования для гладких регионов.
6. Синтез результирующего изображения.

Следует учесть, что размытие изображения происходит только при определенных условиях, таких как сильное дрожание, быстрое движение объектов или длительная экспозиция камеры. Следовательно, не все кадры подвержены данному эффекту, и требуется определить, какие кадры являются размытыми.

На первом шаге определяются кадры видеопоследовательности, содержащие значительный уровень размытия изображения на основе градиентной информации. Предположим, что в видеопоследовательности найден размытый кадр z . Авторами Joshi и Cohen [89] предложен метод устранения размытия путем вычисления среднего значения $\mu(x, y)$ функции интенсивности для текущего пиксела на основе информации $(z-1)$ предыдущих кадров по формуле:

$$\mu(x, y) = \frac{1}{(z-1)} \sum_{i=1}^{z-1} I_i(x, y), \quad (2.6)$$

где $I_i(x, y)$ – значение интенсивности в пикселе с координатами (x, y) , $i \in 1, \dots, (z-1)$; $1, \dots, (z-1)$ – предыдущие кадры относительно размытого кадра z .

Тогда четкость пиксела ω_{tex} определяется по следующей формуле:

$$\omega_{tex}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N L'_t(x, y), \quad (2.7)$$

где $L'_i(x, y)$ – производная оригинального изображения $I_i(x, y)$, преобразованного дискретным Лапласианом размерности 3×3 пиксела.

Эксперименты на реальных видеопоследовательностях показали, что устранение размытия на основе выражений (2.6)–(2.7) не достаточно.

Разработан метод, в котором оценка четкости изображения выполняется на основе градиентной информации по всему текущему кадру и заданному порогу размытия T . Тогда степень размытости текущего кадра g_n оценивается по формуле:

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N g_n^2(I_{i,j}) < T \times \max \left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N g_{n-K}^2(I_{i,j}), \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N g_{n-(K+1)}^2(I_{i,j}), \dots, \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N g_{n-1}^2(I_{i,j}) \right\}, \quad (2.8)$$

где T – порог размытия $0 \leq T \leq 1$, g_n – значение градиента функции, описывающей изображение $I_{i,j}$; $I_{i,j}$ – значение функции интенсивности в точке с координатами (i, j) ; K – номер предыдущего опорного кадра.

Оценка размытости кадра по предложенной формуле (2.8) осуществляется при условии, что некоторые из предыдущих z кадров сцены являются резкими. Примеры найденных кадров с высокой и низкой размытостью представлены на рис. 2.2.



а), б) – кадры 59 и 68 с высокой и низкой резкостью соответственно; в), г) – увеличенные участки кадров

Рисунок 2.2 – Примеры кадров видеопоследовательности «Sam_1.avi»

Для анализируемой сцены (рис. 2.2) построен график, показывающий уровень размытия кадров с 1 по 265 (рис. 2.3). Максимумы графика демонстрируют то, что кадры размыты. Сцена содержит большой уровень движения и значительное дрожание.



Рисунок 2.3 – Оценка размытости видеопоследовательности «Sam_1.avi»

Если изображение сильно размыто, то применение стандартных алгоритмов сегментации движущихся и неподвижных объектов затруднено.

На втором шаге осуществляется разделение изображения на детализированные и гладкие регионы. Оно выполняется за счет оценки суммы квадратов разностей интенсивности в области обработки размером 5×5 пикселей по формуле (2.9).

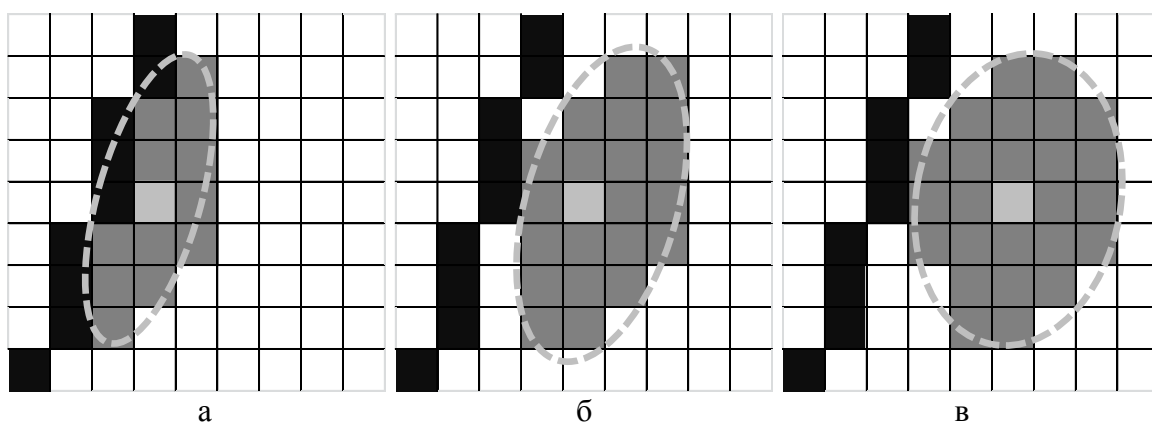
$$\beta_L(x, y) = \frac{1}{25} \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^5 (I_{i,j} - I_{(i+1),(j+1)})^2, \quad (2.9)$$

После чего изображение делится на детализированные и гладкие регионы в зависимости от значения $\beta_L(x, y)$. Строится бинарная карта $F(x, y)$, описывающая положение детализированных регионов на изображении. Карта $F(x, y)$ рассчитывается как:

$$F(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{если } \beta_L(x, y) < T_{fl} \\ 1, & \text{в других случаях} \end{cases}, \quad (2.10)$$

где T_{fl} – порог, автоматически выбираемый в зависимости от суммарного значения градиента g_n , рассчитываемого в формуле (2.8).

Следующим шагом является нахождение границ объектов на изображении, которое может осуществляться фильтром Собела или другими операторами для оценки границ [11, 137]. Для детализированных регионов необходимо применить анизотропный фильтр Гаусса для сглаживания негативных эффектов размытия изображения. Для этого, в зависимости от удаленности пиксела от границы, рассчитанной оператором Собела, выбираются различные области обработки фильтра (рис. 2.4). Необходимо также сохранить чёткую граничную информацию, поэтому пиксели, найденные как границы исключаются из обработки.



а) пиксел, наиболее близкий к границе; б) пиксел рядом с границей; в) пиксел, находящийся далеко от границы

Рисунок 2.4 – Пример адаптивного подбора формы для анизотропного фильтра Гаусса

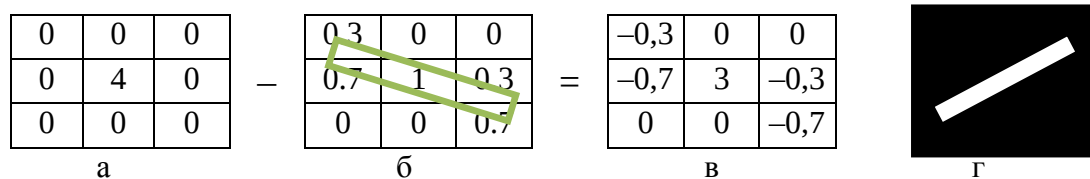
Анизотропный фильтр Гаусса применяется к пикселям детализированных регионов изображения с учетом текущего значения яркости пиксела оригинального изображения, поскольку необходимо только устранить размытие изображения, сохранив при этом достаточную четкость. Параметры фильтра рассчитываются с учетом ориентации относительно границы и энергии $\beta_L(x, y)$ области обработки. Параметры анизотропного фильтра рассчитываются путем масштабирования различным образом по направлениям (x, y) . Тогда эллиптический Гауссиан с осями, ориентированными вдоль системы координат описывается по формуле (2.11).

$$g(x, y; \sigma_x, \sigma_y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right) \right\}, \quad (2.11)$$

где σ_x, σ_y – разрешение фильтра Гаусса по осям координат, выбираемое в зависимости от удаленности обрабатываемого пиксела с координатами (x, y) от границы в соответствии с рис. 2.4.

Для областей пикселей, в которых $\beta_L(x, y) \geq T_{fl}$, и при этом они не являются граничными пикселями, применяется нерезкое маскирование для по-

вышения резкости: фильтр, основанный на вычитании нерезкого (размытого) изображения из оригинального кадра (рис. 2.5).



а) – оригинальное изображение; б) – нечеткое изображение; в) – отфильтрованное изображение; г) – ядро размытия

Рисунок 2.5 – Нерезкое маскирование для фильтра размерностью 9 пикселей

Нерезкое маскирование выполняется в соответствии с направлением размытия движения, как показано на рисунке 2.5. Порядок фильтра варьируется динамически на основании размера блоков изображения.

Последним шагом метода устранения размытия является синтез изображения, полученного путем применения фильтра Гаусса для детализированных регионов, нерезкого маскирования для гладких регионов и сохранения граничной информации, выделенной фильтром Собела.

2.2.3. Оценка локального движения с применением нечеткой модели Такаги-Сугено-Канга

Оценка локального движения для видеопоследовательностей статических сцен выполняется по методу блочного соответствия (п. 1.2.1). На ее основе рассчитывается глобальный вектор движения. Результатом данного этапа являются рассчитанные для каждого блока изображения локальные векторы движения (LMV).

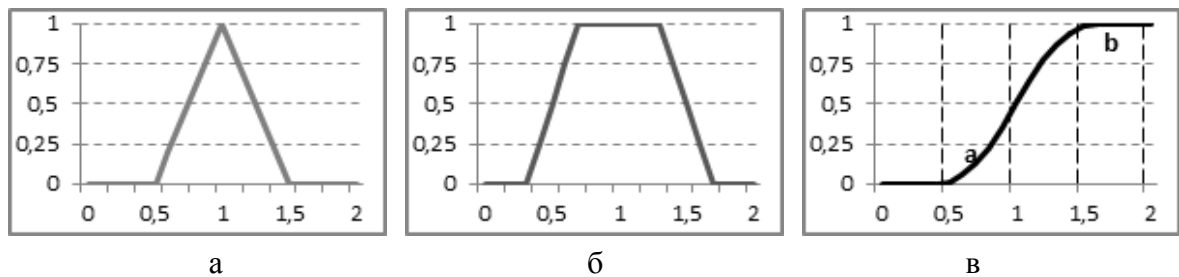
После нахождения локальных векторов движения требуется определить, описывают ли они движение камеры или движение объектов в кадре. Для этого строится нечеткая модель, на выходе которой определяется мера достоверности векторов движения [6, 64]. Для каждого локального вектора движения рассчитывается мера ошибки двумя способами: по евклидову расстоянию e_i и по углу наклона вектора относительно горизонтали c_i . Произво-

дится расчет средних ошибок M_E и M_C . Для каждого элемента e_i и c_i выполняется расчет ошибок отклонения d_i^e и d_i^c :

$$d_i^e = e_i / M_E, \quad d_i^c = c_i / M_C, \quad (2.12)$$

где M_E и M_C – медианные значения для e_i и c_i соответственно.

Для экспериментов при построении нечеткой модели ТСК использовались треугольная, трапециевидная и сигмоидальная функции принадлежности. Вид функций принадлежности представлен на рис. 2.6, значения параметров a и b выбирались опытным путем.



а) треугольник, б) трапеция, в) сигмоидальная функция

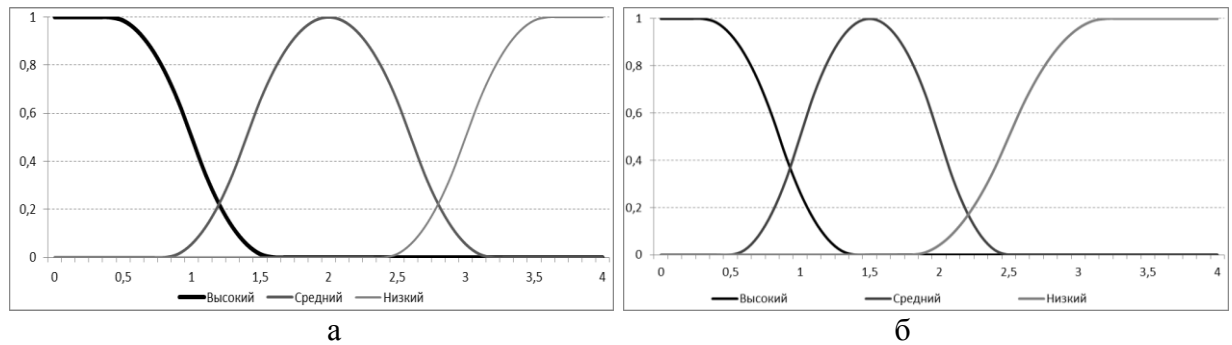
Рисунок 2.6 – Вид функций принадлежности

Для улучшения оценки движения применяются сигмоидальные функции принадлежности, что позволяет более точно отделить движение объектов в кадре от смещения камеры. При непрофессиональной съемке на видеопоследовательностях часто возникают шумы различного вида, которые ухудшают возможность оценки движения и последующей стабилизации [12]. Поэтому предложено использовать различные параметры для незашумленных и зашумленных видеопоследовательностей.

Ошибки отклонения d_i^e и d_i^c подаются на вход функции принадлежности, ее значение отображается на различных классах точности: Высокий, средний, низкий. Более низкие значения погрешности отображаются на лучшем классе, высокие значения погрешности – в худшем. Строятся сигмоидальные функции принадлежности, которые описываются выражением:

$$f(x; a, b) = \begin{cases} 0, & x \leq a; \\ 2\left(\frac{x-a}{b-a}\right)^2, & a \leq x \leq \frac{a+b}{2}; \\ 1-2\left(\frac{x-b}{b-a}\right)^2, & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b; \\ 1, & x \geq b. \end{cases} \quad (2.13)$$

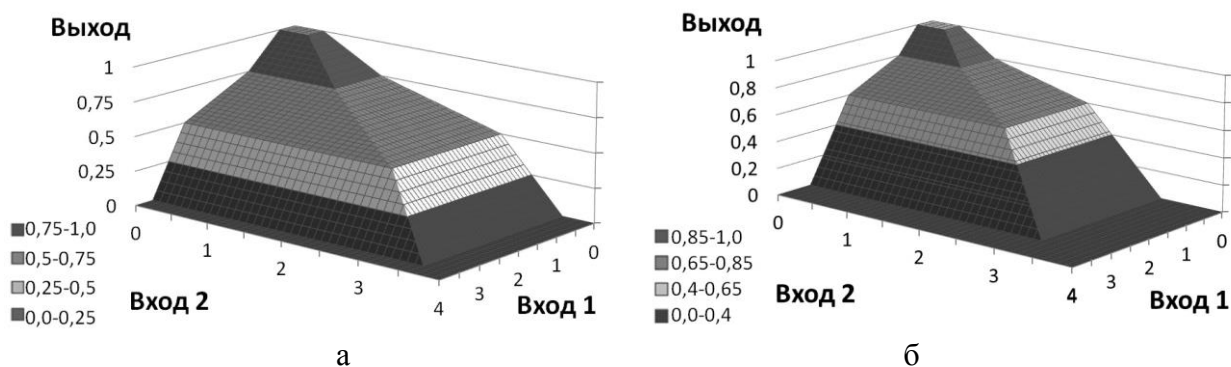
Рекомендуется использовать значения $a=0,5$ и $b=1,5$ для незашумленных видеопоследовательностей и $a=0,75$ и $b=1,25$ для зашумленных видеопоследовательностей (рис. 2.7).



а) незашумленная видеопоследовательность; б) зашумленная видеопоследовательность

Рисунок 2.7 – Сигмоидальные нечеткие функции принадлежности

Применяется модель нечеткого вывода Такаги-Сугено-Канга [129], чтобы определить качество вектора. Модель нечеткого вывода TSK достаточно простая, так как она является компактным и вычислительно эффективным представлением, которое может быть реализовано с использованием адаптивных методов для построения нечетких моделей. Представлены четыре различных нечетких набора: *Отличный*, *хороший*, *средний*, *плохой* (рис. 2.8).



а) незашумленная видеопоследовательность; б) зашумленная видеопоследовательность
Рисунок 2.8 – Нечеткие модели поверхностей, отображающих две входные функции и одну выходную

Каждому из четырех классов соответствует константа: (1, 0.75, 0.5, 0) для незашумленных и (1, 0.85, 0.65, 0) для зашумленных видеопоследовательностей. Выходное значение определяется на основе обоих входных данных в соответствии с минимальным значением.

Результат нечеткой модели – это мера правдоподобия вектора движения, которая находится в диапазоне $[0;1]$. Настраивая параметры функции принадлежности, можно регулировать каким образом значения ошибки E влияют на выходное значение правдоподобия вектора. Когда вычислены меры правдоподобия векторов, выбираются только лучшие 60% значений, которые передаются на вход метода для расчета параметров стабилизации движения.

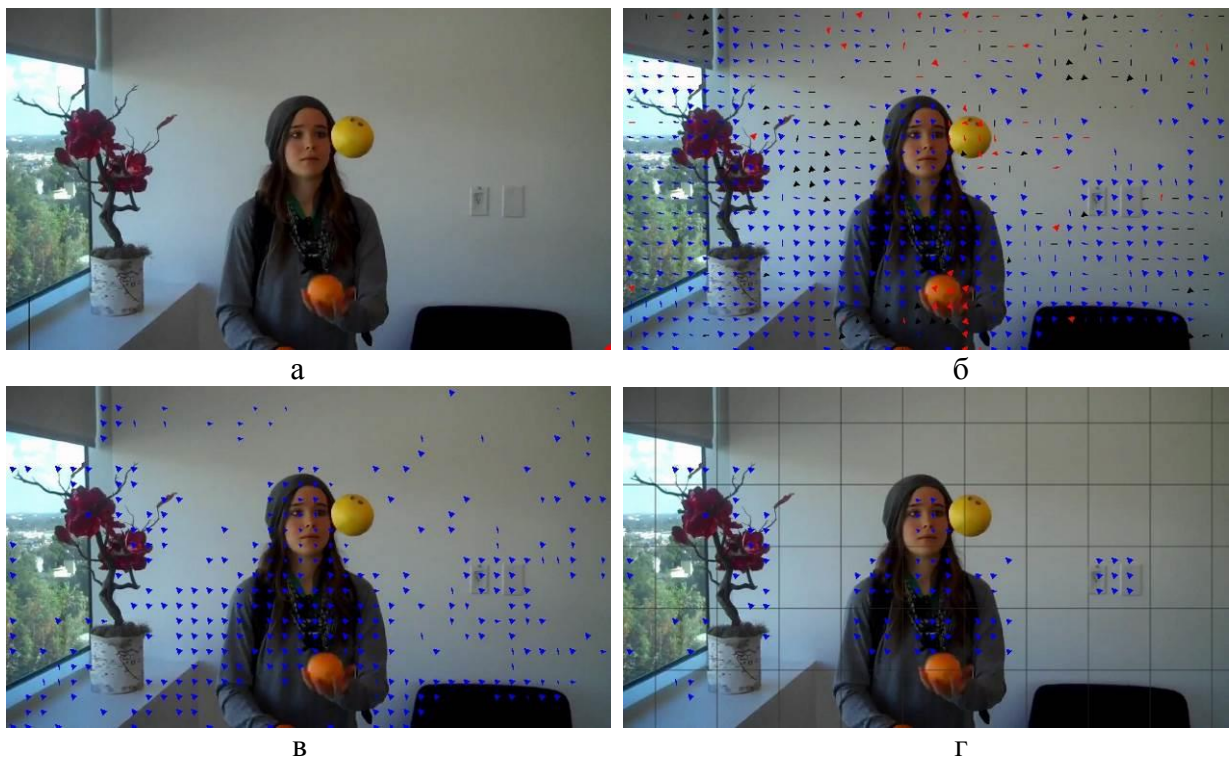
Для статических сцен разработан эффективный алгоритм, который исключает изображения движущихся объектов при оценке нежелательного движения [3]. В зависимости от размера кадра изображение делится на 15–20 прямоугольных блоков, каждый из которых содержит 4–16 вычисленных векторов движения. Кроме того, не учитываются крайние блоки изображения, которые могут не отображать реального движения камеры.

При оценке достоверных векторов движения запоминается количество векторов в блоке изображения, которые удовлетворяют критерию метода для дальнейшего расчета параметров глобального движения.

$$B = \sum_{x=1}^{N_b} \sum_{y=1}^{M_b} s_{x,y}, \quad s_{x,y} = \begin{cases} 1, & \text{если } LMV_{x,y} \in trueV \\ 0, & \text{если } LMV_{x,y} \notin trueV \end{cases}, \quad (2.14)$$

где B_{ij} – число достоверных векторов движения в блоке; x, y – координаты вектора движения на изображении; N_b, M_b – размеры блока; $trueV$ – векторы, которые признаны достоверными в результате применения нечеткой модели Такаги-Сугено-Канга.

