Министерство науки и высшего образования РФ федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования САМАРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ

На правах рукописи

Мартемьянов

Борис Викторович

ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ И МЕТОДОЛОГИЯ ПОСТРОЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПАРАМЕТРОВ ДВИЖЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Специальность 05.11.16 - Информационно-измерительные и управляющие системы (технические системы)

Диссертация на соискание ученой степени доктора технических наук

> Научный консультант д.т.н., профессор Кузнецов П.К.

Оглавление

ВВЕДЕНИЕ	7
1 ОБЗОР МЕТОДОВ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ	
ДВИЖЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ЯРКОСТНЫХ ОБЪЕКТОВ	20
1.1 Моделирование и вычисление оптического потока градиентным	
методом: обзор зарубежных источников	24
1.1.1 Концепция оптического потока	25
1.1.2 Области использования информации об оптическом потоке	26
1.1.3 Методики оценивания погрешности вычисления оптического по-	
тока	27
1.1.4 Градиентный метод вычисления оптического потока	29
1.1.5 Модели движений	41
1.1.6 Модели с регуляризацией	49
1.1.7 Методики регуляризации	51
1.1.8 Проблема обработки окклюзий	55
1.1.9 Сочетание метода оптического потока с методикой	
отождествления локальных характеристик фрагментов изображения	57
1.1.10 Методика поиска соответствий в задаче построения начальных	
приближений процесса совмещения	62
1.2 Российская школа обработки изображений	63
1.3 Выбор направления исследований	64
1.4 Базовая структура исследуемой ИИС ИПДИ	66
Выводы	68

2 МЕТОД АНАЛИЗА ПОЛЯ СКОРОСТЕЙ ДИНАМИЧЕСКОГО	
ИЗОБРАЖЕНИЯ	70
2.1 Градиентные методы совмещения изображений	70
2.2 Модель динамического изображения	70
2.3 Обобщенное уравнение оптического потока	72
2.4 Исследование обобщенного уравнения оптического потока	75
2.4.1 Базисная система уравнений локального варианта метода функционализации	75
2.4.2 Условия единственности решения базисной системы	76
2.4.3 Выбор функции веса основного функционала	79
2.4.4 Влияние случайного аддитивного шума на погрешность ИИС ИПДИ	83
2.5 Исследование свойств алгоритмов совмещения на примере	
задачи сшивки полос изображений	85
2.5.1 Задача сшивки полос изображений	85
2.5.2 Организация экспериментов с использованием ИИС ИП-	00
Дп	00
2.5.3 Основные параметры использованных изображений	92
2.5.4 Влияние случайного аддитивного шума в изображениях	94
2.5.5 Субъективная оценка точности сшивки реальных швов	103
Выводы	107
3 СОВМЕЩЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ КАК ДИНАМИЧЕСКИЙ ПРО-	100
ЦЕСС ОБРАБОТКИ ДАННЫХ В ИИС ИПДИ	109
3.1 Метод функционализации в итерационной процедуре совмещения	

изображений	109
3.2 Условия сходимости итерационной процедуры «в малом»	113
3.3 Численный анализ динамики совмещения реальных изображений	113
3.3.1 Цель экспериментов	113
3.3.2 Организация экспериментов	115
3.3.3 Результаты экспериментов с изображением типа «скошенное по- ле»	117
3.3.4 Результаты экспериментов с сюжетом типа «город»	131
Выводы	135
4 МЕТОДИКА СОВМЕЩЕНИЯ В ИИС ИПДИ ИЗОБРАЖЕНИЙ, ПОЛУЧЕННЫХ ПРИ НАБЛЮДЕНИИ С ПОДВИЖНОГО ОСНОВА-	137
НИЯ	138
4.1.1 Модель видеосигнала	138
4.1.2 Постановка задачи совмещения изображений	139
4.2 Методика построения основного функционала	140
4.3 Построение базисной системы уравнений	142
4.4 Критерий достоверности совмещения изображений	144
4.5 Функционал типа «Сомбреро»	146
4.6 Пример действия критериев при совмещении изображений	150
Выводы	158

5 РЕШЕНИЕ ПРАКТИЧЕСКИХ ЗАДАЧ ОБРАБОТКИ АЭРОКОС-	
МИЧЕСКИХ СНИМКОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИИС ИПДИ	159
5.1 Уточнение используемой терминологии	159
5.2 Задача вычисления оценки параметров смаза изображений,	1.00
получаемых космическим аппаратом наблюдения	160
5.3 Программа определение параметров смаза, вызванного нештатной	
работой оптико-электронного преобразователя	164
5.4 Программа сшивки полос изображений и извлечения не визуаль-	
ных данных из видеоданных, формируемых космическим аппаратом	
наблюдения	166
5.4.1 Основные интерфейсные средства программы	166
5.4.2 Виртуальные средства подвижки матриц и коррекции эпюр	169
5.4.3 Исследование динамики фокальной плоскости	171
5.4.4 Применение ИИС ИПДИ для исследования переходных режимов	
системы управления движением космического аппарата на начальном	176
участке съемки	176
5.5 Карты диспарантности и их применение в задаче обнаружения ма-	170
лоразмерных малоскоростных объектов	178
5.6. Исследование базовых элементов ИИС ИПДИ	184
5.6.1 Голономные связи в компоновке ПЗС матриц	184
5.6.2 Задача идентификации ОЭП по сформированному	
им изображению и ее решение	191
Выводы	193
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	194
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	197
ПРИЛОЖЕНИЕ 1. Акты внедрения результатов	226

введение

Актуальность темы исследования

Объектом исследования диссертации является динамически меняющееся двумерное изображение, полученное в результате проективного преобразования изобразительной системой (ИС) яркостного поля, созданного движущимся в пространстве яркостным объектом. Рассматриваемые яркостные объекты характеризуются собственным или отраженным электромагнитным излучением в видимом или инфракрасном диапазонах.

Исследование посвящено разработке методологии построения информационно-измерительной системы (ИИС) идентификации параметров движения изображения (ИПДИ), включающей в себя новые, ориентированные на реализацию в реальном времени, методы и алгоритмы высокоточного определения параметров движения (скоростей, смещений) элементов изображения, и реализующих их структуры ИИС.

Исследуемые изображения представляются в виде функции распределения освещенности (ФРО) фокальной плоскости (ФП) ИС. В современных системах наблюдения ФРО ФП преобразуется оптико-электронными преобразователями (ОЭП) в электронную форму и регистрируется на физических носителях в виде структурированных по времени и пространственным координатам наборов видеоданных (кадров видеоданных).

Методы и ИИС идентификации движения изображений находят широкое применение при создании высокоточных средств наведения и целеуказания, средств контроля и управления автономными мобильными платформами, транспортными потоками, в охранных системах, при создании программных средств анимации, создания добавленной реальности, построения стереоизображений, создания 3-D моделей наблюдаемых сцен и во многих других приложениях.

Широта круга приложений объясняется тем, что последовательность динамически меняющихся кадров изображений фиксирует пространственновременные изменения яркостного поля, вызванные движением наблюдаемого яркостного поля, и поэтому содержит богатую информацию об объектах, создающих это поле. Основным приемом выявления таких изменений, используемым в современных технологиях обработки изображений, является вычисление векторного поля скоростей движения фрагментов изображения. Это векторное поле носит название «оптический поток» (optical flow). При обработке цифровых видеоданных, фактически вычисляют оценки векторного поля относительного смещения фрагментов изображения в кадрах анализируемого динамического изображения. Термин оптический поток распространяют и на векторное поле таких смещений. В российской специальной литературе термин оптический поток часто заменяют термином «карта диспарантности» последовательности изображений. Далее эти понятия считаются эквивалентными.

Задача высокоточного восстановления оптического потока является фундаментальной проблемой в области создания ИИС контроля параметров движения объектов, наблюдаемых в видимом и инфракрасном диапазонах спектра электромагнитного излучения.

Степень разработанности темы исследования

При анализе цифровых изображений проблема получения оценок параметров оптического потока сводится к совмещению изображений анализируемой кадровой последовательности видеоданных. В настоящее время существуют две основные группы методов совмещения изображений. Первую группу образуют взаимно-корреляционные методы, основанные на вычислении и поиске глобального экстремума взаимно-корреляционной функции (ВКФ) совмещаемых фрагментов изображений, вторую группу образуют так называемые разностные методы, которые основаны на анализе временных и пространственных производных ФРО. Эти методы часто называют «градиентными методами».

Разнообразные методы совмещения изображений разрабатывались, в частности, в работах В.В. Еремеева, В.К. Злобина, М.Н. Красильщикова, Г.Г. Себрякова, А.Г. Ташлинского, В.А. Фурсова, Стрельникова К.Н., Солдатова С.А. и многих других российских и зарубежных исследователей. Достаточно полные обзоры

методов совмещения изображений даны в работах С. Бэйкера (Baker, S.), Б. Лукаса (Lucas, B.) и Т. Канейды (Kanade, T.).

Известны как достоинства, так и недостатки ВКФ методов. Основным достоинством их является слабая чувствительность к шумам видеоданных, а к недостаткам относятся: высокая вычислительная сложность, вызванная использованием поисковых процедур при вычислении экстремума ВКФ, чувствительность к морфологическим изменениям сравниваемых изображений, а также к локальным экстремумам ВКФ, на которых метод может «зависать» и приводить к недостоверным совмещениям. Необходимость преодоления указанных недостатков приводит к существенному усложнению алгоритмов совмещения и создает значительные проблемы при создании систем, работающих в реальном времени.

Методы второй группы отличаются высоким быстродействием. Очевидным недостатком методов этой группы является необходимость вычисления пространственных и временных производных зашумленных изображений, что существенно снижает точность и ухудшает сходимость алгоритмов совмещения. Кроме того, не преодолены значительные трудности, возникающие при совмещении морфологически, яркостно и спектрально искаженных изображений. Известны работы, П.К. Кузнецова, В.И. Семавина, А.М. Абакумова, в которых намечен путь преодоления отмеченных недостатков. Основной новацией в этих работах является переход от совмещения изображений как таковых к совмещению полей значений функционала (основного функционала метода), определенного на анализируемом динамическом изображении (последовательности кадров видеоданных). Метод назван методом функционализации параметров изображения (далее, для краткости, метод функционализации). Как частный случай, в качестве основного функционала предлагается использовать линейный функционал с финитной функцией веса ограниченного роста. При таком выборе основной функционал приобретает все свойства обобщенной функции, что позволяет корректно проводить анализ поведения на изображениях самого функционала и его производных по времени и пространству.

В данной работе предлагается обобщение метода функционализации для решения задачи параметрической идентификации движения изображений (восстановления оптического потока) яркостных объектов по группе двумерных изображений, представленных разнородными видеоданными, отличающийся значительно более высокой точностью и быстродействием по сравнению с известными методами, а также робастностью к радиометрическим, спектральным и морфологическим искажениям изображений. Представлены варианты построения ИИС ИПДИ, реализующие метод функционализации, для решения прикладных задач в области обработки аэрокосмических изображений.

Цель диссертационной работы состоит в разработке принципов и путей повышении точности и быстродействия ИИС идентификации параметров движения изображений (восстановления оптического потока) яркостных объектов по группе двумерных изображений, представленных разнородными видеоданными, и разработке на этой основе высокоточных ИИС параметрической идентификации движения изображений для решения широкого круга прикладных задач, включающих информационное обеспечение пассивных систем навигации и ориентирования беспилотных мобильных платформ.

Основные задачи диссертации

Для достижения цели диссертации с необходимостью поставлены следующие задачи.

1. Получить общего вида соотношения (уравнения оптического потока (далее, ОП уравнения)), устанавливающего связь параметров оптического потока и измеримых характеристик динамического изображения.

2. Разработать метод вычисления относительного смещения изображений в кадрах группы разнородных видеоданных, полученных для одной и той же сцены при различном ракурсе съемки, с различной яркостью и контрастом, а также в различных спектральных диапазонах.

3. Разработать процедуру высокоточного совмещения изображений и способов построения карт диспарантности разнородных видеоданных, ориентированных на реализацию в системах реального времени.

4. Разработать универсальную методику оценки погрешности совмещения разнородных изображений.

5. Исследовать динамические свойства предложенной процедуры совмещения разнородных изображений.

6. Разработать частные методики построения ИИС ИПДИ для решения актуальных прикладных задач параметрической идентификации движения изображений, ориентированных на реализацию в системах реального времени.

Научная новизна

1. Предложена обобщенная математическая модель динамического изображения, связывающая перемещение изображения с векторным полем скоростей движения изображения (оптическим потоком), заданным на фокальной плоскости изобразительной системы автономной мобильной платформы. Модель отличается от известных моделей, основанных на предположении о постоянстве яркости фрагментов изображения при движении, тем, что допускает вариацию яркости во времени, а также сингулярности в оптическом потоке типа разрывов первого рода и отсутствия движения.

2. Получено обобщенное уравнение оптического потока, которое для оптического потока устанавливает связь параметров движения с измеримыми характеристиками изображений: характеристиками, вычисляемыми на подобластях изображения ненулевой площади, что отличает предложенный метод от известных «градиентных» методов.

3. Впервые предложена методика вычисления измеримых характеристик изображений на основе конструкции нормированных нелинейных обобщенных функций (основных функционалов метода функционализации) со сложным составным ядром. Методика, в отличие от известных вариантов градиентного мето-

да совмещения изображений, позволяет совмещать разнородные изображения, различающиеся ракурсом, спектральным диапазоном, яркостью, контрастом.

4. Разработана методика высокоточного совмещения изображений и построения соответствующих карт диспарантности, реализующая компенсационный метод совмещения изображений и обеспечивающая несмещенные оценки вектора оптического потока с недостижимой ранее субпиксельной точностью. Методика применима к фрагментам разнородных изображений, в том числе, изображений, глобальный экстремум автокорреляционной функции которых нечетко выражен.

5. Разработана универсальная методика оценки погрешности совмещения разнородных изображений, инвариантная классу совмещаемых изображений и имеющая, в отличие от известных оценок скалярной формы, форму двухкомпонентного вектора, характеризующего значение модуля ошибки совмещения изображений по координатам координатной системы, в которой представлены изображения. Методика содержит универсальный критерий останова итерационной процедуры совмещения изображений, с высокой достоверностью отсеивающий ложные совмещения изображений с линеаментами и изображений, глобальный экстремум автокорреляционной функции которых нечетко выражен.

6. Разработаны частные методики построения информационноизмерительной системы для решения актуальных прикладных задач параметрической идентификации движения изображений, поставленных и решенных впервые в практике космической съёмки, ориентированные на реализацию в системах реального времени.

7. Разработана методика обработки изображений, на основе которой получены оценки частоты и амплитуды колебаний и вибраций фокальной плоскости изобразительной системы космических аппаратов наблюдения (КАН), что впервые в практике диагностики таких аппаратов открывает возможности контроля вибраций и колебаний фокальной плоскости в условиях орбитального полета, не реализуемых в условиях наземных испытаний, давая информацию для выработки корректирующих и проектных решений, повышающих качество видеоданных,

получаемых космическими аппаратами наблюдения. Обнаружены вибрации фокальной плоскости частотой до 160 Гц и идентифицирован их источник.

8. Выявлен и формализован характеристический вектор многоматричного оптико-электронного преобразователя (МОЭП) в качестве инварианта всех изображений, формируемых оптико-электронным преобразователем КАН, независимый от маршрута и условий съемки и позволяющий оперативно в условиях орбитального полета оценивать геометрические параметры взаимного позиционирования матриц приборов с зарядовой связью в составе МОЭП. На его основе впервые в практике космических исследований решена задача идентификации оптико-электронного преобразователя по сформированному им изображению.

Теоретическая и практическая значимость работы

Теоретическая значимость работы определяется предложенными математическими моделями, разработанными методиками, выявленным инвариантом изображений, формируемых МОЭП КАН, решениями задач впервые возникших в практике космических исследований.

Практическую значимость составляют разработанные методы, методики, алгоритмы, программное обеспечение (ПО) и методики построения ИИС, позволяющие решать комплекс практически важных задач обработки изображений подвижных яркостных полей.

1. Общая методика и апробированные алгоритмы совмещения изображений и построения карт диспарантности изображений, в том числе содержащих ракурсные, радиометрические, морфологические и спектральные различия.

2. Следующие программы и методики, нашедшие практическое применение:

2.1. ПО BlurCSKB расчета параметров смаза изображений, возникающего при нештатных режимах работы МОЭП целевой аппаратуры КАН. Программа разработана по техническому заданию 353П000-37578-1108-2010ТЗна ОКР по теме «Разработка макета программного обеспечения, компенсирующего смазы, вызванные нештатной работой бортовой аппаратуры космического аппарата наблю-

дения (КАН) Ресурс-ДК» от ФГУП ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс» г. Самары. Программа способствовала продлению срока активного функционирования целевой аппаратуры КАН «Ресурс-ДК» на 5 лет: с декабря 2010г. до 2015 г.

2.2. Экспериментальное ПО для вычисления и коррекции с субпиксельной точностью параметров сшивки полос изображений, формируемых МОЭП. Коррекция основана на учете априори известных жестких механических (голономных) связей во взаимном расположении смежных ПЗС-матриц в составе МОЭП. ПО разработано в рамках ОКР по техническому заданию АДИС.000281-01 90 01 по теме «Разработка алгоритмов и экспериментального ПО «сшивки» с субпиксельной точностью изображений, формируемых ОЭП КАН Ресурс-ДК1» для ФГУП ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс» г. Самары.

2.3. Методика идентификации ОЭП по сформированному им изображению.
Задача в практике космической съемки решена впервые.

2.4. ПО отработки методов и алгоритмов вычисления карт диспарантности двух последовательных во времени изображений.

2.5. ПО виртуальной коррекции взаимного расположения ПЗС матриц на картинной плоскости ИС.

2.6. ПО оценки на маршрутах съёмки качества работы системы управления движением КАН и параметров колебаний и вибраций фокальной плоскости оптической системы КАН.

Методология и методы исследования

В работе использованы методы системного анализа, линейной алгебры, вычислительной математики, математической статистики, компьютерной графики, имитационного моделирования, дифференциального и интегрального исчислений, техники обобщенных функций, вычислительного эксперимента на тестовых и реальных изображениях, корреляционный анализ.

Положения, выносимые на защиту

1. Обобщенная математическая модель динамического изображения, связывающая перемещение изображения с векторным полем скоростей движения изображения (оптическим потоком), заданным на фокальной плоскости изобразительной системы автономной мобильной платформы, а также уравнение движения изображения для частного случая достаточной гладкости оптического потока.

2. Обобщенное уравнение оптического потока, связывающее параметры движения с измеримыми характеристиками изображений, вычисляемыми на подобластях изображения ненулевой площади.

3. Методика вычисления измеримых характеристик изображений на основе предложенных конструкций нормированных нелинейных обобщенных функций (основных функционалов метода функционализации) со сложным составным ядром, позволяющая совмещать разнородные изображения, различающиеся ракурсом, спектральным диапазоном, яркостью, контрастом.

4. Методика высокоточного совмещения разнородных изображений и построения соответствующих карт диспарантности, реализующая компенсационный метод совмещения изображений, обеспечивающая несмещенные оценки вектора оптического потока.

5. Универсальная инвариантная классу совмещаемых изображений методика оценки погрешности совмещения разнородных изображений, имеющей форму двухкомпонентного вектора, характеризующего значение модуля ошибки совмещения изображений по координатам координатной системы, в которой представлены изображения, содержащая универсальный критерий останова итерационной процедуры совмещения изображений

6. Частные методики построения информационно-измерительных систем для решения впервые поставленных и решеных в практике космической съёмки актуальных прикладных задач параметрической идентификации движения изображений, ориентированных на реализацию в системах реального времени.

7. Методика обработки изображений для диагностики параметров колебаний и вибраций фокальной плоскости в условиях орбитального полета. 8. Характеристический вектор многоматричного оптико-электронного преобразователя как инвариант изображений, формируемых данным оптикоэлектронным преобразователем, независимый от маршрута и условий съемки, и методика его построения

Степень достоверности результатов

Достоверность результатов подтверждается:

- корректностью постановки решаемых задач;

- корректностью доказательства основных положений работы;

- результатами многочисленных (десятками тысяч) вычислительных экспериментов с разнообразными по сюжету реальными изображениями, демонстрирующими стабильную воспроизводимость результатов;

- успешной эксплуатацией с декабря 2010г. разработанной программы BlurCSKB коррекции смазанных изображений, получаемых КАН типа "Ресурс";

- результатом решения задачи идентификации ОЭП в составе МОЭП непосредственно по изображению, сформированному данным ОЭП;

 - результатами оценки параметров колебательных и вибрационных процессов фокальной плоскости на маршрутах съёмки, подтверждёнными наличием источников этих процессов с соответствующими частотными характеристиками;

- актами использования результатов работы в ФГУП ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс» г. Самары.

Соответствие паспорту специальности

Тематика диссертационного исследования, полученные теоретические и практические результаты соответствуют паспорту специальности 05.11.16 «Информационно-измерительные и управляющие системы (технические системы)» по следующим пунктам:

1. Научное обоснование перспективных информационно-измерительных и управляющих систем, систем их контроля, испытаний и метрологического обеспечения, повышение эффективности соответствующих систем. 4. Методы и системы программного и информационного обеспечения процессов отработки и испытаний образцов информационно-измерительных и управляющих систем.

6. Исследование возможностей и путей совершенствования существующих и создание новых элементов, частей, образцов информационно-измерительных и управляющих систем, улучшение их технических, эксплуатационных, экономических и эргономических характеристик, разработка новых принципов построения и технических решений.

Апробация результатов

Основные положения диссертации докладывались и обсуждались на 14 Всероссийских и Международных научно-технических и научно-практических конференциях, в том числе:

- CNPAA 2018 WORLD CONGRESS: 12th International Conference on Mathematical Problems in Engineering, Aerospace and Sciences; Conference date: 3–6 July 2018;Location: Yerevan, Armenia;ISBN: 978-0-7354-1772-4; Editors: Seenith Sivasundaram; Volume number: 2046; Published: Dec 4, 2018;

- Юбилейной 25-й Санкт-Петербургской международной конференции по интегрированным навигационным системам, 28-30 мая 2018г. Санкт-Петербург, Россия;

- 24-й Санкт-Петербургской международной конференции по интегрированным навигационным системам, 29-31 мая 2017г. Санкт-Петербург, Россия;

- V Всероссийской научно-технической конференции с международным участием «Актуальные проблемы ракетно-космической техники» (V Козловские чтения) (11-15 сентября 2017 года, г. Самара);

- 7-ой международной научно-технической конференции "КОСМОНАВТИ-КА. РАДИОЭЛЕКТРОНИКА. ГЕОИНФОРМАТИКА.", Рязань, 4-6 октября 2017г;

- Международной научно-технической конференции «Перспективные информационные технологии» (ПИТ 2017), Самара,14-16 марта 2017г.; - 8-й научно-технической конференции «Техническое зрение в системах управления - 2017». Москва. ИКИ РАН 14-16 марта 2017г.;

- Международной научно-технической конференции «Перспективные информационные технологии» (ПИТ 2016), Самара, 25-28апреля 2017г.;

- Научно-технической конференции «Техническое зрение в системах управления - 2013». Москва. ИКИ РАН 12-14 марта 2013г.

- XV Международной конференции «Проблемы управления и моделирования в сложных системах» 25-28 июня 2013, г. Самара;

- Всероссийской научно-технической конференции «Навигация, наведение и управление летательными аппаратами». Москва-Раменское 20-21 сентября 2012г.;

- Всероссийской научно-технической конференции «Управление в технических, эргатических, организационных и сетевых системах». Санкт-Петербург: Концерн «ЦНИИ Электроприбор». 2012;

- II Всероссийской научно-технической конференции «Актуальные проблемы ракетно-космической техники («II Козловские чтения»)»: 12-16 сент. 2011, г. Самара;

- Международной научно-технической конференции "Информационные, измерительные и управляющие системы (ИИУС-2010)". Самара: СамГТУ;

Опубликованы в Internet в материалах:

 Proceedings of IFAC Workshop "Aerospace Guidance, Navigation and Flight Control Systems" June 30 – July 2, 2009, Samara, Russia. http://lib.physcon.ru//?item=1886;

- Proceedings of 4th International Conference on Physics and Control (PhysCon 2009) September 1-4, 2009, Catania, Italy. http://lib.physcon.ru//?item=1900.

Публикации

Основное содержание диссертации изложено в 38 публикациях. Из них 2 в Scopus, 1 в Web Of Sciense, 12 в изданиях, рекомендованных ВАК, 19 в материалах Международных и Всероссийских конференций; 2 интернет публикации IFAC

и PhysCon, патент на изобретение, свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ.

Личный вклад автора

Результаты, изложенные в диссертации, получены автором лично и во взаимодействии с научным консультантом.

Основы защищаемого в диссертационной работе метода (метода функционализации) совмещения изображений разработаны научным консультантом. Относительно этого метода вклад автора состоит в его развитии применительно к решению широкого круга практических задач. При этом автором лично разработаны математические модели, методы, методики, алгоритмы решения рассматриваемых задач, разработан весь комплекс ПО, на базе которого отрабатывались все математические модели, методы, методики и алгоритмы решения задач. Постановка большинства задач, проведение десятков тысяч вычислительных экспериментов и обсуждение результатов проводились совместно с научным консультантом. Некоторые направления исследований инициированы лично автором.

Структура работы

Диссертация состоит из введения, 5 разделов, заключения и приложений, изложена на 232 страницах, содержит 17 таблиц, 73 иллюстрации. Список литературы из 274 наименований.

1 ОБЗОР МЕТОДОВ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ДВИЖЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ЯРКОСТНЫХ ОБЪЕКТОВ

В данном разделе проводится аналитический обзор существующих методов обнаружения и определения параметров движения объектов по яркостному полю, создаваемому ими в оптическом и ближнем инфракрасном диапазонах электромагнитного излучения.

В технологически передовых странах работы в этой области начали активно вестись с начала 80-х годов XX века, когда появились твердотельные преобразователи изображений: фотодиодные, приборы с зарядовой связью (ПЗС), чуть позже, КМОП схемы. В эти же годы образовался технологический прорыв в создании сверхбольших интегральных микросхем цифровой техники, позволивший создавать бортовые системы анализа изображений, работающие в реальном времени. Сочетание этих двух технологических достижений мировой инженерии, позволило в начале 80-х годов осуществить значительное продвижение в создании как аппаратных, так и программных средств пассивного наведения, обнаружения, и сопровождения движущихся объектов.

За десятилетия, прошедшие со времени появления первых работ [1, 2, 3] проблеме вычисления полей движения изображений посвящено огромное количество работ. На самом нижнем уровне анализа подвижных сцен движение изображения представляется движением точек (пикселей) изображения – оптическим потоком (ОП). Оптический поток – это векторное поле скоростей движения точек изображения. В идеальном случае - мгновенных скоростей движения, при работе с кадровыми оцифрованными изображениями оптический поток – это поле векторов, усредненных за кадровый период скоростей движения пикселей изображения. Анализ движения на более высоком уровне, уровне фрагментов и целостных объектов, невозможен без привлечения оптического потока.

За прошедшие годы сформировались два основных направления в развитии методов обработки изображений динамических сцен – динамических изображений, получаемых при наблюдении со стационарного или подвижного основания.

Первое направление – традиционно. Оно основано на совершенствовании методов корреляционного анализа изображений, точнее, анализа взаимно корреляционных функций (ВКФ) динамических изображений наблюдаемой сцены. Второе, относительно новое направление, основано на анализе пространственно-временного градиента динамических изображений – так называемые «градиентные» методы вычисления полей движения динамических изображений.

И в том, и в другом направлении исследований получены значительные результаты. Созданы и эксплуатируются системы наведения бортового базирования, реализующие корреляционные методы. Разработаны программно-аппаратные средства построения высокоточных цифровых карт рельефа (ЦКР), систем целеуказания, основанные на использовании различных вариантов градиентных методов.

В процессе исследований выявились недостатки этих методов.

Основные недостатки взаимно корреляционных методов следующие.

1. Высокая вычислительная сложность процедур поиска глобального экстремума ВКФ изображений.

2. Необходимость принимать меры по борьбе с «зависаниями» на локальных экстремумах процедур поиска глобального экстремума ВКФ.

3. Понижение точности при слабой выраженности глобального экстремума ВКФ изображений (малая информативность изображений).

4. Понижение достоверности получаемых оценок параметров движения при наличии даже небольших ракурсных отличиях сравниваемых пар изображений.

5. Вычислительные процессы трудно распараллеливаемы, что создает проблемы при реализации методов в системах реального времени.

Основные недостатки градиентных методов следующие.

1. Чувствительность получаемых оценок искомых параметров к случайным шумам, вызванная применением операции вычисления производных по пространству и по времени.

2. Чувствительность получаемых оценок к изменениям освещенности анализируемой сцены. 3. Сложности совмещения изображений одного и того же объекта, полученных в различных спектральных диапазонах излучения и при наличии ракурсных отличий.

4. Работоспособность сохраняется только при относительно малых скоростях движения (единицы пикселей смещения фрагмента изображения за межкадровый период).

Преимущества градиентных методов по сравнению с методами ВКФ следующие.

1. Существенно более высокое быстродействие (на порядки), являющееся следствием того, что градиентные методы являются беспоисковыми по своей природе.

2. Возможность определения параметров движения малоинформативных объектов в изображении.

3. Вычислительные процессы достаточно просто распараллеливаются.

В связи с перечисленными преимуществами градиентных методов, эти методы используются ведущими информационными фирма мира в качестве методической основы построения систем обработки динамических изображений. В частности, на основе градиентных методов разработаны и эксплуатируются работающие в реальном времени системы повышения качества изображений, смазанных движением, системы построения ЦКР, системы ориентации в пространстве беспилотных автономных мобильных платформ (наземных, подводных, аэрокосмических).

Основной подход к созданию систем пассивного обнаружения и сопровождения движущихся целей в сложной фоно-целевой обстановке состоит в отделении цели от фона по признаку различия скоростей их движения. Поскольку такой подход требует построения векторного поля скоростей движения точек изображения (оптического потока), то преимущества в таких задачах градиентных методов несомненны. Но в сравнении с корреляциионными методами градиентные менее исследованы. В связи с этим далее дается общий аналитический обзор современного состояния именно градиентных методов анализа изображений динамических сцен

Задачи повышения точности определения параметров движения, точности привязки объектов к координатам местности, построения моделей 3D сцен, обнаружения подвижных объектов в сложной фоноцелевой обстановке и многие другие актуальные задачи стимулировали развитие идей и, одновременно, выявили многие особенности, отсутствующие в статических изображениях, но присущие динамическим изображениям (последовательностям изображений) трехмерных сцен.

К существенным особенностям динамических изображений относятся:

наличие окклюзий (загораживания объекта или его частей другим объектом в результате движения наблюдаемой сцены относительно регистрирующей изобразительной системы);

- апертурная проблема;

- наличие спектральных и морфологических вариаций изображений объекта от кадра к кадру;

- возможность появления больших перемещений объектов (десятки пикселей) в последовательных кадрах изображений;

- изменение освещённости объектов наблюдаемой сцены и ряд других факторов.

Наличие окклюзий приводит к невозможности описания динамических сцен последовательностями функций из компактного множества с ограниченным изменением. Апертурная проблема затрудняет, а в некоторых случаях делает невозможным, определение движения линейных структур (линеаментов) без привлечения методов искусственного интеллекта.

Отмеченные особенности динамических изображений трехмерных сцен существенно затрудняют продвижение и развитие технологий их обработки, отвечающих современным задачам и «вызовам». Кроме того, остается нерешенной важнейшая проблема - проблема разработки достаточно простых методов вычисления оптического потока, которые были бы ориентированы на реализацию в системах, работающих в реальном времени.

Несмотря на значительные усилия, затраченные исследователями за последние 30 лет, указанные выше проблемы до сих пор не нашли решения, хотя бы приближающегося по эффективности к возможностям зрительного аппарата живых организмов. Всесторонние обзоры литературы по проблемам оценки параметров оптического потока были выполнены в публикациях девяностых годов [5-7]. Позже, обзорные работы в области восстановления ОП сосредоточились на вариационном подходе [8], создании эталонных динамических изображений и испытанию на них алгоритмов [9], специфических приложениях [10], алгоритмах обучения, описании программ, реализующих некоторое подмножество методов [11] и [12]. Однако до сих пор отсутствует полномасштабный обзор и современная систематизация методов и алгоритмов вычисления ОП. Ниже сделана попытка проведения такой систематизации. Предлагается обобщенная систематизация основных существующих методологических принципов с особым вниманием к недавним разработкам. Внимание уделяется аспектам построения моделей, практическим задачам и ограничениям на предложенные методики.

Структура раздела следующая. В подразделе 1.1 рассматриваются зарубежные достижения по развитию градиентных методов. В подразделе 1.2 делается обзор состояния разработок фундаментальных проблем градиентного метода в отечественной литературе. В подразделе 1.3 дается выбор направления диссертационного исследования. В подразделе 1.4 приводится базовая структура ИИС ИП-ДИ, относительно реализации критических блоков которой проводится исследование.

1.1 Моделирование и вычисление оптического потока градиентным методом: обзор зарубежных источников

В подразделе в значительной мере использована информация из обзора [13].

1.1.1 Концепция оптического потока

Термин «оптический поток», как было отмечено выше, определяет векторное поле смещений фрагментов изображений в последовательных по времени кадрах изображений, получаемых оптико-электронными системами наблюдения. По своей сути движение изображения, наблюдаемое на ПИ, это только кажущееся движение, формируемое системой «глаз-мозг», вызванное изменением интенсивностей освещенности точек ПИ, которое в свою очередь вызвано изменением положения объектов в наблюдаемой сцене или изменением ракурса съемки.

В задаче обнаружения подвижных объектов и определения параметров их движения интерес представляет определение реальных смещений объектов в наблюдаемой сцене по двумерным изображениям, получающимся проецированием трехмерной сцены на плоскость изображений. Относительно новая задача восстановления трехмерного движения непосредственно по видеоданным от нескольких синхронизированных видеокамер является активно разрабатываемой в настоящее время областью технического зрения, известной как задача «оценки потока сцены» или «оценки поля движений» [14, 15]. В связи с этой задачей возникают проблемы, вызванные тем, что постулат о зависимости изменения ФРО изображения исключительно от движения объектов в сцене нарушается. Причиной вариации ФРО изображений, полученных различными камерами, могут быть не только движения наблюдаемых объектов, но и блики, неламбертовость отражающих поверхностей, изменение освещенности сцены во времени и т.п. Эти факторы создают определенные трудности в задаче восстановления ОП, но трудности не принципиального характера.

Принципиальные трудности восстановления ОП связаны с так называемой «аппертурной» проблемой, которая делает задачу восстановления оптического потока принципиально некорректной. Аппертурная проблема возникает при наличии в изображении только параллельных линейчатых структур (линеаментов). Определение параметров движения линеаментов возможно только в направлении по нормали к ним. Из этого и проистекает некорректность задачи восстановления ОП.

1.1.2 Области использования информации об оптическом потоке

ОП предоставляет фундаментальную информацию, имеющую множество областей практического применения. Ниже приведен краткий обзор таких областей.

Увеличивающееся использование устройств мультимедиа в новых образцах информационной техники подчеркивает значимость проблемы анализа многомерных данных, получаемых от нескольких видеосистем. К таким задачам относятся, в частности, распознавание действий в задаче семантической интерпретации видео содержания [16, 17]. Стандарты сжатия видео и изображений типа MPEG используют оценку движения, чтобы предсказывать промежуточные кадры последовательности изображений [17, 18]. Оптический поток может также быть определяющим свойством в видео индексации (маркировании) и восстановлении кадров изображения [19 - 21]. Восстановление испорченных видео и кинопленок является другой областью, представляющей интерес для полезного использования оптического потока. В биомедицинских приложениях динамические свойства тканей или клеточных объектов также имеют первостепенное значение. Деформации внутренних органов [22, 23] и оценка кровотока [24] являются примерами медицинских приложений, которые не могут быть решены без вычисления оптического потока. Более подробно с биомедицинскими и чисто научными приложениями можно ознакомиться в [25-36].

Роботы и системы навигации транспортных средств используют оптический поток как входные данные для выработки решений по управлению движением. В последние годы особое внимание уделяется автономному (беспилотному) управлению автомобилями, наземными, подводными, авиационными и космическими мобильными платформами (АМП) [4, 37-39]. Обнаружение препятствий и предотвращение столкновений – основные задачи, решаемые при управлении роботами в реальной среде, существенно используют оптический поток [40-42].

Автоматизированное видеонаблюдение – другая растущая область исследований, которая требует анализа движения объектов наблюдаемой сцены. В част-

ности, анализ выражения лиц и распознавание жестов [43, 44], движение толпы и анализ поведения пешеходов [45, 46] требует подробного анализа движения.

Среди других областей применения оптического потока представляет интерес анализ потоков жидкости и струй, имеющий практические приложения в метеорологии, аэродинамике, океанографии или гидроаэромеханике. Указанные приложения требую учета конкретных ограничений, накладываемых физическими процессами [47-49]. При некоторых часто встречаемых деформациях объектов на изображениях сохраняются их текстурные свойства. Такая текстура может быть описана как динамическая текстура, требующая специальных исследований, проводимых с использованием ОП [50-52].

1.1.3 Методики оценивания погрешности вычисления оптического потока

Визуализация полей движения дает возможность получения субъективных оценок качества восстановления ОП, так как на визуализированных полях движения отчетливо видны грубые ошибки в оценках ОП. Одна из методик визуализации отображает векторы движения стрелками, обеспечивая верное интуитивное восприятие физического движения. Другой способ визуализации – с помощью цвета и его насыщенности. Визуализация цветового кода присоединяет цветной оттенок к направлению, а насыщенность – к модулю вектора. Это позволяет создать «плотную» визуализацию области потока и обеспечивает лучшее визуальное восприятие малых разностей между соседними векторами ОП.

С другой стороны, для объективного сравнения точностных характеристик методов восстановления ОП необходимо иметь количественную оценку погрешности (критериев) восстановления ОП. В случае, когда доступна информация о реальном ОП (известен эталонный ОП), используют две метрики критерия ошибок, а именно, угловая ошибка (AE - AngularError) и ошибка оконечной точки (EPE -EndpointError).

Мера АЕ ставит в соответствие вычисленному вектору $w_{est} = (u_{est}, v_{est})^{\mathsf{T}}$ и вектору $w_{ref} = (u_{ref}, v_{ref})^{\mathsf{T}}$ эталонного ОП пространственный угол между расширенными векторами $(u_{est}, v_{est})^{\mathsf{T}}$ и $(u_{ref}, v_{ref})^{\mathsf{T}}$:

$$AE = \cos^{-1}\left(\frac{u_{est}u_{ref} + v_{est}v_{ref} + 1}{\sqrt{u_{est}^2 + v_{est}^2 + 1}\sqrt{u_{ref}^2 + v_{ref}^2 + 1}}\right).$$
(1.1)

Мера ЕРЕ определена как евклидово расстояние между двумя векторами:

$$EPE = \sqrt{\left(u_{est} - u_{ref}\right)^2 + \left(v_{est} - v_{ref}\right)^2}$$
(1.2)

Эти метрики ошибок дополняют друг друга: мера AE очень чувствительна к небольшим ошибкам оценки смещений, а мера EPE едва различает близкие векторы движения. Напротив, мераAE имеет тенденцию к недооцениванию расстояния между векторами движения в случаях больших перемещений, в то время как мера EPE излишне штрафует большие ошибки.

Однако приведенные меры ошибок применимы только в экспериментах с эталонами ОП и поэтому используются только для отработки предлагаемых методов. С применением таких критериев, очевидно, невозможно оценить ошибки совмещения изображений реальных, а не синтетических динамических сцен.

Необходимость создания более совершенных эталонных изображений с эталонами ОП, предназначенных для оценки эффективности методов вычисления ОП с помощью мер (53) и (4), вызвала поток публикаций. Первые эталоны изображений, предложенные в [54], представляли собой реальные динамические изображения, преобразованные простым поступательным и вращательным движением, а также синтезированные последовательности изображений (ПИ), для которых просто вычислялся эталонный ОП.

В отмеченных работах предлагались эталоны с малыми перемещениями и без разрывов ОП. Более поздние варианты эталонов создавались для исследова-

ния новых типов особенностей ОП, возникающих при решении задач современного уровня. Так, эталоны Middlebury [55] содержат ПИ, частично сконструированные на основе применения операции плавной деформации ПИ, описанной в [56]. Эти эталоны обеспечивают возможность исследования разрывов в движении и субпиксельных смещений. Часть из эталонных ПИ синтезированы, но некоторые получены с использованием видеосъемки в строго контролируемых условиях, позволивших создать точные эталоны ОП.

Инициированные Middlebury работы по созданию эталонов ОП воплотились в недавно предложенные и практически отвечающие современным требованиям эталоны MPIS intel benchmark2 [57]. Они созданы из искусственных кинопоследовательностей для исследования ОП быстро перемещающихся объектов, окклюзий, изменений освещенности, эффектов типа скоростного смаза и дефокусировки. Разрабатывались эталоны для специфических прикладных задач, наиболее удачным примером которых являются эталоны KITTI benchmark3 [37], созданные для поддержки принятия решений при вождении автомобилей.

1.1.4 Градиентный метод вычисления оптического потока

Основы градиентного метода

Обозначим последовательность изображений как $I: \Omega \times T$, где $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ область определения изображения, а **T** - дискретный интервал времени, на котором определена ПИ.

Все известные методы определения ОП базируется на предположении о существовании функциональной связи между полем w движения в момент времени t и изображением $I(\cdot, t)$. Наиболее естественно и широко используется предположение о постоянстве интенсивности (яркости, плотности, ФРО) точек изображения в процессе движения («неизменность освещенности» точек изображения).

Уравнение ограничения изменения интенсивности точки изображения в процессе движения имеет вид:

$$\frac{dI}{dt}(\boldsymbol{x}(t),t) = 0.$$
(1.3)

Соотношение (1.3) используется для восстановления ОП. Далее это соотношение будем называть уравнением ОП.

Другие виды ограничений налагаются в связи со спецификой решаемых задач, что обсуждается ниже.

Дискретное представление соотношения (1.3) для точки с координатой $x \in \Omega, x = (x, y)$ в момент времени *t* приводит к соотношению:

$$I(x - s(x, t), t_0) - I(x, t) = 0, (1.4)$$

где s(x, t) – сдвиг к моменту времени t точки исходной ФРО, которая в момент времени t «пришла» в точку $x:s(x, t) = (s_x(x, t), s_y(x, t));s(x, t_0)=0;$ 0 = (0, 0).

Ограничения в форме (1.3) и (1.4) в общем случае нелинейны, что создает серьезные трудности при решении задач оптимизации. Поэтому (1.4) обычно линеаризуют и приводят к виду:

$$\nabla I(x,t) \cdot s(x,t) + I_t(x,t) = 0, \qquad (1.5)$$

где точка (•) обозначает скалярное произведение векторов.

Линеаризованное уравнение (1.5) при $I_t(x, t) = 0$ в зарубежной литературе называют «ограничением постоянства яркости»:

$$\nabla I(\mathbf{x}, t) \cdot \mathbf{s}(\mathbf{x}, t) = 0, \tag{1.6}$$

Соотношение (1.6) дает только одно уравнение для отыскания двух неизвестных компонент вектора смещения s(x,t). Из единственного уравнения (1.6) может быть получена только составляющая смещения, совпадающая с направлением градиента изображения в рассматриваемой точке. Определение двумерного движения невозможно. Это и есть, так называемая, апертурная проблема, определяющая невозможность определения движения линейчатых структур (линеаментов) без учета контекста – фрагментов изображения в окрестности рассматриваемой точки.

Для превращения плохо обусловленной задачи в хорошо разрешимую необходима дополнительная априорная информация о векторе s. Эти априорные условия имеют форму пространственной связности локальных или глобальных переменных и описаны в подразделах 1.4 и 1.5.

Важно отметить, что, если (1.4) справедливо для произвольного смещения изображения, то уравнение ограничения (1.5) справедливо только для достаточно малых смещений, для которых справедлива линеаризация.