Для первых пяти кадров сцены производится оценка движения для всех блоков изображения и накапливается информация о числе достоверных векторов движения для каждого блока кадра. При дальнейшей обработке учитываются только те блоки, в которых найдено больше половины достоверных векторов движения [6]. На рисунке 2.9 представлена последовательность расчета векторов движения с применением алгоритма оценки достоверности локальных векторов и инициализации параметров видеопоследовательности.



а) – исходный кадр 557 видеопоследовательности «EllenPage_juggling.avi»; б) – локальные векторы движения; в) – достоверные векторы движения; г) – векторы движения, найденные на обрабатываемых блоках видеопоследовательности с отображением сетки

Рисунок 2.9 – Этапы алгоритма оценки движения

Таким образом, в расчете параметров глобального движения камеры участвуют только те блоки кадра, где найдено наибольшее число достоверных векторов, описывающих движение камеры, что позволяет избежать влияния негативных факторов, связанных с изменением освещенности, наличием движущихся объектов на переднем плане изображения [8].

2.2.4. Оценка глобального движения камеры

Глобальное движение между соседними кадрами можно оценить при помощи аффинной модели. Она описывает межкадровое движение с помощью следующих параметров, а именно: два направления движения, угол поворота и коэффициент увеличения, которые связывают координаты точки (x_{i-1}, y_{i-1}) в $(i-1)$ кадре с точкой (x_i, y_i) в последующем i -ом кадре преобразованием:

$$\begin{cases} x_i = x_{i-1} \lambda \cos \theta + y_{i-1} \lambda \sin \theta + T_x \\ y_i = y_{i-1} \lambda \cos \theta - x_{i-1} \lambda \sin \theta + T_y \end{cases}, \quad (2.15)$$

где λ – параметр увеличения, θ – угол поворота, T_x, T_y – смещение векторов движения по направлениям x, y соответственно.

Для оценки четырех параметров преобразования, требуется решить четыре различных линейных уравнения, поэтому можно найти решение всего с двумя сочетаниями функций [15]. Тем не менее, выбранные сочетания должны быть очень точными для оцениваемых параметров, кроме того, они могут быть подвержены влиянию шумов, поэтому целесообразно применять метод наименьших квадратов на множестве избыточных уравнений.

Для стабилизации видеопоследовательности такой аппроксимации параметров движения достаточно, модель хорошо справляется с дрожанием видеопоследовательности при наличии статической сцены. Следует заметить,

что при масштабировании видеопоследовательности возникает небольшое зашумление вследствие того, что оно выполняется механически плавно при использовании объектива камеры. Кроме того, в двухмерной модели движения преобразования поступательного и вращательного движения являются наиболее значимыми, в то время как дрожание при масштабировании дает незначительные эффекты [10].

Поскольку векторы движения, полученные с фона изображения должны быть очень похожи по величине и направлению, используется механизм кластеризации для классификации поля движения на два кластера, соответствующих фону и переднему плану изображения [3]. Глобальное движение, вызванное движением камеры, оценивается в процессе кластеризации, состоящем из двух этапов:

1) Построение гистограммы H , содержащей достоверные локальные вектора движения (*Valid LMV*). Значение $H_{(x,y)}$ увеличивается на единицу каждый раз, когда встречается локальный вектор с соответствующими координатами $LMV(x,y)$.

2) Выбор значения глобального вектора движения. За исключением случая, когда в сцене преобладает крупный движущийся объект, блок кластера, соответствующий фону изображения имеет максимальное количество голосов. Максимальное значение этого кластера выбирается в качестве глобального вектора движения (*GMV, Global Motion Vector*).

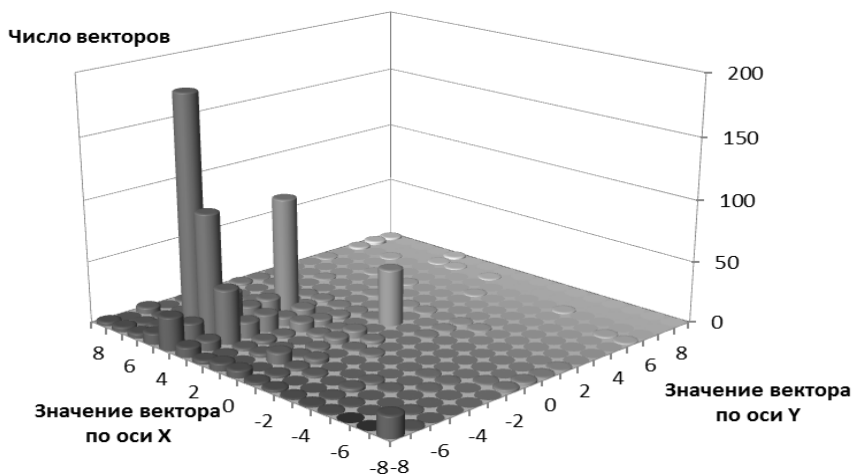


Рисунок 2.10 – Поле кластеров локальных векторов движения

В качестве примера на рисунке 2.10 изображено поле кластеров локальных векторов движения кадра видеопоследовательности «EllenPage_juggling.avi». Вектор, имеющий координаты (5; -6) соответствует кластеру с наибольшим значением, поэтому он описывает вектор глобального движения кадра (*GMV*).

2.3. Компенсация движения при стабилизации видеопоследовательности

На этапе компенсации непреднамеренного движения необходимо найти стабилизированное положение кадра на основе известных глобальных векторов движения. Для этого в случае статической сцены требуется выбрать опорные кадры видеопоследовательности и относительно них провести компенсацию непреднамеренного движения в текущем кадре. Непреднамеренное движение соответствует высокочастотной компоненте. Поэтому предлагаемый алгоритм использует фильтр низких частот для удаления компоненты непреднамеренного движения [13].

Для динамических сцен, содержащих движение камеры, рассчитанный вектор глобального движения кадра может состоять из двух основных компонент: намеренное движение (например, панорамирование камеры) и непреднамеренное движение. Качественный алгоритм коррекции должен удалять только нежелательное движение, не затрагивая при этом преднамеренное движение камеры.

Предполагая, что нежелательное движение соответствует высокочастотной компоненте, алгоритм использует фильтр низких частот для удаления нежелательных компонентов движения. Сглаживающий вектор движения (*SMV*, Smoothing Motion Vector) получен путем низкочастотной фильтрации, которая сохраняет преднамеренное движение камеры. Предлагаемый метод вычисляет *SMV* в виде уравнения регрессии первого порядка по формуле:

$$SMV_n = \alpha \times SMV_{n-1} + (1 - \alpha) \times GMV_n, \quad (2.16)$$

где n – номер текущего кадра, $0 \leq \alpha \leq 1$ – варьируемый параметр.

Низкочастотный фильтр первого порядка может быть использован в системах реального времени, его применение требует мало памяти. При этом сглаживание движения будет визуально удовлетворительным при выборе подходящего значения α . Параметр α можно рассматривать как фактор сглаживания: больший коэффициент сглаживания приводит к плавному движению, но большей задержке при преднамеренном движении камеры. Предложена адаптивная подстройка параметра α , основанная на величине глобального смещения камеры на предыдущих тридцати кадрах, рассчитанной по формуле:

$$GDiff_n = \sum_{i=n-30}^n |GLV_i - GLV_{i-1}|, \quad (2.17)$$

где n – номер текущего кадра, GLV_i – вектор глобального движения кадра i .

В качестве входных параметров для нечеткой модели, выполняющей подбор коэффициента сглаживания, служат:

а) сумма модулей глобальных векторов движения за предыдущие 30 кадров видеопоследовательности $GDiff_n$;

б) число экстремумов в функции глобального движения кадра, которое показывает интенсивность дрожания камеры, за последние 30 кадров видеопоследовательности N_{ext} .

Чем большие значения принимают входные параметры, тем сильнее требуется стабилизировать видеопоследовательность, а значит, выбирается большее значение сглаживающего коэффициента. Для расчета численного значения применяется оператор максимума из двух входных параметров. В таблице 2.2 приведены правила нечеткого вывода для расчета сглаживающего коэффициента.

Выбор значений для сглаживающего параметра

$Gdiff_n$, пикселей	Число экстремумов N_{ext}					
	0	4	8	12	16	>16
0	0,5	0,7	0,8	0,85	0,93	0,97
30	0,7	0,7	0,8	0,85	0,93	0,97
60	0,8	0,8	0,8	0,85	0,93	0,97
90	0,85	0,85	0,85	0,85	0,93	0,97
120	0,93	0,93	0,93	0,93	0,93	0,97
>120	0,97	0,97	0,97	0,97	0,97	0,97

Минимальное и максимальное значения параметра (0,5; 0,97) подобраны эмпирически на основании визуальной оценки результатов стабилизации видеопоследовательностей.

На рис. 2.11 представлен график, показывающий уровень исходного движения анализируемой видеопоследовательности, и рассчитанный при адаптивной подстройке параметра α сглаживающий вектор (SMV_n).

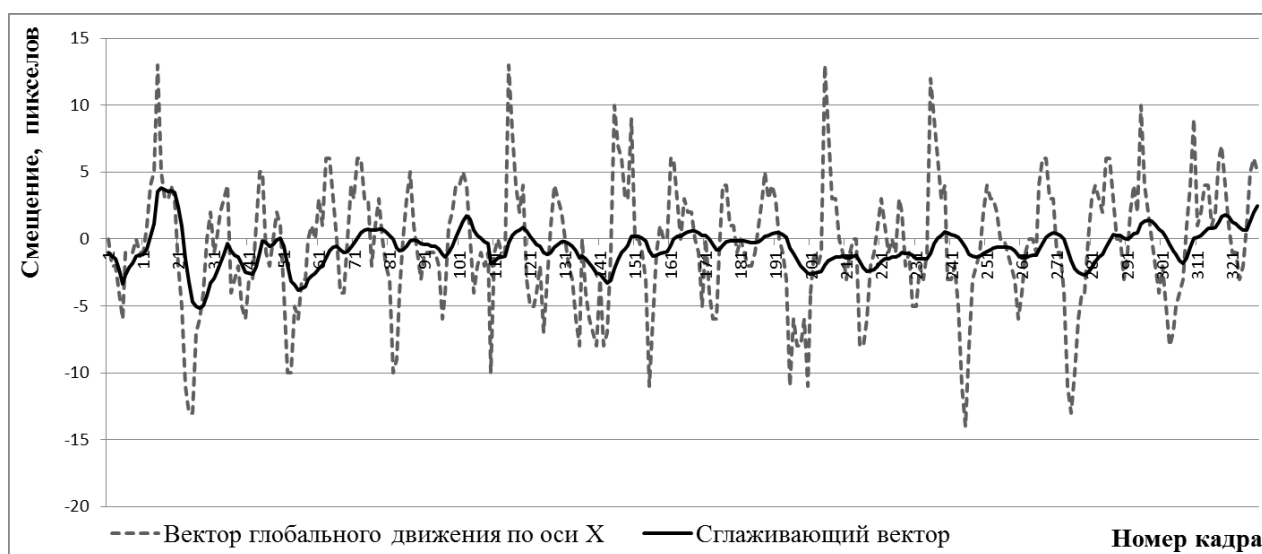


Рисунок 2.11 – График расчета сглаживающего вектора для видеопоследовательности «gleicher.avi»

После расчета фактора сглаживания α , сглаживающий вектор SMV_n вычисляется по формуле (2.16). Вычисление значения вектора нежелательного движения (UMV_n , Unwanted Motion Vector) производится по формуле:

$$UMV_n = GMV_n - SMV_n. \quad (2.18)$$

Для восстановления текущего кадра к его стабилизированному положению требуется изменить его позицию на вектор накопленного непреднамеренного движения (AMV_k , Accumulated Motion Vector), рассчитываемому по формуле (2.19), поскольку стабилизированное положение кадра определяется на основании предыдущих кадров, которые учитываются с последней смены сцены.

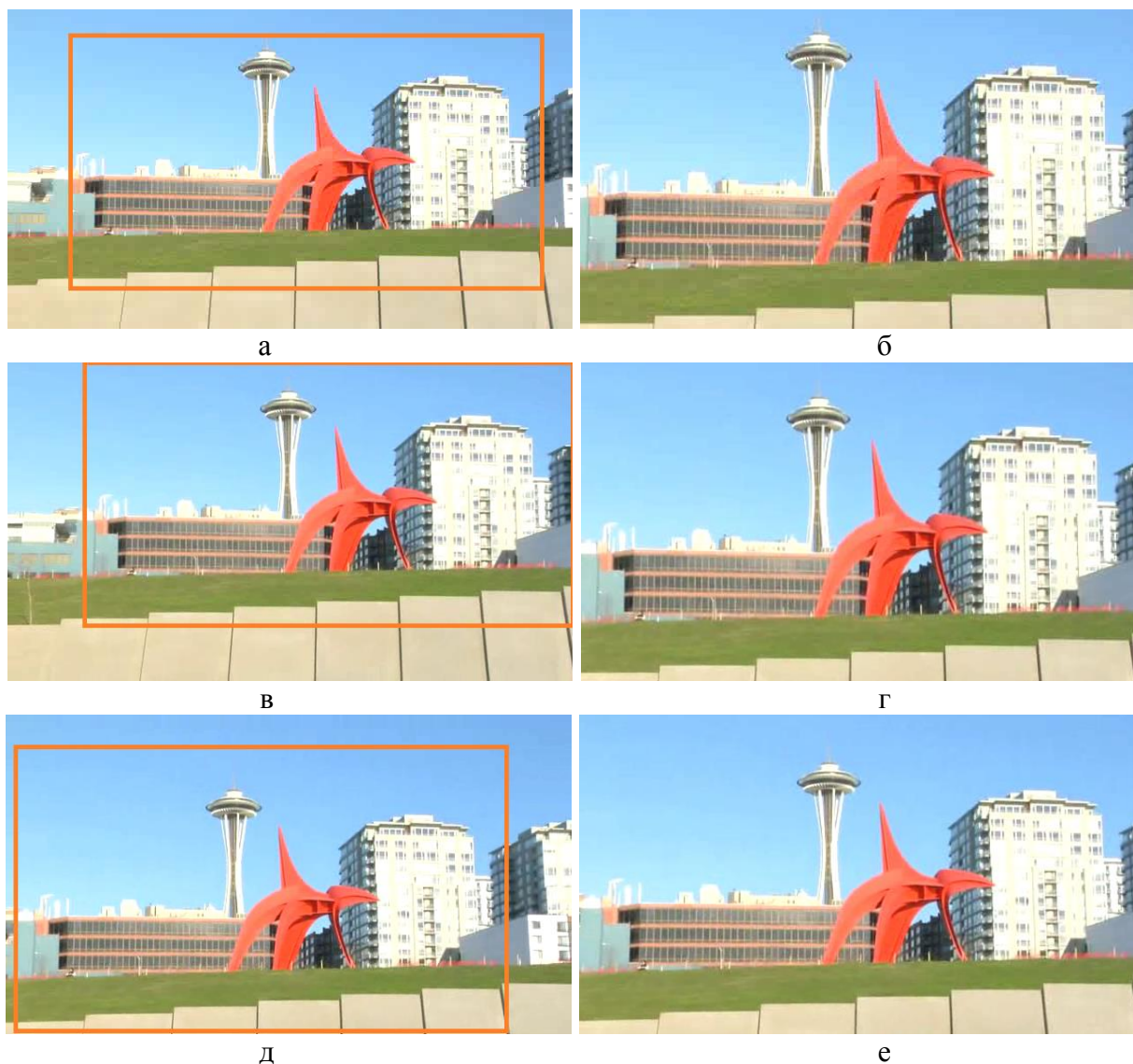
$$AMV_n = \sum_{i=k_{fr-1}}^n UMV_i, \quad (2.19)$$

где (k_{fr-1}) – номер первого кадра с момента последнего изменения сцены.

2.4. Восстановление изображения

При стабилизации кадр должен содержать только ту часть изображения, которая содержится на всех последовательных кадрах сцены. Для этого рассчитывается вектор накопленного движения (AMV_n), величина которого определяет, какую часть оригинального кадра необходимо исключить при получении стабилизированного изображения [10]. Применение описанного метода представлено на рис. 2.12.

В данном примере исходная видеопоследовательность имеет разрешение 640×480 , а стабилизированная – 540×405 . Кроме необходимости увеличения масштаба изображения, что приводит к ухудшению качества, потери в кадре составляют 28% от размера изображения [13].



а), в), д) – кадры 1, 8, 19 оригинальной видеопоследовательности;
 б), г), е) – соответствующие кадры стабилизированной видеопоследовательности
 Рисунок 2.12 – Обрезка краев изображения при стабилизации видеопоследовательности
 «gleicher4.avi»

2.4.1. Применение интерполяции опорных кадров для восстановления границ кадра видеопоследовательностей статических сцен

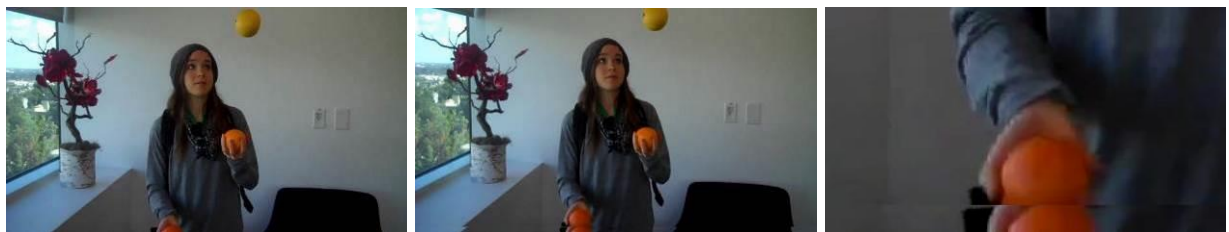
Уменьшение видимой области кадра является значимым недостатком систем стабилизации видеопоследовательности, поэтому рассматриваются варианты улучшения этого процесса [11]. Основной причиной, по которой требуется уменьшать размер кадра, является наличие областей на стабилизированном кадре, которых нет на соответствующем кадре оригинального

изображения при равном масштабе. Для решения этой проблемы предлагается брать информацию из предыдущих кадров:

$$\begin{cases} I_n^{stab}(x, y) = I_n^{orig}(x + AMV_x, y + AMV_y), \text{ если } 0 \leq x + AMV_x \leq M \text{ и } 0 \leq y + AMV_y \leq N \\ \text{иначе} \\ I_n^{stab}(x, y) = I_{n-1}^{orig}(x, y) \end{cases}, \quad (2.20)$$

где n – номер текущего кадра, AMV_x, AMV_y – вектора накопленного движения по осям координат, M, N – ширина и высота изображения.

При наличии смещения камеры необходимо отслеживать, происходили ли изменения по краям кадра, чтобы не ухудшать качество изображения добавлением ошибочной информации (рис. 2.13).



а) б) – кадры 538, 539 стабилизированной видеопоследовательности;
в) – нижняя граница кадра

Рисунок 2.13 – Пример неудачной стабилизации видеопоследовательности
«EllenPage_Juggling.avi» без обрезки изображения

При дрожании камеры без сильного смещения кадра удобно использовать алгоритмы интерполяции изображений для восстановления граничных пикселей кадров. Большинство алгоритмов интерполяции (*MCI* – интерполяция скомпенсированных кадров) используют информацию о движении объектов на изображении [9, 16]. Отличительной особенностью применения методов интерполяции изображений для задачи восстановления граничных пикселей является необходимость осуществлять расчет значений пикселей для каждого кадра видеопоследовательности между опорными кадрами.