Стандартная технология вычисления больших перемещений состоит в получении оценок смещения с использованием схемы вычислений «от грубого к точному» [58-60]. Идея этой схемы состоит в заглублении исходного изображения прореживанием или осреднением по плотно расположенным фрагментам квадратной формы, при этом, по сути, изменяется разрешение изображения в целое число раз. На каждом уровне разрешения, начиная с самого грубого, вычисляется смещение с использованием ограничения (1.5), второе изображение пересчитывается обратным оператором смещения с учетом вычисленного сдвига и далее смещение уточняется на ближайшем уровне лучшего разрешения. Таким способом решение уточняется на каждом уровне пирамиды «от грубого к точному», причем на каждом уровне справедлива гипотеза об относительной малости смещения и соотношение (1.5) справедливо [61]. Решение на каждом уровне пирамиды может быть интерпретировано как непосредственная оптимизация процесса поиска решения нелинейного уравнения ограничений (1.4) [62]. Практически все известные методы вычисления больших смещений сводятся к построения аналогичных пирамид изображений уменьшающегося разрешения с учетом особенностей реальных задач.

Главным недостатком схемы «от грубого к точному» является использование усреднений для построения более грубого изображения, при котором теряются малоразмерные и быстро движущиеся объекты в окончательно вычисленном оптическом потоке. Если размеры объекта меньше дистанции его перемещения, то велика вероятность его потери в процессе вычислений из-за «забывания» его на верхних, грубых, уровнях пирамиды. В последние годы борьбе с этим недостатком посвящено достаточно много работ. В последних работах предлагается сочетать дифференциальный метод по (1.5) с методом нахождения соответствия характеристик (feature matching) (параграф 1.1.9) или обращением к методам нелинейной оптимизации.

Функции штрафа

Предположение о неизменности яркости точек изображения при движении нельзя рассматривать как постулат [57]. Освещенность точек изображения может меняться и значительно. Достаточно представить себе передвигающийся в сцене источник света. Другие примеры: изменение яркости источника, облучающего наблюдаемый объект, переход из тени на свет и наоборот, наличие шума в изображениях, зеркальные отражающие поверхности, большие и сложные деформации объекта.

Обычно для учета отклонения значений плотности ФРО от постулированного условия «постоянства яркости» (1.3) вводится функция штрафа (ФШ) (функция «потенциала видеоданных») $\rho_{data}(x, I_1, I_2, S)$. Значения ФШ вычисляются для каждого пикселя $x \in \Omega$ и в случае ограничения типа «постоянства яркости» определяют на разности совмещаемых изображений:

$$\rho_{data}(\mathbf{x}, I_1, I_2, \mathbf{s}) = \phi \left(I_2 \big(\mathbf{x} + \mathbf{s}(\mathbf{x}) \big) - I_1(\mathbf{x}) \right), \tag{1.7}$$

где $I_1 = I(\cdot, t); I_2 = I(\cdot, t + 1)$ - обозначения двух последовательных кадров изображения, $\phi(\cdot)$ - ФШ. Использование квадратичной ФШ $\phi(z) = z^2$, как в ранних работах [62, 63], сводит задачу построения оптического потока по (1.5) к оптимизационной задаче вида:

$$\arg\min\left\{\left(\nabla I(x,t)\cdot s(x,t) + I_t(x,t) + \lambda\phi(z)\right)^2\right\} \Rightarrow 0, \tag{1.8}$$

где *λ* – неопределенный множитель Лагранжа.

Последнее гораздо проще, чем (1.7), но только при условии, что шумы в уравнении ограничения (1.3) имеют нормальное распределение. При этом появляется возможность противодействия значительным локальным возмущениям (выбросам) изображений. В таком случае, чтобы уменьшить воздействие локальных выбросов, переходят к робастным статистикам [64]. Обычными робастными альтернативами квадратичной штрафной функции являются *L1* норма [4], функции Токея (Tukey) [65], Лоренцева норма [58] или функция Леклерка (Leclerc) [60]. Адаптивные схемы оптимизации должны быть приспособлены к работе с нелинейными и невыпуклыми функциями, являющимися результатом использования робастных добавочных членов. Априорно принимаемое условие гладкости параметрических ограничений (параграф 1.1.4), а также явно заданная регуляризация (параграф 1.1.5) также являются противовесом нарушению локального постоянства яркости. При использовании робастной статистики или регуляризации нарушения ограничения (1.3) трактуются как шум с оговариваемыми свойствами распределения [66, 67]. Указанные методики далеко не всегда помогают нейтрализовать влияние выбросов. Этим стимулировано появление большого числа альтернатив предположению о постоянстве яркости точек движущегося изображения. В некоторых экспериментальных исследованиях проводится сравнение различного вида потенциалов видеоданных для заданных схем оптимизации и различного вида регуляризации [68, 69].

Заметим, что синтез ФШ затруднен тем, что она должна учитывать ограничения на пространственное изменение видеоданных, а также стратегии оптимизации, которые с нею по необходимости связаны.

Далее проводится обзор основных классов ФШ, применяемых при вычислении ОП, с особым вниманием к областям их определения и ограничениям, вне зависимости от предположений, при которых они были выработаны.

Случай невыполнения условия «постоянства яркости»

Рассмотрим некоторые ФШ, предложенные для уменьшения таких недостатков оптимизации при предположении о постоянстве яркости, как чувствительность к шумам и к изменению освещенности.

Преобразование изображений

Первый класс ФШ использует форму (1.7) для всех пикселей, но с преобразованной последовательностью f(I) исходных изображений:

$$\rho_{data}(x, l_1, l_2, \mathbf{S}) = \phi(f(l_2)(\mathbf{x} + \mathbf{s}(\mathbf{x})) - f(l_1)(\mathbf{x})).$$
(1.9)

Сглаживание изображений

В большинстве методов [4, 81] в качестве предварительного шага обработки изображений применяется Гауссово сглаживание с целью уменьшения влияния случайного шума. Можно считать эту процедуру как модифицированную версию условия постоянства яркости, рассматривая оператор $f(\cdot)$ как оператор фильтра Гаусса.

Ограничения постоянства яркости более высокого порядка

Производные изображения обладают некоторыми характеристиками, инвариантными к освещенности сцены, что в определенной мере, упрощает вычисления ОП. Неизменность пространственного градиента изображений, определяемого функцией $f(I) = \nabla(I)$, впервые использовано в [70] для решения апертурной проблемы в случае, когда Гессиан изображения отличен от нуля. Однако, это постоянство сохраняется только в случае движения поступательного, но не сохраняется при вращении. Для достижения инвариантности к вращению штраф должен налагаться на модуль производных $f(I) = ||\nabla(I)||$ [4]. Позже [71] это свойство использовано в контексте «локальной» техники (параграф 1.1.3) и интегрирован в контексте «глобальной» вариационной техники [4].

Хотя данный подход и показал некоторую эффективность при аддитивном типе изменения освещенности сцены, но оказался чувствительным к шумам и не действует в областях со слабо выраженной текстурой. Поэтому данный подход используется совместно с условием неизменности ярости. Большое количество работ посвящено развитию такого комбинированного подхода с демонстрацией положительных результатов [71, 72, 25]. В [73] исследуются ограничения на производные высокого порядка в форме Лапласиана изображения $f(I) = \nabla(I)$, или нормы Гессиана $f(I) = \det \mathcal{H}(I)$, $f(I) = |\mathcal{H}(I)|$.

Учет текстуры изображений

Другой способ обеспечения робастности по отношению к изменению освещенности, начало которому было положено в [74], состоит в работе с текстурными и равномерно закрашенными компонентами изображений. Декомпозиция, предложенная в [75], состоит в предварительном разбиении последовательности изображений на структурированные подобласти с помощью оператора сглаживания, сохраняющего разрывы (например, ROF модели [76] в [74]), с последующим выделением связных текстурированных подобластей в последовательности изображений. Аддитивные изменения яркости значительно искажают только равномерно закрашенные подобласти, оказывая меньшее влияние на текстуры. Однако, даже если текстурированные фрагменты несут существенную часть информации об изображении, они могут быть трудно выделяемы в некоторых подобластях, кроме того они гораздо более чувствительны к шумам, чем исходные изображения I_T , используемые для вычисления ОП, обычно замешивают с помощью параметра γ [77 - 79] с равномерно закрашенными I_S : $f(I) = I_T + \gamma I_S$.

Использование цветовой модели HSV

При обработке цветных изображений можно воспользоваться фотометрически инвариантными цветовыми моделями. В особенности при моделировании реальных изображений необходимо добиваться инвариантности по отношению к мультипликативным вариациям освещенности [79], что достигается при цветовой модели использованием канала тона цвета (локальные и глобальные изменения) и канала насыщенности (только глобальные изменения) [80]. Как и в упомянутых выше случаях преобразования изображений, меры, улучшающие вычисления ОП в областях с изменяющейся освещенностью, приводят к ухудшению ОП в других областях. Поэтому на практике цветовые каналы используются в сочетании с каналом интенсивности [81]. Рассматривались также другие цветовые модели: нормализованная RGB модель [82], сферическая модель [83].

Использование комбинации линейных фильтров

Как ранее упоминалось, часто необходимо комбинировать несколько ограничений типа неизменности некоторых величин. Такие комбинации применены в [84], где рассматриваются *K* различных линейных фильтров f_k , производящих систему уравнений ограничений, которые должны быть разрешены относительно каждого пикселя. Ограничения, индуцируемые линейными фильтрами, получаются с использованием Гауссовой смеси (ГС) $\phi_{\Gamma C}$:

$$\rho_{data}(\mathbf{x}, I_1, I_2, \mathbf{w}) = \sum_{k=1}^{K} (f_k * I_2(\mathbf{x} - \mathbf{S}(\mathbf{x})) - f_k * I_1(\mathbf{x}), \Xi_k), \quad (1.10)$$

где * - оператор свертки, Ξ_k - параметры ГС, ассоциируемые с каждым фильтром.

Веса фильтров в (1.9) определяются автоматически с применением алгоритмов «обучения по эталонам». Эти веса постоянны для всего изображения.
Применение мер схожести, основанных на сравнении фрагментов

Альтернативой предварительной фильтрации изображений может быть информация «о соседях», извлекаемая непосредственно из видеоданных путем использования мер схожести фрагментов изображений. Подчеркнем, что главным результатом использования подобных мер является определение размеров и, возможно, формы фрагментов.

Фильтрация функции штрафа

В дополнение к предварительному сглаживанию изображений (8), Брухен и др. (Bruhn) [85] предложили применять следующую фильтрацию ФШ:

$$\rho_{data}(\mathbf{x}, l_1, l_2, \mathbf{s}) = f(\phi(l_2(\mathbf{x} + \mathbf{s}(\mathbf{x})) - l_1(\mathbf{x}))), \qquad (1.11)$$

где *f* выбирается как Гауссовый фильтр.

Эффективность использования такого рода фильтрации продемонстрирована на сильно зашумленных изображениях. Но фильтр (1.10) сильно сглаживает разрывы в ОП и приводит к ухудшению результатов для областей с малым шумом по сравнению с попиксельной обработкой, предложенной в [81]. В меньшей степени отмеченными недостатками обладает подход [86], в котором Гауссов фильтр заменен на сохраняющий разрывы анизотропный фильтр (например, билатеральный (двусторонний) фильтр [87], или фильтр «тензорного голосования» [86]). В [88] плодотворно используется связь адаптивной фильтрации с процессом нелинейной диффузии.

Применение корреляционных мер схожести

Меры схожести, использующие взаимную корреляцию, широко используются в алгоритмах поиска соответствий [89]. Предпочтение отдается нормализованной взаимной корреляционной функции (НВКФ - NCC), поскольку она инвариантна к изменениям освещенности. НВКФ для центрированного относительно пикселя x изображения в окне W(x) имеет вид:

$$NCC(\mathbf{x}, I_1, I_2, \mathbf{S}) = \frac{\sum_{y \in W(\mathbf{x})} (I_2(y + s(\mathbf{x})) - \mu_2(\mathbf{x} + s(\mathbf{x}))) (I_1(y) - \mu_1(\mathbf{x}))}{\upsilon_1(\mathbf{x})\upsilon_2(\mathbf{x} + s(\mathbf{x}))}, \quad (1.12)$$

где для $i \in \{1,2\}, \mu_i(x)$ и υ_i – среднее и стандартное отклонения значений плотности изображения I_i в окне W(x).

Соответствующая ФШ имеет вид:

$$\rho_{data}(\mathbf{x}, l_1, l_2, \mathbf{s}) = 1 - NCC(\mathbf{x}, l_1, l_2, \mathbf{s}).$$
(1.13)

НВКФ достаточно хорошо различает объекты и применяется в различных методиках поиска сопряженных фрагментов без применения регуляризации. С ее помощью строятся достаточно грубые, но робастные оценки ОП. Она активно используется в различных приложениях: стерео зрение [90]; анализ потоков жидкости [91]; обработка биомедицинских изображений [92].

Вычислительная сложность является главным ограничением использования НВКФ (1.11). В отличие от ВКФ, которая эффективно вычисляется с применением быстрого преобразования Фурье (БПФ), вычисление НВКФ не может быть быстро осуществлено в частотной области. В [93] лишь числитель (1.12) вычисляется с применением БПФ, знаменатель преобразуется к виду произведения сумм, не зависящих от позиции пикселя в окне, и вычисляется интегрированием изображения [94]. В [95] эта идея обобщается: числитель также вычисляется интегрированием изображения, что существенно снижает время вычислений и делает вычисления инвариантными к размеру анализируемого фрагмента изображения.

Не дифференцируемость НВКФ создает проблемы для ее применения в схеме вариационной оптимизации. Разложение в ряд Тейлора членов, содержащих s(x) приводит к получению чрезвычайно нелинейной функции потенциала. Подход, предложенный в [96, 97], применен к НВКФ, но может использоваться для обработки произвольных ФШ. Авторы проводят формально линеаризацию, а пространственные производные заменяют конечными разностями. Верлбергер

(Werlberger) с соавторами [97] использует аппроксимацию второй степени с целью обеспечения выпуклости критериальной функции, необходимой для применения оптимизационной схемы (primal–dual scheme). Другая, недавно предложенная технология быстрого вычисления НВКФ, использует тот факт, что НВКФ становится, после фильтрации изображения, легко вычисляемой корреляционным фильтром, что, фактически, эквивалентно сумме квадратов разностей [98].

Моделирование вариации интенсивности освещенности

Другой подход к решению проблемы ошибок, вызванных нарушением предположения о неизменности освещенности сцены, состоит в использовании вычислительно более детальных моделей вариации интенсивности. Цель состоит в построении такой детальной модели вариации интенсивности, по которой можно бы отделить изменения, вызванные движением элементов сцены, от изменений, вызванных вариацией условий наблюдения.

Наиболее широко используется дополнительная переменная, характеризующая отклонения от предположения о постоянстве интенсивности с помощью функции $e(x, l_1, l_2, \xi)$, параметризованной вектором ξ :

$$\rho_{data}(\mathbf{x}, l_1, l_2, \mathbf{S}, \boldsymbol{\xi}) = \phi(l_2(\mathbf{x} + \mathbf{w}(\mathbf{x})) - l_1(\mathbf{x}) - e(\mathbf{x}, l_1, l_2, \boldsymbol{\xi})). \quad (1.14)$$

Предложенная в [99] модель составлена композицией внешних возмущений $\xi_0: \Omega \to \mathbb{R}$, ответственных за движение теней и засветки, и мультипликативных вариаций $\xi_m: \Omega \to \mathbb{R}$, представляющих плавное изменение освещенности. При таком подходе функция ошибки может быть записана как

$$e(\mathbf{x}, l_1, l_2, \boldsymbol{\xi}) = \boldsymbol{\xi}_m(\mathbf{x}) l_1(\mathbf{x}) + \boldsymbol{\xi}_0(\mathbf{x}).$$
(1.15)

Модель такого вида использована во многих работах, в некоторых из которых удержан только параметр ξ_0 внешних возмущений [65, 100, 31], в некоторых

– только мультипликативный параметр ξ_m [101], в других – оба параметра [102 - 104].

Модели могут отличаться видом пространственной согласованности (когерентности), ФШ или методиками оптимизации. Ограничения гладкости накладываются на $\xi_m(x)$ и $\xi_0(x)$ в форме ограничений локальных [99] либо глобально параметрических регуляризаций [100, 101, 102, 103, 104]. Внешние пространственные возмущения также используются в моделях из [105, 106], но только для решения задач поиска и устранения пространственных окклюзий. Более общий подход, приведенный в [107], выполняет параметризацию изменения интенсивности в терминах передаточных функций яркости изображений [108], коэффициенты которых вычисляются с применением обучающих алгоритмов.

Модель (1.15) базируется на обобщенных полиномиальных аппроксимациях. При доступности информации о физических особенностях наблюдаемых процессов применяются отвечающие этой специфике модели. Такие физического происхождения ограничения использованы в [109], где предложена общая схема вычислений, базирующаяся на разложении в ряд Тейлора произвольных функций ограничения, как это делается в методиках [96, 29] предложенных позднее.

Параметрический подход к вычислению оптического потока

В качестве дополнительных ограничений необходимо использовать условия пространственной согласованности оптического потока. При таком подходе в некоторой подобласти $\mathcal{R} \subseteq \Omega$ накладываются параметрические ограничения на оптический поток. Поле движений $s_{\alpha} : \mathcal{R} \to \mathbb{R}^2$ тогда полно характеризуется ассоциированным с ним вектором параметров α . В случае, когда подобласть \mathcal{R} достаточно мала по сравнению с площадью всего изображения, говорят, что метод совмещения «локальный».

Формально, функция, которая должна быть минимизирована, представляет собой взвешенную сумму штрафов, определенных для каждого пикселя изображения:

$$\hat{\alpha} = \arg\min_{\alpha} \sum_{\mathbf{x} \in \mathcal{R}} g(\mathbf{x}) \rho_{data}(\mathbf{x}, l_1, l_2, \mathbf{s}_{\alpha}), \qquad (1.16)$$

где g(x) пространственная функция веса, определяющая влияние данного пикселя на всю оценку.

Критически важно определить локальную область, для которой принятая параметрическая форма модели движения дает оценку достаточно близкую к реальному движению. Полиномиальные модели движения низкого порядка (сдвиг, аффинные преобразования) достаточно адекватно представляют реальное движение в малых окрестностях рассматриваемых координат плоскости изображений, тогда как более сложные модели, не сводимые к аффинным или комбинациям базисных функций, должны иметь дело с большими по размерам областями изображений.

Далее, сначала дается обзор наиболее применяемых моделей и соответствующих этим моделям методов оптимизации. Затем обсуждаются различные варианты «локальных» технологий вычисления оценок ОП.

1.1.5 Модели движений

Выбор модели движения определяется компромиссом между вычислительной эффективностью и удовлетворительностью результатов. Физически обоснованные модели могут привлекаться для преобразования изображений в процессе их точного совмещения [29]. Такие модели хорошо адаптируются к ситуациям наличия физических ограничений на движение, например, при наличии гладких деформаций. В отличие от этого, оптический поток последовательностей изображений произвольного содержания может содержать несколько объектов с неопределенным априори типом движения, приводящим к появлению, как разрывов, так и областей с плавным движением. В результате, достаточно трудно охватить всю сложную картину поля движений одной единственной унифицированной и просто вычислимой параметрической моделью. Поэтому не часты попытки разработки обобщенных методик в этом направлении, что подтверждается практическим отсутствием таковых в составе наиболее методически продвинутых примеров ПО вычисления оптического потока. Техники большинства параметрических методов, реализованных в доступных программных продуктах, используют упрощенные полиномиальные модели, что ограничивает их применение локальными областями небольшой площади.

Ограничимся рассмотрением локальных моделей, представимых в форме:

$$\boldsymbol{s}_{\alpha}(\boldsymbol{x}) = \sum_{k=1}^{K} b_k(\boldsymbol{x}) \alpha_k(\boldsymbol{x}) \tag{1.17}$$

где $b_k(x) \in \mathbb{R}^2$ базисные функции; $\alpha(x)$ параметры, подлежащие оптимизации.

Предлагаются другие параметрические модели, такие, например, как плоские поверхности, недеформируемые тела [3], вейвлет базисы [110 - 112]. Параметрические модели иногда усложняются добавлением в явной форме регуляризирующих термов (см. подраздел 1.5) в сами оптимизируемые параметры [110, 113, 114].

Полиномиальные модели

Полиномиальные модели дают наиболее компактные представления полей движения, а также хорошо приспособлены для восстановления локального движения отдельных объектов и даже движения типа деформаций. Полиномиальные модели являются частным случаем модели (1.17), которую здесь перепишем как

$$\boldsymbol{s}_{\boldsymbol{\theta}}(\boldsymbol{x}) = \mathbf{B}(\boldsymbol{x}) \,\boldsymbol{\theta},\tag{1.18}$$

где **B**(x) - матрица, определяющая форму модели, θ - вектор параметров.

За исключением [114], где параметры изменяются по пространству, а также регуляризируются, в других работах вектор параметров θ принимается постоянным для всей анализируемой области изображения. Матрица **B**(*x*) зависит от координат пиксела *x*, а порядок полинома определяется сложностью поля движений. Полиномы низкого порядка вполне достаточны для описания гладких полей дви-

жения, и небольшое количество параметров, которыми они определяются, позволяет строить эффективные вычисления. Наиболее часто используются два вида полиномиальных моделей, соответствующих поступательному и «аффинному» движениям.

Плоскопараллельное движение (простой сдвиг):

$$\theta = (a_1, a_2)^T; \quad \mathbf{B}(\mathbf{x}) = \begin{vmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{vmatrix}.$$

Аффинное преобразование:

$$\theta = (a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6)^T;$$

$$\mathbf{B}(\mathbf{x}) = \begin{vmatrix} 1 & x_1 & x_2 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & x_1 & x_2 \end{vmatrix},$$
(1.19)

где $\boldsymbol{x} = (x_1, x_2)^T$.

Плоскопараллельное движение слишком ограничительная модель и может применяться только к достаточно малым фрагментам. Аффинное преобразование применимо к моделированию ортогональной проекции недеформируемой (жесткой) плоскости, движущейся в трехмерном пространстве. Полиномами более высокого порядка моделируют более сложные ситуации. Например, используют восьми параметрические квадратические модели для представления перспективной проекции движения жесткой плоской поверхности. Но в любом случае, такие модели «слишком» гладки, чтобы моделировать разрывы в последовательностях изображений движущихся объектов. Небольшое количество параметров аффинной модели и достаточная ее адекватность в применении к движению малых (локальных) фрагментов дает удовлетворительный компромисс между сложностью и адекватностью. Точность локальных моделей аффинного движения при получении оценок ОП продемонстрирована в [105].

Полиномиальные модели в задаче определения движения в целом

Несмотря на то, что восстановление реального движения для произвольных сцен невозможно, полиномиальные модели в сочетании с робастными оценками хорошо адаптируются для выделения доминирующего движения сцены. Будучи примененными к области определения изображения Ω в целом, такие метолики особенно полезны для выделения или компенсации движения съемочной камеры [65]. Наибольшее применение они находят для выделения малоразмерных подвижных объектов и распознавания действия [213].

Фрагменты формы квадрата

Подход, предложенный в [63], предполагает независимое определение параметров ОП в малых фрагментах квадратной или круглой формы. Большинство таких методов используют фрагменты фиксированного размера и привязывают полученный вектор скорости (сдвига) к центру фрагмента [53, 110, 115 - 117]. Данный подход широко применяется из-за простоты его реализации и возможности естественного распараллеливания вычислительного процесса [53, 118, 101]. До сих пор он активно применяется во многих приложениях. Однако, из-за апертурной проблемы, фрагменты, центрированные относительно каждого пикселя, с большой вероятностью могут содержать несколько различных движений, либо быть неинформативными (с неизменной освещенностью). Множественность движений в одном фрагменте может быть преодолена получением робастных оценок с удалением несущественных движений, рассматриваемых как случайные выбросы [58, 65, 119, 120].

Другой подход состоит в такой адаптации размеров либо позиции фрагмента, чтобы в нем содержалось унимодальное распределение движений. Размер фрагмента может быть адаптирован с помощью смещенного дисперсионного критерия [121] или базироваться на использовании меры достоверности определения локально оцениваемых параметров движения. Процесс начинается с малых фрагментов, размеры которых постепенно увеличиваются вплоть до нарушения меры достоверности полученных оценок [120, 122]. При модели движения типа простого сдвига возможно провести анализ матрицы **M** на сингулярность и, например, ввести порог для минимального значения ее максимального собственного числа[56].Возможна адаптация не размеров фрагмента, а места его положения [123] на изображении. Границы фрагмента, в который попадают изображения с резкими краями, сдвигаются, в процессе применения метода наименьших квадратов, вплоть до появления более гладких областей. В [105] описан метод, сочетающий адаптацию размеров и положения фрагментов. Такая адаптация может быть осуществлена благодаря раздельной оценке фрагментов-кандидатов из множества предварительно заданных, различающихся по положению и размерам. Оценка достигается применением глобальной модели движения (см. подраздел 1.5). Локальная адаптация весов g(x) в (1.16) является еще одним способом оценки области определения движения. Так можно сделать, например, с использованием весов билатерального фильтра [87] или использованием нелинейного структурного тензора [88].

Сегментация областей

Наилучшим способом получения областей изображения для применения полиномиальных способов оценки движения является сегментация изображения на подобласти синхронного движения. Коротко коснемся двух вариантов такого способа: независимой сегментации изображений и совместной оценки движения и размеров фрагментов (выделение границ).

Независимая сегментация изображений

Методика сегментации, основанная на анализе цвета, является наиболее простой при использовании сегментации для оценки движения. При этом используется гипотеза о совпадении разрывов движения с разрывами в изображении (но не наоборот). Из этого следует, что сегментированное изображение есть сегментированное поле движения, и внутри сегментов изображения поле движения гарантированно гладкое. Однако, прямая оценка движения в выделенных сегментах проблематична по двум причинам. Во-первых, выделенные сегменты могут содержать недостаточно информации для вычисления движении. Получение параметрических оценок в таких сегментах должно осуществляться обходными путями. Задача «тонкой» сегментации [124] приводит к необходимости проводить поиск сопряженных фрагментов в совмещаемых изображениях. В общем случае, одновременно грубое и вычислительно простое определение движения получается комбинацией с сегментацией по цвету, что позволяет компенсировать недостаток видеоинформации [124, 126, 127]. В [127] отыскиваются гибридные подобласти с применением сегментации mean-shift в расширенном пространстве цвета и движения. Другие подходы предложены в [56, 126]: параметризованное поле движений натягивается на грубое поле нулевого приближения, вычисленное либо с использованием глобальной регуляризации [128] для варианта [56], либо с привлечением КІТ трекера [1129] (алгоритм отслеживания характерных особенностей движущегося изображения) в случае [126].

Во-вторых, пространственная когерентность между оцениваемыми движениями соседних сегментов не гарантирована. В таких случаях можно:

- использовать технику глобальной регуляризации для вычисления ОП на каждом выделенном сегменте по отдельности [10];

 использовать дополнительную цветовую информацию для улучшения полученных грубых оценок движения, связанного с конкретной сегментированной подобластью [127];

- использовать функцию-разделитель слоев различной глубины (различной удаленности от наблюдателя) [126].

Совместная сегментация и оценка поля движений

Сегментация по цвету слишком зависима от конкретного содержания изображения, следовательно, она не может быть надежной основой для создания робастного метода получения оценок движения. Поэтому во многих работах процедуры сегментации и определения движения не разделяются, а комбинируются. Параметры движения и область анализа определяются совместно в процессе минимизации целевой функции, в которой соединяются две эти сущности. Такой подход первоначально назывался задачей маркировки (размещения меток) [130, 131]. В нем для маркированного поля $l: \Omega \to \{l_1, ..., l_N\}$, ассоциированного с N подобластями, для каждой подобласти с использованием Марковских цепей совместно определяются параметры движения и области, «захватываемые» этими параметрами $\alpha(x) = \{\alpha_k(x)\}_{k \in [1,N]}$:

$$E(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{l}) = \sum_{\boldsymbol{x} \in \Omega_d} \rho_{data}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{l}_1, \boldsymbol{l}_2, \boldsymbol{w}_{\alpha_{l(\boldsymbol{x})}}) + \sum_{\langle \boldsymbol{x}, \boldsymbol{y} \rangle} \rho_{reg}^{MRF} \big(l(\boldsymbol{x}), l(\boldsymbol{y}) \big), \quad (1.20)$$

где Ω_d - дискретная область изображения; $\rho_{reg}^{MRF}(l(x), l(y))$ - регуляризатор, определенный на поле меток (маркеров), обычно выбираемый в форме $\rho_{reg}^{MRF}(l(x), l(y)) = 1 - \delta(l(x), l(y)), \delta(\cdot)$ - символ Кронекера.

Оптимизация проводится поиском движения и области его действия. Другой подход распространяет предложенную Mumford–Shah сегментацию изображений на сегментацию движений [132 - 134]. В добавление к ФШ, определенной на видеоданных внутри каждой подобласти \mathcal{R}_i , вводится глобальное ограничение на общую длину $\mathcal{L}(C)$ множества границ подобластей C, что приводит к получению целевой функции в виде:

$$E(\boldsymbol{\alpha}, C) = \sum_{i=1}^{N} \int_{\mathcal{R}_{i}} \rho_{data}(\boldsymbol{x}, I_{1}, I_{2}, s_{\alpha_{l(\boldsymbol{x})}}) d\boldsymbol{x} + \nu \mathcal{L}(C)$$
(1.21)

Минимизация целевой функции производится по потоку движения и по границам сегментированных областей. Минимизация (1.21) по С требует дифференцируемости длины контуров $\mathcal{L}(C)$.

Принято представлять неявным образом декомпозицию изображения по множеству подобластей уровнями замкнутых линий оконтуривания этих подобластей с использованием их характеристических функций.

Характеристическая функция подобластей одного уровня может представлять лишь две подобласти разбиения. Для произвольного количества подобластей возможно определить *N* соответствующих уровней множества, за что приходится платить усложнением вычислений и целевой функции, чтобы результат операции декомпозиции не оказался пустым. Другие стратегии могут заключаться, как в [135] и в [132], в более искусном комбинировании функций. В [133] такой подход расширен отслеживанием краев подобластей и детектированием (выделением) фона. В [136] два совмещаемых изображения сегментируются совместно, при этом они влияют друг на друга посредством динамической меры схожести двух рассматриваемых контуров.

В [51] предложена сегментация статических и динамических текстур путем приписывания разным классам текстур различных условий сохранения свойств видеоданных. Схема оптимизации на основе разрезания графов предложена в [137].

Формулировки (1.20) и (1.21) критериев можно встретить в работах [113, 138 - 140]. Аналогичный подход с использованием слоев глубины [141 - 145] имеет целью декомпозицию наблюдаемой сцены на перекрывающиеся слои с их упорядочением по расстоянию от наблюдателя до подобласти (по глубине элементов сцены). Важной мотивацией для развития указанных подходов является необходимость разработки методик обработки изображений с окклюзиями.

Подход, состоящий в совмещении операций сегментации и получения оценок движения, имеет два существенных недостатка. Во-первых, альтернативная минимизация по двум критериям (выделение фрагментов и вычисление движения) вычислительно затратная. Упомянутый «слоевой» подход [143, 146] в самом лучшем случае требует нескольких часов процессного времени для обработки пары изображений размером 640 × 480 пикселей. Даже при использовании современных видеокарт решение задачи требует около часа процессорного времени. Во-вторых, условия инициализации процесса сегментации движения и параметров существенно влияют на эволюцию контуров в процессе их минимизации. Поэтому, как это ни парадоксально, методики, наиболее эффективные по точности вычисления ОП, первоначально применяют раздельные процедуры сегментации и определения параметров движения, результаты которых используют для формирования начальных условий выполнения процедуры совместной минимизации. Например, результаты, приведенные в [140, 143], получены при использовании для формирования начальных данных результатов предварительных вычислений по методикам из [94, 97], соответственно. Тем не менее, в [136] показано, что указанная инициализация значительно ускоряет сходимость вычислительного процесса, но не влияет на его результаты. В некоторых работах используют более сложные, чем полиномиальные, представления полей движений, например, с помощью введения деформаций в аффинные модели [78, 143, 147] или явно регуляризированных моделей [148]. Допуская сложное движение с разрывами в сегментированных подобластях, с необходимостью приходят к расширению размеров сегментов, что прямо ведет к применению «глобальных» подходов, при которых разрывы обрабатываются присущими им методами. Вследствие этого, отдельные подобласти могут не соответствовать подобластям синхронного движения, а оконтуривание адаптируется к специфике применяемых «глобальных» методов. Наконец, эффективность предварительного выделения очертаний и контуров была исследована в медицинских приложениях [149], но из-за ограниченного количества подобластей на биомедицинских изображениях, положительных результатов не получено.

1.1.6 Модели с регуляризацией

Альтернативой параметрическому представлению пространственной когерентности, более приспособленному для моделирования гладких деформаций, является регуляризация "глобального" потока движения (регуляризация изображения в целом). В таком случае разрывы движения не привязываются к границам областей, для которых справедливо параметрическое представление, а включаются в глобальную модель, и рассматриваются как возмущения гладкого движения. Вариационный подход изначально предложен в [62] и называется "глобальным", так как регуляризирующий терм связывает все пиксели изображения, что требует глобальной оптимизации целевой функции. В этом подразделе проводится обзор современных версий регуляризационных моделей и схем оптимизации. В наиболее общей форме целевая функция, минимизируемая с использованием регуляризации, может быть записана как

$$E_{globl}(\boldsymbol{s}) = \int_{\Omega} \left(\rho_{data}(\boldsymbol{x}, I_1, I_2, \boldsymbol{s}) + \lambda \rho_{reg}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{s}) \right) d\boldsymbol{x}, \qquad (1.22)$$

где $\rho_{data}(\mathbf{x}, I_1, I_2, \mathbf{s})$ - ФШ; $\rho_{reg}(\mathbf{x}, \mathbf{s})$ – терм регуляризации, отражающий априори заданные свойства поля \mathbf{s} , λ - параметр регуляризации, обеспечивающий баланс двух термов в (1.22).

Вообще говоря, терм регуляризации должен обеспечивать сглаживание поля движения в областях когерентного движения и сохранять разрывы на границах движущихся объектов. В отыскании баланса не последнюю роль играет параметр λ .

Развитие методов дискретной оптимизации, базируемой на 192], инспирировало появление публикаций [194,161,181].

Основное достоинство глобального вариационного подхода в его универсальности, которая позволяет моделировать различные поля движения комбинированием различных ФШ и регуляризаций. Но необходимо иметь ввиду, что минимизация (1.22) - трудная задача. Потенциально неограниченное количество комбинаций видеоданных и регуляризационных термов ограничивается практическими вычислительными возможностями. Кроме того, прогресс в определении параметров ОП коррелирован с развитием новых методов оптимизации. Например, эффективность применения минимизации Primal–Dualc тотальной вариационной регуляризацией [54] мотивировала появление новых моделей оптического потока [161, 159].

Другим последствием сложного переплетения моделей ФШ и технологий оптимизации целевых функций является трудность сравнения возможностей различных моделей, так как достижение глобального экстремума не гарантировано сложностью и искусностью построения ФШ, а качество локальных экстремумов (близость к глобальному) зависит от применяемой технологии оптимизации.

1.1.7 Методики регуляризации

Пространственные ограничения на поток градиента

Наиболее естественным и широко применяемым способом сглаживания поля движения является введение штрафа на модуль градиента потока движения:

$$\rho_{reg}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{s}) = h(\boldsymbol{x}, I_1) \phi(\|\nabla(\boldsymbol{s})\|)^2, \qquad (1.23)$$

где $\phi(\cdot)$ - функция штрафа, $ah(x, I_1)$ - функция веса.

Систематика регуляризаторов оптического потока предложена в [155]. Авторы концентрируются на свойстве выпуклости и инвариантности к вращению, и доказывают единственность решений в обоих случаях. Для регуляризации вида (1.23) показана эквивалентность по результатам решения уравнения Лагранжа-Эйлера, связанного с минимизируемой целевой функцией (22), и фильтрацией размытий. К тому же, тензор размытия в (23) выводится для каждой особой вариации. Дадим только крат кий обзор методик регуляризации, принимая во внимание введенную систематизацию, и останавливаясь только на последних достижениях.

Нелокальная регуляризация

С использованием градиента ОП возможно наложить только локальные ограничения на связи между пикселями. Разумно предположить, что дальнодействующие связи более точно отражают форму поля движения. В работах [77, 78, 98, 227] предлагается нелокальная регуляризация с использованием описания структуры потока в терминах расширенного соседства в дискретных множествах:

$$\rho_{reg}(x, w) = \sum_{y \in \mathcal{N}(x)} k(x, y, l_1) \phi(\|w(x) - w(y)\|^2).$$
(1.24)

Веса $k(x, y, I_1)$ указывают на то, какой из пикселей $y \in \mathcal{N}(x)$ должен иметь движение, аналогичное движению пиксела x. Значения весов получают билате-

ральной фильтрацией, отдавая предпочтения малым расстояниям как в геометрическом, так и в цветовом пространствах [162]:

$$k(x, y, I_1) = exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{\sigma_s^2} - \frac{\|I_1(x) - I_1(y)\|^2}{\sigma_c^2}\right),$$
(1.25)

где σ_s^2 и σ_c^2 управляют влиянием геометрического и цветового расстояний соответственно.

При таком подходе веса ФШ определяются на краях изображений объектов. Тем не менее, учет больших расстояний смягчает влияние локальных градиентов и более обще представляет всю структуру объектов в изображении. Этот подход предложен как альтернатива медианной фильтрации [78] и интерпретируется в [97] как мягкая сегментация на нижнем уровне.

Регуляризация высокого порядка привносит серьезные трудности в оптимизацию, что отмечалось в параграфе 1.1.5, в особенности в затрате вычислительных ресурсов, увеличивающихся с увеличением размера области соседства $\mathcal{N}(x)$ пикселей.

Синхронность во времени (временная когерентность)

Естественна идея распространения пространственной регуляризации на временную ось в условиях достаточно плавного изменения последовательности изображений по времени. Аналогично сглаживанию по пространственным координатам сглаживание во времени может быть осуществлено либо локально по временным производным, либо с учетом изменения траекторий потока на достаточно длительных интервалах времени.

Ограничения на временной градиент потока

Простейший способ моделирования сглаживания во времени состоит в наложении штрафа на отклонения временного градиента потока, аналогично случаю пространственного градиента [163]. Но такое простое распространение ограничений во времени не реализуемо, поскольку движение объектов с необходимостью вносит временные изменения в оптический поток. В [164 - 166] показано, что более эффективно применение совместной, пространственно-временной, регуляризации с расширением штрафа с пространственных координат на пространствовремя. Однако, предлагаемая техника локального временного расширения далеко не эффективна.

Ограничения на траектории

Регуляризация, базируемая на производных по времени, теряет эффективность при больших смещениях. В таких случаях временная когерентность в лучшей степени моделируется с использованием информации о траектории движении объектов. Такой подход рассмотрен в [167], но в ней траектория не вычисляется в явной форме, а оцениваются во времени изменения в изображениях при больших перемещениях.

Однако, поскольку прогнозирование изменений в изображениях делается последовательными шагами вперед, происходит накопление ошибок. Вольц (Volzetal.) [168] рассматривает последовательность пяти кадров, что приводит к получению неявно заданной регуляризации. Оценка получается для всех пяти кадров одновременно, чем преодолевается отсутствие обратной связи от предыдущих кадров [167]. В [169] на траектории движения налагаются явные ограничения, получаемые моделированием потока движения линейной комбинацией некоторых базовых траекторий, надежно определенных для достаточно больших интервалов времени.

Оптимизация на основе уравнений Лагранжа-Эйлера

Уравнения Лагранжа-Эйлера дают необходимые условия существования минимума целевой функции в форме

$$E(w) = \int_{\Omega} F(x, \omega, \nabla w) dx, \qquad (1.26)$$

что совпадает с (1.22) при $F(\mathbf{x}, \mathbf{w}, \nabla \mathbf{w}) = \rho_{data}(\mathbf{x}, I_1, I_2, \mathbf{w}) + \lambda \rho_{reg}(\mathbf{x}, \nabla \mathbf{w})$ при регуляризации с помощью градиента оптического потока. В таком случае получается следующая система дифференциальных уравнений в частных производных:

$$\begin{cases} \frac{\partial \rho_{data}(x, I_1, I_2, w)}{\partial u} - \lambda \, div \left(\frac{\partial p_{reg}(x, \nabla w)}{\partial \nabla u} \right) = 0 \\ \frac{\partial \rho_{data}(x, I_1, I_2, w)}{\partial v} - \lambda \, div \left(\frac{\partial p_{reg}(x, \nabla w)}{\partial \nabla v} \right) = 0 \end{cases}$$
(1.27)

Система (1.27) может быть переписана с использованием тензора диффузии *D*, с помощью которого получается уравнение типа уравнения диффузии:

$$\begin{cases} \frac{\partial \rho_{data}(x, I_1, I_2, w)}{\partial u} - \lambda \, div(\mathbf{D}(x) \nabla u(x)) = 0\\ \frac{\partial \rho_{data}(x, I_1, I_2, w)}{\partial v} - \lambda \, div(\mathbf{D}(x) \nabla v(x)) = 0 \end{cases}$$
(1.28)

Аналогия с уравнением диффузии позволяет в явной форме установить направление и величину сглаживания, которые определяются собственными векторами и собственными числами тензора D(x). Дискретизация в (1.28) операторов градиента и дивиргенции приводит к получению системы уравнений высокого порядка. Если система получается линейной, то она вполне разрешима методом Гаусса-Зейделя, либо методом последовательной релаксации [4]. Тем не менее, линейный случай на практике имеет место только с моделью в форме [62] с квадратичными штрафами при линейной форме уравнения ограничения видеоданных. В нелинейном случае типичный подход [4, 170] состоит в использовании схем с задержками [171] с обработкой каждой нелинейности итерациями, что сводит проблему к решению последовательности систем линейных уравнений и итеративному уточнению нелинейных членов. Сходимость такой вычислительной процедуры обеспечивается, если линейные системы могут быть решены точно, но, на практике, использование аппроксимаций с уточнениями приводит к удовлетворительным результатам при быстрой сходимости. Для получения режима «почти реального времени» применяются схемы быстрых вычислений.

1.1.8 Проблема обработки окклюзий

В подразделе1.3 все рассмотренные методы предполагали, что каждая точка одного изображения имеет взаимно однозначную сопряженную точку на другом изображении. (Сопряженными точками двух изображений называются точки, изображающие одну и ту же точку наблюдаемой сцены). Наличие сопряженных точек нарушается при окклюзиях, загораживаниях: не каждая точка одного изображения имеет сопряженную точку на другом изображении. Окклюзиям посвящено большое количество исследований [106, 126, 156, 202 - 206]. Окклюзии возникают при наличии изображений движущихся объектов, а также при изменении ракурса съемки трехмерных сцен.

Окклюзии можно отнести к случаю больших сдвигов изображений и обрабатывать рассмотренными выше методами. Но, конечно, не всегда это сделать просто. Прежде всего, надо различать задачи детектирования окклюзий и заполнения окклюзий. Заполнение окклюзий – это реконструкция оптического потока в подобластях, на которых объективно отсутствуют сопряженные пары точек.

Детектирование окклюзий

Детектирование окклюзий обычно производится пороговым отсечением меры (критерия) достоверности совмещения фрагментов изображений. Предложены различные варианты таких критериев: прямого и обратного несовпадения движений [72, 207], однозначности соответствия [71], дивергенции оптического потока [208], нарушения условия постоянства яркости [206] и ряд других. Другой подход обнаружения окклюзий состоит в использовании альтернативных оптимизационных схем [105, 106, 140, 207, 209,]. В непрерывных вариантах [106] используется разреженность оптического потока, то есть наличие в нем пустых мест. Недостаток альтернативных оптимизационных схем заключается в том, что в областях окклюзий итерационный процесс совмещения часто останавливается на локальном экстремуме, в результате чего происходит ложное совмещение. Эта проблема рассмотрена в [105]. В статье предложено на каждом шаге итерации совмещения изображений проверять достоверность совмещения с привлечением специального критерия.

В заключение заметим, что окклюзии могут выделяться по слоям глубины сцены [142, 143, 146] поскольку они и возникают из-за того, что предметы, загораживающие друг друга, находятся на разном удалении от наблюдателя.

Заполнение окклюзий

Следующей задачей после детектирования окклюзий является задача восстановления оптического потока в них. Восстановление оптического потока родственно задаче восстановления изображений в этих областях, так как ни то, ни другое там не наблюдаемо. Методы реконструкции могут быть грубо разделены на два класса: методы, основанные на фильтрации [210, 135] и методы «по образцу» [211 - 213]. Вариационный подход к синтезу этих двух методов дан в [214].

Обозначим как $\mathcal{O} \subset \Omega$ множество пикселей окклюзии в изображении I_1 . Классический способ заполнения окклюзий состоит в том, что используют глобальную минимизацию с регуляризацией, при этом терм с видеоданными выключают в местах окклюзий, то есть $\forall x \in \mathcal{O} \ \rho_{data}(x_0, w, I_1, I_2) = 0$. Таким образом движение распространяется на окклюзии с ближайших пикселей без окклюзий [71, 106, 142].

Известно, что методы фильтрации с применением глобальной оптимизации хорошо работает только при окклюзиях малого размера и неработоспособны для больших окклюзий.

При больших окклюзиях необходимо специальным образом модифицировать терм видеоданных в целевой функции. Так сделано, например, в [105] где использована идея "вырисовывания" аналогий. В пикселях окклюзий $x \in O$ целевой функции данные потока движения берутся от пикселей ближайших совмещенных фрагментов изображений $m(x_0) \in \Omega \setminus \mathcal{O}$ в предположении, что эти пиксели принадлежат тому же объекту, что и пиксели окклюзий, и потому имеют такое же движение:

$$\rho_{data}(\mathbf{x}_0, \mathbf{w}, I_1, I_2) = \|\mathbf{w}(\mathbf{x}_0) - \mathbf{w}(m(\mathbf{x}_0))\|^2$$
(1.34)

Другой способ заполнения окклюзий приведен в [208], где используется предположение неизменности движения во времени. Это предположение имеет форму:

$$\rho_{data}(\mathbf{x}_0, \mathbf{w}, I_1, I_2) = \phi(I_1 - I_2(\mathbf{x}_0 - \mathbf{w}(\mathbf{x}_0))).$$
(1.35)

1.1.9 Сочетание метода оптического потока с методикой отождествления локальных характеристик фрагментов изображения

Возрастающее стремление восстановления оптического потока для любых сложных случаев, включая большие смещения и любого вида деформаций, привело к созданию эталонов «изображение-оптический поток» [57] со смещениями изображений в кадрах в 100 и более пикселей. Как следствие, начинает стираться разница между оптическим потоком и определением смещений с помощью поиска соответствий характеристик фрагментов изображений (метод соответствия характеристик). Поэтому появляются работы, в которых делается попытка сочетать точность методов вычисления оптического потока с «дальнодействием» поиска методом "соответствия характеристик" (feature matching).

Поиск соответствий путем сравнения характеристик фрагментов изображений может рассматриваться как локально параметрический подход, так как предполагается, что окрестность совмещаемого пикселя должна быть подвергнута параметрическому преобразованию и сдвигу для обеспечения совмещения. Похожий подход обеспечивается «расстоянием между фрагментами» или более сложным описанием пространственных свойств, базирующимся на использовании гистограмм, ориентированных в различных направлениях градиентов функции плотности изображений [215 - 217], либо на соответствии сегментов изображений [218]. Фундаментальная разница лежит в применяемых оптимизационных процессах, так как параметрическая формулировка приводит к оптимизационному процессу, привлекающему линеаризацию, тогда как поиск соответствий эксплуатирует дискретное пространство доступных измерению характеристик. Хотя метод поиска соответствий оперирует целочисленными смещениями и склонен к появлению значительных ошибок, его использование обеспечивает возможность совмещения значительно смещенных изображений без привлечения схем от "грубого к точному", причем с привлечением произвольно сложных мер схожести изображений. Несмотря на то, что эти методы дополняют друг друга, до сих пор не развита эффективная техника их сочетания.

Рассмотрим три подхода к сочетанию метода оптического потока и соответствия характеристик: локальную фильтрации соответствий, интеграцию в вариационную постановку и генерацию исходных данных для вариационного улучшения результата.

Локальная фильтрация соответствий

Долго считалось, что поиск соответствий не приводит к получению «плотного» потока движения (без пробелов на изображении) с точностью, которая могла бы конкурировать с точностью вычисления оптического потока перечисленными выше методами. Этому существует три причины.

1. Оптимизация меры схожести часто осуществляется с привлечением полного перебора, что резко увеличивает вычислительную сложность.

2. Периодическая текстура и области с равномерной яркостью являются источниками неопределенностей, которая приводят к появлению значительных ошибок.

3. Процесс поиска соответствий ограничен в точности целочисленными смещениями, в то время как локальный и глобальный параметрические подходы оперирую контурами в пространстве R^2 .

В нескольких работах делается попытка преодоления таких ограничений.

В [219] исследована возможность ускорения процесса поиска соответствий фрагментов, включая применение мультимасштабных поисковых стратегий [219], интегрирования изображений [94] и поиск на деревьях [220]. Но наиболее впечатляющие результаты получены в [221, 222] с применением алгоритма «соответствия фрагментов» (Patch Match). В соответствие с методом изображение сканируется в прямом и инверсном порядке, и производятся два действия над каждым пикселем: вначале минимизируется локально терм видеоданных, сконструированный в пространстве, содержащем текущий пиксел и два предшественника в порядке сканирования, а потом предлагается некоторое, небольшое, множество новых кандидатов на соответствие, случайно выбираемых в окрестности уже найденного на втором изображении соответствия. Этот подход нетрудно распространить не только на простой сдвиг, но и на вращение изображения, и на изменение масштаба [222] увеличением размерности пространства поиска. Метод изначально предложен для редактирования изображений, а потом применялся в других приложениях [222] с заметным результатом по уменьшению времени вычислений. Что касается оценки движения, интересно, что на вычислительную сложность не влияет расширение пространства поиска, так что сравнивать методики надо лишь по величине начальных относительных смещений изображений, для которых действует методика.

Проблема совмещения при неопределенностях в изображениях происходит из-за недостаточной дискриминаторной способности (способности отличать изображения) методов. Показано [223], что, даже не прибегая к явной регуляризации (подраздел 1.5), с привлечением когерентности, определяемой фильтрацией фрагментов по соответствию характеристик, редуцируется большинство неопределенностей и получаются оценки движения удовлетворительной плотности. Фильтрация осуществляется в [223] управляемым фильтром [53] или в [224] взвешенной медианной фильтрацией. Субпиксельная точность достигается обычно пересчетом изображения на более мелкую сетку или локальной аппроксимацией совмещаемых фрагментов полиномами. Время счета может быть уменьшено применением многопроцессорных видеокарт (GPU) [223, 97], а также применением итеративного уточнения [225].

Сочетание трех методик привело к развитию конкурентоспособных методик получения оценок оптического потока [223, 336, 227], основанных на соответствии локально фильтруемых характеристик.

Методика поиска соответствий в методе глобальной регуляризации

Основное ограничение, как отмечалось выше, в применении глобального вариационного подхода состоит в потере малоразмерных быстродвижущихся объектов. Потеря вызвана применением схемы "от грубого к точному". Один из исследованных способов преодоления этого недостатка состоит в интеграции информации о соответствии характеристик с вариационным подходом, объединяющей достоинства обоих методов. В [157] сделан первый шаг в данном направлении. Методика заключается в добавлении к ФШ новых ограничений, в которых учитываются вычисленные отдельно характеристики пространственных соответствий.

Обозначим как *s_c* поле смещений, возможно разреженное, полученное методом поиска соответствий. Предлагаемая новая форма ФШ будет иметь вид:

$$\rho_{data}^{+}(x, I_1, I_2, s, s_c) = \rho_{data}(x, I_1, I_2, s) + \beta \rho_{corresp}(x, s, s_c)$$
(1.36)

где как β обозначен параметр компромисса, а потенциал соответствия имеет вид:

$$\rho_{corresp}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{s}, \boldsymbol{s}_c) = \delta(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{s}_c) c(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{s}_c) \phi(\|\boldsymbol{s}(\boldsymbol{x}) - \boldsymbol{s}_c(\boldsymbol{x})\|^2)$$
(1.37)

Бинарная функция $\delta(x, w_c)$ возвращает 1, если *s* определен на *x*и 0,иначе; веса $c(x, s_c)$ отражают вес соответствия. Третий терм в (1.37) обеспечивает близость поля движения к вектору движения, полученного процедурой соответствия характеристик. Преимущество отмеченного подхода в том, что терм $\rho_{corresp}(x, s, s_c)$ дифференцируем, а также действует при больших смещениях. Таким способом нейтрализуются недостатки схемы «от грубого к точному».

Основной недостаток изложенной методики заключается в том, что терм $\rho_{corresp}(\mathbf{x}, \mathbf{s}, \mathbf{s}_c)$ в большей степени, чем термвидеоданных соответствия $\rho_{datd}(x, I_1, I_2, s, s_c)$, зависит от веса соответствия $c(x, s_c)$. Как следствие этого, окончательно получаемый вариационным методом результат существенно зависит надежности меры достоверности совмещения, которую достаточно трудно обеспечить, как это показано в [229]. Таким образом, ошибки совмещения, проникающие через функцию веса $c(x, s_c)$, с большой вероятностью ухудшают окончательно получаемый результат. Как показали практические вычисления, во многих случаях ошибки локального совмещения, возникшие при совмещении способом соответствия характеристик, почти не нейтрализуются ни применением регуляризации, ни робастными штрафными функциями. В работе [230], базирующейся на идеях тех же авторов [228] с моделью из [4], значительно улучшена методика совмещения поиском соответствий характеристик. Там продемонстрировано значительное улучшение методики за счет применения более надежной тактики поиска соответствий. Методика из [229] также использует идею из [228] с модификацией компонента соответствия с применением сегментирования [218]. Терм соответствия обобщается на случай обработки «плохих» фрагментов, содержащих линейчатые структуры (линеаменты). Обобщение осуществлено использованием расстояния "точка-линия" в добавление к расстоянию "точка-точка" (1.37) в комбинации с мерой достоверности совмещения, основанной на предположении о линейности соответствия между сегментами.

Таким образом, главным направлением совершенствования комбинированных методик является концентрация усилий на разработке робастных способов совмещения поиском соответствий характеристик.

1.1.10 Методика поиска соответствий в задаче построения начальных приближений процесса совмещения

В недавних работах [194, 71, 72] предлагается использовать методику поиска соответствий для построения грубого, но надежного начального приближения, для дальнейшего использования в вариационной итерационной процедуре уточнения поля движений. Эта методика содержит три шага.

1. Шаг поиска соответствий, генерирующий конечное множество кандидатов на совмещение для каждого пикселя базового (первого) изображения.

2. Эти кандидаты служат метками для построения процесса глобальной регуляризированной оптимизации (см. подраздел 1.5).

3. Полученное грубое поле движения уточняется известными вариационными методами (см. подраздел 1.5)

Идея состоит в том, чтобы на первых двух шагах процедуры независимо совместить смещенные на разные, малые и большие расстояния, фрагменты (может быть разномасштабные). Предполагается, что результатом является настолько надежное начальное приближение поля движения, что не будет требоваться использование процедуры «от грубого к точному».

Особенностью методики из [71] является использования перечисленных трех шагов на каждом уровне пирамиды изображений разного разрешения. Рассмотрим кратко первый шаг процедуры. В [71] предлагается использовать процедуру соответствия характеристик только для ограниченного набора ключевых точек изображения. После удаления схожих векторов удерживается только небольшое число векторов сдвига. Каждый из удержанных векторов используется для формирования ограничений на поток движения, вычисляемый на шаге 2.

В [72] рассматривается целочисленная дискретизация двумерного поля движений. Методика основана на поиске сопряженных фрагментов корреляционным методом, который позволяет грубо (целочисленно) определять параметры векторного поля движений. Дискретизированные подобласти поля движений помечаются соответствующими этим подобластям векторами сдвига. Подход в [194] близок к [72], так как идея состоит в выделении и дальнейшем использовании в качестве начального приближения доминирующих векторов движения. В [194] доминирующие векторы определяются методикой пофрагментного совмещения [222].

Другая, недавно предложенная в [105] методика, использует принцип агрегирования. Алгоритм поиска соответствий используется как составная часть процедуры выбора кандидатов в непрерывном пространстве, затем лучшие кандидаты используются на агрегационном шаге при составлении глобальной модели движения, без привлечения каких-либо вариационных методик для улучшения результата.

1.2 Российская школа обработки изображений

Следует отметить особый вклад в создании отечественных научных школ обработки изображений выдающихся российских ученых: академиков РАН Ю.И. Журавлева и В. А. Сойфера, докторов наук Н. Г.Загоруйко, Л. М. Местецкого, В. П. Пяткина, Б. А. Алпатова, А.Г. Ташлинского, А.Е. Кузнецова, В.В. Еремеева и других.

В большинстве российских публикаций, в отличие от зарубежных, рассматриваются не искусственные, а практические задачи анализа движений изображений. Примером могут служить монографии [231-233]. Практические задачи дают более богатый материал для выбора плодотворных направлений исследований.

Традиционно в российских источниках исследуются возможности корреляционных и других вероятностных методов анализа динамических полей изображений и только не очень большое количество публикаций посвящено градиентным методам.

Особо следует отметить работы А.Г. Ташлинского, в которых применены вероятностные методы, включая аппарат Марковских цепей, для решения задачи восстановления пространственных деформаций последовательностей изображений, заданных на многомерных сетках [234]. В указанном источнике синтезированы оптимальные алгоритмы оценивания параметров межкадровых пространственных деформаций гауссовских изображений, наблюдаемых на фоне помех. Разработаны и исследованы квазиоптимальные неадаптивные алгоритмы оценивания межкадровых сдвигов, ориентированные на реализацию в системах реального времени, а также псевдоградиентные алгоритмы, позволяющие оценивать параметры пространственных деформаций изображений больших размеров в условиях априорной неопределенности.

1.3 Выбор направления исследований

Приведенный обзор источников показывает, что методы, основанные на анализе пространственно-временного градиента изображения, наиболее подходят для решения задачи идентификации параметров движения яркостных объектов, рассматриваемой в данной работе. Однако эта группа методов также не свободна от недостатков.

Очевидным недостатком методов этой группы является необходимость вычисления производных изображения в пространстве и времени. Такая операция, как хорошо известно, усиливает шумы, имеющиеся в видеосигнале. Другим недостатком, как показано в параграфе 1.2.1, является их работоспособность только при малых начальных относительных смещениях изображений (единицы пикселей).

Варианты градиентного метода, известные из доступных публикаций, встречают серьезные трудности при совмещении изображений, полученных в различных спектрах, а также при достаточно больших вариациях ракурса съемки. Затруднения являются следствием отсутствия надежных критериев достоверности и точности совмещения изображений для этих случаев. В качестве критериев чаще всего используется интегральная среднеквадратичная или средняя по модулю разность изображений [235]. Но в реальных задачах, как показала практика, такие критерии не всегда работают удовлетворительно.

Ниже рассматриваются подходы, предложенные в российских источниках, которые в значительной мере лишены перечисленных выше недостатков.

Регуляризация с использованием фундаментальной матрицы

Градиентная группа методов вычисления оптического потока, обзор иностранных источников по которой дан в разделе 1.2.1, развивается и российскими исследователями. В [236] предложен метод регуляризации на основе использования фундаментальной матрицы, определяющей положение эпиполярных сечений на двух изображениях наблюдаемой сцены, полученных с различных точек съемки (при различном ракурсе съемки), например, на двух последовательных кадрах при съемке с подвижной платформы. Но такая регуляризация применима только к статическим сценам, то есть к сценам без движущихся объектов. Поэтому этот вариант не подходит для решения рассматриваемой в отчете задачи обнаружения движущихся объектов.

Регуляризация с использованием функционалов (метод функционализации)

В [237-242] предложен и развит метод регуляризации оптического потока с использованием специального вида функционалов, определяемых на изображениях. Метод назван в [239] методом функционализации параметров изображений, или кратко методом функционализации (МФ метод). Один из вариантов метода состоит в использовании в качестве функционала, определяемого на обрабатываемых изображениях, обобщенной функции. Такой подход позволяет снять недостатки градиентных методов, связанные с необходимостью вычисления пространственных производных от анализируемых изображений, представляемых ФРО.

Показано [243-244], что МФ метод позволяет совмещать изображения объектов при больших смещения (до 100 пикселей и более), а также изображения, полученные в различных спектрах. В рамках метода оказалось возможным выработать надежные критерии достоверности и точности совмещения изображений. Метод отличается повышенной точностью и робастностью.

1.4 Базовая структура исследуемой ИИС ИПДИ

Предметом исследования в рамках данной работы являются блоки ПП, ВУ, БД приведенной на рисунке 1.1 общей структуры ИИС [246] идентификации параметров движения изображений и их модификация с целью повышения характеристик быстродействия и точности ИИС. Приведенная структура принята за основу при построении частных ИИС ИПДИ.

На рисунке 1.1:

- ПЦЗ постановщик целевой задачи;
- СФВД система формирования выходных данных;
- СУРР система управления режимами работы ИИС;
- СУД система управления движением платформы ИИС;
- Р₁, Р₂- регуляторы СУД по каналам 1 (ориентации) и 2 (скорости);
- ИЭ1, ИЭ2 исполнительные элементы СУД;
- ДПОП датчики пространственной ориентации платформы;
- ДСДП –датчики скорости движения платформы;
- ДЗЯО дистанционно зондируемый яркостной объект;
- ОС оптическая система;
- ПИ фоточувствительный приемник изображения;
- АЦП аналого-цифровой преобразователь;
- ОЗУ оперативное запоминающее устройство;
- БД база данных;
- ПП препроцессор;
- ВУ вычислительное устройство;



- $B(\mathbf{x}(t))$ яркостное поле;
- $E(\mathbf{x}(t))$ функция распределения освещенности фокальной плоскости;
- U(x(t))- аналоговые сигналы на выходе ПИ;
- N(x(t)) видеоданные;
- *b*_{*i*,*j*}, *p*_{*i*,*j*} коэффициенты уравнения ОП;
- -v(x(t))-оценка векторов скорости движения изображения.

Рисунок 1.1 – Структурная схема ИИС ИПДИ в составе информационно-управляющей системы зондирования яркостных объектов

В современных системах наблюдения изображение, которое представляется функцией распределения освещенности (ФРО) фокальной плоскости (ФП) изобразительной системы (ИС), преобразуется оптико-электронными преобразователями (ОЭП) в цифровую форму в виде структурированных по времени и пространственным координатам наборов видеоданных (кадров видеоданных) и регистрируется на физических носителях: ОЗУ на рисунке 1.1. ОЭП представлен блоками ПИ + АЦП.

Выводы и перспективы

Выше проведен обзор публикаций, посвященных построению оптического потока – поля движения динамических изображений, создаваемых проективным отображением подвижной трехмерной сцены, наблюдаемой оптикоэлектронными системами стационарного или бортового базирования. Изложены основные принципы моделирования и вычисления оптического потока, классифицированы основные аспекты и существующие методы вычислений. Проведена систематизация, определены области применимости и ограничения на каждый класс методов вычисления поля движений.

В проведенном обзоре представлены основные направления исследований по улучшению существующих методов и методик построения оптического потока. Эффективность этих методов исследуется с привлечением эталонов «изображение динамической сцены – оптический поток» типа предоставляемых Мидлбери (Middlebury) в [55], где даются эталоны динамических сцен, как с медленными, так и быстрыми движениями, приводящими к значительным перемещениям изображений объектов в последовательных кадрах, предлагаются возможности умеренного динамического изменения освещенности сцен. Однако, главная польза от использования указанных эталонов, состоит в том, что они позволяют моделировать особые ситуации, в которых известные методы терпят фиаско, и таким образом открываются новые перспективные направления исследований. Особые трудности вызывает задача совмещения значительно смещенных изображений, а также задача обнаружения и отслеживания изображений быстро движущихся малоразмерных объектов на сложно структурированном фоне. В решении отмеченных задач вариационные методы приводят к алгоритмам высокой вычислительной сложности, которые в реальном времени могут быть реализовано только с привлечением многопроцессорных вычислительных кластеров. Это недопустимо при создании образцов инновационной техники. Поэтому исследования должны быть сфокусированы на разработке не вариационных, а вычислительно приемлемых, оптимизационных методов и алгоритмов. Заметим, что задача совмещения изображений при больших смещениях сближает градиентные методы, основанные на использовании уравнения ограничения изменения яркости, и методы, основанные на поиске соответствий в характеристиках изображений. Однако попытки комбинирования этих двух методов пока нельзя считать успешными, поскольку приводят к получению не робастных решений.

Другую значительную трудность представляет проблема окклюзий. Особую проблему представляют большие окклюзии. Но эта проблема касается не только обработки видеоинформации, но и любой информации, получаемой при проведении наблюдений за динамическими трехмерными сценами, активными или пассивными средствами. На проблеме окклюзий должно быть сосредоточено особое внимание при дальнейших исследованиях, выходящих за рамки данной работы. Представляется, что здесь перспективно направление, связанное с пространственной адаптацией градиентных методов.

Главной проблемой остается проблема снижения затрат вычислительных ресурсов в ИИС ИПДИ. В реальных задачах требуется обнаруживать движущиеся объекты на изображениях высокой размерности (сотни мегабайт и гигабайты). Поэтому необходимо разрабатывать методы оценки оптического потока, минимально привлекающие вариационные методы, показавшие свою вычислительную сложность, и не позволяющие естественным образом распараллеливать вычисления.

Проведенный обзор показывает, что перспективным направлением в достижении поставленной в диссертации цели, является метод функционализации параметров изображений. Этот метод будет положен в основу разработки частных структур ИИС ИПДИ.

69

2 МЕТОД АНАЛИЗА ПОЛЯ СКОРОСТЕЙ ДИНАМИЧЕСКОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ

В разделе использован материал авторских публикаций [241, 253, 254, 257].

2.1 Градиентные методы совмещения изображений

Задача анализа ОП на основе использования цифровых видеоданных, которые по определению дискретизированы как по амплитуде, так и во времени (покадровое представление видеоданных), не может быть решена иначе как через решение задачи совмещения изображений в кадровой последовательности. Как показано в разделе 1, наиболее перспективными методами совмещения изображений являются методы градиентной группы. В связи с этим проведенные в диссертации исследования связаны именно с развитием градиентного метода совмещения изображений.

В градиентных методах оценки ОП получают как решение системы дифференциальных [62, 247], либо алгебраических [63, 248, 249] уравнений, коэффициентами которых являются оценки изменений анализируемых изображений по времени и пространству. Далее такие системы уравнений будем называть «базисными системами».

2.2 Модель динамического изображения

Путь на картинной плоскости (КП) изобразительной системы (ИС) задана декартова система координат Oxy, в которой функция распределения освещенности (ФРО) E(x, t)КП наблюдается на односвязной области $\mathfrak{D} \subset \mathbb{R}^2$ на временном интервале **T** (**T** = $[t_0, t]$; **T** $\subset \mathbb{R}^1_+$):

$$E(\mathbf{x}, t): \mathfrak{D} \times \mathbf{T} \Rightarrow \mathbf{R}^{1}_{+}, \qquad (2.1)$$

где $x = (x, y); x \in \mathfrak{D}; t \in \mathbf{T}.$

Реальные изображения таковы, что их ФРО ограничены и дифференцируемы почти всюду по всем своим аргументам. Изображение (2.1) предполагается динамическим, то есть на интервале **T** происходит эволюция ФРО в области **D**.

Для анализа динамических изображений выделим на \mathfrak{D} односвязную подобласть Θ , положение которой фиксировано на \mathfrak{D} . Изображение, попадающее на Θ в момент времени*t*, назовем «*t*-кадром» изображения. Обозначим его как

$$E^{\Theta}(\boldsymbol{x},t) = \chi^{\Theta} \cdot E(\boldsymbol{x},t), \qquad (2.2)$$

где χ^{Θ} – характеристическая (индикаторная) функция подобласти Θ .

Рассмотрим класс динамических изображений, в котором каждый *t*-кадр может быть получен из некоторой "исходной" ФРО $E(\mathbf{x}, t_0)$ преобразованием сдвига ее точек **x** на вектор $\mathbf{s}(\mathbf{x}, t)$ индивидуальный для каждой точки:

$$E^{\Theta}(\boldsymbol{x},t) = \chi^{\Theta} \cdot (1+\gamma(t)) E(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{s}(\boldsymbol{x},t),t_0), \qquad (2.3)$$

$$\boldsymbol{s}(\boldsymbol{x},t) = \int_{t_0}^t \boldsymbol{v}(\boldsymbol{x} - \boldsymbol{s}(\boldsymbol{x},\lambda),\lambda) \, d\lambda \,, \qquad (2.4)$$

где $x \in \Theta$; x = (x, y); $(\gamma(t) > -1)$ – помеха типа изменение освещенности наблюдаемой сцены; $s(x, t) = (s_x(x, t), s_y(x, t))$ – сдвиг к моменту времени *t* точки исходной ФРО, которая в момент времени *t* «пришла» в точку *x*; $s(x, t_0) =$ **0**; **0** = (0,0); v(x, t) – оптический поток:

$$\boldsymbol{v}(\boldsymbol{x},t) = \left(\boldsymbol{v}(\boldsymbol{x},t), \boldsymbol{u}(\boldsymbol{x},t)\right); \, \boldsymbol{v}(\boldsymbol{x},t) \colon \mathbf{R}^2 \times \mathbf{T} \Longrightarrow \mathbf{R}^2 \,. \tag{2.5}$$

Систему уравнений (2.3, 2.4) назовем уравнением движения изображения.

Конкретный вид оптического потока (2.5) определяется видом наблюдаемой сцены, условиями наблюдения и характеристиками изобразительной системы.

В практических задачах компоненты вектор-функции *v* ограничены и дифференцируемы почти всюду. Условия непрерывности преобразования (2.3, 2.4) нарушаются при наличии разрывов в оптическом потоке. Как следствие, возможно появление неопределенности ФРО *t*-кадра в окрестности точек разрыва. Разрывы оптического потока имеют место, например, при наличии окклюзий (occlusion): отличий от кадра к кадру, выражающихся в заслонении (загораживании, затенении) одних объектов наблюдаемой 3D сцены другими. Окклюзии могут быть связаны как с наличием в сцене движущихся объектов, так и изменением от кадра к кадру ракурса съемки данной сцены. Для корректного описания динамического изображения с окклюзиями соотношений (2.3, 2.4) недостаточно. Изображение $E^{\Theta}(x, t)$ должно быть корректно доопределено в точках, где значениям ФРО $E^{\Theta}(x, t)$ невозможно сопоставить точку исходной ФРО $E(x, t_0)$. Правила доопределения различны в различных приложениях и зависят от конкретных условий решаемых задач.

В случае, когда на каждом *t*-кадре последовательности изображений векторфункцияv(x, t) удовлетворяет условиям Липшица [255], уравнение движения изображения (2.4) может быть преобразовано к эквивалентной системе обыкновенных дифференциальных уравнений:

$$\frac{d\mathbf{s}(\mathbf{x},t)}{dt} = \mathbf{v}(\mathbf{x} - \mathbf{s}(\mathbf{x},t),t); \ \mathbf{s}(\mathbf{x},t_0) = \mathbf{0}; \ \mathbf{x} \in \mathbf{0}.$$
(2.6)

Система (2.3, 2.6), в силу единственности ее решений [255], определяет оператор непрерывного отображения некоторой подобласти исходного изображения $E(\mathbf{x}, t_0)$ на текущий кадр $E^{\Theta}(\mathbf{x}, t)$. Такое отображение соответствует композиции преобразований сдвига и деформации исходного изображения $E(\mathbf{x}, t_0)$.

2.3 Обобщенное уравнение оптического потока

Для получения ОУ ОП, связывающего измеримые характеристики изображения с параметрами его движения [239], выделим на *t*-кадре односвязную подобласть (далее окно) анализа D с границей $\Gamma(D)$ без особенностей и определим на ней линейный функционал вида:
$$F(E^{\Theta},t) = \iint_{D} K(\boldsymbol{x}) E^{\Theta}(\boldsymbol{x},t) d\boldsymbol{x} d\boldsymbol{y}, \qquad (2.7)$$

где функция веса K(x), заданная на области анализа D, финитна [261] то есть, непрерывна, ограничена и дифференцируема почти всюду по всем своим аргументам.

При этом выполняется:

$$K(\mathbf{x}): \ \mathbf{R}^2 \Longrightarrow \mathbf{R}^1, \ \forall \mathbf{x} \notin (D \setminus \Gamma(D)) (K(\mathbf{x}) = 0).$$
(2.8)

Функционал (2.7) назовем *основным функционалом метода*. С учетом (2.3) функционал (2.7) преобразуется к виду:

$$F(E^{\Theta}, t) = \iint_{D} K(\mathbf{x}) \, \chi(\mathbf{\Theta}) E(\mathbf{\sigma}, t) dx dy, \qquad (2.9)$$

где $\boldsymbol{\sigma} = \boldsymbol{x} - \boldsymbol{s}(\boldsymbol{x}, t); \ \boldsymbol{\sigma} = (\sigma_x, \sigma_y).$

Везде далее, когда это не приводит к недоразумениям, характеристическая функция χ^{Θ} в записи функционалов опускается.

Вычислим полную производную по времени функционала (2.9) в силу уравнения движения изображения (2.4), тогда получим:

$$\dot{F}(E^{\Theta},t) = \iint_{D} K(\boldsymbol{x}) \nabla \left(E(\boldsymbol{\sigma},t) \right) \boldsymbol{\nu}(\boldsymbol{\sigma},t) dx dy + \iint_{D} K(\boldsymbol{x}) E_{t}(\boldsymbol{\sigma},t) dx dy, \quad (2.10)$$

где $\boldsymbol{\nu}(\boldsymbol{\sigma},t) = \left(\boldsymbol{\nu}(\boldsymbol{\sigma},t), \ \boldsymbol{u}(\boldsymbol{\sigma},t) \right); \ \boldsymbol{E}_t(\boldsymbol{\sigma},t) = \left. \frac{\partial \boldsymbol{E}(\boldsymbol{\sigma},t)}{\partial t} \right|_{\partial t}$

Во многих приложениях достаточно восстановить значение вектор-функции $v(\mathbf{x}, t)$ для начального момента времени $t = t_{0+}$. В таких случаях:

$$\mathbf{s}(\mathbf{x},t) \xrightarrow{t \to t_{0+}} \mathbf{0}, \nabla (E(\mathbf{\sigma},t)) \xrightarrow{t \to t_{0+}} \nabla (E(\mathbf{x},t_{0+})).$$

При этом основной функционал (2.7) записывается как:

$$F(E^{\Theta}, t_0) = \iint_D K(\boldsymbol{x}) E(\boldsymbol{x}, t_0) d\boldsymbol{x} d\boldsymbol{y}, \qquad (2.11)$$

а производная по времени функционала (2.11), после применения к (2.10) операции интегрирования по частям, с учетом (2.8), принимает вид:

$$\dot{F} = F_{\mathbf{x}}(\boldsymbol{v}) + F(\boldsymbol{v})_{\mathbf{x}} + F_t, \qquad (2.12)$$

где $F_{\mathbf{x}}(\mathbf{v}) = \iint_{D} \nabla (K(\mathbf{x})) \mathbf{v}(\mathbf{x}, t_{0}) E(\mathbf{x}, t_{0}) dx dy,$ $F(\mathbf{v})_{\mathbf{x}} = \iint_{D} K(\mathbf{x}) E(\mathbf{x}, t_{0}) div \mathbf{v}(\mathbf{x}, t_{0}) dx dy,$ $F_{t} = \iint_{D} K(\mathbf{x}) E_{t}(\mathbf{x}, t_{0}) dx dy.$

Соотношение (2.12) и есть искомое *обобщенное уравнение оптического потока*. Функционалы $F_x(v)$, $F(v)_x$, F_t в (2.12) назовем «индуцированные функционалы».

Предлагаемая форма ОУ ОП снимает проблему дифференцирования анализируемого изображения по пространственным координатам, поскольку в выражения для вычисления его коэффициентов входят производные по пространственным координатам функции веса $K(\mathbf{x})$, а не ФРО изображения. Это свойство ОУ ОП соответствует свойству обобщенных функций, позволяющей дифференцирование ФРО $E(\mathbf{x}, t_0)$ в (2.11) заменить дифференцированием финитной функции $K(\mathbf{x})$. Функция $K(\mathbf{x})$ может быть подобрана так, чтобы вычисление ее производных по пространственным координатам вносило минимальные инструментальные погрешности.

2.4 Исследование обобщенного уравнения оптического потока

Для вычисления оптического потока на основе уравнения (2.12) необходимо сформировать систему уравнений достаточную для получения робастного решения. Такую систему будем называть, как было отмечено в разделе 1, базисной системой уравнений.

Здесь рассматривается "локальный" вариант метода функционализации, в соответствии с которым параметры оптического потока вычисляют по отдельности для локальных фрагментов изображения, затем эти параметры объединяют в единый массив ОП. При этом базисная система уравнений формируется для каждого локального фрагмента параметризацией функционала (2.11), например, по времени или пространству, виду функции веса и т.п. Ниже приведен вариант построения базисной системы параметризацией по пространству.

2.4.1 Базисная система уравнений локального варианта метода функционализации

Локальный вариант метода функционализации ориентирован на определение скорости \boldsymbol{v} движения изображения в заданной точке \boldsymbol{x} кадра $E^{\Theta}(\boldsymbol{x}, t_0)$.

В окрестности точки x выделим фрагмент Ξ анализируемого кадра изображения и покроем его системой $\langle D^i \rangle$ окон анализа D^i .

$$\langle D^i \rangle \colon \bigcup_i D^i = \Xi, \quad i \in \mathbf{M}; \ \mathbf{M} = \{1, \dots, M\}, \ M \gg 2.$$

Будем считать, что скорость движения всех точек изображения фрагмента Ξ одинакова (v = const).

На каждом окне D^i системы $\langle D^i \rangle$ построим ОУ ОП вида (2.12) и из них сформируем переопределенную базисную систему из *M* таких уравнений относительно искомых значений $s_x(x,t), s_y(x,t)$. Система в рассматриваемых условиях принимает вид:

$$\dot{\mathbf{F}} = \mathbf{F}_{\boldsymbol{x}}\boldsymbol{v} + \mathbf{F}_{t}, \qquad (2.14)$$

где $\dot{\mathbf{F}} = [\dot{F}^i]$ – матрица столбец; $\mathbf{F}_x = [F^i_\alpha]$ - матрица $(M \times 2), \mathbf{F}_t = [F^i_t];$

$$F^{i} = \iint_{\mathbb{D}^{i}} K^{i}(\boldsymbol{x}) E(\boldsymbol{x}) d\boldsymbol{x} d\boldsymbol{y}; \qquad (2.15)$$

 $F_{\alpha}^{i} = \iint_{\mathbb{D}^{i}} K_{\alpha}^{i}(\boldsymbol{x}) E(\boldsymbol{x}) d\boldsymbol{x} d\boldsymbol{y}, \ \alpha \in \{\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y} \mid \boldsymbol{x} \prec \boldsymbol{y}\}, \ i \in \mathbf{M}, \ \boldsymbol{x} = [\boldsymbol{x} \ \boldsymbol{y}]^{\mathrm{T}},$ (2.16) $\boldsymbol{v}(\boldsymbol{x}, t) = [\boldsymbol{v}(\mathbf{x}, t) \quad \boldsymbol{u}(\mathbf{x}, t)]^{T}.$

Систему (2.14) преобразуем к базисной нормальной системе двух уравнений вида:

$$\mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}}\dot{\mathbf{F}} = \mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}}\mathbf{F}_{\mathbf{x}}\boldsymbol{\nu} + \mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}}\mathbf{F}_{t}.$$
(2.17)

2.4.2 Условия единственности решения базисной системы

Очевидно, что если $\mathbf{F}_t = \mathbf{0}$, то решение базисной системы (2.17) существует и единственно тогда и только тогда, когда матрица $\mathbf{F}_x^{\mathsf{T}} \mathbf{F}_x$ не вырождена. Матрица $\mathbf{F}_x^{\mathsf{T}} \mathbf{F}_x$ по способу своего построения является симметрической, поэтому условие ее вырожденности можно записать в виде:

$$\det(\mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}}\mathbf{F}_{\mathbf{x}}) = \sum_{k \neq i} \left(\mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{i} \mathbf{\Pi}(\mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{k})^{\mathrm{T}}\right)^{2} = 0, \ i, k \in \mathbf{M},$$
(2.18)

где $\mathbf{F}_x^i - i$ -я строка матрицы \mathbf{F}_x ; $\mathbf{\Pi} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$ - матрица преобразования ортогонального поворота.

Из (2.18) следует, что матрица $\mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}}\mathbf{F}_{\mathbf{x}}$ вырождена, если:

а) $\forall i (\mathbf{F}_{x}^{i} = \mathbf{0})$, то есть в фрагментах изображений, попадающих в окна анализа, нет полезной информации, например, когда освещенность всех точек фрагмента практически одинакова (рисунок 2.1);

б) все ненулевые пары $(\mathbf{F}_{x}^{i}, \mathbf{F}_{x}^{k}), i, k \in \mathbf{M}$ линейно зависимы, то есть

$$\forall (i,k) \left(\frac{F_x^i}{F_x^k} - \frac{F_y^i}{F_y^k} \right) = const,$$

Линейная зависимость вектор-строк \mathbf{F}_{x}^{i} и \mathbf{F}_{x}^{k} означает, что уровни постоянного значения градиента освещенности анализируемого изображения представляют собой параллельные прямые и изображение в пределах фрагмента Ξ (апертуры) имеет вид плоской волны освещенности.

Существуют и другие, более экзотические, случаи выполнения соотношения (2.18). Например, случай, когда динамическое изображение представляет собой вращающиеся вокруг своего центра концентрические круги.

На рисунке 2.1 проиллюстрирован результат поиска сопряженных фрагментов на паре реальных космических спектрозональных изображений. *Сопряженными* фрагментами (точками) называются фрагменты (точки) двух изображений, отображающих один и тот же фрагмент (точку) наблюдаемого объекта. Метки на изображении 2.1а отмечают прореженное множество фрагментов, для которых были найдены сопряженные фрагменты на изображении б). Видно, что не покрытые метками области изображения отличаются малой информативностью и наличием линеаментных структур.

Как известно [262], показателем близости матрицы A к вырожденной является число обусловленности матрицы $\mu(A)$. Далее, принимая во внимание, что интересующая нас матрица $\mathbf{F}_x^{\mathrm{T}} \mathbf{F}_x$ имеет диагональное преобладание, будем оценивать число обусловленности как

$$\mu(A) < \frac{\max_{i}|a_{ii}| + \sum_{j \neq i} |a_{ij}|}{\min_{i}|a_{ii}| - \sum_{j \neq i} |a_{ij}|},$$
(2.19)

где a_{ij} – элементы матрицы A размером 2×2.



а) изображение по каналу *R* цветовой модели *RGB* с метками, задающими прореженное поле фрагментов изображения, для которых найдены сопряженные фрагменты на изображении б);
б) изображение по каналу *G* цветовой модели *RGB*,

Рисунок 2.1 – Результаты поиска сопряженных фрагментов на паре реальных космических спектрозональных изображений

Далее будем полагать, что матрица хорошо обусловлена, если

$$\mu(A) < 10.$$
 (2.20)

Проблему, возникающую при выполнении условия (2.18), в литературе принято называть [256] апертурной. Для ее решения предложен "глобальный" вариант градиентного метода [247, 251], но, из-за использования в нем сглаживающей регуляризации (см. раздел 1) он не дает достоверных совмещений в окрестности точек разрыва оптического потока. Поэтому можно утверждать, что до сих пор не существует общих эффективных способов ее точного решения. В общем случае апертурная проблема, очевидно, может быть решена только с привлечением методов искусственного интеллекта (машинного обучения, накопленного знания и т.п.).

2.4.3 Выбор функции веса основного функционала

Вид функции веса K(x) функционала влияет на сложность вычисления как основного (2.7), так и индуцированных функционалов (2.12). Поэтому оптимизируем ее вид по критерию минимальной сложности вычисления коэффициентов ОУ ОП для случая, когда вектор скорости v(x) движения изображения не меняется в границах области Ξ ($\forall x \in \Xi$ (v(x) = const)), то есть движение имеет вид простого сдвига,.

Естественно потребовать, чтобы оптимальная функция веса $K(x) \equiv K(x, y)$ основного функционала:

- отвечала условию (2.8);

- обладала свойством симметрии относительно центра окна анализа;

- обеспечивала минимальную суммарную сложность вычисления функций веса как основного (2.7), так и индуцированных функционалов (2.12), то есть функций вида K(x) и $\nabla(K(x))$.

Последнее требование может быть выполнено, по крайней мере, в двух случаях: когда компоненты функции веса в индуцированных функционалах являются константами, или повторяют в некотором масштабе компоненты функции веса основного функционала. Оговоренным условиям будут соответствовать варианты функции веса в виде пирамиды с линейными или экспоненциальными образующими («линейной» или «экспоненциальной» пирамиды).

Недостаток экспоненциальной пирамиды, как функции веса, в том, что ее значение не обращается в нуль на границе окна анализа. Но на практике всегда можно задать экспоненту и размеры окна анализа так, чтобы интегральное значение этой функции на границе окна анализа была бы пренебрежимо мало.

Остановимся на варианте «линейной» пирамиды (рисунок 2.2). В таком случае функция веса кусочно-линейна.

Прямоугольное окно анализа D, на котором определены функционалы, разделено диагоналями пирамиды на четыре непересекающиеся подобласти $D_{\alpha\beta}$ так, что: $D = \bigcup D_{\alpha\beta}$, α , $\beta \in \{0, 1\}$. При этом функция веса $K(\mathbf{x})$ описывается соотношением (2.21).

$$K_{\alpha\beta}(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{x}\in D) = h\left(1 - \frac{|\boldsymbol{x}|}{a}(1 \oplus \alpha \oplus \beta) - \frac{|\boldsymbol{y}|}{b}(\alpha \oplus \beta)\right), \qquad (2.21)$$

где \oplus - знак арифметической операции «сумма по модулю 2».



Оху – локальная система координат окна *D*; *D*₀₀, ...,*D*₁₁ – секторы (подобласти) *D*: *a*, *b* – половины длин сторон окна анализа*D*. Рисунок 2.2 - Пирамидальная функция веса

ФС уравнение для функционала с функцией веса (2.21) записывается так:

$$\dot{F} = (\Phi_{00} - \Phi_{11})v + (\Phi_{01} - \Phi_{10})u, \qquad (2.22)$$

где $\Phi_{\alpha\beta} = \iint_{D_{\alpha\beta}} K_{\alpha\beta}(\mathbf{x}) E(\mathbf{x}) \, dx \, dy.$

При этом частные производные функции веса приобретают вид:

$$K_{z}(\boldsymbol{x}) = \begin{cases} -\frac{h}{a} \operatorname{sign}(\boldsymbol{x})(1 \oplus \alpha \oplus \beta) - \frac{h}{b} \operatorname{sign}(\boldsymbol{y})(\alpha \oplus \beta), \text{если } \boldsymbol{x} \in D_{\alpha\beta};\\ 0, \text{иначе.} \end{cases}$$
(2.23)

где $z \in \{x, y\}$.