Пусть опорными кадрами, которые соответствуют стабилизированному изображению, будут кадры I_{kfr-1}, I_{kfr} , где I_{kfr-1} – предыдущий опорный кадр, I_{kfr} – последующий опорный кадр. Поскольку для алгоритма стабилизации видеопоследовательности рассчитываются векторы движения для каждого бло-

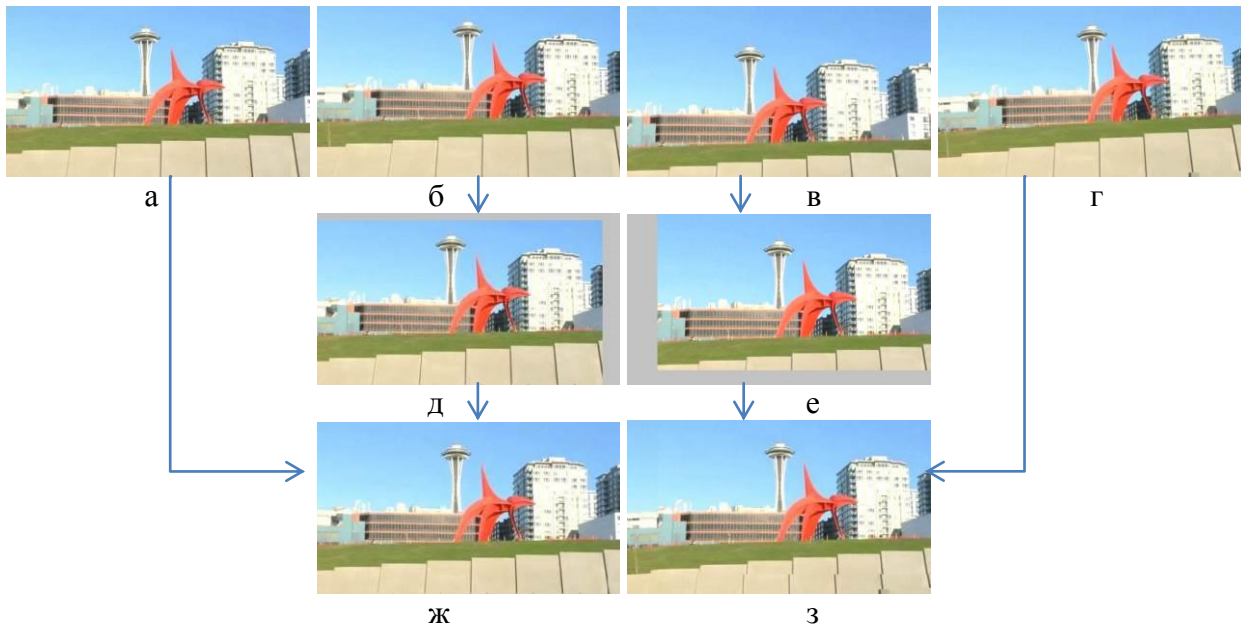
ка пикселей, то имеется информация о смещении блоков $v_{x,y}$ между кадрами I_{kfr-1} и I_{kfr} . Тогда значение интенсивности пиксела для кадра K_n , где $K_{kfr-1} < K_n < K_{kfr}$ можно рассчитать по формуле:

$$I_n^{\text{int}}(x, y) = I_{kfr-1}(x, y) + [I_{kfr}(x, y) - I_{kfr-1}(x, y)] \times \left[\frac{(K_n - K_{kfr-1})}{(K_{kfr} - K_{kfr-1})} \right]. \quad (2.21)$$

Расчет значений пикселей стабилизированного изображения выполняется аналогично формуле (2.20), но для отсутствующих пикселей используется интерполированное значение:

$$\begin{cases} I_n^{\text{stab}}(x, y) = I_n^{\text{orig}}(x + AMV_x, y + AMV_y), & \text{если } 0 \leq x + AMV_x \leq M \text{ и } 0 \leq y + AMV_y \leq N \\ \text{иначе} \\ I_n^{\text{stab}}(x, y) = I_n^{\text{int}}(x, y) \end{cases} \quad (2.22)$$

Пример восстановления граничных пикселей кадра при помощи интерполяции показан на рис. 2.14. Здесь стабилизированному положению соответствуют кадры а) и г), которые выбираются как опорные кадры видеопоследовательности.



а), б), в), г) – кадры 1, 8, 19, 38 оригинальной видеопоследовательности;
д), е) – стабилизированное положение кадров 19, 38 на которых отсутствующие области заполнены серым цветом; ж), з) – соответствующие кадры видеопоследовательности, граничные пиксели которых получены методом интерполяции кадров 1 и 38.

Рисунок 2.14 – Пример интерполяции кадров при стабилизации видеопоследовательности «gleicher4.avi»

Данный метод является хорошей альтернативой стандартному увеличению изображения при стабилизации видеопоследовательности, интерполяция с учетом смещения изображения хорошо работает при наличии статической сцены при применении в системах видеонаблюдения [17], когда отсутствует преднамеренное движение камеры, и нет большого уровня движения по краям кадра.

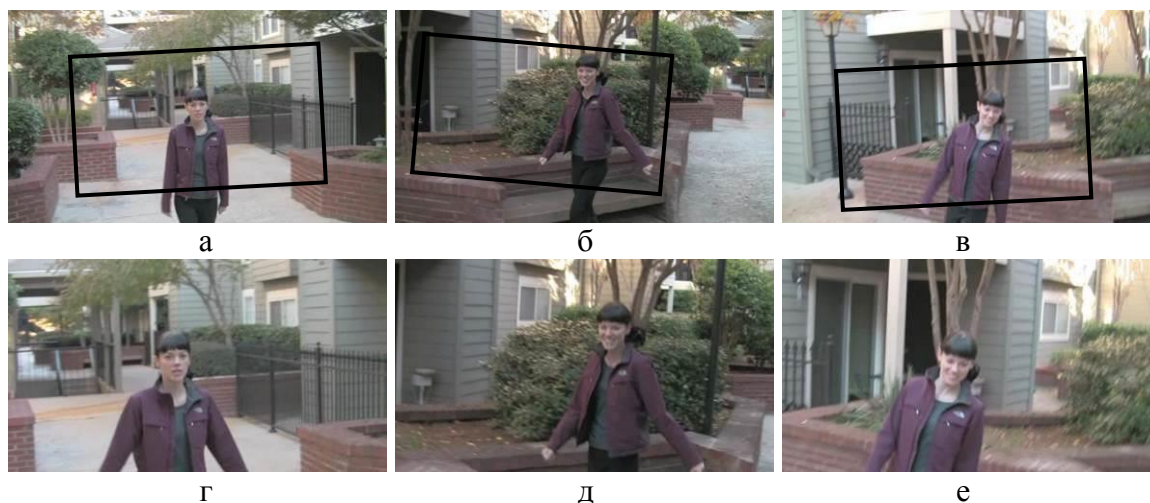
2.4.2. Переориентация кадра для восстановления видеопоследовательностей динамических сцен

Для динамических сцен применение интерполяции кадров для восстановления границ изображения часто бывает невозможно, поскольку необходимые для восстановления участки кадра могут не повторяться на нескольких кадрах видеопоследовательности в связи с быстрой сменой сцены. Поэтому предлагается альтернативный вариант восстановления изображения, основанный на отслеживании объектов в области интереса. Предлагается осуществлять переориентацию кадра на основе наличия движущегося объекта в центре кадра.

Целью переориентации видеопоследовательности является масштабирование кадра с учетом сохранения стабильности и регионов, содержащих характерные и значимые объекты. Последние подходы в этой области основаны на построении карты глубины объектов [5, 24]. Используя фундаментальную матрицу ограничений и проведя кластеризацию на отслеживаемых особенностях, можно рассчитать глубину расположения объектов переднего плана в сцене и далее использовать эту информацию для переориентации кадра. Такой подход основан на заключении, что зрители обращают внимание на движущиеся объекты переднего плана, что является разумным предположением в пределах наложенных ограничений.

Применение переориентации кадра позволяет избежать артефактов, возникающих на границах кадра при стабилизации видеопоследовательно-

стей динамических сцен, связанных с размытием границ, или использовании информации из предыдущих кадров (рис. 2.15).



а), б), в) – оригинальные кадры 230, 245, 260 видеопоследовательности «sam1.avi»;
г), д), е) – соответствующие кадры стабилизированной видеопоследовательности при
использовании алгоритма переориентации изображения

Рисунок 2.15 – Пример стабилизации видеопоследовательности динамической сцены

Алгоритм переориентации включает следующие этапы:

1. Оценка наличия объекта интереса в кадре.
2. Выделение точечных особенностей для отслеживания объекта.
3. Расчет параметров масштабирования на основе векторов глобального движения последних 30 кадров.
4. Применение масштабирования изображения.
5. Перемещение положения объекта интереса к центру изображения.

2.5. Алгоритм стабилизации видеопоследовательностей

Общая схема алгоритма стабилизации видеопоследовательностей представлена на рис. 2.16. Она включает в себя этапы, различные для статических и динамических сцен. На первом этапе осуществляется разделение входной видеопоследовательности VS_{in} на сцены, что позволяет оценить необходимость применения алгоритмов для видеопоследовательностей динамических сцен (блок 2).



Рисунок 2.16 – Общая схема алгоритма стабилизации видеопоследовательностей

В блоке 3 производится предварительная обработка кадра, в которую входит цветояростная коррекция и улучшение контрастности изображения. В блоках 4–6 осуществляется оценка движения в сцене с применением разработанного метода оценки принадлежности векторов движения фону или объектам в кадре на основе построения нечеткой модели Такаги-Сугено-Канга. После оценки вектора глобального движения кадра выполняется расчет сглаживающего вектора (блок 7) и компенсация движения.

При наличии статической сцены осуществляется восстановление границ с учетом опорных кадров сцены (блок 8). Для динамической сцены выполняется разделение на сцены (блок 9), а также устранение размытия объектов (блок 10). Для восстановления изображения при стабилизации рассчитываются параметры для переориентации кадра к объекту интереса (блоки 11–12). Последние этапы алгоритма отвечают за построение и сохранение стабилизированной видеопоследовательности (блоки 13–14).

Блок-схема алгоритма разработанного метода устранения размытия представлена на рис. 2.17.

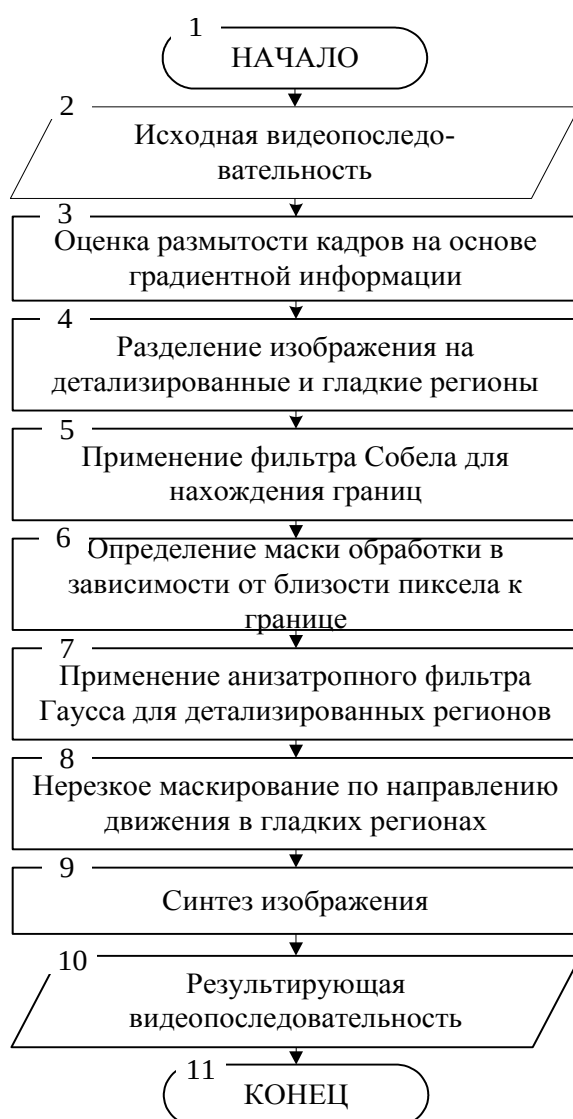


Рисунок 2.17 – Блок-схема метода устранения размытия объектов

На первом шаге метода устранения размытия выполняется оценка размытости кадров видеопоследовательности на основе градиентной информа-

ции (блок 3). Основываясь на разнице интенсивностей в окрестности обрабатываемого пиксела, определяется его принадлежность к гладкому или детализированному региону (блок 4). Для выбора маски фильтра обработки осуществляется оценка граничной информации фильтром Собела (блоки 5-6). Для сглаживания детализированных регионов применяется анизотропный фильтр Гаусса с адаптивным выбором маски обработки (блок 7). В гладких регионах для повышения четкости изображения выполняется нерезкое маскирование (блок 8). Последним шагом является синтез изображения из обработанных и граничных пикселей (блок 9).

После предварительной обработки видеопоследовательности и устранения размытия движения в динамических сценах выполняется оценка локального движения, блок-схема алгоритма представлена на рис. 2.18. Так как на видеопоследовательности могут содержаться движущиеся объекты, то требуется выполнить уточненную оценку локального движения. Для этого строится нечеткая модель Такаги-Сугено-Канга на основе рассчитанных локальных векторов движения (блоки 2-6). Для статических сцен дополнительно осуществляется выбор блоков обработки (блок 7), чтобы исключить обработку областей в которых найдено большое число векторов движения, не указывающих на движение камеры.

Следующим этапом алгоритма является компенсация движения, заключающаяся в вычислении сглаживающего вектора движения и применении низкочастотного фильтра первого порядка с автоматическим расчетом коэффициента сглаживания, который позволяет имитировать плавное движение камеры после стабилизации.

Для восстановления изображения в статических сценах разработан метод интерполяции границ кадра на основе опорных кадров. Для видеопоследовательностей динамических сцен применяется алгоритм переориентации кадра к объекту интереса.

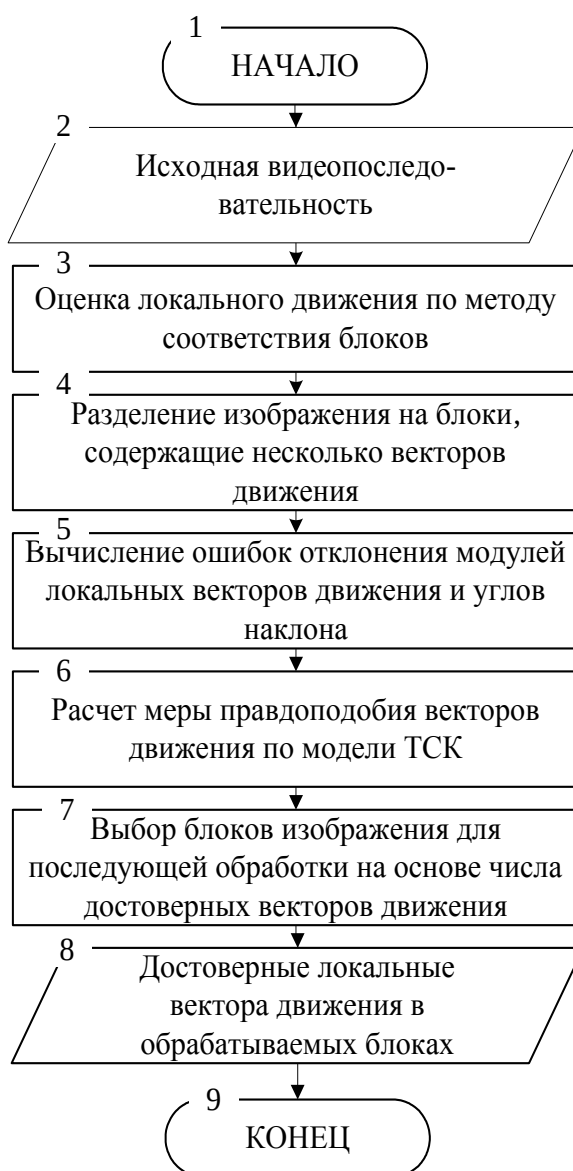


Рисунок 2.18 – Блок-схема алгоритма уточненной оценки движения с применением нечеткой модели Такаги-Сугено-Канга

Блок-схема алгоритма переориентации кадра при восстановлении изображения видеопоследовательностей динамических сцен приведена на рис. 2.19. Алгоритм включает в себя проверку на наличие движущегося объекта в центре кадра (блок 3), отслеживание обнаруженного объекта на основе особенных точек (блок 4), расчет коэффициента масштабирования с учетом предыдущих кадров сцены (блок 5) и стабилизацию изображения на основе положения найденного объекта в центре кадра с применением масштабирования изображения (блоки 6-7).

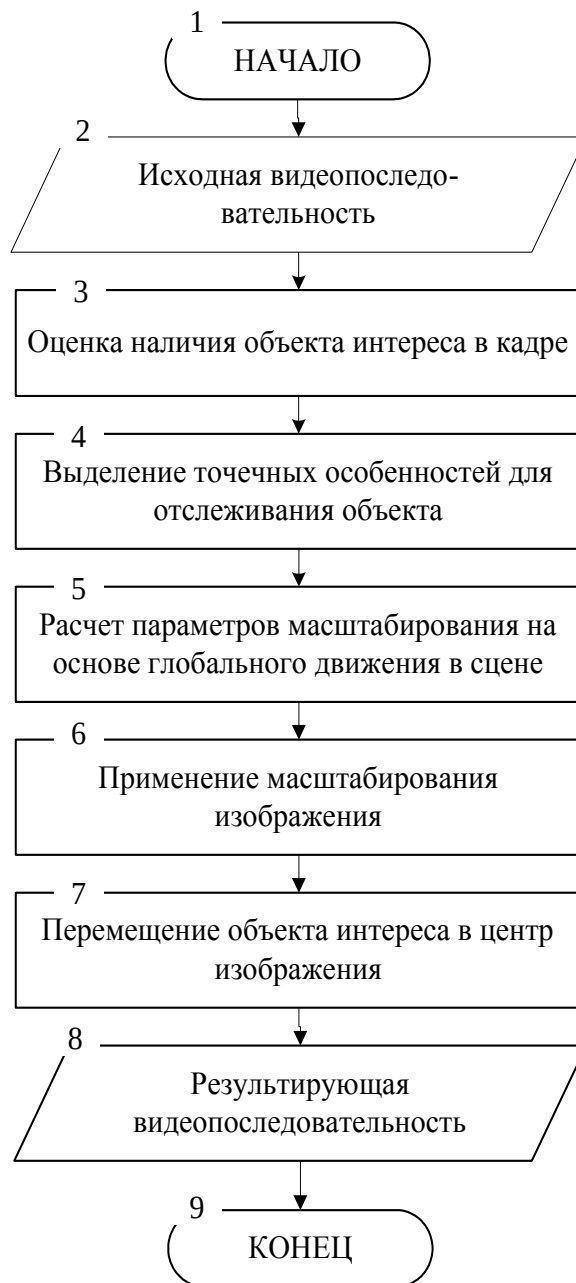


Рисунок 2.19 – Блок-схема алгоритма переориентации кадра

На основе разработанных алгоритмов оценки движения, устранения размытия изображения и стабилизации видеопоследовательности создан программный продукт, в котором реализованы описанные алгоритмы и позволяющий выполнять стабилизацию видеопоследовательностей в реальных условиях в задачах видеонаблюдения и видеоредактирования.

2.6. Выводы по главе

Во второй главе приведены этапы решения поставленной задачи. Разработанный алгоритм стабилизации видеопоследовательностей сложных статических и динамических сцен отличается применением уточненной оценки локального движения, усовершенствованного метода устранения размытия движущихся объектов, а также восстановления изображения.

Метод устранения размытия позволяет повысить качество изображения и оценки движения, что необходимо для систем стабилизации видеопоследовательности, так как при наличии размытых объектов становится сложно применять алгоритмы оценки движения, например, оценки точечных соответствий. Введен критерий для оценки размытости изображения на основе градиентной информации, позволяющий определить, является ли данный кадр видеопоследовательности размытым в сравнении с соседними кадрами. Введена функция для разделения изображения на гладкие и детализированные регионы в зависимости от перепадов яркости в них и применения различных методик для устранения размытия. В детализированных регионах применяется анизотропный фильтр Гаусса, который позволяет сгладить негативные эффекты от размытия движения. Маска фильтра выбирается автоматически на основе предложенного критерия близости пиксела к границе, определенной фильтром Собела. В гладких регионах выполняется нерезкое маскирование по направлению движения для повышения четкости изображения.

Разработан алгоритм оценки движения на основе нечеткой модели Такаги-Сугено-Канга. Оценка движения в сложных условиях при наличии движущихся объектов и дрожания камеры становится менее точной, так как на результат оценки движения влияют множество факторов. Поэтому необходимо исключить из обработки вектора движения, которые описывают движущиеся объекты в кадре, а не движение камеры. Для этого строится нечеткая модель движения, на вход которой подаются ошибки отклонения моду-

лей и углов отклонения локальных векторов движения. Строятся сигмоидальные функции принадлежности, описывающие различные нечеткие классы для незашумленных и зашумленных видеопоследовательностей для определения качества вектора движения. В результате нечеткой модели оценивается мера правдоподобия локального вектора движения, т.е. соответствует ли его модуль и направлению движению камеры. Для дальнейшей обработки выбираются только 60% векторов движения с наибольшим значением. Для статических сцен дополнительно разработан критерий, позволяющий сократить число блоков обработки для повышения качества и скорости оценки движения. В процессе поблочной оценки движения для первых пяти кадров сцены учитывается число достоверных векторов, попавших в каждый блок изображения, и дальнейшая оценка движения производится только в тех блоках изображения, где найдено больше половины достоверных векторов движения. Данный алгоритм позволяет сократить время оценки движения, а также повысить точность оценки вектора глобального движения кадра при стабилизации видеопоследовательностей.

Для компенсации движения применяется низкочастотный фильтр первого порядка, позволяющий рассчитать сглаживающий вектор движения при стабилизации видеопоследовательности. Вычисление сглаживающего вектора производится с учетом предложенного параметра сглаживания, значение которого основано на интенсивности дрожания предыдущих 30 кадров сцены. Адаптивная подстройка сглаживающего параметра позволяет синтезировать гладкую траекторию движения камеры после стабилизации.