Для наиболее простого частного случая пирамиды: окна анализа квадратной формы и грани пирамиды наклонены под углом 45° к основанию, имеем a = b = h и выражения (2.21) и (2.23) упрощаются до вида

$$K_{\alpha\beta}(\boldsymbol{x} | \boldsymbol{x} \in \mathbf{D}) = h - |\boldsymbol{x}|(1 \oplus \alpha \oplus \beta) - |\boldsymbol{y}|(\alpha \oplus \beta), \qquad (2.24)$$

$$K_{z}(\boldsymbol{x}) = \begin{cases} -\operatorname{sign}(\boldsymbol{x})(1 \oplus \alpha \oplus \beta) - \operatorname{sign}(\boldsymbol{y})(\alpha \oplus \beta), \text{если } \boldsymbol{x} \in D_{\alpha\beta}; \\ 0, \text{иначе.} \end{cases}$$
(2.25)

Понятно, что только в этом частном случае обеспечивается симметричность функции веса: K(x, y) = K(-x, y) = K(x, -y) = K(-x, -y). Такая симметричность желательна, поскольку только в этом случае перемещение точки изображения вдоль одной координатной оси не имеет «преимуществ» перед перемещением вдоль второй координатной оси.

Последние выражения в развернутой форме имеют вид:

$$K_{\alpha\beta}(\boldsymbol{x} | \boldsymbol{x} \in \mathbf{D}) = \begin{cases} h - |\boldsymbol{x}|, \text{если } \boldsymbol{x} \in D_{\alpha\alpha};\\ h - |\boldsymbol{y}|, \text{если } (\boldsymbol{x} \in \mathbf{D}_{\alpha\beta}) \land (\alpha \neq \beta). \end{cases}$$
(2.26)

$$K_{z}(\boldsymbol{x} | \boldsymbol{x} \in \mathbf{D}) = \begin{cases} -\operatorname{sign}(\boldsymbol{x}), \operatorname{если} \boldsymbol{x} \in D_{\alpha\alpha}; \\ -\operatorname{sign}(\boldsymbol{y}), \operatorname{если} (\boldsymbol{x} \in \mathbf{D}_{\alpha\beta}) \wedge (\alpha \neq \beta). \end{cases}$$
(2.27)

Видно, что функции $\Phi_{\alpha\beta}$ из (2.22) вычисляются простым интегрированием ФРО изображения в выделенных подобластях окна анализа, поэтому методические погрешности вычисления коэффициентов ФС уравнения отсутствуют.

Общий недостаток рассмотренной функции веса состоит в том, что, как это видно из рис. 2.2, при вычислении функционалов по каждой из координат используется видеоинформация только из половины площади окна анализа. При этом перемещения точек изображения вдоль оси Ox в областях D_{01} и D_{10} , а также вдоль оси Oyв областях D_{00} и D_{11} не изменяют значение функционала, то есть такие движения остаются «не замеченными». Кроме этого, проекция ребер пирамиды на окно анализа *D* «разрезает» некоторые пиксели окна, чем затрудняет учет их вклада в значения функционалов.

Мультипликативная функция веса K(x) в виде произведения двух составляющих (рисунок 2.3), заданных на окне анализа D (2.28), снимает отмеченные недостатки пирамидальной функции веса:

$$K(\boldsymbol{x}) = K(\boldsymbol{x}) \cdot K(\boldsymbol{y}), \qquad (2.28)$$

где, для случая a = b = h, K(x) = h - |x|; K(y) = h - |y|;

a, b – половины длин сторон окна анализа по осям Ox и Oy соответственно; h = max(K(x)) = max(K(y)).

Коэффициенты ОУ ОП (индуцированные функционалы) для этого случая имеют вид:

$$F_{x} = \iint_{D} \left(-sign(x)\right) K(y) E(x) \, dx \, dy, \qquad (2.29)$$

$$F_{y} = \iint_{D} \left(-sign(y)\right) K(x)E(x) \, dx \, dy. \tag{2.30}$$



а) – составляющие K(x) и K(y), мультипликативной функция веса K(x) (2.26) в виде поверхностей двух трехгранных призм

б) – визуальное представление производной $\partial K(x)/\partial x$;

в) – визуальное представление производной $\partial K(x)/\partial y$.

Рисунок 2.3 – Мультипликативная функция веса и ее производные

Основной функционал, при использовании в нем рассмотренных выше функций веса, обладает свойствами подавления высокочастотных составляющих

контрастно-частотного спектра (КЧС) изображения. Поэтому параметры функции веса $K(\mathbf{x})$, которыми являются размеры окон анализа и высота пирамиды (рисунок 2.2) или призмы (рисунок 2.3), должны быть оптимизированы под конкретные цели решаемых задач анализа динамических изображений.

В дальнейших компьютерных экспериментах будет использоваться мультипликативная функция веса как обладающая отмеченными преимуществами в сравнении с пирамидальной функцией веса.

2.4.4 Влияние случайного аддитивного шума на погрешность ИИС ИПДИ

Оценим влияние случайного аддитивного шума, присутствующего в видеосигнале, на погрешность ИИС ИПДИ при вычислении методом функционализации оценки скорости движения изображения. Будем считать, что $\mathbf{F}_t = \mathbf{0}$, $\boldsymbol{v} = const$. При указанных допущениях основной функционал (2.7) принимает вид:

$$\tilde{F} = \iint_{D} K(\boldsymbol{x})\tilde{E}(\boldsymbol{x},t) \, d\boldsymbol{x} d\boldsymbol{y}, \qquad (2.31)$$

где $\tilde{E}(\mathbf{x},t) = E(\mathbf{x}) + h(\mathbf{x},t)$ – видеосигнал; $E(\mathbf{x})$ – изображение без шума; $h(\mathbf{x},t)$ – случайная функция шума.

Положим, что случайные функции E(x), h(x,t) эргодичны и взаимно не коррелированы. Будем считать также, что случайная функция шума h(x,t)имеет равное нулю математическое ожидание и выполнены условия дифференцируемости ее реализаций (в обобщенном смысле) по всем своим аргументам.

Построим на покрытии $\langle D^i \rangle$ окрестности некоторой точки**х** кадра изображения $E^{\Theta}(\mathbf{x}, t)$ базисную систему уравнений вида (2.17):

$$\widetilde{\mathbf{F}}_{\boldsymbol{X}}^{\mathrm{T}}\widetilde{\mathbf{F}} = \widetilde{\mathbf{F}}_{\boldsymbol{X}}^{\mathrm{T}}\widetilde{\mathbf{F}}_{\boldsymbol{X}}\widetilde{\boldsymbol{\nu}}.$$
(2.32)

где $\tilde{\boldsymbol{v}} = \boldsymbol{v} + \Delta \boldsymbol{v}; \quad \tilde{\boldsymbol{v}} = [\tilde{\boldsymbol{v}} \ \tilde{\boldsymbol{u}}]^{\mathrm{T}}$ - вектор-столбец оценки вектора скорости $\boldsymbol{v};$ $\Delta \boldsymbol{v} = [\Delta \boldsymbol{v} \ \Delta \boldsymbol{u}]^{\mathrm{T}}$ - вектор-столбец оценки погрешности вектора скорости \boldsymbol{v} .

В (2.32) компоненты матриц $\dot{\mathbf{F}}$ и $\mathbf{\tilde{F}}_{x}$ имеют вид аналогичный (2.15), (2.16) с той разницей, что в функционалах (2.15) и (2.16) изображение $E(\mathbf{x})$ заменено на видеосигнал $\tilde{E}(\mathbf{x}, t)$

Так как $\dot{F}^i \equiv F_x^i v + F_y^i u$, то первое уравнение базисной системы (2.14) запишется в виде:

$$\sum (H_t F_x + H_t H_x) = v \sum (H_x)^2 + \Delta v \sum (\tilde{F}_x)^2 + v \sum (F_x H_y) + u \sum (F_x H_y + H_x H_y) + \Delta u \sum (F_x F_y + H_x H_y + F_x H_y + F_y H_x), \quad (2.33)$$

где $H^i_{\alpha} = \iint_{D_i} K^i_{\alpha}(\mathbf{x}) h(\mathbf{x}, t) dxdy, \quad \alpha \in \{x, y\}; H^i_t = \iint_D K^i(\mathbf{x}) h_t(\mathbf{x}, t) dxdy.$

В (2.33) суммирование ведется по всем окнам покрытия $\langle D^i \rangle$.

Второе уравнение базисной системы имеет аналогичный вид.

Примем, что величины \tilde{F}_x^i и \tilde{F}_y^i , рассматриваемые как случайные функции номера окна анализа в покрытии $\langle D^i \rangle$, не коррелированы, и что также не коррелированы случайные функции H_x^i и H_y^i . Тогда правдоподобно, что если количество окон анализа в покрытии $\langle D^i \rangle$ неограниченно возрастает и размеры окна анализа достаточно велики (для выполнения гипотезы об эргодичности ФРО изображения), то левая часть и все коэффициенты во второй строке правой части (2.33) обращаются в нуль. Оценка погрешности вектора скорости при этом принимает вид:

$$\Delta \boldsymbol{v} \simeq -\mathbf{NSR}_{\boldsymbol{x}} \boldsymbol{v}; \tag{2.34}$$

где $NSR_x = [NSR_x, NSR_y]$ – вектор-строка отношения шум/сигнал (*Noise to Signal Ratio*);

$$NSR_{\chi} = \frac{\Sigma(H_{\chi})^2}{\Sigma(\tilde{F}_{\chi})^2} , NSR_{\gamma} = \frac{\Sigma(H_{\gamma})^2}{\Sigma(\tilde{F}_{\gamma})^2}.$$
(2.35)

Из (2.34) следует, что оценка вектора скорости движения изображения смещенная и вектор смещения противоположен по направлению вектору измеряемой скорости. Этот вид погрешности можно назвать «скоростной ошибкой».

Как следует из (2.35), скоростная ошибка по направлению осей Ox, Oy уменьшается при увеличении полной квадратичной вариации изображения, характеризующей разнообразие изображения по направлению этой же оси.

Из соотношения (2.35) вытекает также, что скоростная ошибка может быть сведена к нулю, если измеряемую скорость устремить к нулю, то есть применить компенсационный метод измерения. Компенсационный метод может быть реализован за счет организации «синхронно следящего» движения фотоприемной аппаратуры, компенсирующего смещение изображения.

2.5 Исследование свойств алгоритмов совмещения на примере задачи сшивки полос изображений

2.5.1 Задача сшивки полос изображений

Современные КА, предназначенные для дистанционного зондирования Земли, формируют изображения средствами оптико-электронных преобразователей (ОЭП), построенных на основе матриц фоточувствительных приборов с зарядовой связью (ФПЗС). Для обеспечения достаточной ширины полосы захвата в структуре ОЭП предусматривают десятки отдельных матриц ФПЗС. Для исключения наличия «мертвых» зон (участков наблюдаемой поверхности в пределах полосы обзора, не попадающих в поля зрения матриц ФПЗС) все матрицы в составе ОЭП выстраиваются в две линии (рисунок 2.4) в конфигурацию, которую на жаргоне специалистов по ОЭП называют «коленвалом».

M 1] [M 3		M 5	
	M 2] [M 4		M 6

Рисунок 2.4 – Расположение матриц в ОЭП

В такой конфигурации каждая пара смежных матриц в области их смежных краев «перекрывается» на некоторое количество ячеек ФПЗС, порождая взаимное перекрытие полос захвата этих матриц. В процессе съемки изображения маршрута каждая ФПЗС матрица порождает набор *видеоданных*, содержимое которого при визуализации порождает *полосу изображения* (далее - *полосу*). При визуализации полоса изображения от матрицы с номером *i* находится справа от полосы изображения от матрицы с номером *i* находится справа от полосы изображения от матрицы с номером *i*. Эти полосы, в результате взаимного перекрытия полос захвата соответствующих матриц, содержат вдоль своих смежных сторон изображения одних и тех же наблюдаемых объектов, то есть, содержат сопряженные фрагменты. Одна из задач первичной обработки таких изображений состоит в сборке полос изображений в единый кадр, в котором сопряженные фрагменты отсутствуют. Такая задача называется задачей *сшивки* полос.

Собственно сшивка полос изображений состоит в таком сдвиге изображения одной полосы в сторону изображения смежной полосы, в результате которого сопряженные фрагменты изображений оказываются наложенными друг на друга, то есть, совмещенными.

Области изображений двух смежных полос, содержащие все сопряженные фрагменты (и только такие фрагменты), будем называть *швом*. На практике шов характеризуется изменчивостью своей ширины. Поэтому не существует единого для всех строк изображения вектора s = const, задающего сдвиг каждой строки одной полосы изображения в сторону смежной полосы, при котором все сопряженные фрагменты будут совмещены. Вектор сдвига строк изменяется от строки к строке по обеим своим координатам, то есть, это вектор $s(y) = (s_x(y), s_y(y))$, где $s_x(y)$ ориентирована вдоль строк изображения. Отдельный такой вектор будем называть *вектором сшивки*. Отметим, что изменчивость $s_y(y)$ порождает различия в масштабах отображения объектов в двух полосах изображения, что осложняет процесс сшивки полос.

Изменчивость векторов сшивки связана прежде всего с изменением ориентации ФПЗС матриц по отношению к проекции на фокальную плоскость вектора V скорости движения ИС (рисунок 2.5), в результате чего изменяется ширина перекрытия полос захвата смежных матриц.

На рисунке 2.5 w_i показывает ширину перекрытия полос захвата смежных матриц с номерами *i* и *i* + 1.

Учитывая трудоемкость вычисления отдельного вектора s(y), а также незначительную изменчивость вектора сшивки s(y) при переходе к соседним строкам изображения, нецелесообразно вычислять векторы s(y) для всех строк изображения методом поиска сопряженных фрагментов. Достаточно вдоль данного шва вычислить некоторое множество $\{s(y)\}$ векторов сшивки, равномерно распределенных вдоль шва. Это множество, упакованное в некоторую структуру данных или в файл, будем называть *протоколом сшивки* (ПС) данной пары полос. В процессе собственно сшивки полос необходимо вычислять векторы сшивки для каждой строки одной из полос. Такие векторы для строк, не отображенных в ПС, могут быть вычислены интерполяцией по известным векторам «привязанным» к двум строкам, ближайшим к данной строке.



Рисунок 2.5 – Изменчивость ширины швов при изменении угла рыскания

Как с теоретической, так и с практической точек зрения представляет интерес оценка точности вычисления ПС полос, а также устойчивость алгоритмов

сшивки к возможным помехам в видеосигнале. Некоторые результаты исследования точности алгоритма сшивки, основанного не методе функционализации, приведены в работе [257].

2.5.2 Организация экспериментов с использованием ИИС ИПДИ

Для оценки точности алгоритмов сшивки необходимо знать истинные параметры исследуемого шва. Поэтому исследования проводились над искусственно созданным разрезом реального космического изображения (рисунок 2.6), которое считалось идеальным: не содержащим шумов. На рисунке 2.6 показан принцип формирования двух смежных полос изображения. Левая полоса «вырезалась» из исходного изображения двумя границами, задаваемыми вертикальными прямыми (рисунок 2.6а). Поэтому левая полоса сохраняет геометрию исходного изображения. Правая полоса вырезалась граничными линиями, описываемыми затухающими гармоническими колебаниями (2.36), но в качестве сшиваемой полосы ее границы строго вертикальны (рисунок 2.6а, 2.6б). То есть, в изображении правой полосы, как исходной для алгоритма сшивки, геометрия исходного изображения значительно искажена, что видно из сравнения изображений на рисунках 2.6а и 2.66. Поэтому в данном случае задача сшивки полос – это, в том числе, задача восстановления геометрии изображения.

$$s_x(y) = -36 + Ae^{-ky}\cos(\omega y),$$
 (2.36)

где k = 0,00002, $\omega = 4\pi \cdot 10^{-5}$, 36 – типичное проектное перекрытие смежных краев матриц ФПЗС в структуре «коленвал» (рисунок 2.4), выраженное количеством ячеек матриц; A = 6; y – номер строки изображения.



 а) – взаимное расположение двух полос на исходном изображении;

 б) – подготовленные для сшивки полосы изображения.

Рисунок 2.6 – Формирование полос изображения для сшивки Использованные параметры колебаний в (2.36) как по амплитуде, так и по скорости изменения $s_x(y)$ превышают соответствующие параметры реальных швов космических изображений, получаемых КА типа «Ресурс».

На рисунке 2.5 угол между вектором V_2 и нормалью к изображению матрицы – это *угол сноса* изображения. Отклонение угла сноса от 0 порождает в формируемом изображении поперечный смаз. Отсутствие поперечного смаза возможно только при условии, когда каждый элементарный пучок лучей лучистой энергии перемещается по поверхности ФПЗС матрицы строго в границах

одного и того же столбца ПЗС ячеек: угол сноса равен 0. В таких случаях формируемый реальный шов будет на протяжении всего изображения иметь постоянную ширину $s_x(y) = 36$ [пикс.]. Поэтому в экспериментах в процессе вырезания «кривой» полосы в изображения новых пикселей добавлялся смаз, пропорциональный текущему отклонению $\Delta s_x(y)$ ширины формируемого шва от значения 36 (2.34).

При использованных в процессе моделирования параметрах значению, например, $\Delta s_x(y) = 10$ соответствует смаз каждого пикселя обеих полос равный примерно 10/3 пикселям. Поэтому для увеличения степени адекватности искусственно вырезанных полос реальным полосам изображений все строки исходного изображения перед вырезкой полос пересчитывались с целью внесения в изображения соответствующих смазов, изменяющихся от строки к строке по закону $\Delta s_x(y)/3$. При этом новые пиксели вычислялись как свертки по $1 + \Delta s_x(y)/3$ пикселям исходного изображения. В зависимости от текущего знака выражения $\Delta s_x(y) = Ae^{-ky} \cos(\omega y)$ окно свертки располагалось либо левее, либо правее соответствующего пикселя исходного изображения.

Для моделирования аддитивного шума к кодам $\tilde{E}(x, y)$ яркостей «смазанных» пикселей добавлялись случайные значения ΔE (рис. 2.7), формируемые средствами встроенного в язык программирования генератора псевдо случайных числовых последовательностей с равномерным законом распределения на интервале [-M; M] и с математическим ожиданием равным 0. Использовались значения $0 \le M \le 100$ [емр] (единиц младшего разряда) кода яркости. Шум добавлялся в полосы после их «вырезания». Такая последовательность действий формирует разные привнесенные шумы в сопряженные фрагменты изображений.

Е.Ю. Чекотило в своей диссертационной работе [266] и в работах [258-260] показала, что разные по сюжетам изображения типа «река», «город», «горы» характеризуются существенно различными оценками усредненных автокорреляционных функций. Это значит, что разные типы изображений имеют существенно различные вероятностные характеристики. Понятно, что алгоритмы обработки изображений должны обладать робастностью к подобным изменениям характеристик изображений. Поэтому для экспериментов были выбраны изображения, содержащие в себе разнообразные сюжеты, попадающие в вырезаемые полосы изображений (рисунок 2.8): поля, горы, населенные пункты.



a) *M* = 0; б) *M* = 50; в) *M* = 100
Рисунок 2.7 – Примеры зашумленных изображений сшиваемых полос

Рисунок 2.8 – Примеры различных сюжетов в обрабатываемом изображении: горы, населенные пункты

В процессе вырезания полос изображений для последующей их сшивки совместно обрабатывались два изображения: сформированное смазанное и затем зашумленное и соответствующие полосы исходного «идеального» изображения. Вычислялись два параметра: среднеквадратичная ошибка (СКО) (RMSE - rootmean-square error) и отношение пикового уровня сигнала к шуму (PSNR – peak signal-to-noise-ratio). Использовались выражения:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{y=0}^{m-1} \sum_{x=0}^{n-1} |E(x, y) - N(x, y)|^2},$$
(2.37)

$$PSNR = 20 \log_{10}(1023/RMSE), (2.38)$$

где (x, y) – координаты пикселей двух изображений; E – исходное «идеальное» изображение; N – сформированное смазанное и зашумленное изображение;

m, *n* – размеры фрагментов изображений; 1023 – максимальное значение 10битного кода пикселя, используемого в рассматриваемых космических изображениях.

Значения всех параметров ($A, k, \omega, M, RMSE, PSNR$) записывались в имена формируемых файлов с «вырезанными» полосами изображений, что позволяло на этапе сшивки вычислять истинные значения ширины шва и на этой основе вычислять статистику по точности восстановления шва и другие параметры.

2.5.3 Основные параметры использованных изображений

Приведенные далее результаты вычислительных экспериментов получены при варьировании параметров шумов и параметров алгоритмов сшивки полос для двух исходных изображений I_1 и I_2 от разных космических аппаратов. Исходные «идеальные» изображения существенно отличаются по качеству. На рисунке 2.9 приведены гистограммы яркостей пикселей этих изображений в границах швов с указанием среднего значения яркости и ее СКО.



а) – гистограмма яркости исходного изображения *I*₁ в области шва;
б) - гистограмма яркости исходного изображения *I*₂ в области шва.
Рисунок 2.9 – Нормализованные по высоте гистограммы яркостей изображений

Гистограммы нормализованы приведением их максимального значения к фиксированной высоте на графике. Вертикальные прямые задают граничные значения интервалов [$\mu - 3\sigma$, $\mu + 3\sigma$], где μ , σ – среднее значение яркости и ее СКО.

Таблица 2.1 содержит вероятностные характеристики исходных изображений в области вырезаемых швов.

	μ	σ	3σ	$[\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$	Строк	Сшивок на шов
I_1	194,18	48,56	145,68	[48,50 339,86]	36000	720
<i>I</i> ₂	246,46	49,33	147,99	[98,01 394,45]	114000	2280

Таблица 2.1 – Параметры использованных «идеальных» изображений

В экспериментах области анализа смещались с шагом 50 строк изображения, то есть на каждые 50 строк приходилась попытка поиска и совмещения сопряженных фрагментов. Такой интервал обеспечивает получение «плотного» набора векторов сшивки. Для получения сшивки высокого качества с субъективной визуальной точки зрения достаточно вычислять векторы сшивки с плотностью 1 вектор на 200 и более строк.

В таблице 2.1 указаны количества строк в обработанных изображениях и соответствующие им количества попыток сшивки на один шов. Такие числа обеспечивают получение достаточно репрезентативных выборок для оценки статистических параметров вычисляемых векторов сшивки. Отметим, что увеличение частоты попыток сшивки (уменьшение шага смещения области анализа) изменяет приведенные результаты несущественно.

При оценках информативности изображений в целом в виде оценок полной вариации изображений в границах швов обрабатываются примерно 2,5 миллиона пикселей для изображения I_1 и примерно 8,2 миллиона пикселей для изображения I_2 , что также достаточно для получения репрезентативной выборки.

Как было отмечено выше, рассматриваются изображения, в которых коды яркостей пикселей 10-битные: изменяются на интервале [0, 1023]. Поэтому оба изображения не отличаются высоким качеством: динамический диапазон яркостей изображений составляет около 1/3 проектного диапазона. Следовательно, изначальные параметры изображений являются далеко не самыми оптимальными для алгоритмов их обработки.

2.5.4 Влияние случайного аддитивного шума в изображениях

Для достижения демонстрируемых далее результатов был использован усложненный вариант основного функционала в форме нелинейного «дифференциального нормированного» функционала с мультипликативной функцией веса (2.28):

$$\Phi_L^{(ij)} = \left(N_L^{(ij)}\right) \, (G_L)^{-0.5} \,, \tag{2.39}$$

где $N_L^{(ij)} = F_L^i - F_L^j; \ F_L^\beta = \iint_{D_L^\beta} K^\beta(\mathbf{x}) E_L(\mathbf{x}) \ dx \ dy, \ (\beta \in \{i, j\});$

 $G_L(\tilde{E}) = \sum_{(i,j)\in\Psi} \left(N_L^{(ij)}\right)^2$; (i,j) – пара номеров окон анализа, имеющих не пустое взаимное пересечение, в системе окон $\langle D^i \rangle$, покрывающих области анализа.

Выбор такого функционала, отличающегося значительным усложнением по сравнению с функционалом (2.22), связан с тем, что в реальных швах изображения двух экземпляров сопряженных фрагментов формируются разными матрицами ФПЗС, ПЗС ячейки которых могут существенно различаться своими передаточными характеристиками преобразования световой энергии в электрические сигналы. Более того, такими различиями могут характеризоваться даже ПЗС ячейки соседние в составе матрицы. Такие различия могут приводить к существенным различиям в яркости как двух изображений сопряженных фрагментов, так и в яркости соседних столбцов пикселей. Выбранный функционал вида (2.39) обладает робастностью к подобным искажениям видеосигнала.

Оценки зашумленности изображений

Зашумленность изображений вычислялась по соотношениям (2.35) и (2.36) в виде оценок RMSE и PSNR [дБ] (таблица 2.2).

Как видно, существенное различие в средних значениях яркостей двух «идеальных» изображений (таблица 2.1: 194,18 и 246,46) не оказала значимого влияния на вычисленные оценки зашумленности изображений.

			Амплитуда шума [емр]							
		10	20	40	50	60	80	100		
Изображение	RMSE	5,78	11,55	23,06	28,89	34,61	46,24	57,79		
I_1	PSNR [дБ]	44,95	38,94	32,94	30,98	29,41	26,90	24,96		
Изображение	RMSE	5,79	11,56	23,10	28,87	34,67	46,18	57,72		
I_2	PSNR [дБ]	44,94	38,94	32,93	30,99	29,40	26,91	24,97		

Таблица 2.2 – СКО (RMSE) и отношение пикового уровня сигнала к шуму (PSNR)

Оценки точности сшивки

При «вырезании» полос из второго изображения была в 1,5 раза увеличена частота гармонических колебаний (2.36) (для первого изображения $\omega = 4\pi \cdot 10^{-5}$ [рад/строку], для второго - $\omega = 6\pi \cdot 10^{-5}$ [рад/строку]), что значительно увеличило скорость изменения ширины шва и усложнило задачу его восстановления.

В таблице 2.3 приведены оценки основных статистических характеристик ошибок вычисления векторов сшивки при различной зашумленности полос, а также указаны проценты удачных попыток вычисления векторов.

Содержание таблицы 2.3 демонстрирует высокую точность алгоритмов сшивки, реализованных на основе метода функционализации при использовании основного функционала в форме (2.39).

			Амплитуда шума [емр]									
		0	20	40	50	60	80	100				
ние <i>I</i> 1	% удачных сшивок	99.86	88.01	56.42	39.92	26.80	10.58	3.24				
аже	μ [пикс]	-0.0479	-0.0499	-0.0712	-0.0481	-0.0056	-0.0326	0.1407				
soбp	D	0.022	0.030	0.036	0.045	0.062	0.050	0.158				
И	σ	0.148	0.173	0.191	0.213	0.249	0.224	0.397				
ние I_2	% удачных сшивок	100.00	94.96	80.50	68.92	55.88	30.77	13.79				
аже	μ [пикс]	-0.0123	-0.0087	0.0051	0.0140	0.0363	0.0486	0.0049				
306p	D	0.009	0.041	0.052	0.056	0.056	0.050	0.060				
И	σ	0.096	0.204	0.228	0.237	0.237	0.224	0.245				

Таблица 2.3 – Ошибки восстановления швов и процент удачных сшивок

На рисунке 2.10 приведен график ошибок восстановления ширины шва при сшивке полос от изображения I_1 без добавленного шума, а на рисунке 2.11 - график скорости изменения ширины этого шва: $\partial s_x(y)/\partial y$.

Видно, что изменения ошибок $\Delta s_x(y)$ восстановления шва (рисунок 2.10) коррелируют со скоростью $\partial s_x(y)/\partial y$ изменения ширины шва (рисунок 2.11), причем, при $\partial s_x(y)/\partial y \to 0$ также и $\Delta s_x(y) \to 0$.

На рисунке 2.12 приведен график ошибок восстановления ширины шва при сшивке полос от изображения *I*₁ с добавленным шумом амплитудой 10 емр.



Рисунок 2.10 – Ошибка векторов сшивки при отсутствии добавленного шума



Рисунок 2.11 – График скорости [пикс./строку] изменения ширины шва на изображении I₁

Качество восстановления ширины шва ухудшилось по сравнению с рисунком 2.10, но коррелированность графика на рисунке 2.12 с графиком скорости изменения ширины шва (рисунок 2.11) сохраняется.



Рисунок 2.12 – Ошибка векторов сшивки при добавленном шуме амплитудой 10 емр

На рисунках 2.13 и 2.14 представлены графики аналогичные графикам на рисунках 2.12 и 2.11, но полученные по результатам сшивки полос от изображения I_2 . Графики позволяют сделать вывод о зависимости точности сшивки от скорости изменения вектора сшивки: имеет место «скоростная ошибка», наличие которой констатировано выше в параграфе 2.5.4.



Рисунок 2.13 – Ошибка векторов сшивки при добавленном шуме амплитудой 10 емр при обработке изображения *I*₂

Отметим, что, как видно по содержанию рисунка 2.13, при уменьшении амплитуды колебания ширины шва уменьшаются как низкочастотная, так и высокочастотная составляющие ошибки восстановления шва. В связи с этим подчеркнем, что смоделированная динамика как по амплитуде, так и по скорости изменения ширины швов превосходит соответствующие показатели реальных швов. Так, например, смоделированное отклонение ширины шва от проектного значения меж матричного пересечения до 6 пикселей означает возрастание получаемого поперечного смаза изображения до 2 пикселей, что примерно в 6 раз превышает допустимое значение равное 1/3 пикселя. На этом основании можно сделать вывод, что точность восстановления реальных швов значительно (в разы) превосходит приведенные показатели.





Оценка быстродействия алгоритмов сшивки

Поиск сопряженных фрагментов изображений, в том числе и при решении задачи сшивки полос, реализуется в виде итерационной процедуры (3.5 – 3.7), изложенной в подразделе 3.1.

Для исследования представляет интерес скорость вычисления векторов сшивки, выраженная количеством итераций итерационной процедуры поиска сопряженных фрагментов, достаточным для достижения сходимости этой процедуры.

Таблица 2.4 показывает распределение в процентах удачных сшивок по итерациям: какой процент попыток сшивки сошелся за 1 итерацию, какой процент попыток сшивки потребовал 2 итерации, и так далее.

В экспериментах не зафиксированы потребности в 6 и более итерациях, поэтому соответствующие строки в таблице 2.4 не предусмотрены.

Более высокое качество исходного «идеального» второго изображения (I_2) по показателю [$\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma$] (таблица 2.1) проявилось в таблице 2.4 в виде более высоких процентов удачных сшивок при наличии добавленных шумов, что естественно: при большем значении средней яркости изображения и одновременно большем динамическом диапазоне яркостей привнесенный шум вносит в изображение меньшее относительное искажение.

99

				Амплитуда шума [емр]							
			0	20	40	50	60	80	100		
I_1	% удачных сшивок		99.86	88.01	56.42	39.92	26.80	10.58	3.24		
ние		1	99.72	81.66	42.45	25.67	12.98	2.68	0.28		
аже	тво ий	2	0.14	0.28	0.42	1.13	0.42	0.14	0.14		
306p	рац	3	0	0.99	2.26	1.13	1.55	0.42	0		
И	Кол ите	4	0	1.13	3.67	4.51	2.68	0.99	0.71		
		5	0	3.95	7.62	7.48	9.17	6.35	2.12		
I_2	% удачнь сшивок	IX	100.00	94.96	80.50	68.92	55.88	30.77	13.79		
ние		1	99.96	89.88	66.27	52.43	39.30	14.32	4.29		
ажен	тво ий	2	0	0.18	0.84	0.84	0.44	0.66	0.09		
306p	рац	3	0	1.15	2.17	1.90	1.81	1.24	0.75		
И	Кол ит(4	0	1.50	3.98	4.82	4.69	4.02	2.43		
		5	0.04	2.25	7.25	8.93	9.64	10.52	6.23		

Таблица 2.4 – Распределение удачных сшивок по количеству итераций итерационной процедуры совмещения фрагментов в процентах от количества попыток сшивки

В таблице 2.4 для обоих изображений наблюдается интересная устойчивая закономерность: наибольшее количество удачных сшивок приходится на первую итерацию, но начиная со второй итерации, с увеличением амплитуды добавленного шума увеличивается процент удачных сшивок, приходящихся на последующие итерации. Объяснение этой закономерности требует специальных исследований.

Указанные в таблице 2.5 соотношения времен для полос от двух изображений закономерны: согласно таблице 2.4 при обработке полос от второго изображении (I_2) на первую итерацию приходится больший процент удачных сшивок, поэтому необходимость в последующих итерациях меньше, чем при обработке полос от первого изображения (I_1).

	Амплитуда шума [емр]									
	0	20	40	50	60	80	100			
Изображение I_1	2.47	3.97	7.16	8.53	9.65	11.28	10.93			
Изображение І2	2.41	3.09	4.95	6.08	7.09	9.16	10.09			

Таблица 2.5 – Оценки среднего времени t_{1cp} [мс] на одну попытку сшивки вне зависимости от исхода попытки

Рост значения t_{1cp} с увеличением амплитуды шума закономерен: увеличивается доля сшивок, требующая все большего количества итераций (таблица 2.4).

Отметим, значения временного параметра t_{1cp} в таблице 2.5 некорректно рассматривать как абсолютные показатели быстродействия разработанных алгоритмов сшивки, поскольку эксперименты проводились на компьютере по современным меркам не очень высокой производительности: тактовая частота процессора 2,8 ГГц, программа использовала 32-разрядный режим работы процессора.

При интерпретации представленных результатов необходимо учитывать, что согласно техническим требованиям к аппаратуре ОЭП КА отношение «сигнал/шум» на нулевой пространственной частоте при уровне сигнала близком к максимальному должно составлять не менее 150. Здесь приводятся результаты обработки изображений, в которых максимальный уровень сигнала не может превысить значения 1023. Поэтому для таких изображений допустимый уровень шумов находится ниже границы $1023/150 \approx 6,82$ емр. В связи с этим в таблице 2.6 приводятся показатели работы алгоритма сшивки для аддитивного шума амплитудой 10 емр.

В таблице 2.6 приведен дополнительный параметр алгоритма сшивки: размер областей анализа в вертикальном направлении, задаваемый количеством строк изображения, накрываемых областью анализа. Полезным последствием увеличения размера области анализа является увеличение на 1-й итерации количества удачных сшивок примерно на 2-3%,. Но отрицательным последствием является увеличение t_{1cp} на 80% для полос от 1-го изображения и на 60% для полос от 2-го изображения. Очевидно, что в рассмотренных случаях потери быстродействия не компенсируются выигрышем в виде увеличения процента удачных попыток сшивки.

Таблица 2.6 – Оценки алгоритма сшивки полос от двух изображений с аддитивным шумом амплитудой 10 емр при использовании областей анализа высотой 256 и 512 строк

				кение I_1	Изображение I_2	
	5,78		5,79			
	PSNR [дБ]			44,95		,94
Размер области	256	512	256	512		
Ср. время на 1 с	шивку t_1	_{Lcp} [мс]	1.38	2.47	1.59	2.53
		μ	-0.045	-0.048	-0.013	-0.013
Ошибки	сшивки	D	0.023	0.022	0.040	0.039
	σ	0.153	0.148	0.201	0.197	
Процент у	дачных	ПИВКИ D 0.023 0.022 0.040 σ 0.153 0.148 0.201 дачных сшивок 97.76 99.86 95.63 Итерация №1 95.79 99.72 92.99				98.59
Распределение количества удачных	Итера	ция №1	95.79	99.72	92.99	97.83
сшивок по итерациям в %	Итера	ция №2	0	0.14	0.35	0.04
от количества попыток сшивки	Итера	Итерация №3		0	0.93	0.31
на шов	Итера	ция №4	0.70	0	0.44	0.04
	Итера	ция №5	0.28	0	0.93	0.35

Исследование зависимости результатов сшивки от размера области анализа

Выше приведены результаты сшивки для двух размеров областей анализа. Но представляет интерес закономерность изменения этих результатов для областей анализа размером до 256 строк (таблица 2.7). Результаты приведены для полос от 2-го изображения с шумом амплитудой 10 емр.

С изменением размеров области анализа ошибки сшивки изменяются несущественно. При уменьшении размера области анализа с 256 строк до 64 скорость сшивки увеличилась практически в 2 раза, а процент удачных сшивок уменьшился лишь на 15%, оставаясь на высоком уровне: почти 80%. Очевидно, что использование меньших по размеру областей анализа предпочтительней.

			Размер области анализа [строк]									
		64	96	128	160	192	224	256				
Процент сши	удачных івок	79.17	83.09	86.65	88.99	90.09	91.58	95.63				
<i>t</i> ₁	ср	0.82	1.03	1.19	1.35	1.51	1.65	1.59				
Ошибки	μ	-0.009	-0.011	-0.013	-0.014	-0.016	-0.019	-0.013				
Ошибки сшивки	D	0.052	0.046	0.040	0.041	0.041	0.039	0.040				
	σ	0.229	0.214	0.201	0.202	0.202	0.198	0.201				

Таблица 2.7 – Зависимость результатов сшивки от размеров области анализа

Понятно также, что в случае недостаточно высокого процента удачных попыток сшивки этот процент можно увеличивать за счет увеличения размеров области анализа, теряя при этом несущественно в точности результатов.

На рисунке 2.15 показаны примеры сшивок полос изображений с высоким уровнем шумов и с разными сюжетами.

2.5.5 Субъективная оценка точности сшивки реальных швов

На рисунке 2.16 приведены графики изменения векторов из ПС, вычисленных по реальным изображениям, полученным КАН Аист-2D. Отдельный график показывает динамику во времени одной из компонент векторов сшивки для отдельного шва. Рисунок 2.16а содержит 5 графиков компонент s_y векторов сшивки для швов, порожденных матрицами с номерами 1-6. Рисунок 2.16б содержит 6 графиков компонент s_x векторов сшивки для швов, порожденных матрицами №№ 6-12.



а), б) – шум амплитудой 60 емр (PSNR ≈ 29 дБ);
в) – шум амплитудой 70 емр (PSNR ≈ 28 дБ).

Рисунок 2.15 – Примеры сшивки зашумленных полос от изображения I₁

На рисунках 2.16 на оси абсцисс показаны номера строк изображения. Поскольку строки формируются с заданной частотой, то их номера пропорциональны времени с момента начала съемки маршрута. Поэтому можно считать, что по оси абсцисс показано время с момента начала съемки маршрута в некотором масштабе.

Отметим, что изменчивость значений компонент векторов сшивки связана, прежде всего, с угловым движением ФП на маршруте съемки. Поэтому динамика векторов сшивки содержит в себе ценную информацию о движении ФП, а также об источниках этих движений. Эти вопросы рассматриваются в разделе 5. Здесь для примера отметим, что различия во взаимном смещении графиков в вертикальном направлении означают неравномерность взаимного расположения соседних ПЗС матриц в составе ОЭП. Таким образом графики фиксируют факт отклонения положения матриц на ФП от проектных положений. Важно, что такие отклонения могут быть вычислены. На рисунках 2.16 содержание графиков определено «легендой», изображенной в правой части рисунков: указаны номера швов от 0 до 5, порожденных матрицами, составляющими одну так называемую «зону компенсации» (ЗК). ЗК – это условная структурная единица в составе ОЭП, содержащая 4, либо 6 ПЗС матриц в зависимости от типа ОЭП. В данном случае ЗК КАН Аист-2D состоит из 6 матриц. На рисунках стандартными интерфейсными средствами отмечены графики, отображенные на форме: символы «X» и «Y» в названии графика указывают на компоненты s_x и s_y векторов соответственно. Цвет пункта легенды графиков задает цвет соответствующего графика.

На графиках шаг координатной сетки по вертикали равен 0,5 пикселя, а по горизонтали – 4096 строк. При вычислении ПС, динамика векторов которого показана на рисунках, выполнялась «плотная» сшивка с шагом 10 строк: то есть, одна сшивка на каждые 10 строк изображения. Таким образом, фрагмент каждого графика, заключенный между соседними вертикальными линиями координатной сетки, построен по 409 отсчетам компонент векторов. Отметим, что размах колебаний отдельного графика на рисунке 2.166 менее 1 пикселя. (Отметим, что частота этих колебаний составляет ≈0,70 Гц). По этим показателям можно судить о высокой точности вычисления векторов сшивки.



32 768

20 480

24 576

28 672 Номера строк изображения

[пиксели]

8 192

12 288

16 384



36 864

40 960

45 056

49 152



б)

a) – 5 графиков динамики векторов сшивки в продольном направлении (компоненты s_{v}); б) – 6 графиков динамики векторов сшивки в поперечном направлении (компоненты s_x). Рисунок 2.16 – Примеры графиков изменения во времени компонент векторов (s_x, s_y) сшивки реальных полос изображений, сформированных КАН Аист-2D

Корректность построенных графиков подтверждает высокая синхронность графиков на рисунке 2.16а. Наблюдаемые взаимные колебания графиков поперечной составляющей векторов сшивки на рисунке 2.16б также подтверждают корректность представленных изображений. Наблюдаемые закономерности свойственны графикам, построенным для остальных ЗК, что объясняется жесткостью конструкции ФП.

Взаимная форма графиков колебаний ФП в поперечном направлении объясняется рисунком 2.5. При изменении вектора скорости от V_1 до V_2 мгновенная ширина w_i шва уменьшилась, а ширина w_{i+1} увеличилась. Из этого следует, что мгновенная ширина соседних швов изменяется в противоположных направлениях: если один шов становится шире, то соседний становится уже. То есть, когда четные швы, например, становятся шире (все одновременно), все нечетные становятся уже. Именно такая закономерность наблюдается на рисунке 2.166: синхронно изменяются швы с номерами 0, 2, 4 и швы с номерами 1, 3, 5.

Выводы

В разделе предложена обобщенная математическая модель в виде уравнения движения изображения, связывающая перемещение изображения с векторным полем скоростей движения изображения (оптическим потоком), заданным на фокальной плоскости ИС. Получено обобщенное уравнение оптического потока (ОУ ОП), устанавливающее связь параметров оптического потока с измеримыми характеристиками изображения. Изложены основы метода функционализации, предложенного для совмещения динамически меняющихся изображений наблюдаемой сцены. Выбрана функция веса основного функционала в виде мультипликативной функции, минимизирующей сложность вычисления как основного, так и индуцированных функционалов. Показано, что динамическая ошибка ИИС ИПДИ при совмещении имеет «скоростной» характер и может быть снижена до нуля при использовании алгоритма совмещения с компенсацией наблюдаемого движения.

На примере задачи сшивки полос изображений проведен анализ влияния случайного аддитивного шума на погрешность ИИС ИПДИ оценки параметров движения изображения, получаемой методом функционализации. Показана высокая степень робастности алгоритма сшивки полос изображений к аддитивному шуму и к разнообразным сюжетам в изображениях, а также высокая точность восстановления швов и скорость алгоритмов. Приведенные примеры графиков, построенных по содержимому ПС, вычисленных по реальным изображениям, также демонстрируют высокую точность ИИС ИПДИ.
3 СОВМЕЩЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ КАК ДИНАМИЧЕСКИЙ ПРОЦЕСС ОБРАБОТКИ ДАННЫХ В ИИС ИПДИ

В разделе использован материал авторских публикаций [240, 241, 253, 254, 263].

3.1 Метод функционализации в итерационной процедуре совмещения изображений

Рассмотрим задачу совмещения изображений в следующей упрощенной постановке [263]. Пусть в кадре изображения выделены две одинаковые по форме и размерам области анализа A и A(s, 0): A – неподвижная область; A(s, k) – подвижная область; s – вектор начального смещения области анализа A(s, 0) относительно области A; k ($k \in \mathbb{Z}_+$) – номер итерации процесса совмещения области A(s, 0) с областью A.

Будем считать, что смещение области A(**s**, *k*) относительно области A определяется вектором текущего смещения $\mathbf{s}(k) = [s_x(k) \ s_y(k)]^T$; $\mathbf{s}(0) = \mathbf{s}$.

Необходимо по изображениям, попадающим в области A и A(s, k), построить такую стратегию перемещения области A(s, k), чтобы при некотором значении k изображения в областях A и в A(s, k) совпали наилучшим образом.

Образуем покрытия областей A и A(s, k) идентичными системами $\langle D^i \rangle$ и $\langle D^i(k) \rangle$ окон анализа: $\langle D^i \rangle$: $\bigcup_i D^i = A$; $\langle D^i(k) \rangle$: $\bigcup_i D^i(k) = A(s, k)$, соответственно. Вычислим на каждом из окон систем $\langle D^i \rangle$ и $\langle D^i(k) \rangle$ значение основного функционала (2.11), приняв, что вид функции веса на всех окнах один и тот же. Тогда основной функционал на окнах покрытия $\langle D^i \rangle$ имеет вид (2.15):

$$F^{i} = \iint_{D^{i}} K^{i}(\boldsymbol{x}) E(\boldsymbol{x}) \, dx \, dy;$$

а на окнах покрытия $\langle D^i(k) \rangle$ - вид:

$$F^{i}(E(x),k) = \iint_{D^{i}(k)} K^{i}(x,k) E(x) \, dx \, dy, \qquad (3.1)$$

где $K^i(\mathbf{x}, k)$ – функция веса на окне $D^i(k)$.

Поскольку вид функции веса на всех окнах D^i и $D^i(k)$ одинаков, то значение функционала (3.1) может быть вычислено на покрытии $\langle D^i \rangle$:

$$F^{i}(E(\mathbf{x}), k) = \iint_{D^{i}} K^{i}(\mathbf{x}) E(\mathbf{x} - \mathbf{s}(k)) dx dy = F^{i}(-\mathbf{s}(k)).$$
(3.2)

Построим на покрытии $\langle D^i \rangle$ базисную систему уравнений аналогичную (2.17) с основным функционалом вида (2.15). Полученную систему перепишем в конечных приращениях:

$$\mathbf{F}_{\boldsymbol{x}}^{\mathrm{T}} \Delta \mathbf{F} \cong \mathbf{F}_{\boldsymbol{x}}^{\mathrm{T}} \mathbf{F}_{\boldsymbol{x}} \, \hat{\boldsymbol{s}}(k), \tag{3.3}$$

где $\hat{\boldsymbol{s}}(k) = \boldsymbol{v} \Delta t$ – оценка смещения $\boldsymbol{s}(k)$;

 $\Delta \mathbf{F} = \left[\Delta F^{i}\right]^{\mathrm{T}}$ -вектор-столбец; компоненты матрицы $\mathbf{F}_{\mathbf{x}}$ определяются по (2.16).

Определим в (3.3) конечное приращение ΔF^i как разность функционалов (2.15) и (3.2), вычисленных на одноименных окнах D^i и $D^i(k)$, и запишем систему (3.3) в явном виде относительно $\hat{s}(k)$. Тогда при условии, что матрица $\mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}}\mathbf{F}_{\mathbf{x}}$ не вырождена, и, учитывая обозначение (3.2), получим:

$$\widehat{\mathbf{s}}(k) = (\mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}} \mathbf{F}_{\mathbf{x}})^{-1} \mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}} (\mathbf{F}(-\mathbf{s}(k)) - \mathbf{F}).$$
(3.4)

Соотношение (3.4) положим в основу следующей итерационной процедуры уточнения оценки $\hat{s}(k)$ вектора *s* на *k*-ой итерации:

$$\hat{\mathbf{s}}(k) = \hat{\mathbf{s}}(k-1) - \lambda \Delta \hat{\mathbf{s}}(k), \qquad (3.5)$$

$$\Delta \hat{\mathbf{s}}(k) = (\mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}} \mathbf{F}_{\mathbf{x}})^{-1} (\mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}} (\mathbf{F}(\hat{\mathbf{s}}(k-1) - \mathbf{s}) - \mathbf{F}); \ \hat{\mathbf{s}}(0) = \hat{\mathbf{s}}_{0}.$$
(3.6)

где λ – коэффициент обратной связи, $\lambda > 0$; ($k \in \mathbb{Z}_+$).

В этой процедуре система (3.4) использована в (3.6) для определения приращения $\Delta \hat{s}(k)$ вектора $\hat{s}(k)$ на текущей итерации.

Итерационная система (3.5, 3.6) является динамической [264].

Запишем систему (3.5, 3.6) в отклонениях относительно искомого положения равновесия ($\hat{s}(k) = s$). Для этого определим новую векторную переменную $z(k) = [z_1(k) \ z_2(k)]^T$, равную отклонению оценки смещения от истинного смещения: $z(k) = \hat{s}(k) - s$.

Итерационная система, записанная в отклонениях, принимает вид:

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{z}(k-1) - \lambda \left(\mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}}\mathbf{F}_{\mathbf{x}}\right)^{-1} \mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}} (\mathbf{F}(\mathbf{z}(k-1)) - \mathbf{F}); \quad \mathbf{z}(0) = \mathbf{z}_{0}, \qquad (3.7)$$

где $\mathbf{F}(\mathbf{z}(k)) = \mathbf{F}(E(\mathbf{x} + \mathbf{z}(k))).$

Решением системы (3.7) является процесс $\mathbf{z}(\mathbf{z}_0, k)$. Функционалы, являющиеся элементами матрицы $\mathbf{F}(E(\mathbf{z}(k)))$, удовлетворяют условию Липшица по построению. Поэтому процесс $\mathbf{z}(\mathbf{z}_0, k)$, отвечающий произвольным начальным данным $\mathbf{z}(t_0) = \mathbf{z}_0$, существует и является единственным [6, 7] при условии, что матрица $\mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}}\mathbf{F}_{\mathbf{x}}$ не вырождена.

Номер итерации *k*, на которой процедура (3.7) может быть остановлена, определим следующим образом:

$$k: (k = k_{term}) \lor (k = k_m), \tag{3.8}$$

где $k_{term} = \min\{k_t | Kr(k_t) \le \rho\}, \rho > 0$ - пороговое значение критерия останова; k_m - фиксированное число;

$$\boldsymbol{Kr}(k_t) = \max_{\alpha} \{ Kr_{\alpha}(k) \}, \tag{3.9}$$

где $Kr_{\alpha}(k) = \frac{\sum (H_{\alpha})^2}{\sum (F_{\alpha})^2}$; возможная оценка значений функционалов H_{α} следующая: $H_{\alpha} = F_{\alpha} - F_{\alpha}(\mathbf{z}(k)), \ \alpha \in \{x, y\}.$

На вычисленном оптическом потоке удаляют фрагменты, для которых значение критерия превышает пороговое значение ρ , либо количество итераций достигло заданного значения k_m . Как следствие, оптический поток данной процедурой восстанавливается на изображении не всюду.

Пороговое значение критерия ρ и максимальное количество итераций k_m задается, исходя из специфики решаемой задачи. Как показывает опыт решения практических задач, значение k_m не превышает 2÷4 при самых больших начальных смещениях *s*, при которых процедура (3.7) еще сходится [241, 254].

Предложенная процедура совмещения изображений отличается от известных аналогичных процедур [256] способом вычисления приращения вектора \hat{s} на шаге итерации (3.7) и критерием останова (3.9).

Критерий (3.9) логично вытекает из выражения (2.32) для ошибки совмещения, возникающей при наличии в видеосигнале аддитивного шума:

$\Delta \boldsymbol{v} \simeq -\mathbf{NSR}_{\boldsymbol{x}} \boldsymbol{v},$

где (2.30) $NSR_x = [NSR_x, NSR_y]$ – вектор-строка отношения шум/сигнал (*Noise to Signal Ratio*):

$$NSR_{\chi} = \frac{\sum (H_{\chi})^2}{\sum (\tilde{F}_{\chi})^2}, \quad NSR_{\gamma} = \frac{\sum (H_{\gamma})^2}{\sum (\tilde{F}_{\gamma})^2}.$$

Критерий имеет ясную физическую трактовку: значение его, как это следует из (2.30), есть прогнозируемая ошибка совмещения на последующей (*k*+1)-ой ите-

рации совмещения в предположении, что на текущей *k*-ой итерации ошибка равна одной единице линейной меры картинной плоскости ИС.

3.2 Условия сходимости итерационной процедуры «в малом»

Найдем условия сходимости итерационной процедуры (3.7) «в малом» [263], то есть при достаточно малых значениях начального относительного смещения *s* изображений.

Представление правой части (3.7) рядом Тейлора в окрестности положения равновесия (z = 0) системы приводит (3.7) к виду:

$$\mathbf{z}(k) = (1-\lambda)\mathbf{z}(k-1) - \lambda(\mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathsf{T}}\mathbf{F}_{\mathbf{x}})^{-1}\mathbf{R}_{1}(\mathbf{z}(k-1)), \qquad (3.10)$$

где $\mathbf{R}_1(\mathbf{z}(k-1))$ – остаточный член в форме Лагранжа разложения в ряд Тейлора функции $\mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}}(\mathbf{F}(\mathbf{z}(k-1)) - \mathbf{F})$ из (3.7).

Утверждение: $(det(\mathbf{F}_{\mathbf{x}}^{\mathsf{T}}\mathbf{F}_{\mathbf{x}}) \neq 0) \land (|1 - \lambda| < 1) \Rightarrow$ положение равновесия $\mathbf{z} = 0$ системы (3.10) и, соответственно (3.7), равномерно асимптотически устойчиво.

Справедливость **Утверждения** следует непосредственно из вида линейного члена правой части (3.10) и основных положений теории устойчивости вычислительных процессов [264].

Следствие. При $\lambda = 1$ итерационный процесс (3.10) сходится при достаточно малом значении $r(\mathbf{z}_0, \mathbf{0})$ не более чем за одну итерацию вне зависимости от вида автокорреляционной функции анализируемого изображения.

Следствие с очевидностью вытекает из того факта, что линеаризованная система (3.10) при $\lambda = 1$ имеет вид: $\mathbf{z}(k) = \mathbf{0}$.

3.3 Численный анализ динамики совмещения реальных изображений

3.3.1 Цель экспериментов

Динамическими свойствами итерационной системы (3.7), имеющими практический интерес, являются скорость сходимости процесса совмещения и максимально допустимое начальное относительное смещение анализируемых изображений, при котором процедура (3.7) обеспечивает их совмещение.

Получение оценки максимально допустимого смещения сводится к анализу области притяжения (ОП) $\pi(0)$ решения (z = 0) системы (3.7).

Область притяжения $\pi(\mathbf{0})$ [264]: $\pi(\mathbf{0}) = \{\mathbf{z}_0: \lim_{k \to \infty} \mathbf{z}(\mathbf{z}_0, k) \to \mathbf{0}\}.$

Е.Ю. Чекотило в своей диссертационной работе [266] на примере ФРО тестового вида в предположении о плоскопараллельном движении всего изображения, при котором скорости движения всех точек изображения одинаковы и постоянны, показала:

- в область притяжения $\mathbf{\pi}(\mathbf{0})$ итерационной процедуры совмещения фрагментов изображения входит как минимум все множество начальных смещений s_0 изображений, задаваемых векторами длиной не более $2\pi/_{3w}$ единиц линейной меры ПИ: $|s_0| \leq \frac{2\pi}{_{3w}}$, где w – частота гармонических колебаний яркостного поля;

- при разумных допущениях погрешности совмещения процедура сходится не более чем за пять итераций;

 динамические характеристики итерационного процесса совмещения изображений определяются лишь свойствами самого изображения – длиной волны тестового сигнала.

Эти теоретические результаты будем иметь ввиду при проведении экспериментов по численному анализу динамики совмещения реальных изображений.

Целью проведенных вычислительных экспериментов являлся анализ области притяжения нулевого решения (z = 0) итерационной системы (3.7) на реальных аэрокосмических изображениях. Эксперименты проводились с монохромными изображениями сцен типа «скошенное поле», "город", "горы", "лес" с разрешением на местности около одного метра. Формат изображений - *tiff*-файл с кодировкой 10 бит/пиксель. В экспериментах по исследованию области притяжения использовалась итерационная процедура (3.5, 3.6) с λ=1 и с сочетаниями размеров областей анализа от 256 до 32 пикселей с размерами окон анализа от 32 до 12 пикселей.

Относительно большие размеры областей анализа задавались с целью уменьшения влияния пространственной дискретизации изображения на качество совмещения изображений. Во всех случаях использовались области и окна анализа квадратной формы.

3.3.2 Организация экспериментов

Рисунок 3.1 иллюстрирует организацию экспериментов по исследованию области притяжения нулевого решения системы (3.7).

На изображении задавались две области анализа: неподвижная область A с центром в начале изображенной на рисунке локальной системы координат (ЛСК) $Os_x s_y$ и подвижная область анализа $A(\mathbf{s}, 0)$, смещенная относительно области A на вектор \mathbf{s} . Задавалась область Θ варьирования вектора $\mathbf{s} \in \Theta$: $\Theta = \{(s_x, s_y) | (-50 \le s_x \le 50) \land (-50 \le s_y \le 50) \}$. При варьировании использовались все возможные целочисленные значения координат s_x, s_y . Таким образом, задавалось $101 \times 101 = 10201$ начальных положений области $A(\mathbf{s}, 0)$.



Рисунок 3.1 - Варьирование в экспериментах положения области анализа A(s, 0) по отношению к области A на изображении «скошенное поле»

Для каждого заданного начального смещения **s** области $A(\mathbf{s}, \mathbf{0})$ запускалась итерационная процедура совмещения (3.5, 3.6), в которой $\hat{\mathbf{s}}(0) = \mathbf{0}$. Процедура «отрабатывала» только первую итерацию, в результате которой вычислялся и запоминался вектор $\Delta \hat{\mathbf{s}}(1)$ поправки к начальному положению подвижной области анализа $A(\mathbf{s}, \mathbf{0})$. В результате накапливался массив $M\Delta s1$ из 10201 векторов вычисленных на первой итерации. Содержимое массива $M\Delta s1$ по сути является дискретизированным образом оценки критериальной функции совмещения фрагментов изображения. Содержимое массива $M\Delta s1$ использовалось для построения полигональной модели 3D поверхности, позволившей получать наглядные визуальные образы критериальной функции, которые для краткости и «образности» названы «воронкой». Использование термина «воронка» поясняется изображениями на рисунках 3.4 – 3.6.

Помимо этого, для каждой пары изображений в областях $A(\mathbf{s}, 0)$: $\mathbf{s} \in \Theta$, и A вычислялась оценка по Пирсону коэффициента корреляции. В результате накапливался массив значений оценок автокорреляционной функции (АКФ) также использовавшийся для построения полигональной модели 3D поверхности.

Модели поверхностей задавались в левой системе координат и использовались для их визуализации в виде аксонометрических проекций произвольного ракурса (без удаления невидимых линий).

На изображениях поверхностей узлам координатной сетки соответствуют пары целочисленных значений координат заданного вектора смещения $s = (s_x, s_y)$. Шаг координатной сетки соответствует 1 пикселю изображений. В модели поверхности оценок АКФ высота точки поверхности над узлом координатной сетки задавалась равной значению оценки коэффициента корреляции. А в модели «воронки» - равной $|\hat{s}(k)|, k \in \{1, ..., 6\}$, то есть значению модуля вектора смещения области A(s, 0) накопленному на k итерациях. При этом для всех вариантов значений $k \in \{1, ..., 6\}$ использовались результаты экспериментов, полученные для 1-й итерации процедуры совмещения. При визуализации поверхностей высоты точек поверхностей нормировались приведением к диапазону значений [0, 255].

На изображения поверхностей дополнительно нанесены оси ЛСК (рис. 3.1) в проекции на поверхности. На изображения «воронок» накладывалось отображение прореженного в 6 раз по каждой координате поля направлений векторов $\hat{s}(k)$, по которым строилась модель поверхности. Такое поле векторов позволяет визуально оценивать область притяжения $\pi(0)$, а также скорость итерационной процедуры совмещения фрагментов изображений.

В алгоритмах обработки изображений, как и в разделе 2, использовался основной функционал в форме нелинейного «дифференциального нормированного» функционала (2.37) с мультипликативной функцией веса вида (2.26) (рисунок 2.3).

3.3.3 Результаты экспериментов с изображением типа «скошенное поле»

На рисунке 3.1 приведен пример изображения типа «скошенное поле», в котором присутствует достаточно большой фрагмент с регулярной линейной структурой в виде изображений валков скошенной растительности. Совмещение фрагментов изображения такого типа осложнено наличием апертурной проблемы, а также наличием множества локальных экстремумов оценок АКФ, что создает трудные проблемы для реализации совмещения на основе анализа взаимнокорреляционных функций изображений (рисунок. 3.2).



а) области анализа размером 256×256 пикселей;б) области анализа размером 64×64 пикселя.

Рисунок 3.2 – Поверхность оценок АКФ пар изображений из областей анализа *A*(**s**, 0) и *A* при варьировании вектора **s** в границах области **O**

По рисункам 3.1, 3.2 видно, что именно наличие в изображении множества похожих фрагментов приводит к появлению в оценке АКФ множества локальных экстремумов, преодоление которых в процессе поиска точки глобального экстремума при достаточно большом смещении изображений связано со значительными вычислительными затратами и алгоритмическими проблемами.

Накопленный массив значений оценок $AK\Phi$ и массив $M\Delta s1$ использовались также для создания визуальных образов в виде яркостных полей (рисунок 3.3). Яркости, как и высоты точек поверхностей, приводились к диапазону значений [0, 255]: минимальному значению элемента массива сопоставлена яркость пикселя равная 0, максимальному значению – максимальная яркость. Изображение яркостного поля оценок $AK\Phi$ для наглядности наложено на изображение скошенного поля: высокая степень корреляции изображений очевидна.

118



Рисунок 3.3 – «Воронка» и оценка АКФ при размере области анализа 256×256 пикселей

Вид яркостного поля «воронка» на рисунке 3.3, отображающего критериальную функцию совмещения изображений на основе итерационной процедуры (3.5, 3.6), в сравнении с видом яркостного поля оценок АКФ наглядно демонстрирует нечувствительность метода функционализации к локальным экстремумам АКФ изображения.

На последующих рисунках на «воронки» наложено изображение прореженного поля векторов одинаковой длины, указывающих направления векторов $-\hat{\mathbf{s}}(k)$. Рисунки 3.4 и 3.5 получены при k = 1. Начала векторов зафиксированы в узлах координатной сетки, нанесенной на поверхности, и отмечены точками: пример



Рисунок 3.4 - «Воронка» совмещения областей анализа размером 256×256 пикселей на изображении типа «скошенное поле»

На последующих рисунках черными точками отмечены узлы координатной сетки, соответствующие смещению **s** области анализа $A(\mathbf{s}, \mathbf{0})$, при котором после k-й итерации процедуры совмещения невязка совмещения областей не превышает заданного в пикселях критерия, который будем обозначать как kr_{π} – критерий отнесения смещения **s** к области притяжения.

Рисунок 3.5 получен при $kr_{\pi} = 1$.

«Воронки» на рисунках 3.4 и 3.5 построены при использовании областей анализа размером 256×256 пикселей. На рисунке 3.4 приведен пример одношаговой траектории «1» совмещения областей, начинающейся в «черном» узле. Для остальных узлов (не отмеченных черными точками) одной итерации недостаточно: траектория «2» совмещения областей задается двухзвенной ломаной.

«Воронка» на рисунке 3.6 построена для k = 2, то есть отображает векторы смещения, накопленные на двух итерациях. В рассматриваемом случае итерационная процедура сходится не более чем за 2 итерации примерно для 99% рассмотренных вариантов смещения области $A(\mathbf{s}, 0)$.



Рисунок 3.5 - «Воронка» с примерами двух траекторий «1» и «2» совмещения областей анализа размером 256×256 пикселей, *k* = 1



Рисунок 3.6 - «Воронка» совмещения областей анализа размером 256×256 пикселей, *k* = 2

Описанный эксперимент демонстрирует быструю сходимость итерационной процедуры и для рассматриваемого случая показывает, что вся использованная область Θ варьирования начальных смещений области $A(\mathbf{s}, 0)$ принадлежит области ти притяжения $\mathbf{\pi}(\mathbf{0})$ итерационной процедуры.

Представляет интерес выделение в области притяжения подобластей, из точек которых итерационная процедура совмещения сходится за k итераций. Далее получаемые оценки таких подобластей обозначаются как $\pi(0, k)$.

При обработке реальных изображений на сходимость итерационной процедуры влияет начальная площадь пересечения как совмещаемых областей анализа $(A(\mathbf{s}, 0) \cap A)$, так и одноименных окон $(D^i \cap D^i(0))$ двух систем $\langle D^i \rangle$ и $\langle D^i(k) \rangle$ покрытий областей анализа. Одноименные окна – это пара окон из разных систем покрытия области анализа, имеющие одинаковый номер, и поэтому совместно участвующие в формировании уравнения базисной системы уравнений. Но существуют изображения, на которых итерационная процедура может сходиться даже в случае, когда при заданном начальном смещении области $A(\mathbf{s}, 0)$ пересечение одноименных окон анализа пусто. Рассматриваемое изображение типа «скошенное поле» относится к таким изображениям, что будет проиллюстрировано ниже. На рисунке 3.7 и на последующих рисунках на поверхность «воронки» наложены изображения 4-х замкнутых линий, представляющих собой изолинии «1», «2», «3» и «4», точкам которых соответствует постоянное значение площади S_{\cap} [%] пересечения одноименных окон двух областей анализа соотнесенное к площади окна анализа: $S_{\cap}(1) = 50\%$, $S_{\cap}(2) = 30\%$, $S_{\cap}(3) = 10\%$, $S_{\cap}(4) = 0\%$.

Понятно, что в отличие от остальных изолиния «4» - это внутренняя граница области $S_{\cap} = 0$.



Рисунок 3.7 - «Воронка» совмещения и $\pi(0, 1)$ для областей анализа 64×64 пикселя с окнами анализа 32×32 пикселя при k = 1 и $kr_{\pi} = 1$

На рисунке 3.7 $\pi(0, 1)$ находится в границах области $S_{\cap} \ge 50\%$. По ориентации векторов видно, что наблюдаемое на рисунке «ущелье» задает зону бифуркации процесса совмещения. Поэтому с увеличением количества итераций подобласть $\pi(0, k)$ области притяжения не может увеличится за счет этой зоны, что и подтверждает рисунок 3.8, демонстрирующий увеличение $\pi(0, k)$ на итерациях.



Рисунок 3.8 – Оценка подобластей $\pi(0, k)$ области притяжения при использовании областей анализа 64×64 пикселя с окнами анализа 32×32 пикселя, получаемая при увеличении k и при $kr_{\pi} = 1$: а) k = 2; б) k = 3; в) k = 4; г) k = 5; д) k = 6.

Показательно, что уже на 4-й итерации в подобласть $\pi(0, 4)$ области притяжения «втянута» значительная по площади область, где $S_{\cap} = 0$ (за границами квадрата), то есть область с пустым пересечением окон анализа.

На рисунке 3.9 для сравнения показан рост $\pi(0, k)$ на первых 6 итерациях для различных сочетаний размеров областей анализа и окон анализа.



- а) область анализа 64 \times 64 пикселя, окно покрытия области анализа 32 \times 32 пикселя;
- б) область анализа 64×64 пикселя, окна 24×24 пикселя;
- в) область анализа 48×48 пикселей, окна 24×24 пикселя;
- г) область анализа 32×32 пикселя, окна 16×16 пикселей;
- д) область анализа 24×24 пикселя, окна 12×12 пикселей.

Рисунок 3.9 – Рост $\pi(0, k)$ на итерациях

Как отмечено в начале параграфа 3.3.1, на примере тестового изображения было показано, что размер области притяжения зависит от длины волны тестового

сигнала. Из этого следует, что соотношение размеров области притяжения вдоль координатных осей должно равняться соотношению длин волн видеосигнала в этих же направлениях. Подтвердим это результатами экспериментов.

В случае реальных видеосигналов (полигармонических), определяющей для процесса совмещения является гармоника с наибольшей длиной волны. Относительно изображения «скощенное поле» и без спектрального анализа очевидно, что таким определяющим гармоникам видеосигнала соответствуют периоды следования изображений валков скошенной растительности (рисунок 3.10), определяюще по горизонтальному и вертикальному сечениям изображения.

На рисунках 3.106 и 3.10в показаны изображения подобластей $\pi(0, 6)$, приведенные на рисунках 3.9г и 3.9д в колонке k = 6.



а) изображение «скошенное поле» дополненное параллелограммами с рисунков б) и в);
б), в) оценки **π(0**, 6) с рисунков 3.9г и 3.9д, дополненные габаритными параллелограммами.
Рисунок 3.10 – Иллюстрация теоретических положений о размерах областей притяжения

Подобласти $\pi(0, 6)$ окружены «габаритными» параллелограммами, характерные размеры которых определяются периодом низшей гармоники контрастночастотного спектра анализируемого изображения по соответствующей оси принятой системы координат. Параллелограммы наложены на изображение «скошенное поле» (рисунок 3.10а). Изображение дополнено двумя вертикальными линиями, проходящими примерно через вершины параллелограммов, и показывающими, что соседние стороны параллелограмма составляют катет и гипотенузу треугольника, катеты которого параллельны координатным осям изображения. Эти параллелограммы определяют оценки областей притяжения, получаемые для различных параметров алгоритма совмещения.

Из рисунка 3.10 видно, что пропорции размеров подобластей $\pi(0, 6)$ практически равны отношению длин волн доминирующих гармоник видеосигнала в горизонтальном и вертикальном сечениях. Видно также, что после 5-й итерации рост подобластей $\pi(0, k)$ незначителен. Поэтому можно считать, что в экспериментах итерационная процедура сходилась не более, чем за 5 итераций. Таким образом, результаты поставленных экспериментов над реальными космическими изображениями подтверждают теоретические положения, полученные Е.Ю. Чекотило в диссертационной работе [266] относительно размеров области притяжения тестового гармонического изображения.

При уменьшении размеров областей анализа и при увеличении количества итераций поле векторов на «воронках» приобретает интересные особенности: формируются достаточно четко выраженные множественные центры притяжения (рисунок 3.11). Множественность центров притяжения связана, очевидно, с наличием соответствующего множества фрагментов похожих на фрагмент в неподвижной области анализа A. При этом подвижная область A(s, 0) притягивается к ближайшему наиболее похожему фрагменту.

На рисунке 3.11 в колонке k = 6 показаны примерные контуры соответствующих областей притяжения, и для сравнения в колонке k = 1 показаны поля векторов, сформированные на 1-й итерации: центры притяжения выражены не столь явно. Расположение этих центров притяжения связано со структурой «воронки», формируемой в таких случаях (рисунок 3.12): расположение областей притяжения совпадает с гладкими фрагментами «воронки». Отмеченный факт демонстрирует возможность применения метода функционализации к распознаванию изображений по заданному эталону.



- а) область анализа 32×32 пикселя, окна 16×16 пикселей;
- б) область анализа 24×24 пикселя, окна 12×12 пикселей.
 Рисунок 3.11 Множественные центры притяжения



Рисунок 3.12 – «Воронка» и **π(0**, 6) для области анализа 24×24 пикселя и окон – 12×12 пикселей

На изображениях с протяженными похожими друг на друга фрагментами, к которым относится изображение «скошенное поле», размер области притяжения может в разы превышать размеры окон анализа (таблицы 3.1, 3.2).

В таблице 3.1 размеры (площади) подобластей $\pi(0, k)$ выражены в процентах от размера (площади) окон анализа, а в таблице 3.2 – в количестве узлов полигональной сетки, относящихся к подобласти $\pi(0, k)$.

	Область	Окно	k - количество итераций					
	анализа	анализа	1	2	3	4	5	6
№ п/п	[пикс]	[пикс]	1	2	5		5	0
1	64×64	32×32	40	156	262	372	438	471
2	64×64	24×24	39	148	222	286	343	409
3	48×48	24×24	51	197	253	273	278	279
4	48×48	16×16	74	216	271	285	290	291
5	32×32	16×16	50	198	270	300	313	317
6	24×24	12×12	81	212	328	404	435	448

Таблица 3.1 – Размеры $\pi(0, k)$ в % к размеру окна анализа при $kr_{\pi} = 1$

	Область	Окно	k - количество итераций					
	анализа	анализа	1	2	3	4	5	6
№ п/п	[пикс]	[пикс]	1		5		5	0
1	64×64	32×32	406	1597	2683	3809	4485	4823
2	64×64	24×24	224	852	1279	1647	1976	2356
3	48×48	24×24	297	1138	1460	1573	1602	1610
4	48×48	16×16	189	552	694	729	742	745
5	32×32	16×16	128	507	691	768	801	811
6	24×24	12×12	116	305	472	582	626	645

Таблица 3.2 – Размеры $\pi(\mathbf{0}, \mathbf{k})$ в пикселях при kr $_{\pi} = 1$

Введем нижнюю оценку области притяжения в виде радиуса окружности R, вписанной в подобласти $\pi(0, 6)$. При этом будем иметь ввиду, что для случаев, изображенных на рисунках 3.9 а, г, д такие оценки областей притяжения будут сильно занижены по причине вытянутости подобластей $\pi(0, 6)$.

Искомые оценки вычислим, используя содержание таблицы 3.2 в колонке k = 6. Не внося существенных погрешностей, используем следующие формулы:

- для вытянутых подобластей **π(0**, 6) (строки 1, 4, 5, 6 таблицы 3.2)

$$R = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{S(\pi(0,6))}{3}}; \qquad (3.11)$$

- для остальных случаев (строки 2, 3 таблицы 3.2)

$$R = \frac{1}{2} \sqrt{S(\boldsymbol{\pi}(\boldsymbol{0}, 6))}, \qquad (3.12)$$

где $S(\pi(0, 6))$ – площадь (количество пикселей) $\pi(0, 6)$ из таблицы 3.2.

Вычисленные размеры областей притяжения приведены в таблице 3.3.

№ п/п	Область анализа	Окно анализа	π(0 , 6)	R
	[пикс]	[пикс]		
1	64×64	32×32	4823	20
2	64×64	24×24	2356	24
3	48×48	24×24	1610	20
4	48×48	16×16	745	8
5	32×32	16×16	811	8
6	24×24	12×12	645	7

Таблица 3.3 – Оценка размеров области притяжения для различных параметров алгоритма совмещения

На рисунке 3.13 представлены графики, иллюстрирующие 2 – 5 строки таблицы 3.2. Цифры справа от графиков указывают номера строк в таблице.

В таблице 3.2 при переходе от 2-й строки к 3-й, а также при переходе от 4й строки к 5-й сохраняется размер областей анализа, но уменьшается размер окон анализа.



Рисунок 3.13 – Увеличение размеров $\pi(0, k)$ (строки 2 – 5 из таблицы 3.2)

3.3.4 Результаты экспериментов с сюжетом типа «город»

Эксперименты проводились, в частности, на изображениях городской застройки, приведенной на рисунке 3.15. Характерная особенность данного сюжета – это наличие 4-х очень похожих изображений домов. Области анализа задавались размерами 128×128, 64×64 и 32×32 пикселя. Неподвижная область анализа позиционировалась как показано на рисунке 3.14 белыми квадратами.





Область анализа 32×32 пикселя

Рисунок 3.14 – Сюжет типа «город» и оценки АКФ для него

На рассматриваемом сюжете АКФ имеет 3 выраженных экстремума (изображение самого верхнего из 4-х домов не попало в область вариации положения подвижного окна анализа). Как и на рисунке 3.3, с увеличением размера области анализа локальные экстремумы приближаются к глобальному.

Характер сюжета с позиций метода функционализации иллюстрируется «воронками» на рисунке 3.15.



Рисунок 3.15 – «Воронки» построенные по сюжету с рисунка 3.15 а) – использованы области анализа размером 128×128 пикселей с окнами 32×32 пикселя; б) – области анализа размером 64×64 пикселя, окна - 32×32 пикселя.

В экспериментах по построению «воронок» область Θ варьирования вектора $s \in \Theta$ задавалась точно такой, как и ранее (п.3.3.2):

$$\Theta = \{ (s_x, s_y) | (-50 \le s_x \le 50) \land (-50 \le s_y \le 50) \}.$$
(3.13)

Для изучения области притяжения на данном сюжете сформирован рисунок 3.16, аналогичный рисунку 3.10.

Примечательно, что наиболее значимый прирост размеров подобластей $\pi(0, k)$ происходит при переходе от 1-й итерации ко 2-й, что говорит о быстрой сходимости итерационной процедуры совмещения и на данном сюжете.



Рисунок 3.16 – Рост $\pi(0, k)$ на итерациях

a) область анализа 64×64 пикселя, окна – 32×32 пикселя; б) область анализа 48×48 пикселя, окна – 24×24 пикселя; в) область анализа 32×32 пикселя, окна – 16×16 пикселей.

На рисунке 3.17 приведены изображения «воронок» с подобластями $\pi(0, 6)$ с рисунка 3.16 и с вписанными в них окружностями с центрами в точке **s** = **0**.



Рисунок 3.17 – Размеры областей притяжения и множественные центры притяжения, формируемые за 6 итераций процедуры совмещения фрагментов Нижние оценки размеров областей притяжения определим как радиусы *R* окружностей на рисунке 3.17.

Таблица 3.4 – Оценки размеров областей притяжения при вариации параметров алгоритма совмещения

	Область анализа –	Область анализа –	Область анализа –		
	64×64; окна – 32×32	48×48; окна – 24×24	32×32; окна – 16×16		
	[пикс.]	[пикс.]	[пикс.]		
R	20	20	16		

Очевидно, что такой принцип определения размеров области притяжения дает очень заниженную ее оценку, что видно из рисунка 3.17. Более адекватны были бы оценки в виде квадратичных форм (эллипсов), но здесь такие оценки не рассматриваются.

Линии бифуркации итерационной процедуры совмещения, расположенные на границах изображений соседних домов (рисунок 3.17), не позволяют подобластям $\pi(0, k)$ расширяться в направлениях к этим соседним домам. Поэтому именно наличие очень похожих соседних домов значительно уменьшает значения сделанных выше оценок размеров области притяжения.

На рисунках 3.17 четко видны предсказуемые центры притяжения, расположенные вдоль их побочных диагоналей, которые, как ясно из сопоставления рисунков 3.15 и 3.17, расположены в центрах 3-х одинаковых изображений домов. Четко видны и другие сформированные центры притяжения, что связано, видимо, с наличием «по соседству» других именно домов. Видно, что размер области анализа оказывает не сильное влияние на геометрию областей притяжения.

Эксперименты с сюжетом типа «город» еще раз показывают, что алгоритмы совмещения, основанные на методе функционализации характеризуются высокой скоростью сходимости (1-3 итерации), и могут быть адаптированы для решения задачи обнаружения объектов по их эталонным изображениям.

Выводы

Предложена основанная на метод функционализации итерационная процедура высокоточного совмещения изображений и построения соответствующих карт диспарантности, реализующая компенсационный метод совмещения изображений. Процедура совмещает фрагменты разнородных изображений, в том числе, изображений, глобальный экстремум автокорреляционной функции которых нечетко выражен (облака, поля, пустыни), с недостижимой ранее субпиксельной точностью: $\mu < 0.05 \sigma \le 0.1$ пикселя.

Впервые предложена универсальная методика оценки погрешности совмещения разнородных изображений, инвариантная классу совмещаемых изображений и имеющая, в отличие от известных оценок скалярной формы, форму двухкомпонентного вектора. Компоненты вектора имеют размерность меры длины и характеризуют значение модуля ошибки совмещения изображений по координатам координатной системы, в которой представлены ФРО изображений. С использованием предложенной оценки впервые удалось выработать универсальный критерий останова итерационной процедуры совмещения, с высокой достоверностью отсеивающий ложные совмещения как для изображений с линеаментами, так и для изображений, глобальный экстремум автокорреляционной функции которых нечетко выражен.

Проведен численный анализ динамики локального совмещения предложенной итерационной процедурой реальных космических изображений с разнообразными сюжетами: устойчивость процесса сходимости, скорость сходимости, влияние на сходимость вариации начальных данных (оценки размеров области притяжения).

Результаты экспериментов показывают, что алгоритмы совмещения, основанные на методе функционализации характеризуются высокой скоростью сходимости: 1-2 итерации. Последующие итерации могут быть необходимы, когда начальное смещение фрагментов приближается к границам области притяжения. Результаты обработки видеоданных, сформированных в условиях неустранимого нештатного состояния оборудования ОЭП и поэтому содержащих смазы в десятки пикселей, показали, что разработанные процедуры совмещают изображения с начальным смещением в 100 и более пикселей.

Экспериментально подтверждена малая чувствительность процедуры к локальным экстремумам ВКФ совмещаемых изображений, а также к их мультипликативным отличиям. Эти свойства процедуры определяют перспективность применения метода функционализации для реализации структур ИИС ИПДИ, работающих в реальном времени. Результаты экспериментов показывают также, что реализованные алгоритмы совмещения могут быть адаптированы для решения задачи обнаружения объектов по их эталонным изображениям, но это задача будущих исследований.

4 МЕТОДИКА СОВМЕЩЕНИЯ В ИИС ИПДИ ИЗОБРАЖЕНИЙ, ПОЛУЧЕН-НЫХ ПРИ НАБЛЮДЕНИИ С ПОДВИЖНОГО ОСНОВАНИЯ

В разделе рассмотрена задача точного совмещения изображений с радиометрическими, спектральными и малыми ракурсными и морфологическими искажениями. Для ее решения предложены и апробированы: модель видеосигнала; варианты основного функционала, специфицированные для решения рассматриваемой задачи; итерационная процедура совмещения, критерий достоверности совмещения и методика его получения

Особенностью процесса регистрации последовательности изображений бортовыми изобразительными системами (ИС) является непрерывное изменение ракурса съемки, вызванное движением носителя ИС относительно наблюдаемой сцены. В свою очередь, изменение ракурса приводит к появлению заметных радиометрических и проективных (ракурсных) различий в кадрах получаемых изображений [231]. В результате, существенно затрудняется автоматическое выполнение процедуры совмещения фрагментов изображений, выбранных из такой последовательности.

При вариациях ракурса съемки, не превышающих $5 \div 7$ градусов, в изображениях сохраняется большой процент фрагментов с достаточно малыми морфологическими отличиями. Для совмещения таких изображений разрабатываются алгоритмы совмещения "непосредственно по изображениям" без использования информации о пространственной ориентации ИС в процессе съемки. В частности, совмещение может осуществляться «по контурам» [115]. Однако в полной мере задачу высокоточного совмещения изображений "непосредственно по изображения совмещения для синтеза карт рельефа местности по космическим снимкам составляет $0,1 \div 0,2$ пикселя. Известными алгоритмами такая точность не достигается. Метод функционализации в варианте с линейным функционалом, изложению которого посвящены разделы 2 и 3, также оказался не вполне эффективным в решении данной задачи.

В данном разделе для решения задачи совмещения «слабо искаженных» изображений применен модифицированный вариант метода функционализации с основным функционалом нелинейного вида.

4.1 Методика совмещения изображений

Для решения задачи совмещения изображений используем метод функционализации в рамках "локального" варианта, по которому изображения двух кадров совмещают отдельными, достаточно малыми, фрагментами. При этом на каждой паре совмещаемых фрагментов вектор смещения усредняют по всем точкам (пикселям) фрагмента. Затем, в зависимости от целевой задачи, строят карту диспарантности по всем совмещенным фрагментам, либо совмещенные фрагменты объединяют в единое синтетическое изображение.

4.1.1 Модель видеосигнала

Реальные изображения (видеосигналы) $\tilde{E}(\mathbf{x}, t)$ представим в виде:

$$\tilde{E}(\boldsymbol{x},t) = E(\boldsymbol{x},t) + \eta(\boldsymbol{x}) + h(\boldsymbol{x},t), \qquad (4.1)$$

где $E(\mathbf{x},t) = (1 + \gamma(t)) I(\mathbf{x},t); I(\mathbf{x},t)$ - информативная часть видеосигнала, которая определяется альбедо объектов наблюдаемой сцены и их освещенностью; $\gamma(t)$ - мультипликативная помеха, вызванная изменением во времени освещенности наблюдаемой сцены, $\gamma(t)$: $\mathbf{T} \Rightarrow \mathbf{R}^1_+$, $\gamma(t) > -1; \quad \eta(\mathbf{x})$ – низкочастотная, «почти константная», помеха (геометрический шум), специфичная для конкретной ПЗС матрицы или ее частей; $h(\mathbf{x},t)$ – случайная функция шума, вызванная преобразованиями видеосигнала при его передаче и обработке. Будем считать, что в случайном шуме превалируют высокочастотные составляющие.

Далее положим, что случайные функции E(x,t), h(x,t) эргодичны и независимы, случайная функция шума h(x,t) имеет равное нулю математическое ожидание и выполнены условия дифференцируемости ее реализаций (в обобщенном смысле) по всем ее аргументам.

4.1.2 Постановка задачи совмещения изображений

Будем считать, что совмещаются фрагменты двух изображений (L и R) одной и той же сцены, полученных либо одновременно двумя экземплярами съемочной аппаратуры, либо одной и той же съемочной аппаратурой с задержкой по времени и, возможно, при измененном ракурсе съемки. Изображения L и R представляем в виде (4.1). При этом видеосигналы и их компоненты будем отмечать индексами-маркерами L и R, например: $\tilde{E}_L(\mathbf{x}, t)$, $\tilde{E}_R(\mathbf{x}, t)$).

На изображениях L и R определим декартовы системы координат $O_L xy$ и $O_R xy$, соответственно, оси $O_L x$ и $O_R x$ которых ориентированы параллельно строкам соответствующих изображений.

При использовании методики совмещения изображений "по локальным фрагментам" (раздел 2) необходимо задать последовательность выбора совмещаемых фрагментов. В биологических системах глаз-мозг она нетривиальна [267]. Здесь используется простой циклический перебор (последовательное сканирование) точек (пикселей) изображения *L*. Для каждой выбранной при сканировании точки (обозначим ее x_L) на *L* изображении зададим некоторый фрагмент Ξ_L , накрывающий эту точку.

Задача совмещения фрагментов изображений состоит в отыскании на изображении R такого фрагмента Ξ_R (сопряженного), который в некотором смысле наилучшим образом совпадет с фрагментом Ξ_L . На фрагменте Ξ_R назначим точку x_R , которая будет определять его положение. Точки x_L и x_R назовем сопряженными.

Для отыскания точки x_R , сопряженной с точкой x_L , будем использовать итерационную процедуру совмещения изображений вида (3.6). Эта процедура для каждой точки x_L , задаваемой сканированием изображения L, вычисляет вектор смещения s, уточняющий заданное начальное положение x_{R0} сопряженной ей точки x_R : $x_R = x_{R0} + s$; $s = (s_x, s_y)$. Вычисляемое на итерации с номером k приближение для s обозначим как s(k). Вектор s(k) задает поправку к начально-му положению x_{R0} искомой точки x_R на k-ой итерации: $x_R(k) = x_{R0} + s(k)$. Точ-

ка $x_R(k)$ определяет положение «привязанного» к ней подвижного фрагмента $\Xi_R(k)$.

Примем, что сканирование изображения *L* начинается с точки $x_L = 0$. Для нее начальное приближение x_{R0} сопряженной точки x_R может быть определено по имеющейся априорной информации о скорости движения изображения или задано произвольно. Начальное приближение x_{R0} для последующих точек x_L определяется с учетом ранее найденных векторов совмещения фрагментов.

4.2 Методика построения основного функционала

Гибкость метода функционализации проявляется, в частности, в том, что вид основного функционала может быть адаптирован к условиям задачи. В рассматриваемом случае, когда используется модель видеосигнала в форме (4.1), желательно, чтобы основной функционал был инвариантным к помехам $\gamma(t)$ и $\eta(x)$ в видеосигнале. Реальное изображение содержит также аддитивный случайный шум h(x,t), характеристики которого весьма неопределенны. По этой причине при выборе вида функционала учитывать случайный шум не будем, но учтем его действие при выводе критерия достоверности совмещения изображений.

Проведенный перебор различных вариантов основного функционала с апробацией на реальных снимках показал, что в рассматриваемой задаче лучшую точность обеспечивает *нелинейный «дифференциальный нормированный» функционал*, определяемый на парах, либо на тройках окон анализа. Его построение на парах окон анализа описывается ниже.