Большинство известных систем стабилизации используют масштабирование изображения, как наиболее простой метод восстановления изображения, однако это приводит к ухудшению качества изображения и потере части информации. Разработан метод восстановления границ кадра в сложных статических сценах при стабилизации видеопоследовательностей на основе интерполяции опорных кадров. Введена функция, позволяющая осуществлять расчет интерполированного значения пиксела кадра с учетом значений

пикселей предыдущих кадров и рассчитанных векторов движения, указывающих на соответствующие пиксели. Таким образом, полученное изображение строится с учетом смещения опорных кадров, а также стабилизированного положения текущего кадра, что позволяет избежать артефактов при восстановлении кадра.

Для видеопоследовательностей динамических сцен восстановление границ кадра часто бывает невозможно в связи с высокой скоростью движения камеры и наличием неповторяющихся участков на реальных видеопоследовательностях. Поэтому применяется переориентация изображения к объекту интереса, что позволяет сохранить визуальное качество изображения, при этом повысив удобство отслеживания объектов интереса для оператора. Алгоритм основан на предположении, что на видеопоследовательности присутствует движущийся объект в центре кадра, положение которого нужно сохранить. Отслеживание объекта интереса осуществляется на основании точечных особенностей. Расчет параметров масштабирования изображения и переориентация изображения выполняется с учетом глобальных векторов движения предыдущих кадров видеопоследовательности.

Во второй главе описаны методы и алгоритмы, разработанные для создания программной системы для стабилизации видеопоследовательностей. Представлен разработанный алгоритм стабилизации видеопоследовательностей сложных статических и динамических сцен, позволяющий скомпенсировать дрожание камеры, повышающий визуальное качество изображения и отличающийся уточненной оценкой движения на основе нечеткой модели Такаги-Сугено-Канга, а также восстановлением границ кадра статических сцен для задач видеонаблюдения и видеоредактирования.

ГЛАВА 3. ПОСТРОЕНИЕ КОМПЛЕКСНОЙ СИСТЕМЫ СТАБИЛИЗАЦИИ ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ И ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

В третьей главе рассматривается практическая апробация разработанного алгоритма стабилизации видеопоследовательностей в задачах видеонаблюдения и видеообработки. Рассматривается структурная схема разработанного программного обеспечения и назначение его модулей. Приводятся результаты тестирования для видеопоследовательностей, содержащих статические сцены с движущимися объектами и динамические сцены. Анализируются результаты тестирования по сравнению с другими программными продуктами, выполняющими стабилизацию видеопоследовательностей.

3.1. Структурная схема системы стабилизации видеопоследовательностей

В результате практической апробации методов разработан экспериментальный программный комплекс, позволяющий осуществлять оценку четкости кадров, устранение размытия на изображении, оценку и компенсацию движения, масштабирование и переориентацию кадра, а также проводить оценку качества реализованных методов по принятым метрикам.

Структурная схема разработанных модулей изображена на рис. 3.1, а наименования и их функциональные характеристики приведены в табл. 3.

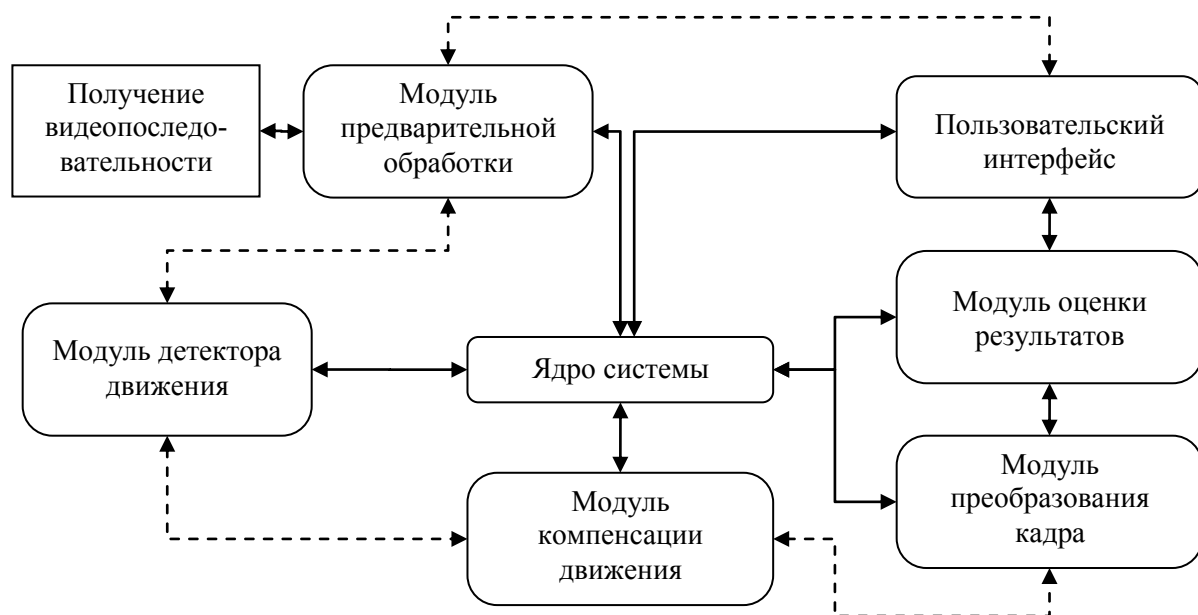


Рисунок 3.1 – Структурная схема экспериментального программного комплекса

Таблица 3.1

Разработанные программные модули и их назначение

Название модуля	Функциональная характеристика
1. Модуль получения видеопоследовательности	Осуществляет загрузку видеопоследовательности из файла, либо видеопотока с IP-камеры в реальном времени
2. Модуль предварительной обработки	Реализует набор функций предварительной обработки: изменение контрастности и освещенности, автоконтраст, включает в себя алгоритм устранения размытия изображения
3. Модуль оценки движения	Осуществляет оценку движения на основании блочного метода и оценку достоверности локальных векторов движения
4. Модуль компенсации движения	Осуществляет расчет сглаживающего вектора, реализует нечеткую модель для вычисления значения параметра сглаживания
5. Модуль преобразования кадра	Модуль выполняет интерполяцию границ кадра для видеопоследовательностей статических сцен, а также масштабирование и переориентацию кадра для динамических сцен
6. Модуль оценки результатов	Позволяет проводить оценку результатов: рассчитывает значения PSNR и ITF для видеопоследовательности, отображает локальные вектора движения на изображении, а также выполняет сохранение отдельных кадров видеопоследовательности.
7. Пользовательский интерфейс	Осуществляет взаимодействие пользователя с модулями программного продукта
8. Ядро системы	Позволяет модулям программного продукта взаимодействовать между собой.

Разработанное программное обеспечение состоит из четырех модулей, реализующих методы и алгоритмы для стабилизации видеопоследовательностей и четырех модулей, которые позволяют осуществлять взаимодействие пользователя с программной средой.

3.2. Описание модулей экспериментальной системы

Модуль получения видеопоследовательности

Модуль включает в себя средство для взаимодействия с различными форматами видеоданных, что позволяет выполнять обработку видеопоследовательностей различных форматов. Для корректной работы необходимо, чтобы на компьютере было установлено программное обеспечение AviSynth версии не ниже 2.5, а также видеокодек, например K-Lite Codec Pack версии не ниже 8.0. Модуль позволяет загружать видеопоток в реальном времени получаемый с IP-камеры.

Модуль предварительной обработки

Блок-схема работы модуля предварительной обработки представлена на рис. 3.2.

В данном модуле выполняется цвето-яркостная коррекция изображения с применением метода автоконтраста (блоки 2-5), что позволяет снизить влияние негативных факторов, связанных с изменением освещенности при дальнейшей обработке видеопоследовательности. В случае динамической сцены применяется алгоритм устранения размытия изображения.



Рисунок 3.2 – Блок-схема работы модуля предварительной обработки видеопоследовательностей

Для реализации алгоритма находятся четкие кадры видеопоследовательности на основании градиентной оценки (блок 6). Для устранения размытия применяется фильтр Гаусса с автоматическим выбором маски для обработки в детализированных регионах. В гладких регионах применяется нерезкое маскирование по направлению ядра размытия (блок 7).

Функции модуля предварительной обработки изображения реализованы в «Программа стабилизации видеопоследовательностей для статической сцены (Video Stabilizer) Версия 1.0227», которая зарегистрирована в реестре программ для ЭВМ и позволяет осуществлять предварительную обработку при стабилизации видеопоследовательностей [19]. Возможности настройки модуля приведены на рис. 3.3.

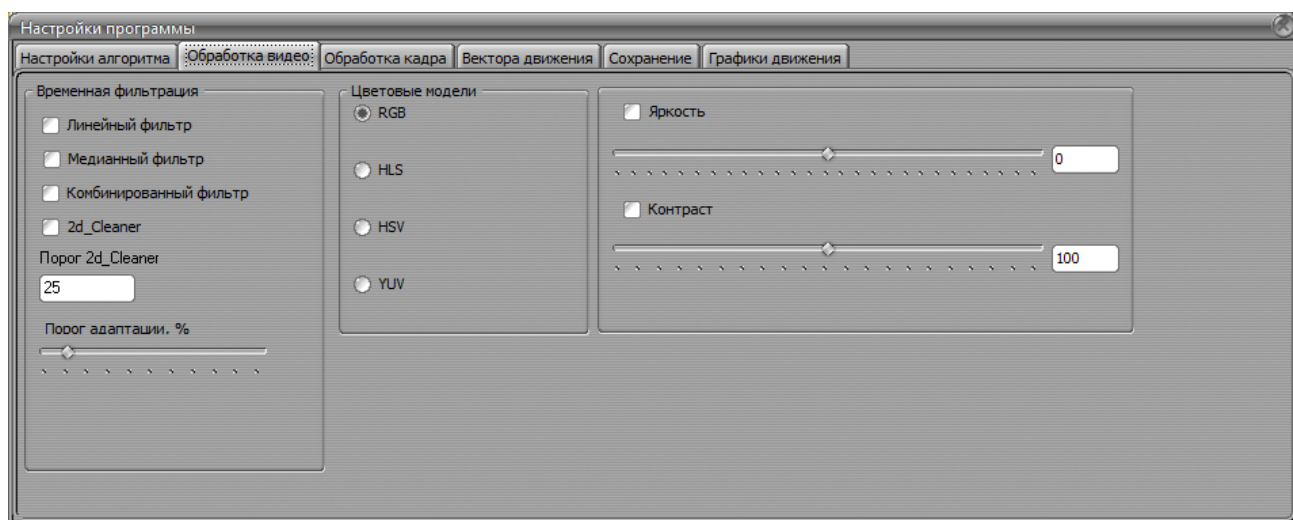


Рисунок 3.3 – Экранная форма модуля предварительной обработки видеопоследовательностей

Модуль оценки движения

Блок-схема работы модуля оценки движения представлена на рис. 3.4. Данный модуль включает в себя алгоритм инициализации параметров видеопоследовательности, позволяющий осуществить выбор обрабатываемых блоков для текущей сцены (блоки 2-3). На следующих кадрах оценка движения выполняется только для некоторых блоков изображения (блок 4). После нахождения локальных векторов движения осуществляется построение нечеткой модели Такаги-Сугено-Канга для оценки достоверности векторов движения, которая показывает, принадлежат ли они фону изображения или движущимся объектам в кадре (блок 5). На основании уточненной оценки движения выполняется расчет вектора глобального движения кадра. Для этого осуществляется кластеризация векторов движения и строится аффинная модель движения (блоки 6-7).

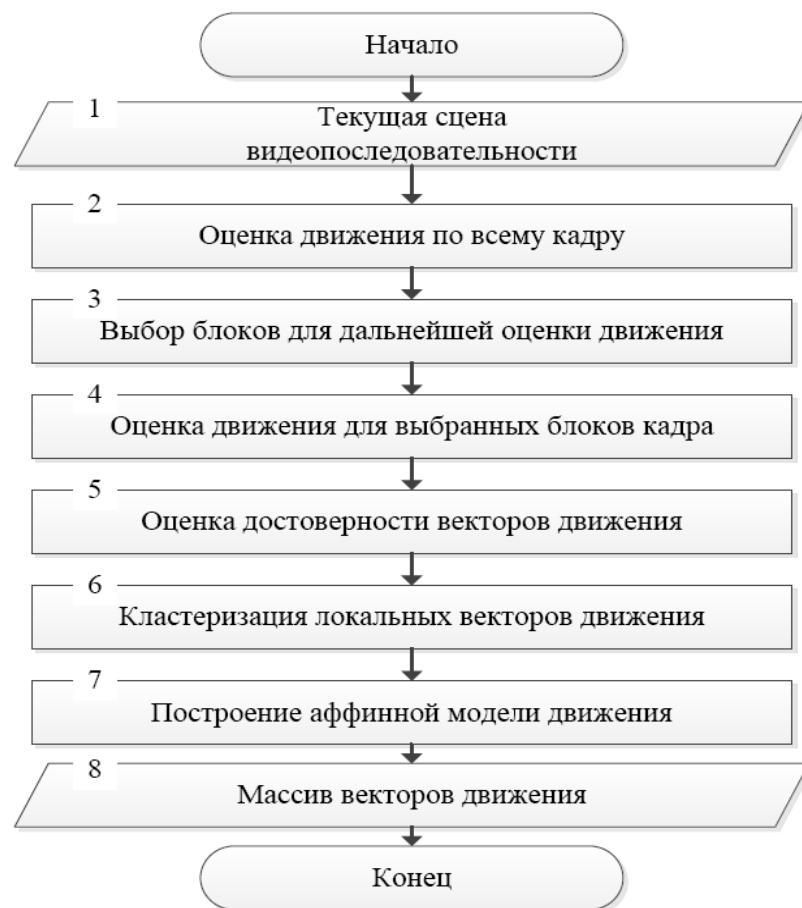


Рисунок 3.4 – Блок-схема работы модуля оценки движения

Алгоритмы блочной оценки движения и уточненной оценки движения применяются на предприятии ОАО «Ачинский нефтеперерабатывающий завод» для организации видеонаблюдения на открытой территории.

Модуль компенсации движения

На этапе компенсации движения выполняется оценка сглаживающего вектора движения. Строится нечеткая модель, которая на основании параметров движения в течение последних тридцати кадров видеопоследовательности осуществляет расчет значения сглаживающего параметра. Применение сглаживающего вектора с адаптивным параметром сглаживания позволяет устранить нежелательное движение, при этом сохранив преднамеренное движение камеры в видеопоследовательностях динамических сцен.

Модуль преобразования кадра

На этапе преобразования кадра осуществляются различные операции в зависимости от наличия статической или динамической сцены. В случае ви-

деопоследовательности статической сцены осуществляется интерполяция границ кадра на основе опорных кадров видеопоследовательности. При наличии динамической сцены выполняется переориентация кадра к объекту интереса.

Блок-схема алгоритма переориентации кадра представлена на рис. 3.5.

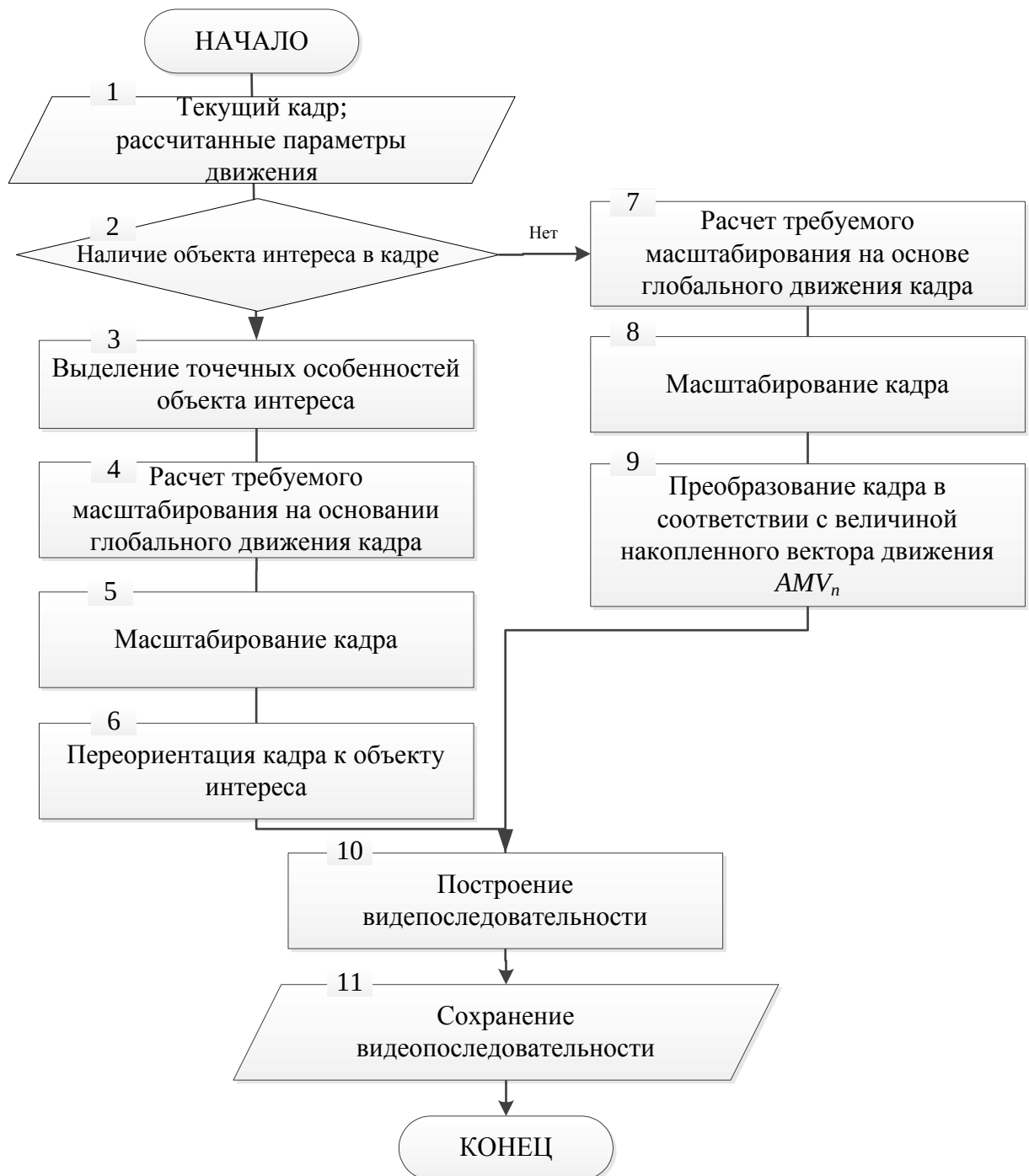


Рисунок 3.5 – Блок-схема модуля преобразования изображения

Осуществляется оценка наличия движущегося объекта в центре кадра. При наличии объекта интереса выполняется отслеживание его положения и масштабирование кадра с учетом нахождения данного объекта в центре изображения. При расчете параметров масштабирования учитываются найденные на предыдущем этапе параметры глобального движения кадра. При отсутствии важных объектов в центре кадра для преобразования изображения к стабилизированному положению выбирается рассчитанный на основании сглаживающего вектора движения параметр: AMV_k – накопленный вектор движения. Он показывает насколько изменилось положение кадра с последней смены сцены.

Модуль оценки результатов

Для возможности оценки качества стабилизации видеопоследовательностей разработан модуль, позволяющий выводить результаты промежуточных этапов стабилизации. Имеется возможность просматривать все локальные вектора на изображении и рассчитанный глобальный вектор движения кадра (рис. 3.6).

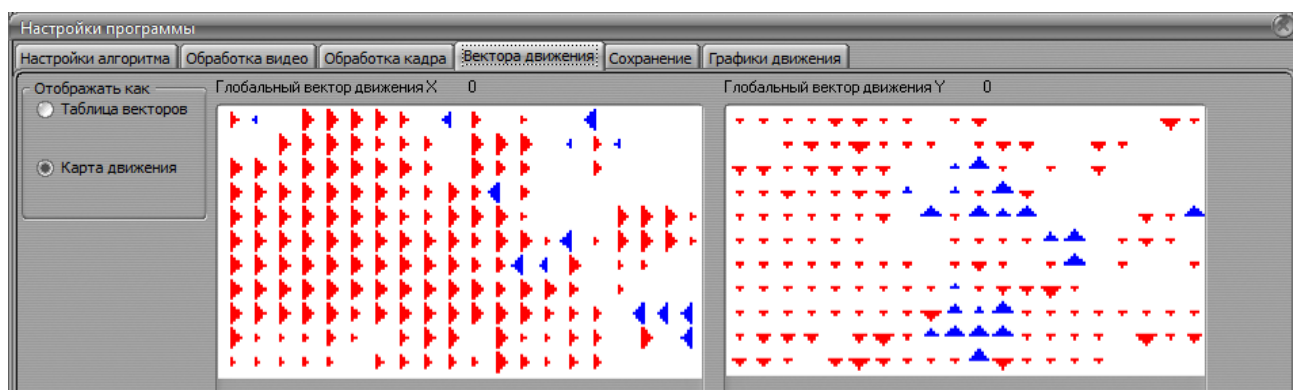


Рисунок 3.6 – Отображение локальных векторов движения для текущего кадра видеопоследовательности

На основе глобального вектора движения строится график, отображающий глобальное движение кадра на всей видеопоследовательности и значение сглаживающего вектора, рассчитанного на этапе компенсации движения. Оценка качества расчета параметров движения и стабилизации видеопоследовательностей выполняется по метрикам PSNR и ITF (Inteframe Transfor-

mation Fidelity), которые описывают межкадровую разницу. Для последующего тестирования программного продукта реализован подсчет времени работы алгоритмов.