В данном случае необходимо в первую очередь задать некоторую систему окон анализа, пары либо тройки которых будут использованы для построения функционалов. Для этого в окрестности очередной точки x_L выделим фрагмент Ξ_L изображения L и покроем этот фрагмент системой $\langle D_L^i \rangle$ прямоугольных окон анализа D_L^i ($i \in \{1, ..., N\}$). Для изображения R на k – ой итерации процедуры совмещения возьмем ранее вычисленную точку $x_R(k-1)$ и зададим накрывающий ее фрагмент $\Xi_R(k)$ и покрытие этого фрагмента системой $\langle D_R^i(k) \rangle$ окон анализа $D_{R}^{i}(k)$. Стороны окон анализа D_{L}^{i} и $D_{R}^{i}(k)$ ориентируем параллельно осям систем координат $O_{L}xy$ и $O_{R}xy$, соответственно. На каждом окне D_{L}^{i} и $D_{R}^{i}(k)$ двух систем окон зададим линейный функционал вида (2.11).

Образованные так покрытия вместе с заданными на них функционалами назовем «штихелями», обозначив их $Sh(x_L)$ и $Sh(x_R(k))$ (рисунок 4.1). Будем говорить, что штихель $Sh(x_L)$ ($Sh(x_R(k))$) «накрывает» фрагмент изображения, покрываемый системой $\langle D_L^i \rangle$ ($\langle D_R^i(k) \rangle$) окон анализа.

На штихеле (на покрытии $\langle D_L^i \rangle$) образуем множество Ψ допустимых пар номеров окон мощностью $6 \le |\Psi| \le 20$, порождая этим переопределенную систему, содержащую до 20 уравнений:

$$\Psi = \{ (i,j) : (i,j \in \{1, \dots, 9\}) \land (i < j) \land (\mathsf{D}_L^i \cap \mathsf{D}_L^j \neq \emptyset) \}.$$
(4.2)

На каждой паре $(i, j) \in \Psi$ окон анализа определим основной функционал метода функционализации в форме нормированного нелинейного «дифференциального» функционала, представляющего собой обобщенную функцию со сложным составным ядром:

$$\Phi_L^{(ij)} = \left(N_L^{(ij)}\right) \, (G_L)^{-0.5} \,, \tag{4.3}$$

где
$$N_L^{(ij)} = F_L^i - F_L^j$$
, $F_L^\beta = \iint_{D_L^\beta} K^\beta(\mathbf{x}) \tilde{E}_L(\mathbf{x}) \, dx \, dy$, $(\beta \in \{i, j\});$
 $G_L(\tilde{E}) = \sum_{(i,j)\in\Psi} \left(N_L^{(ij)}\right)^2.$

Рисунок 4.1 иллюстрирует расположение окон анализа в составе штихеля, заданного системой $\langle D_L^i \rangle$ из девяти квадратных окон и накрывающего фрагмент изображения квадратной формы с длиной стороны квадрата, равной *d*. «Жирные» точки задают расположение центров окон анализа в составе штихеля. Квадрат с вершинами в точках 1, 3, 9, 7 – это центральное в составе штихеля окно анализа D_L^5 .



1÷9 – номера окон в составе штихеля.

• - центры окон;

Рисунок 4.1 – Топология штихеля Этот квадрат вместе с отрезками 2-8 и 4-6 отображает проекцию поверхностей двух составляющих K_x и K_y мультипликативной функции веса (рисунок 2.3) над 5м окном анализа. Геометрия взаимного расположения окон анализа именно такая, как на рисунке: окна размещены равномерно и так, что каждая пара соседних окон, смещенных относительно друг друга либо по горизонтали, либо по вертикали, имеют область пересечения, площадь которой равна половине площади окна. Аналогично строится штихель $Sh(\mathbf{x}_R)$, накрывающий точку \mathbf{x}_R изображения R.

В качестве точки \mathbf{x}_L ($\mathbf{x}_R(k)$) привязки штихеля $Sh(\mathbf{x}_L)$ ($Sh(\mathbf{x}_R)$) выберем центральную точку окна D_L^5 ($D_R^5(k)$).

В результате перебора пар номеров $(i, j) \in \Psi$ сформируем два множества основных функционалов: $\mathbf{\Phi}_L = \left\{ \mathbf{\Phi}_L^{(ij)} \right\}$ и $\mathbf{\Phi}_R(k) = \left\{ \mathbf{\Phi}_R^{(ij)}(k) \right\}$.

Очевидно, функционал (4.3) инвариантен к мультипликативной помехе $\gamma_L(t)$. Робастность такого функционала к аддитивным помехам с математическим ожиданием равным 0 показана в разделе 2.

4.3 Построение базисной системы уравнений

Для каждого основного функционала $\phi_L^{(ij)} \in \mathbf{\Phi}_L$ зададим ОУ ОП, которое строится по методике из подраздела 2.4 вычислением полной производной по времени функционала $\phi_L^{(ij)}$ в силу уравнения движения (2.3, 2.4).

С учетом того, что на совмещаемом фрагменте скорость движения изображения считается постоянной, ОУ ОП принимает вид:

$$\dot{\boldsymbol{\phi}}_{L}^{(ij)} = \mathbf{F}_{L\mathbf{x}}^{(ij)} \boldsymbol{\nu}(\boldsymbol{x}_{L}), \qquad (4.4)$$

где $\boldsymbol{v}(\boldsymbol{x}_{L})$ – вектор скорости движения изображения; $\mathbf{F}_{L\mathbf{x}}^{(ij)} = \begin{bmatrix} F_{L\mathbf{x}}^{(ij)} & F_{L\mathbf{y}}^{(ij)} \end{bmatrix}$ – матрица-строка, $F_{L\alpha}^{(ij)} = N_{L\alpha}^{(ij)} (G_{L})^{-0.5} - \Phi_{L}^{(ij)} (G_{L})^{-1} \sum \left(N_{L}^{(ij)} N_{L\alpha}^{(ij)} \right),$ (4.5) $N_{L\alpha}^{(ij)} = F_{L\alpha}^{i} - F_{L\alpha}^{j}, \ \alpha \in \{x, y\}; \ F_{L\alpha}^{\beta} = \iint_{D_{L}^{\beta}} K_{\alpha}^{\beta}(\boldsymbol{x}) E(\boldsymbol{x}) \ dx \ dy, \ \beta \in \{i, j\}.$

Здесь $N_{L\alpha}^{(ij)}$ $F_{L\alpha}^{\beta}$ – индуцированные функционалы (2.12).

В (4.5) суммирование ведется по всем парам индексов из множества **Ψ**.

Переопределенная система формируется из ОУ ОП вида (4.4) по функционалам из множества ϕ_L . Эта система имеет вид:

$$\dot{\boldsymbol{\Phi}}_L = \mathbf{F}_{\mathbf{x}} \, \boldsymbol{\nu}(\boldsymbol{x}_L), \tag{4.6}$$

где
$$\dot{\mathbf{\Phi}}_L = \left[\mathbf{\Phi}_L^{(ij)} \right]$$
 – матрица-столбец (M × 1), M = | $\mathbf{\Psi}$ |, (*i*, *j*) $\in \mathbf{\Psi}$;
 $\mathbf{F}_{\mathbf{x}} = \left[\mathbf{F}_{L\mathbf{x}}^{(ij)} \right]$, матрица (M × 2).

Дискретный вариант системы ОУ ОП получается из (4.4) переходом к конечным разностям и усреднением данных по совмещаемым фрагментам:

$$\Delta \mathbf{\phi}(j) = \bar{\mathbf{F}}_{\mathbf{x}} \hat{\mathbf{s}} \tag{4.7}$$

где $\hat{s} = v(x_L)\Delta t$, Δt – условный интервал времени; \hat{s} – вектор оценки смещения s точки x_{R0} относительно точки x_R : $s = x_R - x_{R0}$; $\Delta \Phi = \Phi(E_R(x - x_{R0})) - \Phi(E_L(x));$ $\bar{\mathbf{F}}_{\mathbf{x}} = \left[F_x^{(ij)} \bar{F}_y^{(ij)}\right]^{\mathrm{T}}, \quad \bar{\mathbf{F}}_{\alpha}^{(ij)} = 0,5 \left(F_{L\alpha}^{(ij)} + F_{R\alpha}^{(ij)}\right), \quad \alpha \in \{x, y\},$ где $F_{R\alpha}^{(ij)}$ вычисляется на изображении $E_R(x - x_{R0})$ аналогично $F_{L\alpha}^{(ij)}$ (4.5).

Базисная нормальная система для вычисления оценки \hat{s} смещения s получается из (4.7) и имеет вид:

$$\bar{\mathbf{F}}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}} \Delta \mathbf{\Phi} = \bar{\mathbf{F}}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}} \, \bar{\mathbf{F}}_{\mathbf{x}} \, \hat{\mathbf{s}}, \tag{4.8}$$

где $\overline{\mathbf{F}}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}} \overline{\mathbf{F}}_{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \overline{a}_{xx} & \overline{a}_{xy} \\ \overline{a}_{xy} & \overline{a}_{yy} \end{bmatrix}$.

Итерационная процедура совмещения фрагментов изображений, накрываемых штихелями Sh(x_L) и Sh(x_R), строится с использованием системы (4.8) для вычисления на k – ой итерации приращения $\Delta \hat{s}(k)$ вектора $\hat{s}(k-1)$. Процедура имеет вид:

$$\hat{\boldsymbol{s}}(k) = \hat{\boldsymbol{s}}(k-1) - \lambda \Delta \hat{\boldsymbol{s}}(k),$$

$$\Delta \hat{\boldsymbol{s}}(k) = (\bar{\boldsymbol{F}}_{\boldsymbol{x}}^{\mathrm{T}} \bar{\boldsymbol{F}}_{\boldsymbol{x}})^{-1} \bar{\boldsymbol{F}}_{\boldsymbol{x}}^{\mathrm{T}} \Big(\boldsymbol{\Phi} \Big(E_{R}(-\hat{\boldsymbol{s}}(k) - \boldsymbol{x}_{R0}) \Big) - \boldsymbol{\Phi}(E_{L}) \Big), \qquad (4.9)$$

где λ – коэффициент обратной связи, $\lambda > 0$.

Условие существования и единственности решения уравнения (4.7) записывается в виде *det* ($\bar{\mathbf{F}}_{\mathbf{x}}^{\mathrm{T}} \bar{\mathbf{F}}_{\mathbf{x}}$) $\neq 0$. При конкретных вычислениях будем требовать «хорошей» обусловленности системы (4.9). С этой целью будем использовать критерий отделенности определителя от нуля в виде:

$$\bar{a}_{xy}^2 / (\bar{a}_{xx}\bar{a}_{yy}) < (1-\delta),$$
 (4.10)

где δ выбирается из некоторого диапазона, например $0,2 \geq \delta > 0$.

Условие (4.9) позволяет отсеивать фрагменты, на которых с достаточно большой вероятностью может проявиться «апертурный» эффект. (п.2.5.2).

4.4 Критерий достоверности совмещения изображений

Для получения критерия достоверности совмещения используем модифицированный подход, изложенный в разделе 1. Необходимость модификации вызвана тем, что критерий в форме (3.9) на изображениях, различающихся параллаксом, "не отсеивает" ложные совмещения на некоторых сюжетах. Примеры дают
сюжеты, содержащие линеаменты и слабо структурированные фрагменты типа "поле", "водная поверхность", "сильно затененные участки местности". Практика показала, что критерий достоверности должен учитывать существующие на совмещаемых фрагментах корреляционные связи между индуцированными функционалами $N_{Lx}^{(ij)}$ и $N_{Ly}^{(ij)}$ (4.3), а также между аналогичными функционалами, определенными на функции случайного шума h(x, t) (4.1).

Поскольку основной функционал (4.2) обладает свойством практической инвариантности к помехам $\eta(\mathbf{x})$ и $\gamma(t)$, то при выводе критерия достоверности совмещения используем упрощенную модель видеосигнала в виде:

$$\tilde{E}(\boldsymbol{x},t) = I(\boldsymbol{x},t) + h(\boldsymbol{x},t). \tag{4.11}$$

Для вывода критерия применяем методику, аналогичную п.4 статьи I, по которой критерий вычисляется в условиях асимптотически неограниченного увеличении области, покрываемой штихелем, и увеличении количества окон анализа в нем.

Заменим в коэффициентах базисного уравнения (4.8) изображение E(x, t) на видеосигнал (4.11), вектор совмещения представим в виде $s(x_L) = (\hat{s}(x_L) + \Delta s)$, где Δs – ошибка совмещения, и разрешим базисную систему относительно ошибки совмещения Δs . Полученную систему упростим, удалив из нее члены, содержащие суммы (вычисляемые по всем окнам штихеля) произведений некоррелированных функций. В качестве критерия примем оценку $\Delta \hat{s}$ ошибки совмещения Δs , которая получается как решение построенной упрощенной системы при $\hat{s}(x_L) \equiv \begin{bmatrix} 1\\ 1 \end{bmatrix}$. Искомый критерий имеет вид:

$$\boldsymbol{K}\boldsymbol{r} = (\bar{\boldsymbol{F}}_{\boldsymbol{X}}^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{F}}_{\boldsymbol{X}})^{-1}\boldsymbol{k}, \qquad (4.12)$$

где $Kr = [Kr_x \ Kr_y]^T$ – критерий достоверности совмещения;

$$\mathbf{k} = [k_x \, k_y]^{\mathrm{T}}, \, k_\alpha = \sum H_{N\alpha}^2 + \sum (H_{Nx} H_{Ny}), \, \alpha \in \{x, y\}, \\ H_{N\alpha}^{(ij)} = (G_L)^{-0.5} \left(\iint_{\mathrm{D}_L^i} K_\alpha^i(\mathbf{x}) \, h(\mathbf{x}, t) \, dx \, dy - \iint_{\mathrm{D}_L^j} K_\alpha^j(\mathbf{x}) \, h(\mathbf{x}, t) \, dx \, dy \right).$$

Входящие в правую часть (4.12) величины вычисляются на изображении *L*. Опыт применения критерия показал, что результат совмещения практически не зависит от того, на каком изображении (*L* либо *R*) вычислены эти величины.

Значения функционалов $H_{N\alpha}^{(ij)}$ в (4.12) определены на сигнале шума $h(\mathbf{x}, t)$ и не могут быть измерены непосредственно. Возможный вариант вычисления оценок для них следующий:

$$H_{N\alpha} \cong |N_{L\alpha}(G_L)^{-0.5} - N_{R\alpha}(G_R)^{-0.5}|, \alpha \in \{x, y\}.$$
(4.13)

4.5 Функционал типа «Сомбреро»

Описанный нелинейный «дифференциальный нормированный» функционал (4.3), определяемый на парах окон анализа, при совмещении спектрозональных изображений в некоторых случаях дает ложные совмещения. Для уменьшения количества таких совмещений был разработан и успешно апробирован вариант *нелинейного «дифференциального нормированного» функционала*, определяемый на тройках окон анализа, набираемых из окон, составляющих штихель (рисунок 4.1). Функционал назван «функционал типа сомбреро» (4.13). Далее он будет называться сокращенно: «сомбреро».

По аналогии с построением функционала (4.3) (подраздел 4.3), на штихеле образуем множество Ψ допустимых троек номеров окон мощностью $6 \le |\Psi| \le 80$, порождая этим переопределенную систему, содержащую до 80 уравнений:

$$\Psi = \{(i, j, m): (i, j, m \in \{1, \dots, 9\}) \land (\mathsf{D}_{L}^{i} \cap \mathsf{D}_{L}^{j} \neq \emptyset) \land (\mathsf{D}_{L}^{j} \cap \mathsf{D}_{L}^{m} \neq \emptyset) \}.$$
(4.14)

При этом в зависимости от тройки номеров окон возможно $D_L^i \cap D_L^m \neq \emptyset$, возможно $D_L^i \cap D_L^m = \emptyset$.

Возможные конфигурации взаимного расположения троек окон показаны на рисунке 4.2.

Черные метки на рисунке 4.2 задают взаимное расположение центров окон в составе 9-ти окон штихеля. Ребра задают связи окон с номерами (i, j) и (j, m), то



Рисунок 4.2 – возможные конфигурации троек окон в составе штихеля

есть, среднее из трех окон – это окно с номером j. Каждая из конфигураций может быть определена на разных тройках номеров окон. Например, тройки окон, расположенных на горизонтальной прямой, – это (1, 2, 3) и (4, 5, 6) и (7, 8, 9).

Целью разнообразия конфигураций взаимного расположения троек окон является извлечение максимального количества информации о взаимных особенностях отдельных фрагментов изображения, накрываемого штихелем.

Анализ избыточности принятого набора конфигураций троек окон требует отдельного исследования.

Помимо троек предусмотрена возможность построения функционала на 5ти окнах, расположенных относительно друг друга в виде «креста». Эти варианты функционалов далее не рассматриваются.

На каждой тройке $(i, j, m) \in \Psi$ окон анализа определим основной функционал в форме сомбреро:

$$\Phi_L^{(ijm)} = \left(N_L^{(ijm)}\right) \ (G_L)^{-0.5} , \qquad (4.15)$$

где $N_L^{(ijm)} = F_L^i - 2F_L^j + F_L^m$, $F_L^\beta = \iint_{D_L^\beta} K^\beta(\mathbf{x}) \tilde{E}_L(\mathbf{x}) \, dx \, dy$, $(\beta \in \{i, j\})$;

 $G_L(\tilde{E}) = \sum_{(i,j,m) \in \Psi} \left(N_L^{(ijm)} \right)^2$ и суммирование ведется по всем выбранным тройкам номеров окон.

Рисунок 4.3 поясняет выбор термина «сомбреро».



а) – аксонометрическое представление поверхности функции веса функционала $N_L^{(ijm)}$, определенного на окнах, например, (1,2,3) размером 32×32 пикселя каждое;

б) – схематическое изображение сечения поверхности с рисунка а) плоскостью перпендикулярной плоскости изображения и проходящей через центры окон анализа.

Рисунок 4.3 – Геометрия числителя функционала (4.14) для тройки окон (1,2,3)

Далее, как и ранее в подразделе 4.4:

- для каждого основного функционала строится ОУ ОП;

- на основе ОУ ОП строится переопределенная система уравнений вида (4.7);

- построенная система уравнений преобразуется в базисную нормальную систему вида (4.8);

- выполняется итерационная процедура вида (4.9).

Различия в применении функционалов на основе пар окон и функционалов вида сомбреро иллюстрируется рисунком 4.4. На рисунке все изображения, кроме изображения 4.4а, нормированы приведением яркостей к диапазону [0, 255] единиц яркости. В рассматриваемом примере функционал $N_L^{(ij)}$ вычисляет обобщенную производную изображения \tilde{E} . Функционал «сомбреро» вычисляет вторые производные изображения.



а) – исходное изображение; б) – свертка исходного изображения функционалом F_L^β из (4.3);

в) – свертка исходного изображения функционалом N_L^(ij) из (4.3) на основе «вертикальной» пары (i, j) = (1, 4) окон штихеля; г) – свертка исходного изображения функционалом N_L^(ijm) из (4.15) на основе «вертикальной» тройки (i, j, m) = (1, 4, 7) окон штихеля;
Рисунок 4.4 – Результаты обработки изображения разными функционалами на основе окон анализа размером 16×16 пикселей:

На рисунке 4.5 в дополнение к рисунку 4.3 представлены примеры весовых функций функционалов, построенных на тройках окон анализа.



Рисунок 4.5 – Примеры весовых функций функционалов $N_L^{(ijm)}$ построенных на окнах размером 24×24 пикселя в виде аксонометрических проекций поверхностей.

4.6 Пример действия критериев при совмещении изображений

Рисунок 4.6 иллюстрирует результат применения разработанных критериев достоверности при совмещении панхроматических изображений с сюжетом типа «город». При совмещении для каждого пикселя изображения, представленного на рисунке 4.6а, выполнялась итерационная процедура совмещения.



a)



б)

 а) – изображение, синтезированное из двух: условно считалось, что одно из изображений получено в «красном» спектре, второе – в «зеленом».

б) – одно из двух совмещаемых изображений с раскрашенными фрагментами с недостоверными совмещениями: разным цветам соответствуют разные критерии, по которым совмещение было оценено как недостоверное.

Рисунок 4.6 – Пример отбраковки недостоверных совмещений разработанными критериями при совмещении панхроматических изображений:

На рисунке 4.66 показана раскраска пикселей одного из совмещаемых изображений, для которых не найдены сопряженные пиксели на другом изображении. Цвет таких пикселей идентифицирует причину неудачи попытки совмещения:

голубой цвет – после отбраковки по критериям отдельных уравнений переопределенной системы осталось недопустимо мало уравнений (установлен порог: уравнений должно быть не менее 3);

- синий цвет – отбраковка по векторному критерию (4.12);

красный цвет – оценка числа обусловленности полученной матрицы базисной нормальной системы уравнений (4.8) выше установленного порога равного 10.

Видно, что подавляющее количество неудачных попыток совмещения приходится на фрагменты с изображением воды, на которых совмещения частично удались благодаря наличию изображений плавательных средств.

На рисунке 4.6а пиксели, для которых не найдены сопряженные, раскрашены цветами серой палитры.

При смешивании в разных пропорциях красной краски с зеленой получаются оттенки желтого цвета. Поэтому рисунок 4.6а представлен в цветах желтой палитры.

При ошибках совмещения разноцветных изображений в результате формирования цветного изображения на последнем неизбежно возникают ореолы, раскрашенные в цвета исходных совмещаемых изображений (рисунок 4.7). Поэтому отсутствие подобных ореолов на рисунке 4.6а говорит о хорошей точности со-



Рисунок 4.7 – Пример раскраски плохо совмещенных фрагментов

вмещения.

Далее демонстрируются результаты совмещения фрагментов двух спектрозональных изображений. На рисунке 4.8 эти фрагменты представлены в исходном виде, демонстрирующем различия их яркостей. Причина: изображения 4.8 получены в двух спектральных диапазонах (в «зеленом» (*G* диапазон), рисунок 4.8а, и «синем» (*B* диапазон), рисунок 4.8б). Объективные оценки различия яркостей рассматриваемых изображений представлены в таблице 4.1.





В программе работать с темным изображением в диалоговом режиме неудобно: на последующих рисунках яркость изображения в *В* диапазоне спектра увеличена в 2 раза, поэтому оно выглядит светлее, чем изображение в *G* диапазоне спектра.

На рисунке 4.9 представлен результат совмещения двух изображений с рисунка 4.8. Рисунок 4.9а получен в результате смешивания цветов *G* и *B* палитр, при этом яркость цвета палитры назначалась равной яркости сопряженных пикселей исходных изображений. В результате смешивания цветов зеленые превалируют, что объясняется рисунком 4.8.

Неудачная попытка совмещения фрагментов изображений может отображаться и другими цветами, например:

- зеленый цвет – плохая составляющая *Кr_x* критерия (4.12);

- коричневый цвет – плохая составляющая *Кr*_v критерия (4.12).

Основная статистика результатов обработки рассматриваемых фрагментов изображений:

- размер фрагментов: 74676 пикселей;

- процент удачных совмещений: ≈ 93%;

- средняя скорость (трудоемкость) совмещения: 1,01 итераций на удачное совмещение (итерации неудачных совмещений не учитывались)

- использованный размер окна анализа: 24×24 пикселя;

- использованный основной функционал: в форме нелинейного «дифференциального нормированного» функционала вида (4.3).



a)

б)

а) — цветное изображение, полученное в GB палитре взвешиванием максимальных яркостей цветов G = 255 и B = 255 кодами сопряженных пикселей изображений. Пиксели, для которых не найдены сопряженные, изображены в цветах серой палитры;

б) – изображение с рисунка 4.86 с увеличенной в 2 раза яркостью и цветными пикселями, раскрашенными в цвета, объясняющие причину неудачи попытки поиска пикселей, сопряженных раскрашенным пикселям. Объяснение цветов окраски таких пикселей описано после рисунка 4.7.

Рисунок 4.9 – Результат совмещения изображений в *GB* палитре

Указанное частное значение «1,01 итераций на удачное совмещение» очень маленькое. Для изображения на рисунке 4.6 этот показатель равен 1,27 для функ-

ционала вида (4.3) и 1,17 для функционала вида (4.15). Обычное значение этого показателя примерно 1,3.

Для объяснения успешности применения разработанной методики совмещения изображений на основе предложенных функционалов была собрана статистика по яркостям рассматриваемых фрагментов изображений. Кроме того, были вычислены свертки совмещаемых изображений скользящим окном, на котором задавался основной функционал вида (4.3) и вида (4.15).

Полученные статистические данные приведены в таблицах 4.1 и 4.2.

Таблица 4.1 – Статистика по яркостям рассматриваемых спектрозональных изображений

Зона спектра	min	max	Средняя яркость	СКО
G	158	826	326	0,335
В	86	466	192	0,205
Отношение статистик	1,84	1,77	1,70	1,63

Таким образом, различия в яркостях рассматриваемых спектрозональных изображений очень значительны.

В таблице 4.2 условное обозначение «G» / «В» означает отношение данных из строки «G» к данным в строке «В».

Показанные в таблице 4.2 отношения статистических данных, полученных для двух изображений (строки таблицы «*G*» / «*B*»), в основном группируются около значения 1. Следовательно, применение предложенных функционалов выравнивает статистические показатели даже для изображений с большими различиями мультипликативного характера. Это объясняет причину эффективности применения разработанных форм основных функционалов к обработке разно яркостных изображений.

Последующие рисунки иллюстрируют по итерациям процесс поиска сопряженного фрагмента при большом начальном смещении фрагментов. Таблица 4.2 – Статистика по результатам обработки свертки изображений основными функционалами видов (4.3) и (4.15)

No	Вил основного	Размер	Зона	(Основные с	гатистики	
п/п	функционала	окна	спектра	min	max	Среднее	СКО
1		анализа	G	-0.651	0.648	-0.0096	0.00076
2			D	0.628	0,040	-0,0070	0,00076
2	-	8×8	D	-0,020	0,030	-0,0144	0,00070
3	-		Разность	-0,8126	0,5562	0,0018	0,00027
4			«G» / «B»	1,03	0,997	0,67	1
5	(43) [.] на основе		G	-0,624	0,639	-0,0068	0,00078
6		16~16	В	-0,629	0,645	-0,0118	0,00078
7	пар окон шти-	10/10	Разность	-0,358	0,295	0,0021	0,00017
8	. Асли		«G» / «B»	0,992	0,991	0,576	1
9		24×24	G	-0,633	0,623	-0,00016	0,00081
10			В	-0,630	0,628	-0,00071	0,00081
11			Разность	-0,2589	0,3228	0,0069	0,00055
12			«G» / «B»	1,005	0,992	0,225	1
13			G	-0,5321	0,5198	0,0057	0,00065
14		8×8	В	-0,5352	0,4983	0,0056	0,00064
15			Разность	-0,5662	0,6442	0,00015	0,00029
16			«G» / «B»	0,994	1,043	1,018	1,015
17			G	-0,4932	0,5106	0,0068	0,00068
18	(4.15):	16×16	В	-0,5022	0,5123	0,0062	0,00068
19	«Сомбреро»	10/10	Разность	-0,5028	0,52214	0,00055	0,00021
20			«G» / «B»	0,982	0,997	1,097	1
21			G	-0,5232	0,5290	0,0080	0,00070
22		24~24	В	-0,5206	0,5195	0,0074	0,00070
23		24824	Разность	-0,2043	0,5047	0,00055	0,00016
24			«G» / «B»	1,005	1,018	1,081	1

На рисунке 4.11 оригинальными средствами показана динамика изменения переопределенной системы уравнений на итерациях совмещения фрагментов, указанных на рисунке 4.10.

На рисунке 4.11 переопределенные системы линейных уравнений, получаемые на итерациях процедуры совмещения фрагментов, визуализированы в виде прямых, построенных по коэффициентам уравнений этой системы в системе координат искомого решения. Расстояние между соседними рисками на осях координат соответствует 1 пикселю.



- а) б) в) г) д)
- a) положение подвижной области анализа A(s, 0) на изображении с рисунка 4.8а;
- б) положение неподвижной области анализа А на изображении с рисунка 4.86;
- в) увеличенный фрагмент изображения с рисунка 4.10а: перекрестие указывает цент области анализа A(*s*, 0);

г) – увеличенный фрагмент изображения с рисунка 4.106: перекрестие указывает цент области анализа А;

д) – результат цветосинтеза в палитре *RG* по вычисленному вектору совмещения.
Рисунок 4.10 – Исходные положения фрагментов на двух изображениях и цветное изображение в палитре *RG*, полученное в результате совмещения фрагментов



а) – переопределенная система уравнений, сформированная на 1-й итерации;

- б) переопределенная система уравнений, сформированная на 2-й итерации;
- в) переопределенная система уравнений, сформированная на 3-й итерации;
- г) переопределенная система уравнений, сформированная на 4-й итерации;

Рисунок 4.11 – Динамика изменения переопределенной системы уравнений на итера-

циях совмещения в виде прямых, построенных по коэффициентам уравнений

На рисунке 4.11 виден процесс все большего упорядочивания системы прямых и стремления точек их взаимных пересечений к началу системы координат, то есть к нулевому решению. Система уравнений, построенная на 4-й итерации, породила систему прямых, пересекающихся в точке нулевого решения. Это значит, что итерационный процесс сошелся за 3 итерации. Последняя итерация лишь фиксирует факт окончания процесса совмещения.

Кроме того, каждая из прямых на рисунке 4.11г проходит через начало системы координат, поэтому все построенные на 4-й итерации уравнения имеют вид Ax + By = 0. Следовательно левая часть базисной нормальной системы уравнений (4.8) равна **0**, то есть $\Delta \Phi = 0$. Это значит, что значения двух систем функционалов, построенных на двух спектрозональных изображениях, совпали. Таким образом, проиллюстрированный пример является косвенным подтверждением малой чувствительности предложенной формы нелинейного «дифференциального нормированного» функционала к мультипликативным искажениям изображений.

Приведенные примеры результатов обработки пар панхромных и пар спектрозональных изображений иллюстрируют корректность разработанного математического аппарата и в том числе предложенных векторных критериев отсеивания недостоверных совмещений, контроль которых осуществляется как на каждой итерации в процессе построения переопределенной системы уравнений, так и после получения базисной нормальной системы уравнений (4.8).

Выводы

Предложенные в разделе конструкции нормированных нелинейных обобщенных функций (основных функционалов метода функционализации) со сложным составным ядром, строящиеся по методике штихеля на основе пар и троек окон анализа, предложенная методика построения базисной системы уравнений, предложенная методика построения векторных критериев достоверности совмещения фрагментов изображений были реализованы в различных программных продуктах и с успехом использованы для решения различных практически важных задач, в том числе оригинальных задач извлечения из изображений важной информации не визуального характера.

Конкретные приложения разработанной в данном разделе теоретической базы рассматриваются в разделе 5.

5 РЕШЕНИЕ ПРАКТИЧЕСКИХ ЗАДАЧ ОБРАБОТКИ АЭРОКОСМИЧЕСКИХ СНИМКОВ И С ИПОЛЬЗОВАНИЕМ ИИС ИПДИ

Описано применение разработанного ПО для решения практических задач, связанных с обработкой аэрокосмических снимков, сформированных МОЭП. Некоторые задачи решены впервые. Показаны возможности извлечения из космических снимков важной информации не визуального характера. В частности, впервые визуально продемонстрированы не программные движения фокальной плоскости ИС.

В разделе использованы материалы авторских работ [270 - 272].

5.1 Уточнение используемой терминологии

В данном разделе будут использоваться, в частности, понятия и терминология, изложенные в таблице 5.1.

Термин	Логическое содержание термина
Матрица (ячей-	- матрица (ячейка) фоточувствительных приборов с зарядовой свя-
ка) ФПЗС	зью, то есть матрица (ячейка) ФПЗС.
	Но естественней вместо «матрица (ячейка) ФПЗС» писать «ФПЗС
	матрица (ячейка)». Вместо ФПЗС будем писать ПЗС.
Изображение	- двумерное непрерывное поле освещенности, формируемое изобра-
	зительной системой (ИС) целевой аппаратуры КАН (дистанционного
	зондирования Земли (ДЗЗ)) на плоскости изображения ИС.
Видеосигнал	- цифровой сигнал (сигнал дискретизированный по времени и про-
	странству и квантованный по амплитуде), снимаемый с одного эле-
	мента разложения изображения (пиксела), производимого с помощью
	ПЗС матриц ОЭП.
Видеоданные	- массив видеосигналов, полученных при сканировании изображения
	с помощью ПЗС матриц ОЭП.

Габлица 5.1 –	Используемые	базовые понят	гия и терми	інология
---------------	--------------	---------------	-------------	----------

Наблюдаемое	- представление видеоданных наблюдателю в виде изображения на
изображение	некотором носителе, например, на экране монитора, фотобумаге и
	Т.П.
Зарядовый	- заряд, имеющийся (накопленный) в отдельной ПЗС ячейке.
пакет (ЗП)	
Входная	- первая строка матрицы, участвующая в накоплении видеосигналов.
строка ПЗС	
ячеек матрицы	
Выходная	- последняя (крайняя) строка матрицы, участвующая в накоплении
строка ПЗС	видеосигналов.
ячеек матрицы	
Смаз	- размытость наблюдаемого изображения (видеоданных), вызванная
видеоданных ≡	несогласованностью вектора средней скорости переноса зарядовых
смаз изображе-	пакетов по матрице с вектором скорости движения изображения по
ния	плоскости изображения ИС

5.2 Задача вычисления оценки параметров смаза изображений, получаемых космическим аппаратом наблюдения

При проведении космической съемки изображения формируются построчно методом «заметания» при работе ПЗС матриц в *режиме временной задержки и накопления зарядов* (режим ВЗН). Суть режима ВЗН в том, что непрерывное движение элементарного пучка лучистой энергии (ЭПЛЭ), покрывающего апертуру отдельной ФПЗС ячейки, по поверхности ФПЗС матрицы со скоростью $V_{ди}$ (движения изображения) сопровождается переносом ЗП, накопленных в ячейках матрицы, вдоль столбцов этих ячеек в составе матрицы. Такой перенос ЗП осуществляется один раз за такт, длительность которого должна точно равняться времени перемещения ЭПЛЭ на расстояние равное линейному размеру ФПЗС ячейки. При этом отдельный ЭПЛЭ такт за тактом способствует продолжению накопления заряда, находящегося на последовательных тактах в следующих друг за другом ячейках матрицы. Таким образом, на каждом такте с выходной строки ПЗС мат-

рицы считывается ровно одна строка видеоданных. Остальные строки матрицы используются только для накопления ЗП. Режим накопления зарядов позволяет увеличить отношения сигнал/шум в видеоданных. Количество тактов, используемых для накопления отдельного ЗП на выходе матрицы, определяется задаваемым параметром, называемым количество строк накопления $n_{\rm H}$.

На процесс перемещения зарядов по столбцу ПЗС ячеек тратится некоторая доля такта. Остальная часть такта используется для накопления ЗП. Таким образом, ЗП перемещается по матрице с некоторой средней скоростью $V_{3\Pi}$. С позиций организации режима ВЗН оптимальному режиму съемки соответствует равенство векторов скоростей: $V_{ди} = V_{3\Pi}$. Нарушение этого равенства приводит к возникновению смаза изображения «движением» и он накапливается в видеоданных. Такой смаз будем называть *скоростным смазом*. Смазы в видеоданных приводят к смазам в наблюдаемых изображениях. Физическая суть смаза в том, что в формировании одного ЗП на выходе матрицы участвует более одного ЭПЛЭ: каждая ячейка ПЗС матрицы накапливает сигнал с некоторой вытянутой по форме площадки изображения, размеры которой больше апертуры ПЗС ячейки. В результате в видеоданных появляется искажение, имеющее вид ориентированной в определенном направлении размытости наблюдаемого изображения. В процессе продвижения ЗП по столбцу ячеек матрицы размеры указанной площадки на изображения и макапливается".

В работе [270] показано, что рассматриваемый смаз изображения формируется разностью $\Delta V = V_{3\Pi} - V_{dH}$ векторов, накопленной за $n_{\rm H}$ тактов (рисунок 5.1). Далее этот смаз будем характеризовать вектором смаза $B = (b_x, b_y)$. Компоненты b_x, b_y вектора будем называть параметрами смаза в поперечном и продольном направлениях соответственно, понимая, что смаз величина не векторная: он определен на некоторой площади *S* плоскости изображения. Вектор смаза *B* своими компонентами определяет габаритные размеры площадки *S*. Каждый отдельный пиксель формируемого изображения определяется индивидуальной порцией лучистой энергии, облучающей индивидуальную площадку *S* плоскости изображения. Но формы этих индивидуальных площадок одинаковы. Следует иметь в виду, что энергии облученности каждой точки этих площадок участвуют в форми-





Рисунок 5.1 – Формирование вектора смаза

не одновременно: ПЗС ячейки сканируют их по мере движения изображения по плоскости изображений и перемещения ЗП между ячейками. При этом разные лучи, облучающие данную индивидуальную площадку, вносят различный вклад в накопление ЗП не только по причине энергетических различий лучей, но и по причине различий времени экспонирования лучей на ячейки, в которых находится ЗП по мере перемещения по столбцу ячеек. Для понимания вклада в ЗП каждого отдельного луча, облучающего индивидуальную пло-

щадку, будем рассматривать *ядро смаза*, как функцию времени экспонирования лучей на ячейки, по которым перемещается накапливающийся ЗП (рисунок 5.2).





Рисунок 5.2 – Ядро смаза представленное полигональной поверхностью в аксонометрических проекциях при непрерывном движении зарядового пакета по столбцу ячеек ПЗС матрицы для случая $s_x = 0.8$ пикс., $s_y = 1.6$ пикс.

Знание параметров смаза необходимо алгоритмам восстановления смазанных изображений. Знание точного вида ядра смаза необходимо для отработки алгоритмов восстановления смазанных изображений. Для верификации таких алгоритмов необходимо оценивать ошибки восстановления изображения, а для этого необходимо знать точно восстановленное изображение, которого никогда нет, если компенсируется реальный смаз. Знание точного вида ядра смаза позволяет внести в изображение, принятое за эталонное, смаз в максимальной степени приближенный к реальному смазу. Это позволит адекватней оценить качество восстановления изображений разрабатываемыми или уже существующими алгоритмами.

В зависимости от условий съемки параметры смаза могут достигать значений 3 - 7 и более пикселей как в продольном, так и в поперечном направлениях. Точность определения параметров смаза видеоданных, формируемых КАН, критична для последующего его устранения с целью получения снимков высокого качества.

Опыт обработки космических изображений показал, что для определения параметров смаза в любой точке изображения достаточно вычислить эти параметры в области швов, то есть в области смежных краев смежных полос изображений (подраздел 2.6). В остальных областях изображения параметры смаза вычисляются путем линейной интерполяции. Такая возможность объясняется тем, что факторы, определяющие рассматриваемые смазы, действуют одновременно на всей поверхности ФП. При этом смазы, формируемые ПЗС матрицами, расположенными в центре ОЭП, могут отличаться от смазов, формируемых крайними матрицами. Но смазы, порождаемые отдельной матрицей в каждой отдельной строке изображения, практически одинаковы для всех пикселей строки. Это связано с тем, что факторы, порождающие различия в смазах вдоль ОЭП, в пределах одной матрицы оказывают малозначимое влияние.

Понимание процессов формирования смазов, изложенных выше, позволило построить математическую модель определения параметров (b_x, b_y) смаза в локальной точке шва между двумя полосами изображений через компоненты вектора (s_x, s_y) сшивки сопряженных фрагментов этих полос изображений в следующем виде:

$$b_x = (s_x + \Delta m) n_{\rm H} / (s - s_y),$$
 (5.1)

$$b_y = (s_y + \Delta s)n_{\rm H}/(s - s_y), \qquad (5.2)$$

где (s_x, s_y) – локальный вектор сшивки смежных полос изображений;

s – проектное расстояние между одноименными строками ячеек смежных матриц («скоба»);

 $n_{\rm H}$ – заданное для маршрута количество строк накопления зарядов в ПЗС матрице, работающей в режиме ВЗН. Значение параметра задано в «паспорте маршрута», прилагаемом в виде отдельного файла к каждому файлу с видеоданными;

 Δm , Δs – отклонения от проектных значений для данной пары смежных матриц истинного меж матричного пересечения и истинного размера «скобы».

В формулах (5.1) и (5.2) все переменные определены в пиксельной метрике.

5.3 Программа определение параметров смаза, вызванного нештатной работой оптико-электронного преобразователя

При эксплуатации сложных технических систем вероятно возникновение различных нештатных ситуаций. Например, после окончания запланированного срока эксплуатации КА «Ресурс-ДК1» его тактовый генератор, задающий длительность такта накопления ЗП, перешел в неустранимый нештатный режим работы, генерируя импульсы недопустимо высокой частоты. В результате формируемые наборы видеоданных содержали в себе продольные смазы, измеряемые десятками пикселей: параметр b_{ν} достигал значений 60-80 строк и выше.

Модель (5.2) была использована в разработанной программе BlurCSKB.exe, (акт внедрения прилагается) предназначенной для вычисления по видеоданным от смежных матриц в составе ОЭП протокола сшивки (ПС) смежных полос изображений, дополненного данными о локальных значениях параметра b_y и масштабными коэффициентами, задающими локальное растяжение/сжатие изображений объектов в продольном направлении. Получаемые ПС использовались для вос-

становления изображений [268] (рисунок 5.3) программой, разработанной Егошкиным Н.А. (Рязанский государственный технический университет).



Рисунок 5.3 – Пример смазанного и восстановленного изображений [4]

Программа BlurCSKB.exe являлась ведомой и работала в полностью автоматическом режиме. Ей передавался файл с видеоданными в формате tiff. По завершению формирования ПС программа автоматически закрывалась. Содержание экранной формы программы имело осведомительный характер (рисунок 5.4). На форме отображался этап решения задачи и процесс его выполнения. Никаких средств интерактивного взаимодействия с программой не предусматривалось.

🎽 Расчет параметров смаза	_	\times
-Загрузка файла		
Загрузка файла		

Рисунок 5.4 – Интерфейсные средства программы BlurCSKB

Из-за сильно завышенной тактовой частоты задающего генератора общее время накопления каждого отдельного ЗП оказывалось недопустимо маленьким, что приводило к резкому уменьшению яркостного диапазона пикселей от 0÷1023 емр до, примерно, 0÷150 емр. Это создавало дополнительные сложности вычисления ПС. В таких условиях удачным оказался функционал типа «сомбреро» (4.15), построенный на тройках окон анализа, следующих друг за другом только в продольном направлении с взаимным перекрытием в половину окна. Ставить рядом окна анализа со сдвигом в горизонтальном направлении не представлялось возможным из-за конструктивных особенностей ОЭП: проектное меж матричное перекрытие в ОЭП КАН Ресурс-ДК1 составляло всего 12 ПЗС ячеек. В результате локальная ширина шва могла уменьшаться до 4-х и даже 2-х пикселей.

Программа BlurCSKB.exe успешно эксплуатировалась в ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс» (г. Самара) с января 2011г до окончания существования КАН Ресурс-ДК1. В результате срок активного существования КАН Ресурс-ДК1 был продлен примерно на 5 лет.

Длительный опыт успешной эксплуатации в ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс» программы BlurCSKB.exe показал, в частности, что разработанные методы и алгоритмы позволяют обрабатывать с достаточной точностью изображения со смазом до 100 и более пикселей.

5.4 Программа сшивки полос изображений и извлечения не визуальных данных из видеоданных, формируемых космическим аппаратом наблюдения

5.4.1 Основные интерфейсные средства программы

В этом и последующих параграфах подраздела 5.4 использованы материалы работ [271, 272, 273].

На основе предложенных математических моделей и методик, описанных в разделах 2, 3, 4, разработана программа сшивки полос изображений и обработки получаемого ПС с целью извлечения информации, в том числе, не визуального характера.

На рисунках 5.5 и 5.6 приведены интерфейсы двух основных форм этой программы.

Форма на рисунке 5.5 предназначена для выбора обрабатываемого маршрута, установки параметров вычисления ПС, выполнения собственно сшивки для визуального контроля качества вычисленных ПС. Форма на рисунке 5.6 предназначена для обработки ПС всех швов маршрута: до 53 швов. В таблицах формы отображается сводная статистика по всем швам. Вычисляется средняя ширина швов и статистики смазов по швам: минимальные, максимальные и средние значения, дисперсия и СКО. Имеется 7 подчиненных форм, отображающих различные виды диаграмм ПС швов и смазов в них. В частности, на рисунке 5.7 приведена форма с диаграммой составляющей s_y векторов сшивки по всем швам (в данном случае их 35), «привязанных» к конкретной строке изображения (в данном случае к строке №63630).