Пользовательский интерфейс

Модуль пользовательского интерфейса (рис. 3.7) позволяет осуществлять загрузку видеопоследовательности из файла или видеопотока. На экранной форме отображается исходная и обработанная видеопоследовательности, различные элементы настройки, а также параметры, связанные со временем обработки изображения и свойств видеопоследовательности.

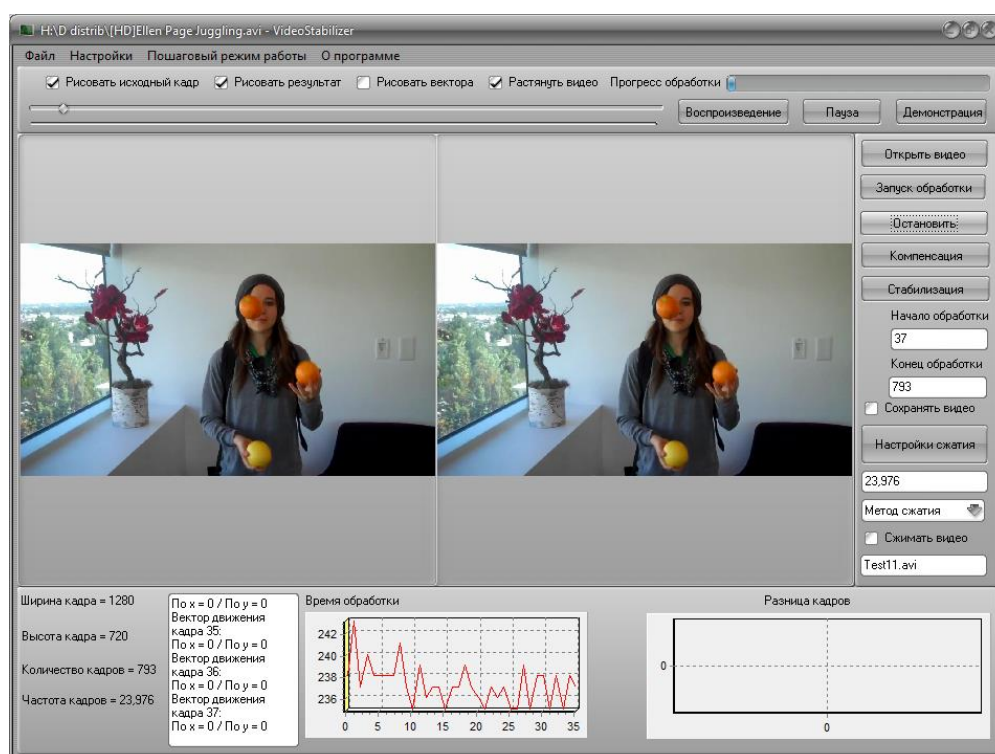


Рисунок 3.7 – Экранная форма экспериментального программного обеспечения

Ядро системы

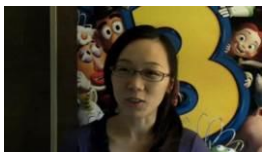
Модуль ядра системы отвечает за взаимодействие различных алгоритмов программного продукта между собой. Данный модуль позволяет сохранять промежуточные результаты работы, а также выполнять сохранение видеопоследовательности в различных форматах с применением кодеков сжатия. Для удобства тестирования реализована возможность сохранения отдельных кадров видеопоследовательности с отображением векторов движения.

3.3. Результаты экспериментальных исследований стабилизации видеопоследовательностей статических сцен, содержащих движущиеся объекты

Для оценки эффективности алгоритма оценки движения использовались видеопоследовательности, содержащие статические сцены (табл. 3.2).

Таблица 3.2

Описание видеопоследовательностей статических сцен

Название, URL-адрес	Кадр	Разрешение	Число кадров	Тип движения
«road_cars_krasnoyarsk.avi» http://www.youtube.com/watch?v=pJ84Pwpbl_Y		852×480	430	Неподвижная камера, несколько медленно движущихся объектов, большая глубина сцены
«SANY0025_xvid.avi» http://cpl.cc.gatech.edu/projects/videostabilization/		640×360	445	Медленное смещение камеры, крупный движущийся объект интереса
«lf_juggle.avi» http://cpl.cc.gatech.edu/projects/videostabilization/		480×360	460	Неподвижная камера, быстро движущиеся объекты
«akiyo.avi» http://see.xidian.edu.cn/vips1/database_Video.html		352×288	300	Неподвижная камера, крупный движущийся объект интереса
«Butovo_synthetic.avi» http://www.youtube.com/watch?v=0oeIZ04sXu0		640×480	748	Неподвижная камера, искусственно наложенное сильное дрожание камеры
«EllenPage_Juggling.avi» http://www.youtube.com/watch?v=8YNUSCX_akk		1280×720	430	Движение камеры, несколько быстро движущихся объектов

Выполнено тестирование метода оценки движения с применением блочной оценки и оценки достоверности локальных векторов движения с построением нечеткой модели Такаги-Сугено-Канга. Расчет локальных векторов движения первоначально выполняется на всем изображении. После расчета векторов движения на первых пяти кадрах сцены осуществляется выбор блоков для дальнейшей оценки движения на основании количества достоверных векторов движения, найденных в этих блоках.

При дальнейшей обработке сцены значительно уменьшается вычислительная сложность алгоритма оценки движения, поскольку число обрабатываемых блоков видеопоследовательности снижается в 1,5-3 раза (рис. 3.8). Кроме того, обрабатываемые блоки изображения указывают непосредственно на движение камеры, что позволяет точнее произвести оценку глобального движения кадра.

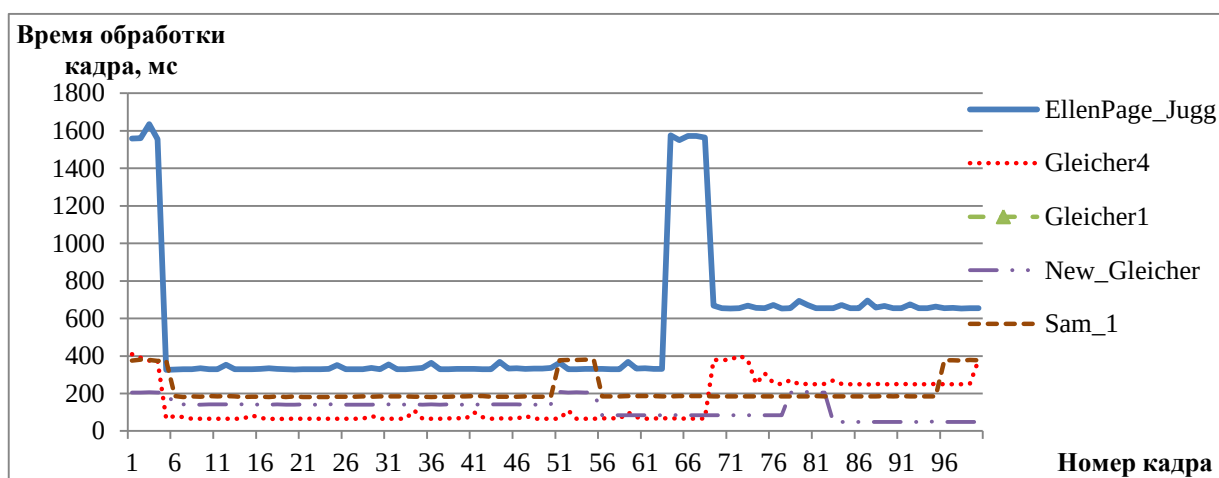


Рисунок 3.8 – Время обработки кадров видеопоследовательностей различного разрешения и содержания

При проведении экспериментов на видеопоследовательностях содержащих объекты с медленным и быстрым движением установлено, что алгоритм, позволяющий вести обработку только блоков с достоверными локальными векторами движения незначительно повышает эффективность стабилизации видеопоследовательностей с быстрым движением объектов и не дает негативных эффектов для медленного движения. При этом скорость работы алго-

ритма оценки движения для видеопоследовательности повышается на 20-50%, так как для 90% кадров сцены требуется вычислить локальные вектора движения только на 30-60% блоков кадра. Эксперименты выполнялись для различных видеопоследовательностей с разрешением от 480×270 до 1280×720, содержащих движущиеся объекты на переднем плане, проективные преобразования, значительное дрожание камеры. Результаты экспериментов представлены в таблице 3.3.

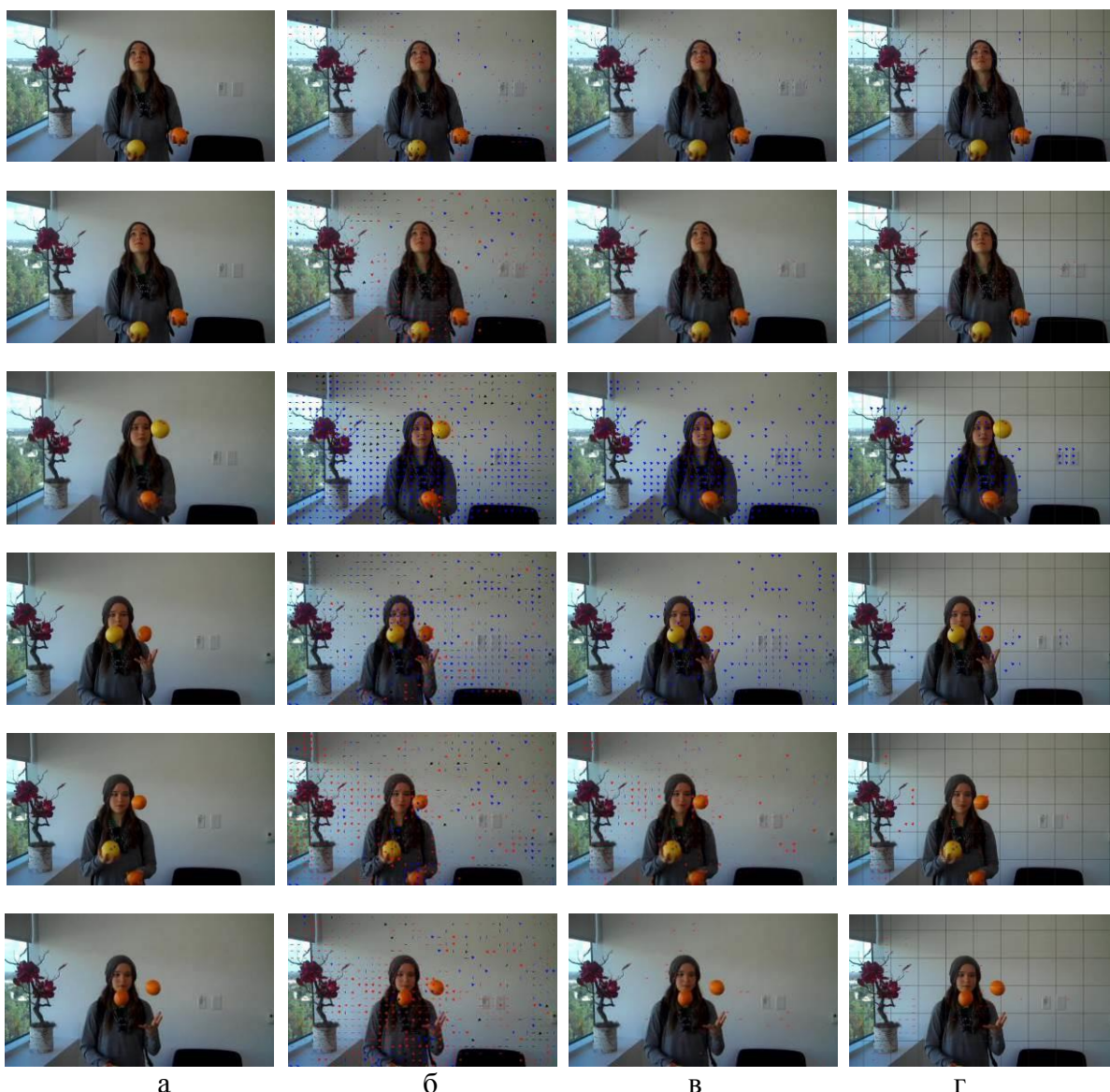
Таблица 3.3

Сравнение эффективности алгоритмов оценки движения

Название Видео- последовательности	Тип дви- жения	Размер кадра	Результаты обработки			
			ITF после стаби- лизации		Среднее время обра- ботки кадра, мс	
			Ориг.	Новое	Ориг.	Новое
1. EllenPage_Juggling.avi	Быстрое	1280x720	31,8	35,4	1561,79	365,74
2. Gleicher4.avi	Медленное	640x360	40,4	41,5	380,86	184,15
3. gleicher1.avi	Медленное	640x360	36,6	37,1	380,6207	128,78
4. new_gleicher.avi	Быстрое	480x270	25,7	27,0	205,97	122,27
5. sam_1.avi	Быстрое	640x360	38,4	39,8	377,34	152,16

Наибольшую эффективность алгоритм продемонстрировал для видеопоследовательности «EllenPage_Juggling.avi», которая содержит движущийся объект переднего плана, при этом отличается высоким разрешением. Это позволяет объединить большое число векторов движения в блоки, которые указывают на фон изображения или объект переднего плана, и не производить обработку большого числа пикселей, векторы движения которых не позволяют провести оценку глобального движения камеры, таких как однородный фон, занимающий большую часть видеопоследовательности (рис. 3.9).

На основе рассчитанных локальных векторов движения вычисляется сглаживающий вектор. Значение сглаживающего вектора движения зависит от точности оценки локальных векторов движения. Выбор векторов движения, описывающих только смещение камеры, позволяет улучшить точность вычисления сглаживающего вектора движения, что повышает качество стабилизации видеопоследовательностей (рис. 3.10).



а) исходные кадры 551-561; б) все рассчитанные векторы движения; в) достоверные векторы движения, рассчитанные на всем кадре; г) достоверные векторы движения, рассчитанные в выбранных блоках с отображением сетки

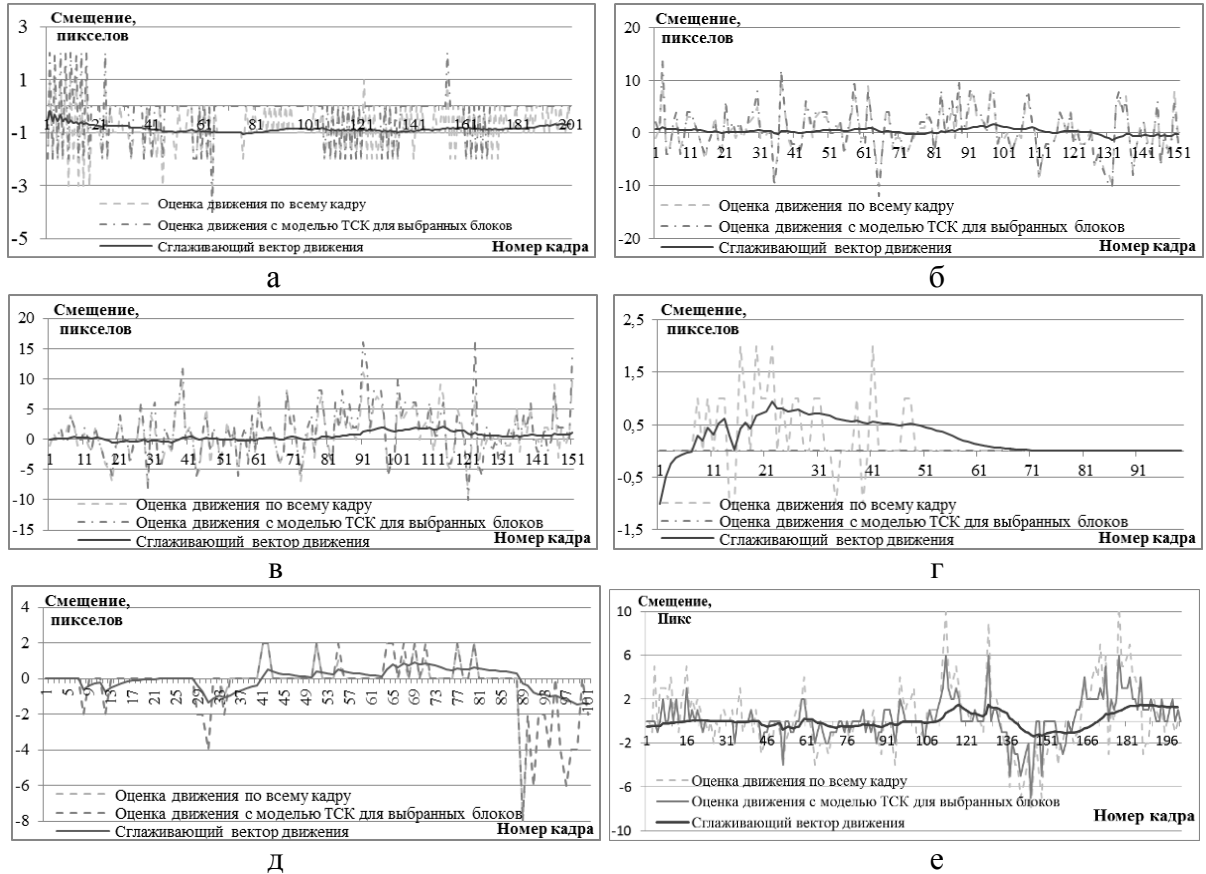
Рисунок 3.9 – Адаптивная подстройка для оценки локальных векторов (LMV) видеопоследовательности «EllenPage_Juggling.avi»

Объективная оценка качества стабилизации видеопоследовательности выполняется с использованием метрики пиковое отношение сигнала к шуму (PSNR) как меры ошибки. PSNR между кадрами n и $(n+1)$ определяется по формуле:

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{y=1}^M \sum_{x=1}^N [I_n(x, y) - I_{n+1}(x, y)]^2, \quad (3.1)$$

$$PSNR(n) = 10 \log_{10} \left(\frac{I_{max}^2}{MSE(n)} \right), \quad (3.2)$$

где MSE – это среднеквадратичная межкадровая ошибка; I_{max} – максимальное значение интенсивности пикселя; M, N – размеры кадра.



а) «road_cars_krasnoyarsk.avi»; б) «SANY0025_xvid.avi»; в) «lf_juggle.avi»;
г) «akiyo.avi»; д) «Butovo_synthetic.avi»; е) «EllenPage_Juggling.avi»

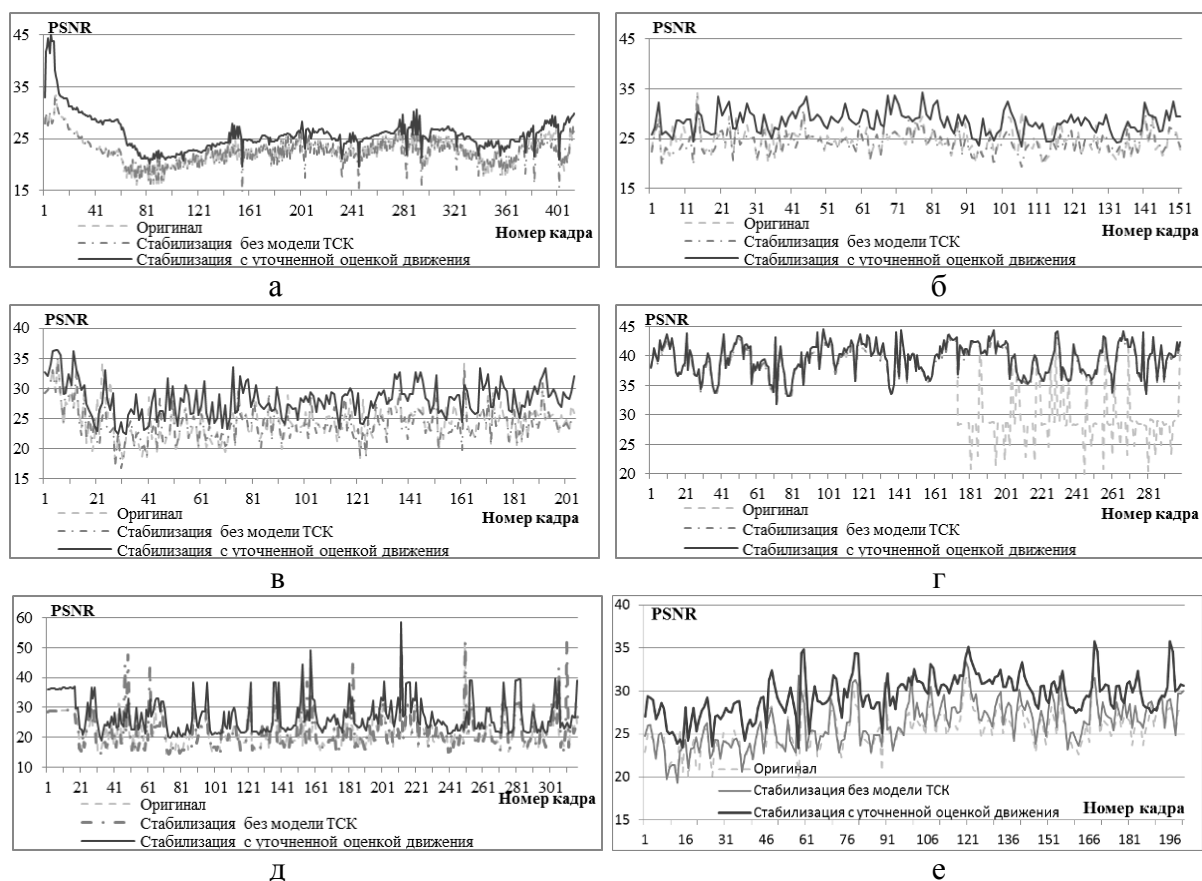
Рисунок 3.10 – Оценка локального движения видеопоследовательностей статических сцен

Значение PSNR показывает, насколько одно изображение похоже на другое, что полезно для оценки качества стабилизации простым сравнением соседних кадров. Качество межкадрового преобразования ITF используется для объективной оценки эффективности алгоритма стабилизации: стабилизированная видеопоследовательность должна иметь более высокое значение ITF , чем исходная:

$$ITF = \frac{1}{N_{Frame}} \sum_{k=0}^{N_{Frame}} PSNR(k), \quad (3.3)$$

где N_{Frame} – количество кадров видеопоследовательности.

Было проанализировано 6 видеопоследовательностей, содержащих статические сцены общей длительностью более 4000 кадров. На рис. 3.11 представлены результаты стабилизации видеопоследовательностей статических сцен с применением уточненной оценки движения.



а) «road_cars_krasnoyarsk.avi»; б) «SANY0025_xvid.avi»; в) «lf_juggle.avi»; г) «akiyo.avi»; д) «Butovo_synthetic.avi»; е) «EllenPage_Juggling.avi»

Рисунок 3.11 – Оценка качества стабилизации видеопоследовательностей статических сцен по метрике PSNR

Для видеопоследовательностей статических сцен оценка движения с применением нечеткой модели ТСК более точно отражает глобальное движение кадра, поскольку не учитывается движение объектов переднего плана. Данная особенность алгоритма хорошо заметна на видеопоследовательностях с искусственно добавленным дрожанием кадра («butovo_synthetic.avi»; «road_cars_krasnoyarsk.avi»; «akiyo.avi»). Для реальных видеопоследовательностей статических сцен различия менее заметны и наблюдаются, как правило, только в величине вектора глобального движения кадра. Было проанализи-

зировано 10 видеопоследовательностей, полученных с IP-камер, расположенных в различных населенных пунктах, открыто доступных в сети Интернет. Общая длительность указанных в таблице 3.4 видеопоследовательностей составляет более 2 часов.

Таблица 3.4

**Характеристики видеопоследовательностей статических сцен,
полученных с IP-камер**

Название	Разрешение	Длительность, кадров	Описание видеопоследовательности
«Bern_20140211»	640×480	1550	Высокий уровень движения машин, хорошие погодные условия
«Breckenridge_2014-0212»	640×480	2110	Неконтрастный фон, высокая зашумленность, средний уровень движения объектов
«Lake_20140211»	640×480	2000	Высокая зашумленность, туман, низкий уровень движения
«Piter_2014021113»	640×480	1800	Высокая зашумленность, высокий уровень движения, неконтрастные участки изображения
«Road_20140211»	640×480	1800	Низкая зашумленность, поворотная камера, вечернее время суток
«Square_20140211»	640×480	1925	Высокая зашумленность, сильно изменение освещенности, вечернее время суток
«Dzibem_20140212»	640×480	1655	Мелкие объекты, высокий уровень движения, средняя зашумленность
«Jaztresbe_20140214»	640×480	1850	Поворотная камера, высокая зашумленность, низкий уровень движения
«Lake2_20140214»	640×480	1850	Высокая зашумленность, туман, низкий уровень движения, низкая контрастность
«Moscow3_20140214»	640×480	2000	Высокая зашумленность, поворотная камера, низкая контрастность сцены

В таблице 3.5 приведены результаты оценки качества стабилизации ITF, рассчитанной с применением метрики *PSNR* для представленных на сайтах «<http://www.cpl.cc.gatech.edu> L1 Robust Optical Camera Paths» и

«http://www.see.xidian.edu.cn/vips1/database_Video.html Video & Image Processing System Lab» видеопоследовательностей, содержащих статические сцены с движущимися объектами различного размера при наличии дрожания камеры. Экспериментальное тестирование проводилось на компьютере со следующей конфигурацией: процессор Intel Core I5.760, оперативная память 4Gb RAM, видеокарта Nvidia GeForce 460GTX, Windows 7 64bit.

Таблица 3.5

Оценка качества стабилизации в статических сценах

Название	Оригинальное значение ITF, дБ	Стабилизированное значение ITF без применения модели ТСК, дБ	Стабилизированное значение ITF с применением нечеткой модели ТСК, дБ
«road_cars_krasnoyarsk.avi»	22,70482	22,80707	25,91258
«SANY0025_xvid.avi»	20,5389	21,09076	23,79189
«lf_juggle.avi»	24,30286	24,37177	28,06012
«akiyo.avi»	35,92952	39,14661	39,53257
«Butovo_synthetic.avi»	22,26415	27,19789	27,20789
«EllenPage_Juggling.avi»	24,65855	25,23049	28,58255

Для видеопоследовательностей, содержащих большое количество мелких объектов («butovo_synthetic.avi»; «lf_juggle.avi») алгоритм оценки движения с применением модели ТСК показывает наилучшие результаты: увеличение значения ITF в среднем на 3 дБ.

3.4. Результаты экспериментальных исследований стабилизации видеопоследовательностей динамических сцен

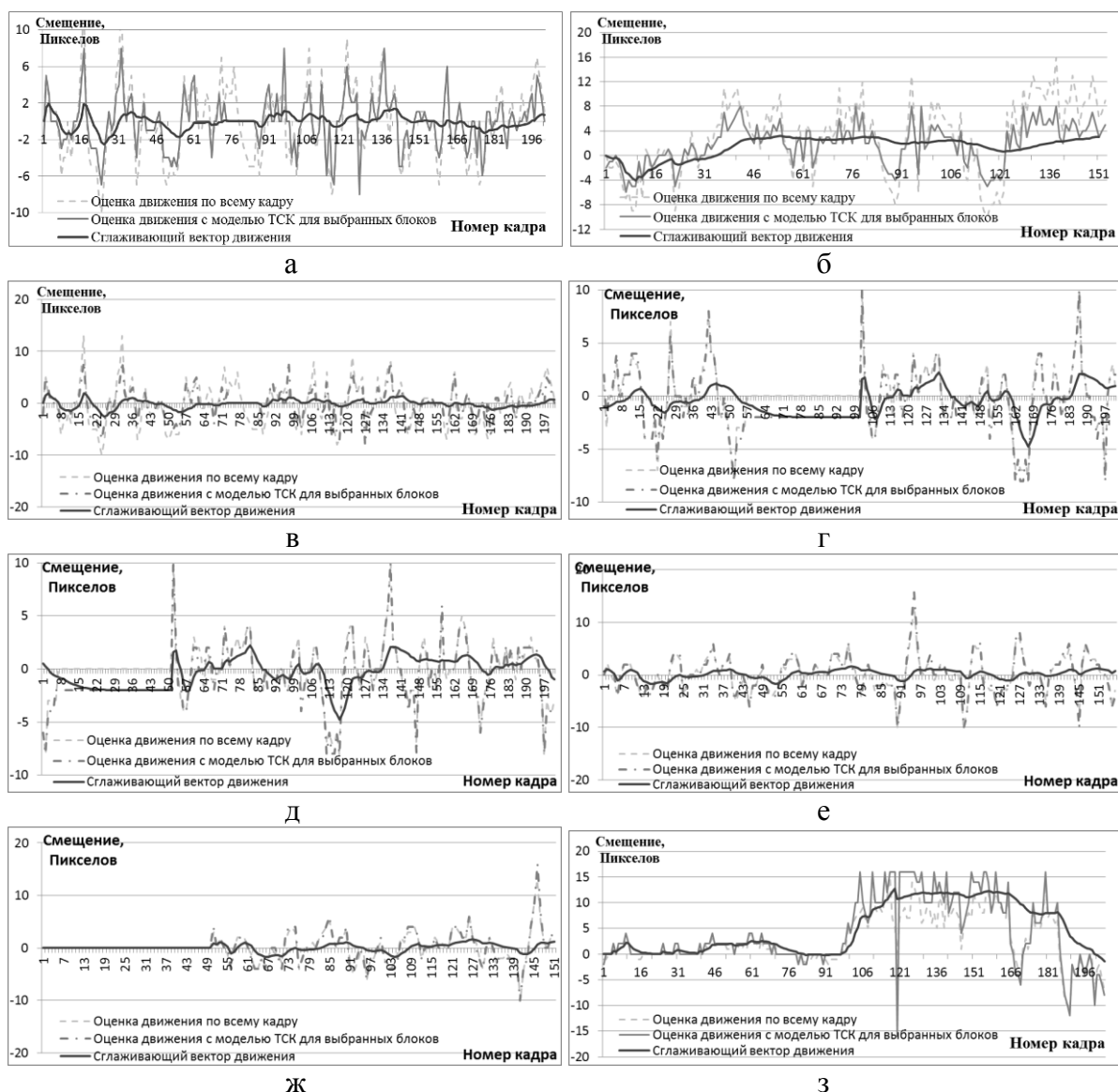
Оценка качества стабилизации динамических сцен проводилась с использованием 9 видеопоследовательностей, содержащих преднамеренное движение и дрожание камеры (табл. 3.6).

Таблица 3.6

Описание видеопоследовательностей динамических сцен

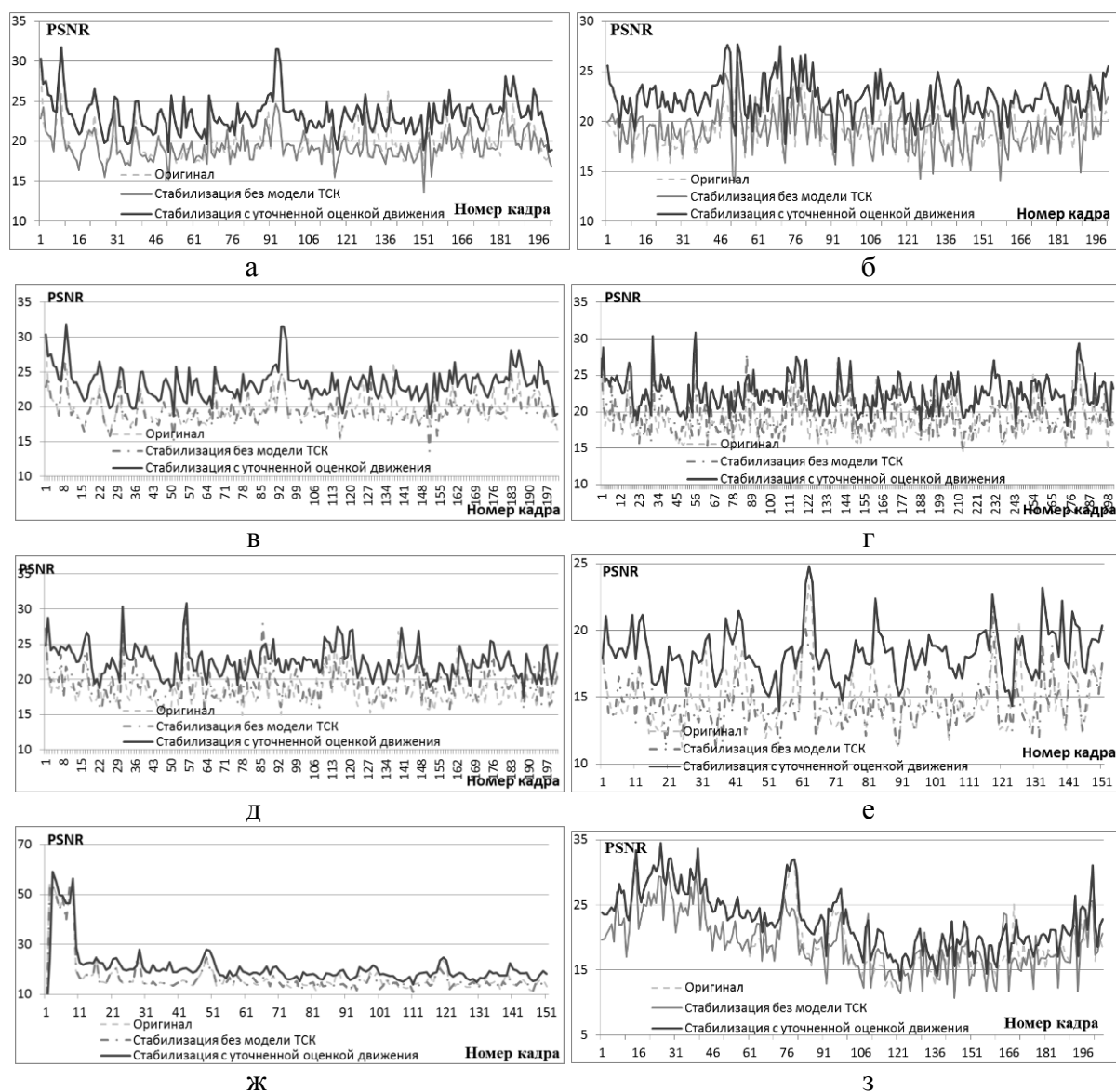
Название, URL-адрес	Кадр	Разрешение	Число кадров	Тип движения
«Gleicher4.avi» http://cpl.cc.gatech.edu/projects/videostabilization		640×360	495	Движение камеры, сложная объемная сцена, неконтрастные участки изображения
«Sam_1.avi» http://cpl.cc.gatech.edu/projects/videostabilization/		640×360	278	Движение камеры, быстро движущийся объект, неравномерное движение
«cat_orig.avi» http://www.youtube.com/watch?v=4X0CRTDA4w4		640×480	1582	Движение камеры, быстро движущийся объект, изменение освещенности
«Gleicher1.avi» http://cpl.cc.gatech.edu/projects/videostabilization		640×360	415	Движение камеры, изменение масштаба изображения, сильная глубина сцены
«Gleicher2.avi» http://cpl.cc.gatech.edu/projects/videostabilization		640×360	374	Движение камеры, изменение масштаба изображения, сильная глубина сцены, движущийся объект
«gleicher3.avi» http://cpl.cc.gatech.edu/projects/videostabilization		640×360	207	Движение камеры, изменение масштаба изображения, движущийся объект
new_gleicher.avi http://cpl.cc.gatech.edu/projects/videostabilization		480×270	275	Движение камеры, изменение масштаба изображения, движение объектов
yuna_long_original.avi http://cpl.cc.gatech.edu/projects/videostabilization		640×360	400	Движение камеры, быстрое изменение сцены, движущийся объект интереса

На рис. 3.12 представлены результаты оценки движения и расчета сглаживающего вектора для видеопоследовательностей динамических сцен.



а) «Gleicher4.avi»; б) «Sam_1.avi»; в) «cat_orig.avi»; г) «Gleicher1.avi»;
 д) «Gleicher2.avi»; е) «gleicher3.avi»; ж) «new_gleicher.avi»; з) «yuna_long_original.avi»
 Рисунок 3.12 – Оценка локального движения видеопоследовательностей динамических сцен

На рис. 3.13 представлены результаты стабилизации видеопоследовательностей динамических сцен с применением уточненной оценки движения.



а) «EllenPage_Juggling.avi»; б) «Gleicher4.avi»; в) «Sam_1.avi»; г) «cat_orig.avi»; д) «Gleicher1.avi»; е) «Gleicher2.avi»; ж) «gleicher3.avi»; з) «new_gleicher.avi»; и) «yuna_long_original.avi»

Рисунок 3.13 – Оценка качества стабилизации видеопоследовательностей динамических сцен по метрике PSNR

В таблице 3.7 приведены результаты оценки качества стабилизации видеопоследовательностей динамических сцен по метрике ITF. Было проанализировано 8 видеопоследовательностей, содержащих динамические сцены общей длительностью более 5000 кадров с различными видами движения камеры (перемещение, поворот, масштабирование), а также движущимися объектами переднего плана.

Оценка качества стабилизации в динамических сценах

Название	Оригинальное значение ITF, дБ	Стабилизированное значение ITF без применения модели ТСК, дБ	Стабилизированное значение ITF с применением нечеткой модели ТСК, дБ
«Gleicher4.avi»	19,29703	19,50634	23,18371
«Sam_1.avi»	19,09737	19,28141	22,20112
«cat_orig.avi»	25,07131	26,47094	28,14086
«Gleicher1.avi»	18,86996	19,48223	22,78846
«Gleicher2.avi»	19,91954	20,36718	24,56673
«gleicher3.avi»	16,55214	16,71899	20,12285
«new_gleicher.avi»	17,28921	17,81638	21,70575
«yuna_long_original.avi»	17,84131	18,94389	21,46971

При стабилизации динамических сцен наиболее важным является определение сглаживающего вектора, оценка которого производится на основании глобального движения кадра. Наличие неконтрастных областей («gleicher1.avi», «gleicher4.avi», «EllenPage_Juggling.avi») может ухудшить качество стабилизации, поскольку часто дает непредсказуемые результаты при оценке движения, поэтому такие области не обрабатываются на большинстве кадров (рис. 3.14).

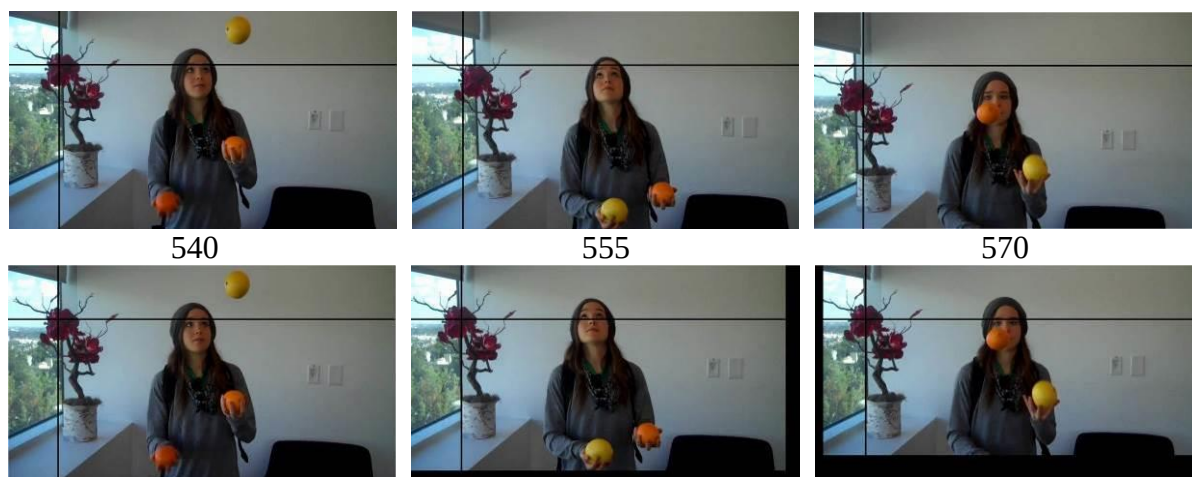


Рисунок 3.14 – Области обработки видеопоследовательностей «Gleicher1.avi», «EllenPage_juggling.avi»

При неточном нахождении вектора глобального движения ухудшается качество последующей стабилизации видеопоследовательности. Алгоритм оценки движения позволяет избежать влияния крупных движущихся объектов переднего плана, присутствующих на видеопоследовательностях «EllenPage_Juggling.avi», «Sam_1.avi», «gleicher3.avi», «cat_orig.avi». Для видеопоследовательности «EllenPage_Juggling.avi» оценка глобального движе-

ния кадра проведена более точно, поскольку игнорируются несколько быстро движущихся объектов, что повышает качество стабилизации.

Результат стабилизации видеопоследовательности, содержащей динамическую сцену без применения масштабирования, представлен на рис. 3.15.



Вверху – оригинал; внизу – стабилизированные кадры видеопоследовательности
Рисунок 3.15 – Пример стабилизации видеопоследовательности «EllenPage_juggling.avi» без восстановления границ

Оценка среднего времени выполнения алгоритма стабилизации для видеопоследовательностей разного разрешения, содержащих статические и динамические сцены, представлена в таблице 3.8.