Рисунок 5.5 – Главная форма: закладка «Обработка маршрутов»

<u></u>	ма_СБИ20	018																		-		
Обр	аботка МА	аршруто	В Постр	роение Д	ИАГРАМ	м																
3	агрузить І	пспс	маршрута:			0236	9_02_1	10_1										ПЕРЕКРЬ	ТАМ ВИТИ	РИЦ	4.30	
СТРОК НАКОПЛЕНИЯ (nAcLineQuant val) • - из файла ПС () - задать () - выбрать 32 0 64 ~ Будет использовано значение 32 - Старый формат ПС для RDK1 0011 36 24 36 12 0012 36 18 18 12 0013 18 24 18 12 0014 18 36												36 18 18										
	СРЕДНЯЯ	а ширин	А ШВОВ в,	доль мар	шрута по	Nº 3K			СРЕД	няя сум	МА ШИ	рины	двух	ШВОВ ви	цоль марц	рута по М	I¤ 3K					
ЗK	Шов 0	Шов 1	Шов 2	Шов 3	Шов 4	Шов	5 0.	+1 1-	+2	2+3	3+4	4+	5	5+0	0+3	0+5	1+4	2+5	6 швов	Ср. шири	на	
1		36,376	35,745	34,440	37,55	35,9	34	7	2,121	70,186	71,99	4 73	,537	70,811			73,929	71,730	180,099	36,125	5	
2	34,826	36,610	36,263	36,275	35,435	36,8	17 7	1,436 7	2,873	72,538	71,71	0 72	,251	71,697	71,101	71,643	72,044	73,079	216,225	36,038	3	
3	34,880	36,738	35,438	36,713	35,598	36,2	34 7	1,619 7	2,176	72,151	72,31	1 71	,832	71,788	71,594	71,114	72,336	71,671	215,601	35,934	1	
4	35,554	36,202	35,536	36,574	35,499	36,3	57 7	1,756 7	1,738	72,110	72,07	3 71	,857	71,879	72,127	71,911	71,701	71,894	215,722	35,954	1	
5	35,522	36,476	35,748	36,640	35,543	36,5	70 7	1,997 7	2,224	72,388	72,18	3 72	,113	72,049	72,162	72,091	72,019	72,317	216,498	36,083	3	
6	35,479	36,424	35,949	36,271	35,95	35,9	11 7	1,903 7	2,373	72,220	72,22	2 71	,863		71,750	71,390	72,375	71,860	215,986	35,998	3	
7																						
8																						
				СМАЗЬ	І СРЕДНІ		РЕЧН	ЫЕ вдоль	маршр	ута по Зо	нам Кон	ипенса	ации			В	ИЗУАЛИЗ	ИРОВАТЬ	формы			
			по средне	и ширин	е шва				п	о проектн	юму пер	рекрыт	гию м	атриц			 диаграммы ПРОДОЛЬНЫЕ (по маршрут диаграммы ПОПЕРЕЧНЫЕ (для строки) 					
ЗК	Illos 0	Illos 1	Illos 2	Illos 3	1110	4 11	or 5	Illos 0	Illo	e 1 III	on 2	Illos 3	2	llog 4	Illos 5		- диаграм	мы ГОЛО	HOMHER CUIL	ТАР (для с ІВКИ (по м	троки)	
1	шове	0.016	0.016	0.01	6 0.0	016	0.016	2000	0.	032 (шов 2 Ц 0.023		ов 2 шов 3 0 023 0 135		3 ШОВ 4 ШОВ 5			- REPEKO	С МАТРИL	Ц (для шва)		аршрутуј
2	0,065	0,065	0,065	0,06	5 0,0	065	0,065	0,100	0,	052 (0,023	3 0.024		0,047	0,068		- таблица	с коррект	гируемой с	татистикої	й	
3	0,026	0,026	0,026	0,02	6 0,0	026	0,026	0,093	0,	061 (0,047	0,05	9	0,033 0,022		H	 таблица ХАРАКТЕ 	РИСТИЧЕ	стыл сімн СКИЙ век	зов (по ш гор ОЭПа	IBAM)	
4	0,033	0,033	0,033	0,03	3 0,0)33	0,033	0,037	0,	018 (0,038	0,04	7	0,041	0,030							
5	0,040	0,040	0,040	0,04	0 0,0	040	0,040	0,040	0,	039	0,022	0,05	3	0,038	0,047							
6	0,013	0,013	0,013	0,01	3 0,0	013	0,013	0,043	0,	035 (0,013	0,02	3	0,012	0,013							
7																						
8																						
9				~								v										
C	татистика	по смаза	м ПО ЛЕВО	ОЙ ЧАСТІ	И ТАБЛИ	цы		Статис	тика п	о смазам	ΠΟ ΠΡΑ	войч	HACTI	И ТАБЛИЦ	ты							
Сре	едний = 0,032		Дисперси	ıя = 0,0	= 0,000 C		_	Средний	ā = 0,	,043 /	Цисперс	ия =	0,00	1	Сигма:							
	min =	0,013	ma	ax = 0,0	65	0,018		mir	ם = 0	,012	m	ax =	0,13	5	0,030							

Рисунок 5.6 – Главная форма: закладка «Построение диаграмм»

На рисунке 5.7 на оси абсцисс указаны номера швов, то есть номера пар смежных сторон матриц, составляющих ОЭП. По оси ординат указано значение в пикселях либо составляющих векторов (s_x, s_y) из ПС для соответствующего шва и для заданной строки полос изображений (то есть, в заданный момент времени), либо составляющих векторов (b_x, b_y) (5.1), (5.2), то есть, параметров поперечного и продольного смазов. На форме выбран режим отображения эпюр для компонент векторов сшивки. При этом визуализация эпюр для s_x компонент векторов сшивки отключена для улучшения масштаба отображения визуализированной эпюры (значения компонент s_x колеблются около значения -36. 36 – это проектное меж матричное пересечение для соответствующего ОЭП).

На рисунке «выброс» точки эпюры для шва №25 до значения 0 означает, что для этого шва для фрагмента изображения с центром в строке 63630 не удалось найти сопряженный фрагмент в смежной полосе.



Рисунок 5.7 – Фрагмент формы для эпюр ПС швов и смазов в них, «привязанных» к заданной строке изображений всех полос

Пунктирная линия на рисунке 5.7 отображает две границы трубки, в которую входит 96% эпюр для составляющей s_y векторов из ПС. Размер трубки показывает малую изменчивость параметра s_y на протяжении маршрута. Это говорит о стабильности на маршруте угла тангажа КАН, поскольку именно изменчивость этого угла больше влияет на изменчивость параметра s_y . С другой стороны, это говорит о высокой точности вычисления параметра s_y в процессе вычисления ПС по всем швам.

5.4.2 Виртуальные средства подвижки матриц и коррекции эпюр

На эпюре (рисунок 5.7) отклонения от прямой, соединяющей левую точку диаграммы с правой точкой, (кроме точки диаграммы для шва №25) характеризуют нестабильность «скобы», то есть, фиксируют факт отклонения истинного меж матричного расстояния в продольном направлении от проектного значения. Наибольшие указанные отклонения приходятся на швы с 3-го по 8-й, что говорит о наибольших отклонениях от проектной скобы расстояний между соответствующими парами матриц.

169

Достоверность характера описанной диаграммы подтверждается ее повторяемостью с высокой точностью на десятках обработанных маршрутах.

На рисунке 5.8 приведена вторая часть формы, изображенной на рисунке 5.7. Ее средства позволяют осуществлять виртуальную подвижку взаимного расположения матриц вдоль двух осей координат. Горизонтальные движки меняют





меж матричные пересечения, а вертикальные – скобу. На рисунке 5.8 показано положение движков при сдвигах матриц, составляющих 1-ю так называемую «зону компенсации» (ЗК) матриц, состоящую из матриц в составе ОЭП с номерами 1 – 6. Именно в этой ЗК находятся пары матриц, порождающие швы с номерами 1 – 5. Как видно по движкам вертикальной подвижки матриц, взаимные сдвиги движков по швам 3, 4 и 5 точно соответствуют взаимным смещениям точек эпюры на рисунке 5.7 для этих же

швов. Поэтому в результате таких виртуальных подвижек эпюр, изображенный на рисунке 5.7, преобразован в эпюр продольных смазов на рисунке 5.9.

При оптимальных режимах съемки маршрута причиной возникновения продольного смаза является наличие ненулевого крена КАН на маршруте съемки (именно этим вызван наклон эпюры продольного смаза на рисунке 5.9) и округлость поверхности земного шара. На представленном эпюре продольный смаз изменяется от 0,26 пикселя на левой границе, до -0,69 пикселя на правой границе. Эти показатели говорят о хорошем качестве отработки программы управления движением КАН на маршруте съемки.



Рисунок 5.9 – Эпюр смазов по всем швам после виртуальной подвижки матриц

При планировании съемки маршрута стремятся добиться наилучшего качества изображения (наименьшего смаза) для центральных матриц в составе ОЭП. Поэтому значение 0 продольного смаза должно приходиться примерно на шов №17. В данном случае он пришелся на шов № 10, что связано, видимо, с наличием не нулевого крена КАН на маршруте съемки.

Черный эпюр на рисунке 5.9, точки которого колеблются вокруг значения 0 с размахом в пределах 0,05 пикселя, это эпюр параметра поперечных смазов. Крайние границы трубки для параметра b_y (красные пунктирные линии) различаются также примерно на 0,05 пикселя, что говорит как о стабильной ориентации КА на маршруте съемки, так и о высокой точности работы рассматриваемой программы.

5.4.3 Исследование динамики фокальной плоскости

Трубка эпюры смазов на рисунке 5.9 имеет ширину всего 0,05 пикселя. Далее показано, что появление такой трубки имеет объективные причины и не связано с погрешностями работы программы.

На рисунке 5.10 показана форма для визуализации диаграмм параметров векторов (s_x, s_y) и (b_x, b_y) вдоль швов по всему маршруту или его части. Цвета

диаграмм соответствуют цветам строк легенды, расположенной в правой части рисунка.



По оси абсцисс отложены номера строк изображения. По оси ординат – значения в пикселях параметра *b*_v смаза изображения в продольном направлении.

Рисунок 5.10 – Диаграмма параметра продольного смаза на маршруте для 1-го шва 4-й ЗК.

В данном случае на рисунке 5.10 приведена диаграмма параметра b_y для шва №1 4-й ЗК. Диаграмма отображает изменения параметра b_y на достаточно большом интервале в 38000 строк изображения. Наблюдаемые на диаграмме колебания вложены в интервал [-0,253, -0,183] пикселя, что дает 0,07 пикселя разницы границ интервала, то есть значение близкое к ширине трубки на рисунке 5.9. Следовательно, появление трубки имеет объективные причины.

Для иллюстрации достоверности диаграммы на рисунке 5.10 далее:

- на рисунке 5.11 показаны диаграммы параметров b_x поперечных смазов по швам №1 и №3 5-й ЗК, которые идеально совпадают по фазе и периоду с диаграммами на рисунке 5.10 и почти идеально совпадают между собой;

- на рисунке 5.12 показаны диаграммы параметров *b_y* продольных смазов одновременно по всем 6-ти швам 4-й ЗК, которые идеально совпадают между со-

бой по фазе и периоду, в том числе и по высокочастотной составляющей колебаний, а также с диаграммами на предыдущих рисунках.

Отметим, что диаграммы на рисунке 5.11 изменяются в границах интервала [-0,034, 0,036] пикселей, то есть на интервале длиной 0,07 пикселя.



Рисунок 5.11 – Диаграммы параметров поперечных смазов на маршруте по швам №1 и №3 4-й ЗК

Соседние на подстилающей поверхности (ПП) полосы, порождающие соседние швы в их изображениях, отстоят друг от друга на расстояние более 1 км. Соответственно полосы ПП, порождающий крайние швы на рисунке 5.12, удалены друг от друга на расстояние более 5 км. Протяженность этих полос составляет более 38 км. Поэтому маловероятно, что изображения в соседних швах характеризуются большим коэффициентом корреляции. Значит есть иная причина такой корреляции.



Рисунок 5.12 – Диаграммы параметров продольных смазов на маршруте по швам 4-й ЗК

Зафиксируем, что диаграммы, представленные на рисунках 5.10 – 5.12, имеет низкочастотную гармоническую составляющую с периодом колебаний около 15000 строк, что, при тактовой частоте, указанной в паспорте маршрута, соответствует частоте около 0,6 Гц. Высокочастотные колебания, наблюдаемые на этих же рисунках, имеют период около 800 строк, что соответствует частоте примерно в 11-12 Гц (рисунок 5.13).

Отметим, что шов №1 2-й ЗК и шов №5 4-й ЗК порождены полосами ПП, удаленными друг от друга более чем на 15 км.

Синхронность колебаний диаграмм как для поперечного, так и для продольного направлений означает действительное наличие во время съемки маршрута вибраций всей фокальной плоскости. Это подтверждается и рисунком 5.9: эпюра смазов по швам прижата к одной границе трубки колебания швов.

На колебания с периодом 800 строк наложены более высокочастотные колебания. На поле диаграммы рисунка 5.13 вертикальные линии сетки изображены с шагом 50 строк, а горизонтальные – с шагом 0,05 пикселя. Поэтому визуально период наблюдаемых колебаний самой высокой частоты можно оценить равным примерно 50 строкам, что соответствует частоте ≈180 Гц.



Рисунок 5.13 – Диаграммы параметров поперечных смазов на маршруте по швам №1 и №5 2й ЗК, полученные по ПС в режиме «1 сшивка на каждые 5 строк изображения».

Для получения объективных данных о частотах наблюдаемых полигармонических колебаний проведен анализ амплитудного спектра типичного ПС, результат которого представлен на рисунке 5.14.



Рисунок 5.14 – Амплитудный спектр продольных колебаний фокальной плоскости КА: по оси абсцисс отложена частота колебаний в Гц; по оси ординат - амплитуда продольной составляющей смаза, вызванного колебаниями и вибрациями ФП

Анализ причин появления на АЧХ (рисунок 5.14) резонансных всплесков, с привлечением специалистов РКЦ Прогресс, показал, что низкочастотные колебания (≈0,6 Гц) вызваны управляющим воздействием со стороны СУД при отработ-

ке программы движения ФП; частота 11,5 Гц совпадает с собственной частотой колебаний панелей солнечных батарей КА; частота 159,8 Гц возникает из-за дисбаланса роторов силовых гироскопов, управляющих движением КА; источник колебаний частотой 17,3 Гц пока достоверно не идентифицирован.

Резонансные частоты амплитудного спектра поперечных колебаний повторяют резонансы продольных колебаний.

Количество строк накопления ЗП в режиме ВЗН имеет типовые значения 64, 96, 128 и другие. Даже меньшее из них перекрывает период вибраций ФП равный 50 строкам. Поэтому такие колебания лучистой энергии, проинтегрированные на интервале более периода, отфильтровываются. Тогда как они могут быть обнаружены? Когда время пролета изображения от матрицы к следующей не кратно периоду колебания, процесс начала фиксации одной и той же порции лучистой энергии в разных матрицах приходится на разные фазы колебаний ФП. Именно эта разность фаз вносит добавки к времени пролета изображения и фиксируется компонентами векторов сшивки. Поэтому наблюдаемые амплитуды высокочастотных вибрации следует оценивать как нижние границы этих амплитуд. Этот принцип обнаружения высокочастотных колебаний приводит к появлению биений, наблюдаемых на рисунке 5.11.

Исследования динамики фокальной плоскости, проведенные для двух КА одного типа, дали идентичные результаты. Это означает, что наблюдаемые колебания и вибрации фокальной плоскости связаны с особенностями конструкции КА этого типа. Отметим, что зафиксированные вибрации частотой выше 11,5Гц вносят несущественные ухудшения в качество формируемых изображений по причине малости амплитуды их колебаний.

5.4.4 Применение ИИС ИПДИ для исследования переходных режимов системы управления движением космического аппарата на начальном участке съемки

На рисунке 5.15 представлен график скорости бега изображения (измеряемой в эквивалентном значении получаемого смаза) на начальном участке маршрута съемки. На рисунке показаны графики продольных (верхняя группа кривых) и поперечных (нижняя группа кривых) смазов, вызванных переходными процессами СУД.

Длительность переходного процесса фиксируется как интервал времени попадания значения скорости в трубку значений, при которых смаз не превышает 0,3 пикселя. В данном случае переходной процесс заканчивается примерно за 10 секунд с момента начала съемки маршрута, что недопустимо превышает параметры технического задания.

Прямолинейные фрагменты кривых – результат аппроксимации на интервалах где совмещение фрагментов не удалось.

В результате анализа кривых на рисунке 5.15 были приняты меры по изменению настроек регуляторов СУД, чем было обеспечено выполнение требований к динамике СУД.



Ось ординат – значения смаза изображения, вызванное неточным движением КА на начальном участке маршрута съемки.

Ось абсцисс – номер строки изображения.

Верхняя группа кривых – параметр b_{ν} вектора смаза (продольная компонента).

Нижняя группа кривых – параметр b_x вектора смаза (поперечная компонента).

Различные кривые в группах относятся к различным матрицам ОЭП.

Рисунок 5.15 - Кривые переходных процессов ФП при выходе на маршрут съемки.

5.5 Карты диспарантности и их применение в задаче обнаружения малоразмерных малоскоростных объектов

Для экспертной оценки качества совмещения реальных изображений "в целом" использовались искусственно окрашенные изображения, синтезированные совмещением фрагментов исходных изображений. При цветосинтезе одно изображение считалось представленым в палитре красных цветов (задавало R компоненту цвета совмещенного изображения), второе – в палитре зеленых цветов (задавало G компоненту цвета). В результате получались изображения в желтой палитре. Цветные изображения сопровождались визуализациями карты диспарантности (КД). На КД векторы ОП, вычисленного при совмещении изображений, представляются яркостями, пропорциональными модулям векторов. Для увеличения яркостного диапазона пикселей, отображающих КД, модули векторов ОП нормировались приведением к диапазону [0, 255], соответствующему диапазону изменения кодов длиной 1 байт. Использовались панхромные и спектрозональные изображения с сюжетами двух типов: природные гористые ландшафты и поселения (города с высокими зданиями). Изображения, сформированные КАН Ресурс-ДК1, характеризуются расхождением углов съемки (угол конвергенции) одного и того же объекта соседними ОЭП на $1,5^{\circ}$.

Пиксели, для которых совмещение с заданной точностью не удалось, изображались черными на визуализированной КД и оттенками серого на цветном изображении. На рисунке 5.16 приведены фрагменты таких изображений, полученных на сюжете «Плотина на горной реке».

На визуальном представлении КД (рисунок 5.15) отчетливо просматривается как рельеф местности, так и крон деревьев. Количество черных пикселей (то есть, не состоявшихся совмещений) на данной визуализации КД составило менее 6%. Перепад модуля вектора диспарантности от дна «колодца» до верха плотины составляет 1,84 пикс., до вершины «горы» – 3,05 пикс. По карте GOOGLE были определены соответствующие перепады высот в метрах. Они составили ~ 75 и 125

метров, соответственно. То есть, одному пикселю приращения модуля вектора диспарантности соответствует примерно 40 метров перепада высот местности.





б)

- a) изображение, синтезированное в палитре RG наложением совмещенных фрагментов,
- б) визуализация КД двух исходных изображений

Рисунок 5.16 – Результаты обработки изображения «Плотина на горной реке»

На основе применения КД была решена задача обнаружения изображений малоразмерных объектов (группы людей), движущихся с малой скоростью. На рисунке 5.17 группа таких объектов изображена в области ограниченной рамками.



Рисунок 5.17 – Два исходных панхромных изображения с изображениями группы малоразмерных объектов, движущихся с малыми скоростями.

На рисунке 5.18а изображена КД, вычисленная для изображений на рисунке 5.17 и препарированная с целью выделения фрагментов с наибольшими значениями модулей векторов совмещения фрагментов. Выделяемые фрагменты КД указаны двумя вертикальными красными прямыми в правой части гистограммы КД (рисунок 5.18б). В выделенном фрагменте гистограммы четко видны два ее фрагмента, указывающие на наличие объектов, движущихся с разными скоростями. Поэтому соответствующие объекты на препарированной КД породили точки с разными яркостями.



а) – препарированная КД; б) – гистограмма КД с указанием ее выделенного фрагмента.
 Рисунок 5.18 – Препарированная КД построенная по изображениям на рисунке 5.17
На рисунке 5.19 два фрагмента КД с рисунка 5.18 использованы в качестве координатных осей для указания положения обнаруженных объектов на исходном изображении.

На рисунке 5.20 представлены две вырезки из двух изображений с рисунка 5.17, расположенные рядом друг с другом. Стрелки и рамки указывают на сопряженные фрагменты двух изображений. Видно, что отдельные объекты в группах на разных изображениях расположены относительно друг друга по-разному, потому что эти объекты двигались во время съемки маршрута. Скорость движения объектов, оцененная по смещению их изображений с учетом времени пролета изображения между двумя соседними ОЭП, оказалась равной примерно 6 -7 км/час (скорость бега «трусцой»).



Рисунок 5.19 – Фрагмент исходного изображения с рисунка 5.17 и фрагменты КД с рисунка 5.18

Результаты, изложенные в данном подразделе и в разделе 4 получены средствами авторской программы, главная форма которой показана на рисунке 5.21. На рисунке 5.22 показано содержание формы с визуализированной КД в виде яркостного поля и двух его сечений. КД отображает результат совмещения фрагментов на рисунке 5.21. Рельеф местности хорошо передается как в виде яркостного поля, так и его сечений, положение которых задано красными прямыми.



Рисунок 5.20 – Два увеличенных фрагмента изображений с рисунка 5.17 с указанием пар сопряженных фрагментов с изображениями малоразмерных подвижных объектов, выделенных на препарированной КД (рисунки 5.18, 5.19)



Рисунок 5.21 – Главная форма авторской программы, использованной для получения результатов, описанных в данном подразделе и в разделе 4



Рисунок 5.22 – КД в виде яркостного поля и двух его сечений, полученная по результатам совмещения изображений, показанных на рисунке 5.21

183

5.6 Исследование базовых элементов ИИС ИПДИ

5.6.1 Голономные связи в компоновке ПЗС матриц

Повторим рисунок 2.5 как рисунок 5.23.



Рисунок 5.23 – Изменчивость ширины швов при изменении угла рыскания

Содержание рисунка 5.23 позволяет заметить полезную закономерность в изменчивости мгновенной ширины швов.

Предположим:

 матрицы на ФП расположены строго в соответствии с проектом вдоль двух параллельных прямых: матрицы с четными номерами расположены вдоль одной из них, а с нечетными – вдоль второй прямой;

- программа управления движением ΦП на маршруте съемки предполагает плавные изменения вектора скорости движения ΦΠ, при которых на интервале времени пролета изображения от *i*-ой ПЗС матрицы к (*i* + 1) – ой скорость движения ΦП практически постоянна.

Точность выполнения первого из предположений определена результатом компоновки ПЗС матриц и в процессе эксплуатации может изменяться, но не привнося существенных улучшений в сделанные грубые ошибки, количество которых невелико. Точность выполнения второго предположения нарушается редко: работа системы управления движением ФП (КАН в целом, значит и ФП) редко бывает неудовлетворительной с точки зрения выдержки параметров технического задания.

В рассматриваемых условиях увеличение ширина w_i шва сопровождается точно таким же уменьшением ширины w_{i+1} соседнего шва. Поэтому сумма $w_i + w_{i+1}$ мгновенной ширины двух соседних швов постоянна вдоль всего ОЭП. Из этого следует, что постоянными остаются также и суммы вида $w_i + w_{i+1+2k}$. Ширины полосы захвата оптической системой земной поверхности составляет десятки километров. На таких расстояниях между краями полосы захвата проявляется кривизна земной поверхности, приводя к неравномерности скорости бега изображения по ФП вдоль линии расположения ОЭП. Поэтому рассматривать последние суммы при больших значениях k некорректно, но значения, указывающие на швы в пределах одной ЗК, допустимы.

Указанная закономерность определена жесткостью конструкции ФП. Закономерность будем называть *голономной связью*, а пары швов, между которыми определены голономные связи, – *голономными парами* (ГП). ГП важны тем, что они оставляют уникальный свойственный только данному ОЭП след, аналогичный отпечатку пальцев, в каждом из сформированных наборов видеоданных, то есть в каждом сформированном изображении.

Из всех возможных пар вида $w_i + w_{i+1}$, которые можно определить для данного ОЭП, составим вектор, который будем называть *характеристическим вектором* ОЭП. Например, панхромный ОЭП КАН Аист-2D содержит 3 ЗК по 6 ПЗС матриц в каждой. Всего 18 ПЗС матриц, между которыми определены 17 пар смежных матриц. Такой ОЭП порождает в формируемых изображениях 17 швов, которые определяют 16 пар смежных швов, следовательно, характеристический вектор такого ОЭП содержит 16 координат.

В таблице 5.2 приведена статистика по характеристическому вектору панхромного ОЭП КАН Аист-2D, вычисленному по 9 различным маршрутам.

185

Мо ГП	Номера маршрутов								
J 12 I II.	04696	07436	07834	10159	10290	10504	10734	12481	15300
1	70,799	70,780	70,801	70,751	70,754	70,763	70,795	70,742	70,762
2	70,966	71,019	70,971	71,060	71,044	71,048	70,999	71,035	71,028
3	70,710	70,686	70,684	70,667	70,662	70,681	70,688	70,662	70,662
4	71,016	71,039	71,008	71,060	71,057	71,048	71,041	71,076	71,023
5	71,200	71,216	71,203	71,177	71,178	71,191	71,206	71,143	71,156
6	70,625	70,670	70,640	70,695	70,678	70,666	70,67	70,676	70,644
7	71,558	71,553	71,561	71,524	71,515	71,531	71,55	71,529	71,504
8	70,98	71,015	71,001	71,044	71,049	71,033	71,030	71,058	71,012
9	71,343	71,360	71,357	71,324	71,325	71,345	71,342	71,327	71,317
10	71,102	71,131	71,128	71,173	71,171	71,17	71,133	71,191	71,153
11	71,584	71,559	71,574	71,525	71,532	71,547	71,559	71,540	71,510
12	71,564	71,615	71,572	71,623	71,631	71,612	71,597	71,630	71,589
13	72,191	72,206	72,187	72,15	72,160	72,167	72,177	72,144	72,134
14	72,676	72,705	72,678	72,731	72,741	72,718	72,712	72,731	72,701
15	71,297	71,349	71,312	71,304	71,296	71,314	71,289	71,273	71,297
16	71,744	71,782	71,771	71,814	71,832	71,813	71,787	71,783	71,799

Таблица 5.2 – Компоненты характеристического вектора панхромного ОЭП КАН Аист-2D, определенные по 9-ти маршрутам [пикселей]

В таблице 5.2 строке соответствует одна и та же компонента характеристического вектора, определенная по разным маршрутам. Столбец – это характеристический вектор. В таблице поместилась информация по 9-ти маршрутам. Приведенная в таблице 5.3 и на рисунках 5.24 и 5.25 обобщающая статистика получена по 16 маршрутам.

№	Среднее	Дисперсия	СКО	N⁰	Среднее	Дисперсия	СКО
1	70,767726	0,0003799	0,0194923	9	71,331971	0,000183	0,0135362
2	71,023983	0,0007325	0,0270662	10	71,157213	0,0005758	0,0239969
3	70,674305	0,0002508	0,0158374	11	71,539186	0,0004923	0,0221893
4	71,038540	0,0004144	0,0203582	12	71,604377	0,0003849	0,0196202
5	71,168817	0,0008505	0,0291643	13	72,158673	0,0004802	0,0219139
6	70,658814	0,0003225	0,0179610	14	72,712148	0,0003856	0,0196391
7	71,524861	0,0004355	0,0208687	15	71,292686	0,0004608	0,0214676
8	71,027230	0,0004861	0,0220488	16	71,797997	0,0004993	0,0223462

Таблица 5.3 – Статистика по компонентам характеристического вектора панхромного ОЭП КАН Аист-2D по 16-ти маршрутам

В таблице 5.3 значения СКО находятся в интервале [0,0135, 0,0292] пикселей. Отметим, интервал времени между моментами съемки крайних маршрутов, использованных для получения описываемых статистических данных, составляет 10604 витка. Поэтому стабильность параметров характеристического вектора означает стабильность положения матриц на ФП. Поэтому на рисунке 2.17 диаграммы некоторых компонент характеристических векторов заслоняют друг друга.

На рисунке 5.24 отдельная диаграмма показывает значение координаты характеристического вектора (значение голономной пары), вычисленного для разных маршрутов, то есть изменчивость этой координаты во времени.

На рисунках 2.18 и 2.19 на оси абсцисс указаны номера голономных пар в составе вектора, а по оси ординат значение этой пары (координаты). Диаграмма характеристического вектора на рисунке 5.25 построена по содержимому колонки «Среднее» таблицы 5.3.



Рисунок 5.24 – Стабильность голономных пар характеристического вектора панхромного ОЭП КАН Аист-2D



Рисунок 5.25 – Осредненный по 16 маршрутам характеристический вектор панхромного ОЭП КАН Аист-2D

В таблице 5.4 приведена статистика по стабильности координат характеристического вектора ОЭП, который условно обозначим как ОЭП2, осредненная по 10 маршрутам.

№п/п	Среднее	Дисперсия	СКО	№п/п	Среднее	Дисперсия	СКО
1	72,082179	0,007398	0,0860154	18	71,854356	0,002817	0,053077
2	70,220832	0,003419	0,0584779	19	71,797570	0,002142	0,046286
3	72,041618	0,002784	0,0527674	20	72,171207	0,004396	0,066305
4	73,623531	0,002107	0,0459072	21	72,122111	0,006035	0,077688
5	70,868179	0,005169	0,0718969	22	71,906788	0,004693	0,068507
6	71,520566	0,003075	0,0554554	23	71,892030	0,008707	0,093313
7	72,916736	0,004969	0,0704917	24	72,062788	0,002280	0,047752
8	72,598831	0,002907	0,0539224	25	72,267864	0,002940	0,054226
9	71,766023	0,004960	0,0704297	26	72,443851	0,005907	0,076860
10	72,348962	0,005578	0,0746862	27	72,250413	0,004477	0,066916
11	71,774337	0,009650	0,0982347	28	72,163604	0,002773	0,052668
12	71,707221	0,003780	0,0614838	29	72,070269	0,003834	0,061923
13	72,233399	0,003678	0,0606497	30	71,973839	0,002436	0,049363
14	72,205163	0,004487	0,0669903	31	72,43383	0,003740	0,061161
15	72,351135	0,004901	0,0700098	32	72,272194	0,001993	0,044651
16	71,899803	0,003425	0,0585274	33	72,234005	0,002677	0,051746
17	71,857302	0,004878	0,0698441	34	71,888398	0,000619	0,024892

Таблица 5.4 – Статистика по компонентам характеристического вектора панхромного ОЭП2 осредненного по 10-ти маршрутам

Интервал времени между моментами формирования 1-го и последнего из маршрутов в таблице 5.4 составляет более 8100 витков. Характеристические векторы, вычисленные по этим маршрутам показаны на рисунке 5.26.



Рисунок 5.26 – Две реализации характеристического вектора панхромного ОЭП2

В таблице 5.4 0,0249 ≤ СКО ≤ 0,0982 пикселей.

Для демонстрации уникальности характеристических векторов на рисунке 5.27 приведены диаграммы таких векторов других ОЭП.

Приведенные результаты исследования характеристических векторов для разных ОЭП показывают, что такие векторы являются инвариантами всех изображений, формируемых данным ОЭП.

В случае идеально точной установки ПЗС матриц на ФП характеристические векторы, изображенные на рисунках 5.25 и 5.26, должны представлять собой горизонтальные прямые на уровне 72 пикселя. Характеристические векторы на рисунке 5.27 должны быть такими же прямыми на уровнях 36 и 48 пикселей. Наблюдаемые диаграммы сильно отличаются от идеальных. Следовательно, характеристические векторы позволяют делать оценки ошибок взаимного положения соседних ПЗС матриц на ФП в направлении строк ПЗС ячеек матриц.



Рисунок 5.27 – Демонстрация уникальности характеристических векторов различных ОЭП

5.6.2 Задача идентификации ОЭП по сформированному им изображению и ее решение

Наборы видеоданных, формируемые отдельными ПЗС матрицами, составляющими одну ЗК, упаковываются в один файл. Таким образом, если ЗК ОЭП состоит из 6 ПЗС матриц, то один файл видеоданных отображает 6 полос изображений. Так организованы, в частности, файлы видеоданных от ОЭП КАН Ресурс-ДК1. Набор таких файлов, полученных на данном маршруте съемки, сопровождается файлом-паспортом, в котором, в частности, указывается номер ОЭП, сформировавшего данный набор файлов.

В процессе эксплуатации КАН Ресурс-ДК1 однажды сложилась нештатная ситуация: возникло подозрение, что указанный в паспорте маршрута номер ОЭП не соответствует действительности. Так появилась задача идентификации ОЭП, сформировавшего данное изображение, осложненная тем, что съемка «подозрительного» маршрута выполнена в панхромном режиме.

Для решения задачи [274] автором данной диссертационной работы на основе голономных пар швов были построены локальные 6-ти мерные характеристические векторы для отдельных ЗК, основанные на следующих голономных парах:

$$w_1 + w_2, w_2 + w_3, w_3 + w_4, w_4 + w_5, w_1 + w_4, w_2 + w_5.$$
 (5.3)

На основе голономных пар такого вида были вычислены два набора характеристических векторов для трех ЗК трех ОЭП, имевшихся в составе КАН Ресурс-ДК1. Один набор векторов «эталонный» построен по видеоданным, для которых точно известны сформировавшие их ОЭП. Второй набор был построен по представленным для исследования файлам. Для идентификации ОЭП достаточно сравнить полученные наборы характеристических векторов. Для наглядности процесса идентификации пары характеристических векторов из разных наборов, но относящиеся к одной ЗК, были визуализированы в виде пар диаграмм (рисунок 5.28).

На рисунке 5.28 эталонный набор характеристических векторов изображен коричневым цветом.



Рисунок 5.28 – Сравнение эталонного набора локальных характеристических векторов с наборами таких векторов, построенных по исследуемым видеоданным

Каждый характеристический вектор, построенный по исследуемому изображению (черный цвет), сравнивался с эталонными векторами, построенными для той же ЗК, но разных ОЭП. Видно, что диаграммы черного цвета для каждого из трех ОЭП совпали с эталонными диаграммами, построенными для ОЭП №2. Следовательно, представленные для исследования наборы видеоданных сформированы ОЭП №2. В файле-паспорте, приложенным к файлам с исследуемым набором видеоданных, источником этих наборов данных был обозначен ОЭП №3.

Выводы

Описано применение разработанного ПО для решения важных практических задач, связанных с обработкой аэрокосмических снимков, сформированных МОЭП.

Впервые в практике космических исследований решена задача вычисления параметров сверх больших смазов (до 100 пикселей и более), связанных с нештатным состоянием электрооборудования МОЭП КАН.

Предложена технология виртуальной подвижки ПЗС матриц, позволяющая оценивать отклонения взаимного расположения матриц от проектных параметров как в продольном, так и в поперечном направлениях.

Предложена идея голономных пар и характеристических векторов ОЭП на их основе. Приведенные результаты исследования характеристических векторов для разных ОЭП показывают, что такие векторы являются инвариантами всех изображений, формируемых данным ОЭП.

На основе идеи голономных пар и характеристических векторов впервые решена задача надежной идентификации ОЭП по сформированному им изображению.

Впервые разработанная программа визуально продемонстрировала не программные движения ФП ИС. Объективность результатов подтверждена идентификацией источников наблюдаемых движений ФП. Это впервые в практике диагностики КАН открывает возможности контроля вибраций и колебаний фокальной плоскости в условиях орбитального полета, не реализуемых в условиях наземных испытаний, давая информацию для выработки корректирующих и проектных решений, повышающих качество видеоданных, формируемых КАН.

На основе построения и препарирования карт диспарантности впервые решена задача обнаружения малоразмерных объектов (групп людей), движущихся с малыми скоростями.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Заявленная цель диссертационной работы достигнута. Все задачи, поставленные для достижения цели, решены.

Предложена обобщенная математическая модель динамического изображения, связывающая перемещение изображения с векторным полем скоростей движения изображения (оптическим потоком), заданным на фокальной плоскости ИС. Модель отличается от известных моделей, основанных на предположении о постоянстве яркости фрагментов изображения при движении, тем, что допускает вариацию яркости во времени, а также сингулярности в оптическом потоке типа разрывов первого рода и отсутствия движения. Для частного случая достаточной гладкости оптического потока получена модель в виде дифференциального уравнения, которое названо уравнением движения изображения.

Получено обобщение уравнения оптического потока, которое устанавливает связь параметров движения с измеримыми характеристиками изображений: характеристиками, вычисляемыми на подобластях изображения ненулевой площади, что отличает предложенный метод от известных «градиентных» методов, в которых используется вычисление оценок производных изображения по времени и пространству методом конечных приращений.

Впервые предложена методика вычисления измеримых характеристик изображений с использованием нормированных нелинейных обобщенных функций со сложным составным ядром, что позволило в дальнейшем создать способы совмещения разнородных изображений, различающихся ракурсом, спектральным диапазоном, яркостью, контрастом.

Разработана основанная на метод функционализации методика высокоточного совмещения изображений, в том числе, изображений, глобальный экстремум автокорреляционной функции которых нечетко выражен (облака, поля, пустыни), и построения соответствующих карт диспарантности, реализующая компенсационный метод совмещения изображений и обеспечивающая несмещенные оценки вектора оптического потока с недостижимой ранее субпиксельной точностью. На разнообразных сюжетах исследованы основные динамические свойства предложенной методики: устойчивость, сходимость. Показано, что поиск сопряженного фрагмента осуществляется не более, чем за 2-3 итерации даже при начальных смещениях изображений, достигающих 100 пикселей и более. При совмещении спектрозональных изображений достигается показатель менее 1,3 итерации на одно удачное совмещение. Последующие итерации востребованы, когда начальные смещения приближаются к границам области притяжения. Получены оценки области притяжения (области сходимости) методики в пространстве начальных смещений изображений. Экспериментально подтверждена малая чувствительность предложенной методики к локальным экстремумам ВКФ обрабатываемых изображений, а также к их мультипликативным отличиям. Эти свойства методики определяют перспективность применения метода функционализации для реализации информационно-измерительной системы параметрической идентификации изображений, работающей в реальном времени.

Впервые предложена универсальная методика оценки погрешности совмещения разнородных изображений, инвариантная классу совмещаемых изображений и имеющая, в отличие от известных оценок скалярной формы, форму двухкомпонентного вектора, характеризующего значение модуля ошибки совмещения изображений по координатам координатной системы, в которой представлены изображения. Методика содержит универсальный критерий останова итерационной процедуры совмещения изображений, с высокой достоверностью отсеивающий ложные совмещения изображений с линеаментами и изображений, глобальный экстремум автокорреляционной функции которых нечетко выражен.

Впервые решена задача обнаружения малоразмерных объектов (группы людей с выделением отдельных ее участников), двигающихся со скоростью бега «трусцой»: 6-8 км/час.

На основе разработанной методики обработки изображений впервые получены оценки частоты и амплитуды колебаний и вибраций фокальной плоскости КАН, что впервые в практике диагностики КАН открывает возможности контроля таких колебаний и вибраций в условиях орбитального полета, не реализуемых в условиях наземных испытаний, давая информацию для выработки корректирующих и проектных решений, повышающих качество видеоданных, формируемых КАН. Фиксируются вибрации частотой до 160 Гц.

Выявлен и формализован характеристический вектор многоматричного оптико-электронного преобразователя в качестве инварианта всех изображений, формируемых им, независимый от маршрута и условий съемки и позволяющий оперативно в условиях орбитального полета оценивать геометрические параметры взаимного позиционирования матриц приборов с зарядовой связью в составе такого оптико-электронного преобразователя. На основе характеристического вектора впервые в практике космических исследований решена задача идентификации оптико-электронного преобразователя по сформированному им изображению.

Предложена технология виртуальной подвижки ПЗС матриц, позволяющая оценивать отклонения взаимного расположения матриц от проектных параметров как в продольном, так и в поперечном направлениях. Поэтому эта технология может быть использована в процессе аттестации точности взаимного позиционирования матриц в составе МОЭП и позволяет оперативно отслеживать возможные подвижки матриц на ФП в процессе эксплуатации КАН.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

 Кузнецов. П.К. Обнаружение объектов в изображении / П.К. Кузнецов,
 В.Ю. Мишин, В.И. Семавин // Измерительные информационные системы (ИИС-89): Всесоюз. конф. Ульяновск, 19 -21 сент. 1989: Тез. докл. – Ч.І. – С. 71-73.

2. Абакумов. А.М. Способ измерения параметров движения протяженного объекта со случайным распределением яркости / А.М. Абакумов, И.А. Бережно., В.А. Денкевиц, В.С. Ляпидов, П.К. Кузнецов, В.Ю. Мишин, В.И. Семавин // А.с. № 753244 G 01 021/00. приоритет 14.02.1979г. опубл. 29.09.2004г.

3. Alvarez, L. A PDE model for computing the optical flow / L. Alvarez, J. Esclarin,

M. Lefebure, S. Javier. // Proc. XVI Congreso de ecuaciones diferenciales y aplicaciones, Las Palmas de Gran Canaria, Spain, September. – 1999. -P. 1349–1356.

4. Brox, T., High accuracy optical flow estimation based on a theory for warping / T. Brox, A. Bruhn, N. Papenberg, J. Weickert // European Conference on Computer Vision (ECCV), Prague, Czech Republic, May. – 2004. -P. 25–36.

5. Beauchemin, S.S.J. The computation of optical flow / S.S.J. Beauchemin, L. Barron // ACM Comput. Surv. (CSUR). - 1995. - V.27. №3. -P. 433–466.

6. Mitiche, A. Computation and analysis of image motion: a synopsis of current problems and methods / A. Mitiche, P. Bouthemy // Int. J. Comput. Vision. – 1996. - V.19. №1. -P. 29–55.

7. Stiller, C. Estimating motion in image sequences / C. Stiller, J. Konrad // IEEE Signal Process. Mag. -1999. - V.16. №4. -P. 70–91.

8. Weickert, J. A survey on variational optic flow methods for small displacements / J. Weickert, A. Bruhn, T. Brox, N. Papenberg // Mathematical Models for Registration and Applications to Medical Imaging, Springer. – 2006. -P. 103–136.

9. Baker, S. A database and evaluation methodology for optical flow / S. Baker, D. Scharstein, J. Lewis, S. Roth, M. Black, R. Szeliski // Int. J. Comput. Vision. - 2011. - V.92. №1. -P. 1–31.

10. Heitz, D. Variational fluid flow measurements from image sequences: synopsis and perspectives / D. Heitz, E. Memin, C. Schnorr // Experim. Fluids 48 (3). – 2010.
-

pp. 369–393.

11. Mitiche, A. Computer Vision Analysis of Image Motion by Variational Methods / A. Mitiche, J.K. Aggarwal // Springer. - 2014. – 207 p. – ISBN-13: 978-3319007106

12. Wedel, A. Optical flow estimation / A. Wedel, D. Cremers // Stereo Scene Flow for 3D Motion Analysis: Springer. - 2011. -P. 5–30.

13. Denis, F. Optical flow modeling and computation: a survey / F. Denis,
P. Bouthemy, C. Kervrann // Computer Vision and Image Understanding, Elsevier. 2015. - 134 p. - DOI: 10.1016/j.cviu.2015.02.008.

14. A. Verri, A. Motion field and optical flow: qualitative properties / A. Verri,
T. Poggio, // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. - 1989. - V.11. №5. -P. 490–498.

15. Vedula, S. Three-dimensional scene flow / S. Vedula, S. Baker, P. Rander,
R. Collins, T. Kanade // IEEE Int. Conference on Computer Vision (ICCV), V. 2, IEEE.
- 1999. -P. 722–729.