Таблица 3.8

Оценка времени выполнения алгоритмов стабилизации для видеопоследовательностей статических и динамических сцен

Размер кадра, пиксел	Статические сцены, с	Динамические сцены, с
160×120	0,001393	0,015258
320×240	0,009574	0,042103
640×480	0,084597	0,468259
1280×1024	0,183893	1,347304
1920×1080	1,235573	5,389214

Алгоритм производит обработку видеопоследовательностей статических сцен в реальном времени (до 10 FPS при высоком разрешении). Стабилизация видеопоследовательностей динамических сцен выполняется медлен-

ней за счет применения алгоритмов оценки точечных соответствий и устранения размытия.

Результаты оценки качества стабилизации видеопоследовательностей, содержащих статические и динамические сцены, по параметрам качества междкажрового преобразования ITF и времени T в сравнении с известными алгоритмами стабилизации приведены в таблице 3.9. Программные продукты, реализующие данные алгоритмы, доступны для использования и тестирования в демонстрационном режиме или с ограничениями по настройке параметров алгоритма и сохранению результатов работы.

Таблица 3.9

**Сравнение эффективности алгоритмов стабилизации
видеопоследовательностей статических и динамических сцен**

Видеопосле- довательность	Алгоритм							
	Deshaker		Warp- Stabilizer		Video Stabili- zation with Robust L1 Op- timal Camera Paths		Предлагаемая реализация	
	ITF, дБ	T, с	ITF, дБ	T, с	ITF, дБ	T, с	ITF, дБ	T, с
«EllenPage_Juggling.avi»	25,61	3,53	26,68	4,53	27,33	3,17	28,58	3,54
«Gleicher4.avi»	20,33	1,89	19,15	2,78	20,45	1,44	23,18	1,66
«Sam_1.avi»	20,09	1,22	20,27	2,65	20,58	1,01	22,20	1,23
«road_cars_krasnoyarsk»	22,31	1,45	21,48	2,15	25,2	1,29	25,91	0,24
«SANY0025xvid.avi»	23,53	1,33	22,7	1,87	22,74	1,34	23,79	0,17
«lf_juggle.avi»	26,65	1,22	24,41	1,64	26,15	1,18	28,06	0,15

Оценка качества стабилизации проводилась по метрикам PSNR и ITF, которые отражают, насколько соседние кадры видеопоследовательностей похожи друг на друга. Было проанализировано 6 видеопоследовательностей, содержащих статические сцены, и 8 видеопоследовательностей динамических сцен общей длительностью более 9000 кадров. Указано время обработки одного кадра каждой видеопоследовательности. Важным отличием является значительно более низкое время обработки видеопоследовательностей статических сцен в сравнении с аналогичными программными продуктами.

Значение ITF статических сцен повышается в среднем на 3 децибела, динамических сцен на 4 децибела, что составляет 15 и 20% соответственно.

3.5. Система видеонаблюдения с возможностью визуального улучшения качества видеопотока

В рамках молодежного конкурса инновационных проектов разработан программный продукт, реализующий систему видеонаблюдения. В данную систему входит модуль стабилизации видеопоследовательностей для статических сцен, позволяющий выполнять стабилизацию в реальном времени. Основными модулями программного продукта являются модули улучшения качества изображения, детектора движения и стабилизации видео. Кроме них с ядром системы связаны модули взаимодействия с камерами, а также пользовательского интерфейса (рис. 3.16).



Рисунок 3.16 – Структура программного продукта «Система видеонаблюдения с возможностью улучшения визуального качества видеопотока»

Увеличение скорости работы алгоритма стабилизации видеопоследовательности достигается путем уменьшения масштаба изображения при обработке, а также выбора областей кадра для стабилизации [4]. Масштабирование

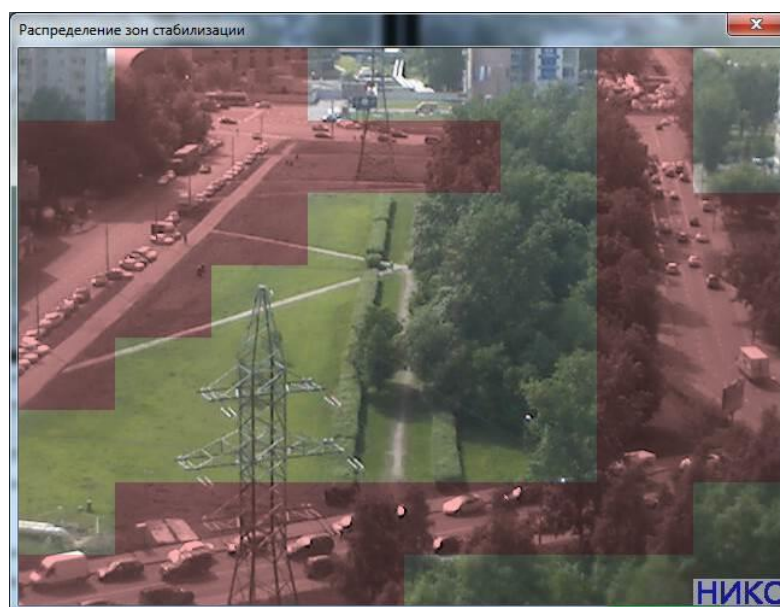
ние изображения перед применением алгоритма стабилизации позволяет значительно сократить затраты ресурсов компьютера при небольшой потере в точности оценки движения. Время работы алгоритма для видеопоследовательности *LAKE_20120411.avi* (таблица 3.10).

Таблица 3.10

**Зависимость времени обработки и качества стабилизации
при различном масштабе кадра**

Степень сжатия	Время обработки кадра 1280x720, мс	Среднее значение PSNR, дБ
1x	0,452	48,5
2x	0,411	48,43
4x	0,285	48,12
8x	0,144	44,05
12x	0,065	37,55

Применение предустановленных зон стабилизации позволяет сократить время работы алгоритма и повысить точность работы алгоритма, поскольку области с движущимися объектами не учитываются для оценки движения камеры (рис. 3.17). Полное время обработки кадра составляет 44,15 мс. Кадр с выделенными зонами для стабилизации обрабатывается 23,45 мс.



Красным цветом помечена не учитываемая область кадра

Рисунок 3.17 – Пример кадра с предустановленными зонами стабилизации

В программной системе реализован алгоритм прореживания кадров, позволяющий уменьшить необходимое дисковое пространство для хранения видеоданных, что является важным критерием при организации системы видеонаблюдения [7]. Программное обеспечение и описанные алгоритмы реализованы в виде программного продукта «Система видеонаблюдения с возможностью визуального улучшения качества видеопотока (Video Stream Enhancer). Версия 0.51», зарегистрированного в реестре ЭВМ от 10 сентября 2013 г. [20].

Представленные во второй главе методы также были реализованы на языке Delphi в среде разработки Embarcadero RadStudio 2010 в виде программного продукта, который реализует описанные алгоритмы оценки движения, компенсации движения, стабилизации и устранения размытия для видеопоследовательностей, содержащих статические и динамические сцены. Отличительной особенностью разработанного программного обеспечения является возможность стабилизации видеопоследовательностей статических сцен в реальном времени, а также при получении видеопотока с IP-камеры.

Разработанные алгоритмы реализованы в программном продукте «Программа стабилизации видеопоследовательностей для статической сцены (Video Stabilizer) Версия 1.0227» зарегистрированной во всероссийском реестре программ ЭВМ от 25 апреля 2011 г. [19]. Получен акт о внедрении разработанных методов и алгоритмов в управление образования администрации Ачинского района. Алгоритмы оценки и компенсации движения, а также блок-схемы алгоритмов и программное обеспечение передано для использования в системах видеонаблюдения в ОАО «Ачинский нефтеперерабатывающий завод».

3.6. Выводы по главе

В третьей главе рассматривается разработанное экспериментальное программное обеспечение для стабилизации видеопоследовательностей.

Программное обеспечение имеет модульную организацию и состоит из восьми модулей. Модули, реализующие работу алгоритмов: модуль предварительной обработки, модуль оценки движения, модуль компенсации движения, модуль преобразования кадра. Модули, реализующие взаимодействие с пользователем и программной системой: модуль получения данных, модуль оценки результатов, модуль пользовательского интерфейса, ядро системы. Подробно рассмотрены схемы функционирования указанных модулей.

Проведено тестирование алгоритма оценки движения с применением нечеткой модели Такаги-Сугено-Канга для определения принадлежности векторов движения фону или объектам в кадре. Представлены результаты экспериментальных исследований для видеопоследовательностей, содержащих статические сцены с движущимися объектами в кадре, дрожанием камеры и изменениями освещенности. Проанализированы видеопоследовательности, содержащие динамические сцены, отличающиеся различными видами движения камеры: перемещение и поворот. Оценка алгоритма проводилась на видеопоследовательностях, принятых для тестирования алгоритмов стабилизации, а также на собственных видеопоследовательностях. Приведены результаты для метода блочной оценки движения без применения уточненной оценки движения, с учетом нечеткой модели ТСК и отбора блоков для расчета локальных векторов движения. Результаты экспериментальных исследований показывают, что уточненная оценка движения с выбором участков изображения для обработки позволяет более точно провести расчет вектора глобального движения кадра и вычислить сглаживающий вектор движения. Применение разработанного алгоритма оценки движения позволяет повысить качество стабилизации на 5-10%.

Проведено тестирование алгоритма стабилизации с применением метрик PSNR и ITF, которые показывают, насколько соседние кадры видеопоследовательности похожи друг на друга. Результаты стабилизации видеопоследовательностей с учетом применения алгоритмов устранения размытия, интерполяции границ для статических сцен и переориентации кадра в дина-

мических сценах превосходят другие программные системы стабилизации на 3–5 дБ, а прирост значения ITF по сравнению с оригинальной видеопоследовательностью составляет 15–20%. Кроме того, при обработке видеопоследовательности статической сцены алгоритм стабилизации может выполняться в реальном времени.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе исследовалась задача повышения качества стабилизации видеопоследовательностей сложных статических и динамических сцен в задачах видеонаблюдения и видеоредактирования.

Был проведен анализ существующих методов и алгоритмов оценки движения, компенсации движения, восстановления изображений, предназначенных для стабилизации видеопоследовательностей. Методы оценки движения делятся на группы: методы, основанные на блочной оценке, на нахождении точечных особенностей, на вычислении оптического потока. Блочносоставительные методы позволяют провести оценку движения быстрее, чем методы из других групп и с достаточной точностью для задачи стабилизации, поскольку нет необходимости отслеживать движение объектов в кадре.

Методы компенсации движения подразделяются на: восстановление двухмерной или трехмерной сцены, применение низкочастотной фильтрации, отслеживание положения особенностей и поиск гладкой траектории движения камеры. Низкочастотная фильтрация при стабилизации видеопоследовательностей статических и динамических сцен дает визуально удачные результаты при адаптивном расчете сглаживающего параметра, так как не только устраняется дрожание камеры, но и восстанавливается гладкая траектория движения. Применение данного метода наиболее оправдано при необходимости стабилизации видеопоследовательностей статических сцен в реальном времени для задач видеонаблюдения.

Наиболее популярным методом восстановления изображения при стабилизации является применение масштабирования кадра, что приводит к ухудшению качества и потере части информации. В связи с этим, рассмотрены альтернативные методы восстановления границ кадра для видеопоследовательностей статических сцен.

Существующие программные средства для стабилизации видеопоследовательностей предполагают сложную настройку для определенных типов движения на видеопоследовательности, а также не поддерживают обработку в реальном времени и без участия оператора.

В диссертационной работе усовершенствован метод устранения размытия объектов при стабилизации видеопоследовательностей с нахождением четких кадров сцены и восстановлением размытых объектов, позволяющий повысить точность оценки движения и визуальное качество изображения.

Разработан эффективный метод оценки движения, основанный на построении нечеткой модели Такаги-Сугено-Канга и позволяющий отделить движение камеры от движущихся объектов в кадре и повышающий оценку глобального движения и качество стабилизации видеопоследовательностей статических и динамических сцен.

Также разработан новый метод восстановления границ кадра, основанный на интерполяции опорных кадров сцены, и позволяющий уменьшить потерю информации при стабилизации видеопоследовательностей статических сцен.

На основе предложенных методов разработан алгоритм стабилизации видеопоследовательностей сложных статических сцен, содержащих дрожание камеры и движущиеся объекты в кадре для задач видеонаблюдения и видеоредактирования. Также разработан алгоритм стабилизации видеопоследовательностей динамических сцен, содержащих преднамеренное движение камеры и непреднамеренное движение, вызванное вибрациями камеры при дрожании.

На основе описанных методов и алгоритмов разработан экспериментальный комплекс для стабилизации видеопоследовательностей в задачах видеонаблюдения и видеоредактирования. Разработан программный продукт, состоящий из четырех основных модулей: модуль предварительной обработки, модуль оценки движения, модуль компенсации движения и модуль восстановления изображения.

При помощи разработанного экспериментального программного обеспечения выполнено тестирование эффективности разработанного метода оценки движения. Тестирование проводилось с использованием принятых для тестирования алгоритмов стабилизации видеопоследовательностей, содержащихся в базе тестовых видеопоследовательностей: «<http://cpl.cc.gatech.edu/projects/videostabilization>», содержащих статические сцены с движущимися объектами и динамические сцены с различными видами движения камеры. Оценка результатов тестирования показала, что применение разработанного алгоритма для уточнения локальной оценки движения позволяет более точно провести расчет вектора глобального движения кадра и сглаживающего вектора движения. Применение разработанного алгоритма позволяет повысить качество стабилизации видеопоследовательностей статических и динамических сцен на 5-10%.

Тестирование разработанного алгоритма стабилизации статических сцен показывает, что он повышает качество оригинальной видеопоследовательности на 15–20% по метрике ITF и может выполняться в реальном времени в системах видеонаблюдения. Алгоритм стабилизации видеопоследовательностей динамических сцен показывает прирост значения ITF на 3–5 дБ по сравнению с другими программными системами для стабилизации видеопоследовательностей.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Алпатов Б.А. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление / Б. А. Алпатов, П. В. Бабаян, О. Е. Балашов, А. И. Степашкин. – М. : Радиотехника, 2008. – 176 с.
2. Буряченко В.В. Алгоритм стабилизации видеопоследовательностей, основанный на построении нечеткой модели движения // Вестник СибГАУ. – Вып. 4 (50), Красноярск, 2013. С. 4 – 9.
3. Буряченко В.В. Стабилизация видео для статичной сцены на базе модифицированного метода соответствия блоков // Вестник СибГАУ – Вып. 3 (43), Красноярск, 2012. С. 10 – 15.
4. Буряченко В.В. Система видеонаблюдения с возможностью улучшения визуального качества видеопотока / Буряченко В.В., Зотин А.Г., Пахирка А.И. // Программные продукты и системы. 2013 № 2, Тверь: ЗАО НИИ ЦПС, 2013. – С. 191 – 197.
5. Буряченко В.В. Предварительная обработка видеопоследовательности для публикации в электронной библиотеке / Дамов М.В., Буряченко В.В., Пахирка А.И., Зотин А.Г. // Программные продукты и системы. 2013 № 4 (104), Тверь: ЗАО НИИ ЦПС, 2013. – С. 281 – 286.
6. Буряченко В.В. Повышение качества стабилизации за счет исключения недостоверных векторов движения // Материалы 15-й международной конференции и выставке «Цифровая обработка сигналов и ее применение», М. В 2 т. Т. 2, 2013. С. 18 – 22.
7. Буряченко В.В. Динамическое хранение видеопотока на основе метода видеосжатия MJPEG / Буряченко В.В., Зотин А.Г., Пахирка А.И. // Материалы 15-й международной конференции и выставке «Цифровая обработка сигналов и ее применение», М. В 2 т. Т. 2, 2013. С. 14 – 18.

8. Буряченко В.В. Стабилизация динамических сцен с применением нечеткой логики / Буряченко В.В., Фаворская М.Н. // Материалы научно-технической конференции «Техническое зрение в системах управления 2013» Механика, управление и информатика, М. 2012, С. 187-193.

9. Буряченко В.В. Улучшение панорамных снимков на основе стабилизации видеопоследовательностей / Буряченко В.В., Фаворская М.Н., Зотин А.Г. // Материалы научно-технической конференции "Техническое зрение в системах управления 2012" Механика, управление и информатика, М. 2012, С. 145-150.

10. Буряченко В.В. Стабилизация видеопоследовательности для статических сцен // Материалы 14-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение». В 2 Т., Т. 2. М., 2012. – С. 264 – 267.

11. Буряченко В.В. Определение качества кадров в алгоритме стабилизации видеопоследовательности // Материалы всероссийской научной конференции "Наука. Технологии. Инновации." НТИ-2012, Ч.1, Новосибирск, 2012. – С. 155-157.

12. Буряченко В.В. Методы детектирования кадров плохого качества при стабилизации видеопоследовательности // Материалы XVII международной научной конференции «Решетневские чтения» В 2ч., Ч.2, Красноярск, 2012. - С.598-599.

13. Буряченко В.В. Стабилизация видео на основе метода соответствия блоков // Материалы международной конференция «Телевидение: передача и обработка изображений», Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет ЛЭТИ, 2011.- С. 61-64.

14. Буряченко В.В. Анализ методов стабилизации видео, основанных на определении движения кадра // Материалы VI Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых специалистов «Актуальные проблемы авиации и космонавтики», Сибирский государственный аэрокосмический университет, Красноярск, 2010 – С. 55-56.

15. Буряченко В. В. Определение глобального движения кадра с использованием векторов движения // Материалы межрегиональной научно-практической конференции «Молодежь Сибири – науке России», Сибирский институт бизнеса, управления и психологии, Красноярск, 2010 – С. 136-139.

16. Буряченко В. В. Цифровая стабилизация видео в реальном времени // Материалы XIV международной научной конференции «Решетневские чтения» В 2ч., Ч.2, Красноярск, 2010 – С. 476-477.

17. Буряченко В.В. Алгоритм серо-кодированного битового соответствия для стабилизации видео в реальном времени // Материалы 16-й Международной научно-технической конференции: Проблемы передачи и обработки информации в сетях и системах телекоммуникаций, Рязанский государственный радиотехнический университет, Рязань, 2010. 220 с.

18. Буряченко В.В. Алгоритмы фильтрации изображений промышленных изделий // Материалы XIII Международной научной конференции «Решетневские чтения», Сибирский государственный аэрокосмический университет, Ч.2, Красноярск, 2009. – С. 492.

19. Буряченко В.В. Программа стабилизации видеопоследовательностей для статической сцены (Video Stabilizer) Версия 1.0227 / В.В. Буряченко, А.Г. Зотин // Свидетельство № 2011612893. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ г. Москва, 25 апреля 2011 г.

20. Буряченко В.В. Система видеонаблюдения с возможностью визуального улучшения качества видеопотока (Video Stream Enhancer). Версия 0.51 / В.В. Буряченко, А.Г. Зотин, А.И. Пахирка // Свидетельство № 2013618514. Зарегистрирован в Реестре программ для ЭВМ г. Москва, 10 сентября 2013 г.

21. Визильтер Ю.В. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения: курс лекций и практ. занятий / Ю. В. Визильтер, С. Ю. Желтов, А. В. Бондаренко, М. В. Ососков, А. В. Моржин – М. : Физматкнига, 2010. – 672 с.

22. Ворошилов А. Вспомогательная операторская техника // «625»: №6, Москва, 2008 – С.25-28.
23. Гришин, С. Обзор блочных методов оценки движения в цифровых видеосигналах. / С. Гришин, Д. Ватолин, А. Лукин, С. Путилин, К. Стрельников // Тематический сборник «Программные системы и инструменты» №9, Москва, 2008. – С. 50-62.
24. Дамов М.В. Восстановление фона в областях кадра с объектами малого размера в видеопоследовательности // Вестник СибГАУ. 2010. № 1. С. 52-56.
25. Дружинин, Д. Алгоритм оценки движения, адаптированный для обработки экранного видео // Информационные технологии и математическое моделирование (ИТММ - 2011). Ч. 1. Томск, 2011. – С. 34–39.
26. Кубасов Д., Ватолин Д.С. Обзор методов компенсации движения / Компьютерная графика и мультимедиа, Выпуск №3(2)/2005.
27. Кудряшов А.П., Извлечение и сопоставление точечных особенностей / Электронный научный журнал «ИССЛЕДОВАНО В РОССИИ», №2, 2007, С. 71-78.
28. Лукьяница А.А. Цифровая обработка видеоизображений / А.А. Лукьяница, А.Г. Шишкин. – М.: Ай-Эс-Эс Пресс, 2009. – 518 с.
29. Поляков Д.Б. Блочные алгоритмы оценки движения / Д.Б. Поляков // Труды Московского технического университета связи и информатики. – 2008. – № 1. – С. 463–466.
30. Симонян К. Адаптивный метод оценки движения в видео. / К. Симонян, С. Гришин, Д. Ватолин // Сб. статей молодых ученых фак-та ВМиК МГУ. Вып. 5. М., 2008. – С. 112–119.
31. Слынько Ю.В., Лукьянов А.П., Лагуткин В.Н. Гибридный подход к решению задачи оценивания геометрических искажений кадров видеопоследовательностей. // Доклады конф. Цифровая обработка сигналов и ее применение, 2006, Вып. VIII – 2, С. 437-440.

32. Солдатов С.А., Стрельников К.Н., Ватолин Д.С. Быстрое и надежное определение глобального движения в видеопоследовательностях // Труды 16-ой международной конференции по компьютерной графике и ее приложениям – ГрафиКон'2006. – Новосибирск, 2006. – С. 430 – 437.

33. Фаворская М.Н. Методы поиска движения в видеопоследовательностях / М.Н. Фаворская, А.И. Пахирка, А.С. Шилов, М.В. Дамов // Вестник СибГАУ. – Вып. 1 (22) в 2 частях, Ч. 2, Красноярск, 2009. – С. 69–74.

34. Фаворская М.Н., Иерархический метод поиска соответствующих точек на стереоизображениях / Фаворская М.Н., Тупицын И.В. // Вестник СибГАУ / СибГАУ. – Вып. 1 (47), Красноярск, 2012. с. 62–67.

35. Фаворская М.Н. Оценка движения объектов в сложных сценах на основе тензорного подхода // Цифровая обработка сигналов, № 1, 2010. с. 2-9.

36. Фаворская М.Н., Дамов А.Г., Зотин А.Г. Восстановление текстурного фона под объектами малого размера в видеопоследовательности // Материалы 15-й международной конференции и выставке «Цифровая обработка сигналов и ее применение», М. В 2 т. Т. 2, 2013. с. 10 – 14.

37. Щербаков В.В. Алгоритм расчета оптического потока в задачах оценки параметров геометрических преобразований / Щербаков В.В., Гарганеев А.Г., Шакиров И.В. // Доклады ТУСУРа, № 2 (26), 2012. с. 265-268.

38. Ait-Aider O., Bartoli A., Andreff. NI Kinematics from lines in a single rolling shutter image. In Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR '07. IEEE Conference pp, 1–6.

39. Agrawal A., Xu Y., Raskar R. Invertible motion blur in video. ACM Trans. Graphics 28(3), pp. 1–8.

40. Almeida J., Minetto R., Almeida T.A., Da S. Torres R., Leite N.J. Robust estimation of camera motion using optical flow models // Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics) 5875 LNCS (PART 1), 2009. – pp. 435–446.

41. Bao, X., Zhou, D., Peilin, L., Goto, S. An advanced hierarchical motion estimation scheme with lossless frame recompression for ultra high definition vid-

eo coding // IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pp. 820-825, 2010.

42. Barnes C., Shechtman E., Finkelstein A., Goldman D. B. Patch-Match: A randomized correspondence algorithm for structural image editing. *ACM Trans. Graphics* 28, 3, pp. 1–11.

43. Barnes C., Shechtman E., Goldman D.B., Finkelstein A. The generalized PatchMatch correspondence algorithm. In *Proc. ECCV 2010*, pp. 29–43.

44. Battiato S., Puglisi G., A robust video stabilization system by adaptive motion vectors filtering, in *Proceeding of ICIAP. Modena (Italy), 2008*, pp. 435-440.

45. Battiato S., Gallo G., Puglisi G., Scellato S. SIFT Features Tracking for Video Stabilization, *Proceedings of the 14th International Conference on Image Analysis and Processing*, 2007. pp. 825-830.

46. Bay H., Ess A., Tuytelaars T., Van Gool L. Speeded-Up Robust Features (SURF) // *Computer Vision and Image Understanding*. 2008. Vol. 110. pp. 346–359.

47. Boudlal A., Nsiri B. Aboutajdine D. Modeling of Video Sequences by Gaussian Mixture: Application in Motion Estimation by Block Matching Method // *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2010.

48. Brown R.G., Hwang P.Y.C. Introduction to random signals and applied Kalman Filtering. John Wiley & Sons, Inc., New York. 1992.

49. Buades A., Coll B. A non-local algorithm for image denoising. In *Proc. CVPR 2006*, 60–65.

50. Buehler C., Bosse M., McMillan L.. Non-metric image-based rendering for video stabilization. In *IEEE CVPR*, 2001, p. 226.

51. Cai J., Pan W. On fast and accurate block-based motion estimation algorithms using particle swarm optimization // *Information Sciences*, 197, 2012, pp. 53–64

52. Cai J., Walker R. Robust video stabilisation algorithm using feature point selection and delta optical flow. *IET Computer Vision*, Vol. 3, No.4, 2009. pp. 176–188.
53. Cho S., Matsushita Y., Lee S.. Removing non-uniform motion blur from images. In *Proc. ICCV 2007*, pp. 1–8.
54. Cho S., Lee S. Fast motion deblurring. *ACM Trans. Graphics* 28(5), 2009, pp. 1–8.
55. Cho S., Wang J. Video Deblurring for Hand-held Cameras Using Patch-based Synthesis, *ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH 2012)*, vol. 31, no. 4, article no. 64, July 2012
56. Choi, K.-S., Ko, S.-J. Hierarchical motion estimation algorithm using reliable motion adoption // *Electronics Letters*, vol. 46, no. 12, pp. 835 - 837, 2010.
57. Chun J. B., Jung H., Kyung C.M. Suppressing rolling-shutter distortion of cmos image sensors by motion vector detection. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on* 54, (4) 2008, pp. 1479 –1487.
58. Colonnese S, Randi R, Rinauro S, Scarano G (2010) Fast image interpolation using circular harmonic functions. *European Workshop on Visual Information Processing EUVIP 2010* 114–118.
59. Dani A.P., Dixon W.E. Single camera structure and motion estimation // *Lecture Notes in Control and Information Sciences*, 401, 2010. – pp. 209–229.
60. Donovan P. O., Using Optical flow for Stabilizing Image Sequence, *CMPT400 (Honours Thesis Course)*, 2005, pp. 1-10.
61. Erturk S. Real-Time Digital Image Stabilization Using Kalman Filters. *Real-Time Imaging*, Vol. 8, 2002. pp. 317–328.
62. Faille F., Petrou M. Invariant image reconstruction from irregular samples and hexagonal grid splines. *Image and Vision Computing*, Vol. 28, 2010. p. 1173–1183.
63. Favorskaya M. Motion Estimation for Object Analysis and Detection in Videos. In *Handbook «Advances in reasoning-based image processing, analysis*

and intelligent systems: Conventional and intelligent paradigms», Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2012– pp. 211–253.

64. Favorskaya M.N., Video Stabilization of Static Scenes Based on Robust Detectors and Fuzzy Logic / M.N. Favorskaya, V.V. Buryachenko // *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, Volume 254: Intelligent Interactive Multimedia Systems and Services, 2013, pp.11 – 20.

65. Favorskaya M., Damov M., Zotin A. Accurate spatio-temporal reconstruction of missing data in dynamic scenes. *Pattern Letter Recognition*. Vol. 34, no. 14, 2013, p. 1694–1700.

66. Favorskaya M., Damov M., Zotin A. Intelligent Texture Reconstruction of Missing Data in Video Sequences Using Neural Networks // *Advances in Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems*, IOS Press, 2012. – pp. 1293-1303.

67. Favorskaya, M., Pyankov D., Popov A. Motion estimations based on invariant moments for frames interpolation in stereovision. *Procedia Computer Science* 22, 2013, 1102 – 1111.

68. Favorskaya M., Zotin A., Damov M. Intelligent Inpainting System for Texture Reconstruction in Videos with Text Removal // *Proceedings of International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems ICUMT2010*, Moscow. Russia. 2010. – PP. 867–874.

69. Fergus R., Singh B., Hertzmann A., Roweis S. T., Freeman W. T. Removing camera shake from a single photograph. *ACM Trans. Graphics* 25(3), 2006, 787–794.

70. Fischler M.A., Bolles R.C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, *Communications of the ACM* 24 (1981) 381–395.

71. Flusser J., Suk T. Degraded image analysis: an invariant approach// *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*,1998. Vol. 20. P. 590-603.

72. Forssen P.E., Ringaby E. Rectifying rolling shutter video from hand-held devices. In *CVPR*, 2010, pp. 507–514.

73. Freedman G., Fattal R. Image and video upscaling from local self-examples. *ACM Trans. Graphics* 30(2), pp. 1–11.
74. Fried. D. L. Probability of getting a lucky short-exposure image through turbulence. *J. Opt. Soc. Am.* 68, 12, 1978, pp. 1651–1657.
75. Gao Q., Wu Z., Zhang S. Applying multiquadric quasi-interpolation for boundary detection. *Computers and Mathematics with Applications*, Vol. 62, no. 12, 2011. p. 4356–4361.
76. Gleicher M., Liu, F. Re-cinematography: Improving the camerawork of casual video. *ACM Transactions on Multimed.* 5(1), 2008, pp. 1–28.
77. Grundmann M. Auto-directed video stabilization with robust L1 optimal camera paths / M. Grundmann, V. Kwatra, I. Essa // In *Proc. CVPR 2011*, 225-232.
78. Gupta A., Joshi N., Zitnick C. L., Cohen M., Curless B. Single image deblurring using motion density functions. In *Proc. ECCV 2010*, 171–184.
79. HaCohen Y., Shechtman E., Goldman D. B., Lischinski D. Non-rigid dense correspondence with applications for image enhancement. *ACM Trans. Graphics* 30(4), 2011, pp. 1-10.
80. Han Z.J., Ye Q.X., Jiao J.B. Online feature evaluation for object tracking using Kalman Filter. *19th Int. Conf. on Pattern Recognition (ICPR 2008)*, 2008. pp. 1–4.
81. Harris C., Stephens M. A combined corner and edge detector // In *Fourth Alvey Vision Conference*, Manchester, UK, 1988. – pp. 147–151.
82. Hartley R., Zisserman A. *Multiple View Geometry in Computer Vision* Cambridge University Press, 2000, p. 607.
83. Hirsch M., Schuler C. J., Harmeling S., Scholkopf B. Fast removal of non-uniform camera shake. In *Proc. ICCV 2011*, 463–470.
84. Hu R., Shi R., Shen I., Chen W. Video Stabilization using Scale invariant Features, *Proceedings of the 11th International Conference Information Visualization*, 2007. pp. 871–877.

85. Huang K.-Y., Tsai Y.-M., Tsai C.-C., Chen L.-G. Video Stabilization for Vehicular Applications using Surf-like Descriptor and KD-tree. 17th IEEE Int. Conf. on Image Processing, 2010. p. 3517–3520.
86. Hui, L., Peijun, D., Weichang, Z., Lianpeng, Z., Huasheng, S. Image registration based on corner detection and affine transformation // Image and Signal Processing (CISP), pp. 2184-2188, 2010.
87. Huong, H., Klepko, R., Nam, N., Demin, W. A high performance hardware architecture for multi-frame hierarchical motion estimation // IEEE Transactions on Consumer Electronics, vol. 57, no. 2, pp. 794-801, 2011.
88. Ismail, Y., McNeelly, J., Shaaban, M., Bayoumi, M.A. Enhanced efficient Diamond Search algorithm for fast block motion estimation // IEEE International Symposium on Circuits and Systems, pp. 3198-3201, 2009.
89. Joshi N., Cohen M. Seeing mt. rainier: Lucky imaging for multi-image denoising, sharpening, and haze removal. In Proc. ICCP 2010, 1–8.
90. Karpenko A., Jacobs D., Baek J., Levoy M. Digital Video Stabilization and Rolling Shutter Correction using Gyroscopes // Stanford University Computer Science Tech Report CSTR 2011, pp. 1-7.
91. Ke Y., Sukthankar R. PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors. In Proceedings IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, 2004, pp. 506-513.
92. Kim S-J., Koh K., Boyd S., Gorinevsky D. SIAM Review, problems and techniques section, 51(2), 2009 pp. 339–360.
93. Kim S. W., Yin S., Yun K., Choi J. Y. Spatio-temporal weighting in local patches for direct estimation of camera motion in video stabilization. Computer Vision and Image Understanding, V. 118, 2014, pp. 71–83.
94. Kumar, S., Azartash, H., Biswas, M. Truong Nguyen Real-Time Affine Global Motion Estimation Using Phase Correlation and its Application for Digital Image Stabilization // IEEE Transactions on Image Processing, 20(12), pp. 3406-3418, 2011.

95. Lakshman H., Schwarz H., Wiegand T. Adaptive Motion model selection using a cubic spline based estimation framework IEEE International Conference on Image Processing, Hong Kong, 2010, pp. 805 - 808.
96. Lee K. Y., Chuang Y.Y., Chen B.Y., Ming O. Video stabilization using robust feature trajectories // Computer Vision IEEE 12th International Conference on 2009, pp. 1397 – 1404.
97. Lee Y., Yoon J. Nonlinear image upsampling method based on radial basis function interpolation. IEEE Trans on Image Processing, Vol. 19, no. 10, 2010. p. 2682–2692.
98. Levin A., Weiss Y., Durand F., Freeman W. T. Efficient marginal likelihood optimization in blind deconvolution. In Proc. CVPR 2011, 2657–2664.
99. Li Y., Kang S. B., Joshi N., Seitz S. M., Huttenlocher D. P. Generating sharp panoramas from motion-blurred videos. In Proc. CVPR 2010, 2424–2431.
100. Litvin A., Konrad J., Karl W.C. Probabilistic video stabilization using Kalman filtering and mosaicking. Image and Video Communication and Processing 2003, SPIE-IS&T Electronic Imaging, SPIE, Vol. 5022, 2003. pp. 663-674.
101. Liu C., Freeman W. T. A high-quality video denoising algorithm based on reliable motion estimation. In Proc. ECCV 2010, 706–719.
102. Liu F., Gleicher M. Video Retargeting: Automating Pan and Scan. ACM Multimedia 2006, 2006, pp. 241-250.
103. Liu F., Gleicher M., Jin H., Agarwala A. Content-preserving warps for 3D video stabilization. In ACM Transactions on Graphics (Proceedings of SIGGRAPH), 28(3), 2009, pp. 225 – 231.
104. Liu F., Gleicher M., Wang J., Jin H., Agarwala A. Subspace video stabilization. In ACM Transactions on Graphics, volume 30(4), 2011, pp. 1-10.
105. Liu S., Wang Y., Yuan L., Bu J., Tan P., Sun J. Video stabilization with a depth camera // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on, 89-95.

106. Lowe, D.G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints // International Journal of Computer Vision, 2004. Vol. 60, No. 2, pp. 91-110.
107. Lucas B.D., Kanade T. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision // International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1981. – pp. 674–679.
108. Ma L. M., Wu Z. M. Approximation to the k-th derivatives by multi-quadratic quasi-interpolation method. J of Computational and Applied Mathematics, Vol. 231, no. 2, 2009. p. 925–932.
109. Matsushita Y., Ofek E., Tang X., Shum H. Full-frame video stabilization in Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vision Pattern Recognition, San Diego, CA, 2005, pp. 50–57.
110. Matsushita Y., Ofek E., Ge W., Tang X., Shum H.-Y. Full-Frame Video Stabilization with Motion Inpainting. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 28, no. 7, 2006, pp. 1150-1163.
111. Mihaylova L., Brasnett P., Canagarajan N. Bull D. Object Tracking by Particle Filtering Techniques in Video Sequences; In: Advances and Challenges in Multisensor Data and Information. NATO Security Through Science Series, 8. Netherlands: IOS Press, 2007, pp. 260–268.
112. Mountney P., Stoyanov D., Guang-Zhong Y. Three-Dimensional Tissue Deformation Recovery and Tracking: Introducing techniques based on laparoscopic or endoscopic images // IEEE Signal Processing Magazine. 2010 July. Volume: 27. IEEE Signal Processing Magazine 27 (4): 14–24
113. Nemirovsky S., Porat M. On texture and image interpolation using Markov models. Signal Processing: Image Communication, Vol. 24, no. 3, 2009. p. 139–157.
114. Ning-ning S., Chao F, Xu X. An effective three-step search algorithm for motion estimation // IEEE International Symposium on IT in Medicine & Education, pp. 1-4, 2009.

115. Nister D., Davison A. Real-Time Motion and Structure Estimation from Moving Cameras // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, 2005.
116. Pinto B., Anurenjan P.R. Video stabilization using Speeded Up Robust Features // in Communications and Signal Processing (ICCSP) International Conference on, 2011, pp. 527-531
117. Puglisi G., Battiato S. Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2011 IEEE Computer Society Conference on Date of Conference: 20-25 June 2011, pp. 50 – 57
118. Rawat P., Singhai J. Adaptive Motion Smoothing for Video Stabilization. Int. J. of Computer Applications, Vol. 72, no 20, 2013. p. 14–20.
119. Reducindo, I. Arce-Santana, E., Campos-Delgado, D. U., Vigueras-Gomez, F. Non-rigid multimodal image registration based on local variability measures and optical flow // Annual International Conference of the IEEE, Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), pp. 1133-1136, 2012.
120. Rubinstein M., Gutierrez D., Sorkine O., Shamir A. A Comparative Study of Image Retargeting ACM Transactions on Graphics, Volume 29, Number 5 (Proc. SIGGRAPH Asia), 2010, pp. 160-169.
121. Shan Q., Jia J., Agarwala A. High-quality motion deblurring from a single image. ACM Trans. Graphics 27(3), 2008, pp. 1–10.
122. Shen H., Pan Q., Cheng Y., Yu Y. Fast video stabilization algorithm for uav. IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems, ICIS 2009, vol. 4, 2009. pp. 542–546.
123. Sheng Y., Labate, D., Easley, G.R., Krim, H. Edge detection and processing using shearlets. Proceedings of 15th IEEE international conference image processing, San Diego, USA, 2008, pp. 1148 - 1151.
124. Simonyan K., Vatulín D. Edge-Directed Interpolation in a Bayesian Framework. British Machine Vision Conf. Vol. 10, 2009. p. 1521–1527.
125. Smith B., Zhang L., Jin H., and A. Agarwala. Light field video stabilization. In ICCV, 2009, pp. 1-8.

126. Song, B., Jeong, S., Choi, Y. High-resolution image scaler using hierarchical motion estimation and overlapped block motion compensation // IEEE Transactions on Consumer Electronics, Volume 56(3), pp. 1579-1585, 2010.
127. Srinivasarao, B.K.N., Chakrabarti, I. A parallel architectural implementation of the fast three step search algorithm for block motion estimation // 5th International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices, pp. 1-6, 2008.
128. Steadicam Professional Products, режим доступа: <http://www.tiffen.com/steadicam.html>, 2013.
129. Sugeno M., Industrial Applications of Fuzzy Control. Elsevier Science Inc., New York, 1985.
130. Tanakian M.J., Rezaei M., Mohanna F. Digital video stabilization system by adaptive Motion vector validation and filtering Proceeding of 1st International conference on communication engineering, 2010, pp. 165-168.
131. Tommasini T., Fusiello A., Trucco E., Roberto V. Making good features to track better. Proceedings IEEE Computer Society Conference on Computer Vision Pattern Recognition, 1998, c. 145–149.
132. Veon K. L., Voyles R. M. Video Stabilization Using SIFT-ME Features and Fuzzy Clustering. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2011. p. 25–30.
133. Vermeulen E., Real-time Video Stabilization For Moving Platforms, 21st Bristol UAV Systems Conference, p. 3, April 2007, pp. 1-14.
134. Wang J. M., Chou H. P., Chen S. W., Fuh C. S. Video stabilization for a hand-held camera based on 3D motion model. ICIP 2010, 2010. pp. 3477–3480.
135. Whyte O., Sivic J., Zisserman A., Ponce J. Non-uniform deblurring for shaken images. In Proc. CVPR, 2010, 491–498.
136. Wu G., Mahoor M. H., Althloothi S., Voyles R. M. Sift-motion estimation (sift-me): A new feature for human activity recognition. IPCV, 2010, pp. 804–811.

137. Zhang J.-Y., Chen Y., Huang X.-X. Edge Detection of Images Based on Improved Sobel Operator and Genetic Algorithms. Proceedings of International conference «Image analysis and signal processing», Taizhou, 2009. pp. 31-35.
138. Zhang G., Hua W., Qin X., Shao Y., Bao H. Video stabilization based on a 3d perspective camera model. Vis. Comput., Vol. 25, 2009. p. 997–1008.
139. Zhang X., Wu X. Image interpolation by adaptive 2-D autoregressive modeling and soft-decision estimation. IEEE Trans on Image Processing, Vol. 17, no. 6, 2008. p. 887–896.
140. Zhou Z., Jin H., Ma. Y. Plane-Based Content-Preserving Warps for Video Stabilization. In Proc IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 2013, pp. 2299-2306.
141. Zhou Z., Jin H., Ma. Y. Robust plane-based structure from motion. In CVPR, 2012. p. 1482–1489.