16. Wang, H. Dense trajectories and motion boundary descriptors for action recognition / H. Wang, A. Klaser, C. Schmid, C.-L. Liu, // Int. J. Comput. Vision. - 2013. - V.103. №1. -P. 60–79.

17. Jain, M. Better exploiting motion for better action recognition / M. Jain, H. Jegou, P. Bouthemy // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Portland, Oregon, June. – 2013. -P. 2555–2562.

18. Jakubowski, M. Block-based motion estimation algorithms a survey /
M. Jakubowski, G. Pastuszak // Opto-Electron. Rev. – 2013. - V.21. №1. -P. 86–102.

19. Hu, W. A survey on visual content-based video indexing and retrieval / W.
Hu, N. Xie, L. Li, X. Zeng, S. Maybank // IEEE Trans. Syst. Man Cybern. – 2011. V.41. №6. -P. 797–819.

20. Piriou, G. Recognition of dynamic video contents with global probabilistic models of visual motion / G. Piriou, P. Bouthemy, J.-F. Yao // IEEE Trans. Image Process. – 2006. - V.15. №11. -P. 3417–3430.

21. Su, C.-W. Motion flowbased video retrieval / C.-W. Su, H.-Y. Liao, H.-R. Tyan, C.-W. Lin, D.-Y. Chen, K.-C. Fan // IEEE Trans. Multimedia. – 2007. - V.9. №6. -P. 1193–1201.

22. Gal, R. Progress in the restoration of image sequences degraded by atmospheric turbulence / R. Gal, N. Kiryati, N. Sochen // Pattern Recogn. Lett. 14. – 2014. - pp. 8–14.

23. Werlberger, M. Optical flow guided TV-L1 video interpolation and restoration/ M. Werlberger, T. Pock, M. Unger, H. Bischof // Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition (EMMCVPR). – 2011. pp. 273–286.

24. Huang, T.-C. Quantification of blood flow in internal cerebral artery by optical flow method on digital subtraction angiography in comparison with time-of-flight magnetic resonance angiography / T.-C. Huang, C.-K. Chang, C.-H. Liao, Y.-J. Ho // PloS one. – 2013. - V.8. №1. -P. 54-78.

25. Glocker, B. Inter and intramodal deformable registration: continuous deformations meet efficient optimal linear programming / B. Glocker, N. Komodakis, N. Paragios, G. Tziritas, N. Navab // Information Processing in Medical Imaging (IPMI), Springer. – 2007. -P. 408–420.

26. Rueckert, D. Nonrigid registration using free-form deformations: application to breast MR images / D. Rueckert, L.I. Sonoda, C. Hayes, D.L. Hill, M.O. Leach, D.J. Hawkes // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 1999. - V.18. №8. -P. 712–721.

27. Schnabel, J.A. A generic framework for non-rigid registration based on nonuniform multi-level freeform deformations / J.A. Schnabel, D. Rueckert, M. Quist, J.M. Blackall, A.D. Castellano-Smith, T. Hartkens, G.P. Penney, W.A. Hall, H. Liu, C.L. Truwit, et al.// Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), Springer. – 2001. -P. 573–581. 28. Shi, W. Registration using sparse free-form deformations / W. Shi, X. Zhuang, L. Pizarro, W. Bai, H. Wang, K.-P. Tung, P. Edwards, D. Rueckert // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI). - 2012. -P. 659–666.

29. Sotiras, A. Deformable medical image registration: a survey / A. Sotiras, C. Davatzikos, N. Paragios // IEEE Trans. Med. Imag. - 2013. - V.32. №7. -P. 1153–1190.

30. Amat, F. Fast and robust optical flow for time-lapse microscopy using supervoxels/ F. Amat, E.W. Myers, P.J. Keller, // Bioinformatics. – 2013. - V.29. №3. pp. 373–380.

31. Fortun, D. Aggregation of patchbased estimations for illumination-invariant optical flow in live cell imaging / D. Fortun, P. Bouthemy, P. Paul-Gilloteaux, C. Kervrann // International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), IEEE. – 2013. - pp. 660–663.

32. Kim, I.-H. Nonrigid registration of 2-d and 3-d dynamic cell nuclei images for improved classification of subcellular particle motion / I.-H. Kim, Y.-C.M. Chen, D.L. Spector, R. Eils, K. Rohr // IEEE Trans. Image Process. – 2011. - V.20. N⁰4. - pp. 1011 – 1022.

33. Williams, O. Estimating disparity and occlusions in stereo video sequences /O. Williams, M. Isard, J. MacCormick // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 2005.

34. Pizarro, L. Towards dense motion estimation in light and electron microscopy / L. Pizarro, J. Delpiano, P. Aljabar, J. Ruiz-del Solar, D. Rueckert, // International Symposium on Biological Imaging (ISBI). – 2011. -P. 1939–1942.

35. Liu, K. Optical flow guided cell segmentation and tracking in developing tissue / K. Liu, S.S. Lienkamp, A. Shindo, J.B. Wallingford, G. Walz, O. Ronneberger, // International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI). – 2014. -P. 298–301.

36. Fortun, D. Correlation and variational approaches for motion and diffusion estimation in fluorescence imaging / D. Fortun, C. Chen, P. Paul-Gilloteaux, F. Waharte, J. Salamero, C. Kervrann // European Signal Processing Conference (EUSIPCO), September. – 2013. -P. 660–663. 37. Geiger, A. Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite / A. Geiger, P. Lenz, R. Urtasun, // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2012. -P. 3354–3361.

38. Sun, Z. On-road vehicle detection: a review / Z. Sun, G. Bebis, R. Miller // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. - 2006. - V.28. №5. -P. 694–711.

39. Giachetti, A. The use of optical flow for road navigation / A. Giachetti, M. Campani, V. Torre, // IEEE Trans. Robotics Autom. - 1998. - V.14. №1. -P. 34–48.

40. H. Chao, H. A survey of optical flow techniques for robotics navigation applications / H. Chao, Y. Gu, M. Napolitano // J. Intell. Robotic Syst. – 2014. - V.73. №1. -P. 361–372.

41. Cretual, A. Visual servoing based on image motion / A. Cretual, F. Chaumette // Int. J. Robotics Res. - 2001. - V.20. №11. -P. 857–877.

42. W. Enkelmann, Obstacle detection by evaluation of optical flow fields from image sequences, Image Vis. Comput. - 1991. - V.9. №3. -P. 160–168.

43. Black, M.J. Recognizing facial expressions in image sequences using local parameterized models of image motion / M.J. Black, Y. Yacoob, // Int. J. Comput. Vision. – 1997. - V.25. №1. -P. 23–48.

44. Cutler, R. View-based interpretation of real-time optical flow for gesture recognition / R. Cutler, M. Turk // International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. – 1998. -P. 416–416.

45. Basset, A. Recovery of motion patterns and dominant paths in videos of crowded scenes / A. Basset, P. Bouthemy, C. Kervrann // International Conference on Image Processing (ICIP), Paris, October. - 2014. - ISBN: 978-1-4799-5751-4.

46. Kiryati, N. Real-time abnormal motion detection in surveillance video / N. Kiryati, T.R. Raviv, Y. Ivanchenko, S. Rochel, // International Conference on Pattern Recognition (ICPR). – 2008. -P. 1–4.

47. Corpetti, T. Dense estimation of fluid flows / T. Corpetti, E. Memin, P. Perez // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2002. - V.24. №3. -P. 365–380.

48. Heas, P. Layered estimation of atmospheric mesoscale dynamics from satellite imagery / P. Heas, E. Memin, N. Papadakis, A. Szantai, // Trans. Geosci. Remote Sens. – 2007. - V.45. №12. -P. 4087–4104.

49. Liu, T. Fluid flow and optical flow/ T. Liu, L. Shen // J. Fluid Mech. – 2008. -P. 253–291.

50. Crivelli, T. Motion textures: modeling, classification, and segmentation using mixed-state Markov random fields / T. Crivelli, B. Cernuschi-Frias, P. Bouthemy, J.-F. Yao // SIAM J. Imag. Sci. – 2013. - V.6. №4. -P. 2484–2520.

51. Fazekas, S. Dynamic texture detection based on motion analysis / S. Fazekas, T. Amiaz, D. Chetverikov, N. Kiryati // Int. J. Comput. Vision. - 2009. - V.82. №1. - pp. 48–63.

52. Fazekas, S. Normal versus complete flow in dynamic texture recognition: a comparative study / S. Fazekas, D. Chetverikov // Workshop on Texture Analysis and Synthesis at International Conference on Computer Vision (ICCV), Beijin, China. – 2005. -P. 37–42.

53. Ali, S. Human action recognition in videos using kinematic features and multiple instance learning / S. Ali, M. Shah // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2010 - V.32. №2. -P. 288–303.

54. Barron, J. Evaluation of optical flow / J. Barron, D. Fleet, S. Beauchemin // Int. J. Comput. Vision. - 1994. - V.12. №1. -P. 43–77.

55. Baker, S. A database and evaluation methodology for optical flow / S. Baker,
D. Scharstein, J. Lewis, S. Roth, M. Black, R. Szeliski // Int. J. Comput. Vision. - 2011.
- V.92. №1. -P. 1–31.

56. Aubert, G. Computing optical flow via variational techniques / G. Aubert, R. Deriche, P. Kornprobst // SIAM J. Appl. Math. – 1999. - V.60. №1. -P. 156–182.

57. Butler, D.J. A naturalistic open source movie for optical flow evaluation / D.J. Butler, J. Wulff, G.B. Stanley, M.J. Black, // European Conference on Computer Vision (ECCV), Springer-Verlag. D.J. Butler, J. Wulff, G.B. Stanley, M.J. Black. – 2012.

pp. 611–625.

58. M. Black, P. Anandan, The robust estimation of multiple motions: parametric and piecewise-smooth flow fields / M. Black, P. Anandan // Comput. Vis. Image Underst. – 1996. - V.63. №1. -P. 75–104.

59. W. Enkelmann, Investigations of multigrid algorithms for the estimation of optical flow fields in image sequences, Comput. Vision Graph. Image Process. - 1988. - V.43. №2. -P. 150–177.

60. Memin, E. Dense estimation and object-based segmentation of the optical flow with robust techniques / E. Memin, P. Perez // IEEE Trans. Image Process. - V.7. N_{25} . - 1998. -P. 703-719.

61. Amiaz, T. Coarse to over-fine optical flow estimation / T. Amiaz, E. Lubetzky, N. Kiryati // Pattern Recogn. - 2007. - V.40. №9. -P. 2496–2503.

62. Horn, B.K.P. Determining Optical Flow/ Berthold K.P. Horn and Brian G. // Schunck: Artificial Intelligence - August 198I. - V.17. №1. -P. 185-203.

63. Lucas, B. An iterative image registration technique with an application to stereo vision / B. Lucas, T. Kanade // International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1981. -P. 674–679.

64. P.J. Huber, Robust Statistics // Springer. – 2009 – 380 p. - ISBN: 978-0-470-12990-6

65. Odobez, J.M. Robust multiresolution estimation of parametric motion models / J.M. Odobez, P. Bouthemy // J. Visual Commun. Image Represent. – 1995ю - V.6. №4. -P. 348–365.

66. Krajsek, K. On the equivalence of variational and statistical differential motion estimation / K. Krajsek, R. Mester // Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, 1996. -P. 11–15.

67. Simoncelli, E.P. Probability distributions of optical flow / E.P. Simoncelli, E.H. Adelson, D.J. Heeger // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 1991. - pp. 310– 315.

68. Steinbrucker, F. Advanced data terms for variational optic flow estimation /F. Steinbrucker, T. Pock, D. Cremers // Vision, Modeling, and Visualization Workshop.2009.

69. Vogel, C. An evaluation of data costs for optical flow / C. Vogel, S. Roth, K. Schindler // DAGM Symposium on Pattern Recognition, 2013. -P. 343–353.

70. S. Uras, F. Girosi, A. Verri, V. Torre, A computational approach to motion perception, Biol. Cybern. -1988. - V.60. №2. -P. 79–87.

71. L. Xu, L. Motion detail preserving optical flow estimation / L. Xu, J. Jia, Y. Matsushita // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. - 2012. - V.34. №9. - pp. 1744–1757.

72. M. Mozerov, Constrained optical flow estimation as a matching problem, IEEE Trans. Image Process. - 2013. - V.22. №5. -P. 2044–2055.

73. Papenberg, N. Highly accurate optic flow computation with theoretically justified warping / N. Papenberg, A. Bruhn, T. Brox, S. Didas, J. Weickert // Int. J. Comput. Vision. - 2006. - V.67. №2. -P. 141–158.

74. Wedel, A. An improved algorithm for TV-L1 optical flow / A. Wedel, T. Pock, C. Zach, H. Bischof, D. Cremers // Statistical and Geometrical Approaches to Visual Motion Analysis. - 2009. -P. 23–45.

75. Aujol, J.-F. Structure-texture image decomposition – modeling, algorithms, and parameter selection / J.-F. Aujol, G. Gilboa, T. Chan, S. Osher // Int. J. Comput. Vision. - 2006. - V.67. №1. -P. 111–136.

76. Rudin, L.I. Nonlinear total variation based noise removal algorithms / L.I. Rudin, S. Osher, E. Fatemi, D. Physica // -1992. - V.60. №1. -P. 259–268.

77. Krahenbuhl, P. Efficient nonlocal regularization for optical flow / P.
Krahenbuhl, V. Koltun // European Conference on Computer Vision (ECCV). – 2012. P. 356–369.

78. Sun, D. Secrets of optical flow estimation and their principles / D. Sun, S. Roth, M. Black // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), San Fransisco, June 2010. -P. 2432–2439.

79. Wedel, A. Structure-and motion-adaptive regularization for high accuracy optic flow / A. Wedel, D. Cremers, T. Pock, H. Bischof // International Conference on Computer Vision (ICCV), Kyoto, Japan, October 2009. -P. 1663–1668. 80. van de Weijer, J. Robust optical flow from photometric invariants / J. van de Weijer, T. Gevers // International Conference on Image Processing (ICIP). - V. 3. – 2004. -P. 1835–1838.

81. Mileva, Y. Illumination-robust variational optical flow with photometric invariants / Y. Mileva, A. Bruhn, J. Weickert // Pattern Recogn. – 2007. -P. 152–162.

82. Zimmer, H. Optic flow in harmony / H. Zimmer, A. Bruhn, J. Weickert // Int.
J. Comput. Vision. – 2011. - V.93. №3. -P. 1–21.

83. Golland, P. Motion from color / P. Golland, A.M. Bruckstein // Comput. Vis. Image Underst. – 1997. - V.68. №3. -P. 346–362.

84. Weber, J. Robust computation of optical flow in a multi-scale differential framework / J. Weber, J. Malik // Int. J. Comput. Vision 14 (1). – 1995. -P. 67–81.

85. Bruhn, A. Lucas/Kanade meets Horn/Schunck: combining local and global optic flow methods / A. Bruhn, J. Weickert, C. Schnorr, // Int. J. Comput. Vision. - 2005. - V.61. №3. -P. 211–231.

86. Rashwan, H.A. Variational optical flow estimation based on stick tensor voting / H.A. Rashwan, M.A. Garcia, D. Puig // IEEE Trans. Image Process. – 2013. -V.22. №7. -P. 589–2599

87. Drulea, M. Total variation regularization of local-global optical flow / M.
Drulea, S. Nedevschi // Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC). – 2011. P. 318– 323.

88. Brox, T. Nonlinear structure tensors / T. Brox, J. Weickert, B. Burgeth, P. Mrazek // Image Vis. Comput. – 2006. - V.24. №1. -P. 41–55.

89. L.G. Brown, A survey of image registration techniques, ACM Comput. Surv. (CSUR), - 1992. - V.24. №4. - 325–376.

90. Delon, J. Small baseline stereovision / J. Delon, B. Rouge // J. Math. Imag. Vision. – 2007. - V.28. №3. -P. 209–223.

91. Becker, F. Variational adaptive correlation method for flow estimation /
F. Becker, B. Wieneke, S. Petra, A. Schroder, C. Schnorr // IEEE Trans. Image Process.
- 2012. - V.21. №6. -P. 3053–3065.

92. Kolin, D.L. Advances in image correlation spectroscopy: measuring number densities, aggregation states, and dynamics of fluorescently labeled macromolecules in cells / D.L. Kolin, P.W. Wiseman // Cell Biochem. Biophys. – 2007. - V.49. №3. - pp. 141–164.

93. Lewis, J. Fast normalized cross-correlation // Vision Interface. – 1995. - pp. 120–123.

94. Facciolo, G. Integral images for block matching / G. Facciolo, N. Limare, E. Meinhardt // Image Process. On Line. - 2013.

95. Luo, J. A fast normalized cross-correlation calculation method for motion estimation / J. Luo, E.E. Konofagou // IEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Frequency Control. – 2010. - V.57. №6. -P. 1347–1357.

96. Molnar, J. Illumination-robust variational optical flow using cross-correlation
/ J. Molnar, D. Chetverikov, S. Fazekas // Comput. Vis. Image Underst. – 2010. V.114. №10. -P. 1104–1114.

97. Werlberger, M. Efficient minimization of the non-local Potts model / M. Werlberger, M. Unger, T. Pock, H. Bischof // Scale Space and Variational Methods in Computer Vision (SSVM). – 2012. -P. 314–325.

98. Drulea, M. Motion estimation using the correlation transform / M. Drulea, S. Nedevschi // IEEE Trans. Image Process. – 2013. - V.22. №8. -P. 3260–3270.

99. S. Negahdaripour, Revised definition of optical flow: integration of radiometric and geometric cues for dynamic scene analysis // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 1998. - V.20. №9. -P. 961–979.

100. Chambolle, A. A first-order primal-dual algorithm for convex problems with applications to imaging / A. Chambolle, T. Pock // J. Math. Imag. Vision. – 2011. - V.40. №1. -P. 120–145.

101. Zach, C. Fast gain-adaptive KLT tracking on the GPU / C. Zach, D. Gallup, J.-M. Frahm // Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). – 2008. -P. 1–7.

102. Teng, C.-H. Accurate optical flow computation under non-uniform brightness variations / C.-H. Teng, S.-H. Lai, Y.-S. Chen, W.-H. Hsu // Comput. Vis. Image Underst. – 2005. - V.97. №3. -P. 315–346.

103. Kim, Y.-H. Robust motion estimation under varying illumination / Y.-H. Kim, A.M. Martinez, A.C. Kak // Image Vis. Comput. – 2005. - V.23. №4. -P. 365–375.

104. Lai, S.-H. Robust image matching under partial occlusion and spatially varying illumination change // Comput. Vis. Image Underst. – 2000. - V.78. №1. -P. 84– 98.

105. Fortun, D. Aggregation of local parametric candidates with exemplar-based occlusion handling for optical flow / D. Fortun, P. Bouthemy, C. Kervrann // Computer Vision and Image Understanding, Elsevier. – 2016. -P.17. ff10.1016/j.cviu.2015.11. 020ff.ffhal-01001758v2f.

106. Ayvaci, A. Sparse occlusion detection with optical flow / A. Ayvaci, M. Raptis, S. Soatto // Int. J. Comput. Vision. – 2012. - V.97. №3. -P. 322–338.

107. Demetz, O. Bruhn, Learning brightness transfer functions for the joint recovery of illumination changes and optical flow / O. Demetz, M. Stoll, S. Volz, J. Weickert, A. Bruhn // European Conference on Computer Vision (ECCV), Zurich, September 2014. -P. 455–471.

108Panin, . G. Mutual information for multi-modal, discontinuity-preserving image registration, in: Advances in Visual Computing. - 2012. -P. 70–81.

109. Haussecker, H.W. Computing optical flow with physical models of brightness variation / H.W. Haussecker, D.J. Fleet // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2001. - V.23. №6. -P. 661–673.

110. Derian, P., Wavelets, P. and optical flow motion estimation / P. Derian, P. Heas, C. Herzet, E. Memin, et al. // Numer. Math.: Theory Methods Appl. – 2013. - V.6. №1. -P. 117–137.

111. Shen, X. Sparsity model for robust optical flow estimation at motion discontinuities / X. Shen, Y. Wu // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2010.
-P. 2456–2463.

112. Wu, Y.-T. Image registration using wavelet-based motion model / Y.-T. Wu, T. Kanade, C.-C. Li, J. Cohn // Int. J. Comput. Vision. – 2000. - V.38. №2. - pp. 129–152.

113. Memin, E. Hierarchical estimation and segmentation of dense motion fields /
E. Memin, P. Perez // Int. J. Comput. Vision. – 2002. - V.46. №2. -P. 129–155.

114. Nir, T. Over-parameterized variational optical flow / T. Nir, A.M. Bruckstein, R. Kimmel // Int. J. Comput. Vision. – 2008. - V.76. №2. -P. 205–216.

115. Baker, S. Lucas–Kanade 20 Years On: A Unifying Framework / S. Baker, I. Matthews, // Int. J. Comput. Vision. - 2004. - V.56. №3. -P. 221–255.

116. Bigun, J. Multidimensional orientation estimation with applications to texture analysis and optical flow / J. Bigun, G.H. Granlund, J. Wiklund // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 1991. - V.13. №8. -P. 775–790.

117. Kim, Y. A local approach for robust optical flow estimation under varying illumination / Y. Kim, A. Martinez, A. Kak // British Machine Vision Conference (BMVC). – 2004. -P. 1–10.

118. Sinha, S.N. Feature tracking and matching in video using programmable graphics hardware / S.N. Sinha, J.-M. Frahm, M. Pollefeys, Y. Genc // Mach. Vis. Appl. – 2011. - V.22. №1. -P. 207–217.

119. M. Gelgon, A region tracking method with failure detection for an interactive video indexing environment / M. Gelgon, P. Bouthemy, T. Dubois // Visual Information and Information Systems, Springer. – 1999. -P. 261–269.

120. Senst, T., Robust, T. local optical flow for feature tracking / T. Senst, V. Eiselen, T. Sikora // IEEE Trans. Circ. Syst. Video Technol. - 2012. - V.22. №9. - pp. 1377–1387.

121. Maurizot, M. Determination of singular points in 2d deformable flow fields / M. Maurizot, P. Bouthemy, B. Delyon, A. Juditski, J.M. Odobez // International Conference on Image Processing (ICIP), – 1995. - V. 3. -P. 488–491.

122. Maurizot, M. Determination of singular points in 2d deformable flow fields / M. Maurizot, P. Bouthemy, B. Delyon, A. Juditski, J.M. Odobez, // International Conference on Image Processing (ICIP). -1995. - V.3 -P. 488–491. 123. Jodoin, P.-M. Optical-flow based on an edge-avoidance procedure / P.-M. Jodoin, M. Mignotte // Comput. Vis. Image Underst. – 2009. - V.113. №4. - pp. 511–531.

124. Zitnick, C. Consistent segmentation for optical flow estimation / C. Zitnick, N. Jojic, S. Kang // International Conference on Computer Vision (ICCV), Beijing, October 2005. -P. 1308–1315.

125. Black, M. Estimating optical flow in segmented images using variable-order parametric models with local deformations / M. Black, A. Jepson, // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 1996. - V.18. №10. -P. 972–986.

126. Bleyer, M., Rhemann, C., Gelautz, M., Segmentation-based motion with occlusions using graph-cut optimization / M. Bleyer, C. Rhemann, M. Gelautz // DAGM Symposium on Pattern Recognition, Berlin, Germany, September. - 2006. -P. 465–474.

127. Xu, L. A segmentation-based variational model for accurate optical flow estimation / L. Xu, J. Chen, J. Jia // European Conference on Computer Vision (ECCV), Marseille, October. – 2008. -P. 671–684.

128. Black, M.J. A framework for the robust estimation of optical flow / M.J. Black, P. Anandan // International Conference on Computer Vision (ICCV). – 1993. - pp. 231–236.

129. Shi, J. Good features to track / J. Shi, C. Tomasi // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 1994. -P. 593–600.

130. Bouthemy, P. Motion segmentation and qualitative dynamic scene analysis from an image sequence / P. Bouthemy, E. Francois // Int. J. Comput. Vision. - 1993. - V.10. №2. -P. 157–182.

131. Odobez, J.M. Direct incremental model-based image motion segmentation for video analysis / J.M. Odobez, P. Bouthemy // Signal Process. – 1998. - V.66. №2. - pp. 143–155.

132. Cremers, D. Motion competition: a variational approach to piecewise parametric motion segmentation / D. Cremers, S. Soatto // Int. J. Comput. Vision. - 2005. -V.62. №3. -P. 249–265. 133. Paragios, N. Geodesic active regions and level set methods for motion estimation and tracking / N. Paragios, R. Deriche // Comput. Vis. Image Underst. - 2005. -V.97. №3. -P. 259–282.

134. Vasquez, C. Joint multiresolution segmentation and parametric estimation of image motion by basis function representation and level set evolution / C. Vasquez, A. Mitiche, R. Laganiere // IEEE Trans. Pattern Anal.Mach. Intell. – 2006. - V.28. №5. – P. 782–793.

135. Chan, T.F., Euler's elastica and curvature-based inpainting / T.F. Chan, S.H. Kang, J. Shen, // SIAM J. Appl. Math. – 2002. -P. 564–592.

136. Riklin-Raviv, T. Shape-based mutual segmentation / T. Riklin-Raviv, N. Sochen, N. Kiryati // Int. J. Comput. Vision. – 2008. - V.79. №3. -P. 231–245.

137. Dupont, R. Extraction of layers of similar motion through combinatorial techniques / R. Dupont, N. Paragios, R. Keriven, P. Fuchs // Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition, Springer. – 2005. -P. 220–234.

138. Kervrann, C. Multiscale neighbour hood-wise decision fusion for redundancy detection in image pairs / C. Kervrann, J. Boulanger, T. Pecot, P. Perez, J. Salamero // SIAM J. Multiscale Model. Simul. - 2011. - V.9. №4. -P. 1829–1865.

139. Schnorr, C. Motion-based identification of deformable templates / C. Schnorr, W. Peckar // International Conference Computer Analysis of Images and Patterns (CAIP), Prague. – 1995. -P. 122–129.

140. Unger, M. Joint motion estimation and segmentation of complex scenes with label costs and occlusion modeling / M. Unger, M. Werlberger, T. Pock, H. Bischof // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2012. -P. 1878–1885.

141. Ayer, S. Layered representation of motion video using robust maximumlikelihood estimation of mixture models and MDL encoding / S. Ayer, H. Sawhney // IEEE Int. Conference on Computer Vision (ICCV), Boston, June. – 1995. -P. 777–784.

142. Smith, P. Layered motion segmentation and depth ordering by tracking edges / P. Smith, T. Drummond, R. Cipolla // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2004. - V.26. №4. -P. 479–494. 143. Sun, D. Layered segmentation and optical flow estimation over time / D. Sun, E.B. Sudderth, M.J. Black // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2012. -P. 1768–1775.

144. Wang, J. Representing moving images with layers / J. Wang, E. Adelson // IEEE Trans. Image Process. – 1994. - V.3. №5. -P. 625–638.

145. Xiao, J. Motion layer extraction in the presence of occlusions using graph cuts / J. Xiao, M. Shah // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2005. V.27. №10. - pp. 1644–1659.

146. Sun, D. Layered image motion with explicit occlusions, temporal consistency, and depth ordering / D. Sun, E. Sudderth, M. Black // Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS), Vancouver, December 2010. -P. 2226–2234.

147. Werlberger, M. Anisotropic Huber-L1 optical flow / M. Werlberger, W. Trobin, T. Pock, A. Wedel, D. Cremers, H. Bischof // British Machine Vision Conference (BMVC). - 2009.

148. Brox, T. Variational motion segmentation with level sets / T. Brox, A. Bruhn, J. Weickert // European Conference on Computer Vision (ECCV). – 2006. -P. 471–483.

149. Kervrann, C. Statistical deformable model-based segmentation of image motion / C. Kervrann, F. Heitz // Trans. Image Process. -1999. V.8. №4. -P. 583–588.

150. Bhattacharyya, S. High-speed target tracking by fuzzy hostility-induced segmentation of optical flow field / S. Bhattacharyya, U. Maulik, P. Dutta // Applied Soft Cjmputing. – 2009. -P. 126–134.

151. Heas, P. Bayesian inference of models and hyperparameters for robust optical-flow estimation / P. Heas, C. Herzet, E. Memin // IEEE Trans. Image Process. -2012. V.21. №4. -P. 1437–1451.

152. Krajsek, K. Bayesian model selection for optical flow estimation / K. Krajsek, R. Mester // Pattern Recogn. 4713. – 2007. -P. 142–151.

153. Ng, L. Errors-in-variables modelling in optical flow problems / L. Ng, V.
Solo // International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP).
– 1998. - V.5. -P. 2773–2776.

154. Fix, A. A graph cut algorithm for higher-order Markov random fields / A. Fix, A. Gruber, E. Boros, R. Zabih // International Conference on Computer Vision (ICCV). – 2011. -P. 1020–1027.

155. Weickert, J. A theoretical framework for convex regularizers in PDE-based computation of image motion / J. Weickert, C. Schnorr // Int. J. Comput. Vision. – 2001. V.45. №3. -P. 245–264.

156. Heitz, F. Multimodal estimation of discontinuous optical flow using Markov random fields / F. Heitz, P. Bouthemy // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. - 1993. V.15. №12. -P. 1217–1232.

157. J. Konrad, E. Dubois, Bayesian estimation of motion vector fields / J. Konrad, E. Dubois // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 1992. V.14. №9. -P. 910–927.

158. Deriche, R. Optical-flow estimation while preserving its discontinuities: a variational approach / R. Deriche, P. Kornprobst, G. Aubert // Recent Developments in Computer Vision, LNCS. Springer. – 1996. - V. 1035. -P. 69–80.

159. Zach, C. A duality based approach for realtime TV-L1 optical flow / C. Zach, T. Pock, H. Bischof // DAGM symposium on Pattern Recognition. – 2007. -P. 214–223.

160. A. Chambolle, An algorithm for total variation minimization and applications, J. Math. Imag. Vision. – 2004. V.20. №1. -P. 89–97.

161. Werlberger, M. Motion estimation with non-local total variation regularization / M. Werlberger, T. Pock, H. Bischof // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), San Fransisco, June 2010. -P. 2464–2471.

162. Yoon, K.-J. Adaptive support-weight approach for correspondence search / K.-J. Yoon, I.S. Kweon // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2006. - V.28. №4. - pp. 650–656.

163. Murray, D.W. Scene segmentation from visual motion using global optimization / D.W. Murray, B.F. Buxton // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 1987. -V.9. №2. -P. 220–228. 164. Chin, T.M. Probabilistic and sequential computation of optical flow using temporal coherence / T.M. Chin, W.C. Karl, A.S. Willsky // IEEE Trans. Image Process. – 1994. - V.3. №6. -P. 773–788.

165. Nagel. H.-H., Extending the oriented smoothness constraint into the temporal domain and the estimation of derivatives of optical flow, in: European Conference on Computer Vision (ECCV). – 1990. -P. 139–148.

166. Weickert, J. Variational optic flow computation with a spatiotemporal smoothness constraint / J. Weickert, C. Schnorr // J. Math. Imag. Vision. – 2001. - V.14. №3. -P. 245–255.

167. Black, M.J., Recursive non-linear estimation of discontinuous flow fields, in: European Conference on Computer Vision (ECCV). – 1994. -P. 138–145.

168. Volz, S. Modeling temporal coherence for optical flow / S. Volz, A. Bruhn, L. Valgaerts // International Conference on Computer Vision (ICCV).- 2011. pp. 1116–1123.

169. Garg, R. Robust trajectory-space TV-L1 optical flow for non-rigid sequences / R. Garg, A. Roussos, L. Agapito // Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition (EMMCVPR), Springer. – 2011. -P. 300–314.

170. Weickert, J. Fast parallel algorithms for a broad class of nonlinear variational diffusion approaches / J. Weickert, J. Heers, C. Schnorr, K.J. Zuiderveld, O. Scherzer, H. Siegfried Stiehl, // Real-Time Imag. – 2001. - V.7. №1. -P. 31–45.

171. P.G. Ciarlet, The Finite Element Method for Elliptic Problems, Elsevier. -1978.

172. Bruhn, A. A confidence measure for variational optic flow methods / A. Bruhn, W. Weickert // Geom. Properties Incomplete Data. – 2006. -P. 283–298.

173. Grewenig, S. From box filtering to fast explicit diffusion / S. Grewenig, J. Weickert, A. Bruhn // DAGM Symposium on Pattern Recognition. – 2010. - pp. 533–542.

174. Gwosdek, P. A highly efficient GPU implementation for variational optic flow based on the Euler–Lagrange framework / P. Gwosdek, H. Zimmer, S. Grewenig, A. Bruhn, J. Weickert // Trends and Topics in Computer Vision. – 2012. -P. 372–383.

175. Li, W. Optical flow estimation using Laplacian mesh energy / W. Li, D. Cosker, M. Brown, R. Tang, // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 2013. -P. 2435–2442.

176. Pock, T. Algorithmic differentiation: application to variational problems in computer vision / T. Pock, M. Pock, H. Bischof // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2007. - V.29. №7. -P. 1180–1193.

177. Kalmoun, E.M. Trust region versus line search for computing the optical flow / E.M. Kalmoun, L. Garrido // Multiscale Model. Simul. – 2013. - V.11. №3. - pp. 890–906.

178. Kalmoun, E.M. Line search multilevel optimization as computational methods for dense optical flow / E.M. Kalmoun, L. Garrido, V. Caselles // SIAM J. Imag. Sci. – 2011. - V.4. №2. -P. 695–722.

179. D. Geman, Constrained restoration and the recovery of discontinuities / D. Geman, G. Reynolds // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 1992. - V.14. №3. - pp. 367–383.

180. Charbonnier, P. Deterministic edgepreserving regularization in computed imaging / P. Charbonnier, L. Blanc-Feraud, G. Aubert, M. Barlaud // IEEE Trans. Image Process. – 1997. - V.6. №2. -P. 298–311.

181. Black, M.J. Learning parameterized models of image motion / M.J. Black,
Y. Yacoob, A.D. Jepson, D.J. Fleet // Computer Vision and Pattern Recognition
(CVPR). – 1997. -P. 561–567.

182. Boros, E., Hammer, P., Sun, X., Network Flows and Minimization of Quadratic Pseudo-boolean Functions / E. Boros, P. Hammer, X. Sun // Technical Report, Technical Report RRR 17. – RUTCOR. - 1991.

183. Chambolle, A. A first-order primal-dual algorithm for convex problems with applications to imaging / A. Chambolle, T. Pock // J. Math. Imag. Vision. – 2011. - V.40. №1.-P. 120–145.

184. Heise, P. PM-Huber: patchmatch with Huber regularization for stereo matching / P. Heise, S. Klose, B. Jensen, A. Knoll // International Conference on Computer Vision (ICCV). - 2013.

185. Wang, C. Markov random field modeling, inference & learning in computer vision & image understanding: a survey / C. Wang, N. Komodakis, N. Paragios // Comput. Vis. Image Underst. - 2013. - V.117. №11 -P. 1610–1627.

186. Chou, P. The theory and practice of Bayesian image labeling / P. Chou, C. Brown // Int. J. Comput. Vision. – 1990. - V.4. №3. -P. 185–210.

187. Szeliski, R. A comparative study of energy minimization methods for markov random fields with smoothness-based priors / R. Szeliski, R. Zabih, D. Scharstein, O. Veksler, V. Kolmogorov, A. Agarwala, M. Tappen, C. Rother, // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2008. - V.30. №6. -P. 1068–1080.

188. Heitz, F. Multiscale minimization of global energy functions in some visual recovery problems / F. Heitz, P. Perez, P. Bouthemy // CVGIP: Image Understand. – 1994. - V.59. №1. -P. 125–134.

189. Boykov, Y. Markov random fields with efficient approximations / Y. Boykov, O. Veksler, R. Zabih // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 1998.

pp. 648–655.

190. Fulkerson, D.R. Flows in Networks / D.R. Fulkerson // Princeton University Press. - 1962.

191. Goldberg, A.V. A new approach to the maximum-flow problem / A.V. Goldberg, R.E. Tarjan // J. ACM (JACM). – 1988. - V.35. №4. -P. 921–940.

192. V. Kolmogorov, C. Rother, Minimizing nonsubmodular functions with graph cuts-a review / V. Kolmogorov, C. Rother // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2007. - V.29. №7. -P. 1274–1279.

193. Rother, C. Optimizing binary MRFs via extended roof duality / C. Rother, V. Kolmogorov, V. Lempitsky, M. Szummer // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2007. -P. 1–8.

194. Chen, Z. Large displacement optical flow from nearest neighbor fields / Z. Chen, H. Jin, Z. Lin, S. Cohen, Y. Wu // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2013. -P. 2443–2450.

195. Cooke, T. Two applications of graph-cuts to image processing / T. Cooke // Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA). – 2008. – pp. 498–504.

196. Glocker, B. Optical flow estimation with uncertainties through dynamic MRFs / B. Glocker, N. Paragios, N. Komodakis, G. Tziritas, N. Navab // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Anchorage, Alaska, June 2008. -P. 1–8.

197. Glocker, B. Triangle flow: optical flow with triangulation-based higherorder likelihoods / B. Glocker, T. Heibel, N. Navab, P. Kohli, C. Rother // 11th European Conference on Computer Vision, Heraklion, Crete, Greece, September 5-11. – 2010. - Proceedings, Part III | September 2010.

198. Lempitsky, V. Fusion moves for Markov random field optimization / V. Lempitsky, C. Rother, S. Roth, A. Blake // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2010, - V.32. №8. -P. 1392–1405.

199. Ishikawa, H. Higher-order clique reduction in binary graph cut / H. Ishikawa // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2009. -P. 2993–3000.

200. Kohli, P. P3 & beyond: move making algorithms for solving higher order functions / P. Kohli, M.P. Kumar, P.H. Torr // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2009. - V.31. №9. -P. 1645–1656.

201. Komodakis, N. Beyond pairwise energies: efficient optimization for higherorder MRFs / N. Komodakis, N. Paragios // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2009. -P. 2985–2992.

202. Jacobson, N. An online learning approach to occlusion boundary detection / N. Jacobson, Y. Freund, T. Nguyen // IEEE Trans. Image Process. – 2012. - V.21. №1.

pp. 252-261.

203. Kolmogorov, V. Computing visual correspondences with occlusion using graph cuts / V. Kolmogorov, R. Zabih // IEEE Int. Conference on Computer Vision (ICCV), July 2001.
204. Leordeanu, M., Locally affine sparse-to-dense matching for motion and occlusion estimation / M. Leordeanu, A. Zanfir, C. Sminchisescu // International Conference on Computer Vision (ICCV). - 2013.

205. Stein, A.N. Occlusion boundaries from motion: low-level detection and midlevel reasoning / A.N. Stein, M. Hebert // Int. J. Comput. Vision. - 2009. - V.82. №3. pp. 325–357.

206. Xiao, J. Bilateral filtering-based optical flow estimation with occlusion detection / J. Xiao, H. Cheng, H. Sawhney, C. Rao, M. Isnardi // European Conference on Computer Vision (ECCV). – 2006. -P. 211–224.

207. Ince, S. Occlusion-aware optical flow estimation / S. Ince, J. Konrad // IEEE Trans. Image Process. – 2008. - V.17. №8. -P. 1443–1451.

208. Ballester, C. A TV-L1 optical flow method with occlusion detection / C. Ballester, L. Garrido, V. Lazcano, V. Caselles // Pattern Recogn. – 2012. - pp. 31–40.

209. Papadakis, N. High-dimension multilabel problems: convex or nonconvex relaxation / N. Papadakis, R. Yildizoglu, J.-F. Aujol, V. Caselles // SIAM J Imag. Sci. – 2013. - V.6. №4-P. 2603–2639.

210. Bertalmio, M. Image inpainting / M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles, C. Ballester // Proceedings of the Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. – 2000. -P. 417–424.

211. Arias, P. A variational framework for exemplar-based image inpainting / P. Arias, G. Facciolo, V. Caselles, G. Sapiro // Int. J. Comput. Vision. – 2011. - V.93. №3. -P. 319– 347.

212. A. Criminisi, P. Perez, K. Toyama, Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting / A. Criminisi, P. Perez, K. Toyama // IEEE Trans. Image Process. – 2004. - V.13. №9. -P. 1200–1212.

213. Bugeau, A. A comprehensive framework for image inpainting / A. Bugeau,
M. Bertalmio, V. Caselles, G. Sapiro // IEEE Trans. Image Process. – 2010. - V.19.
№10. -P. 2634–2645.

214. Komodakis, N. Image completion using efficient belief propagation via priority scheduling and dynamic pruning / N. Komodakis, G. Tziritas // IEEE Trans. Image Process. – 2007. - V.16. №11. -P. 2649–2661.

215. Bay, H. Surf: speeded up robust features / H. Bay, T. Tuytelaars, L. Van Gool, // European Conference Computer Vision (ECCV). – 2006. -P. 404–417.

216. Dalal, N. Histograms of oriented gradients for human detection / N. Dalal,
B. Triggs // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2005. - V.1. –
pp. 886–893.

217. Lowe, D.G. Distinctive Image features from scale-invariant key points / D.G. Lowe // Int. J. Comput. Vision. – 2004. - V.60. №2-P. 91–110.

218. Wang, Z. MSLD: a robust descriptor for line matching / Z. Wang, F. Wu, Z. Hu // Pattern Recogn. – 2009. - V.42. №5 -P. 941–953.

219. Tzovaras, D. Evaluation of multiresolution block matching techniques for motion and disparity estimation / D. Tzovaras, M.G. Strintzis, H. Sahinoglou // Signal Process.: Image Commun. – 1994. - V.6. №1. -P. 59–67.

220. Kumar, N. What is a good nearest neighbors algorithm for finding similar patches in images / N. Kumar, L. Zhang, S. Nayar // European Conference on Computer Vision (ECCV). – 2008. -P. 364–378/

221. Barnes, C. Patchmatch: a randomized correspondence algorithm for structural image editing / C. Barnes, E. Shechtman, A. Finkelstein, D.B. Goldman // ACM Trans. on Graphics, ACM. – 2009. - V. 28. - p. 24.

222. Barnes, C. The generalized patchmatch correspondence algorithm / C. Barnes, E. Shechtman, D.B. Goldman, A. Finkelstein // European Conference on Computer Vision (ECCV). – 2010. -P. 29–43.

223. Hosni, A. Fast cost-volume filtering for visual correspondence and beyond /
A. Hosni, C. Rhemann, M. Bleyer, C. Rother, M. Gelautz // IEEE Trans. Pattern Anal.
Mach. Intell. – 2013, - V.35. №2 -P. 504–511.

224. Delon, J. Small baseline stereovision / J. Delon, B. Rouge // J. Math. Imag. Vision. – 2007, - V.28. №3. -P. 209–223.

225. Lee, K. Optical flow estimation with adaptive convolution kernel prior on discrete framework / K. Lee, D. Kwon, I. Yun, S. Lee // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), San Fransisco, June 2010. -P. 2504–2511.

226. Ma, Z. Constant time weighted median filtering for stereo matching and beyond / Z. Ma, K. He, Y. Wei, J. Sun, E. Wu // International Conference on Computer Vision (ICCV). - 2013. - ISBN: 978-1-4799-2840-8.

227. Tao, M. Simpleflow: a non-iterative, sublinear optical flow algorithm / M. Tao, J. Bai, P. Kohli, S. Paris // Computer Graphics Forum. – 2012, - V. 31. - pp. 345–353.

228. Brox, T. Large displacement optical flow: descriptor matching in variational motion estimation / T. Brox, J. Malik // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2011. - V.33. №3. -P. 500–513.

229. Braux-Zin, J. A general dense image matching framework combining direct and feature-based costs / J. Braux-Zin, R. Dupont, A. Bartoli, // International Conference on Computer Vision (ICCV). - 2013.

230. Weinzaepfel, P. Deepflow: large displacement optical flow with deep matching / P. Weinzaepfel, J. Revaud, Z. Harchaoui, C. Schmid, // International Conference on Computer Vision (ICCV). - 2013.

231. Злобин, В.К. Обработка аэрокосмических изображений / В.К. Злобин, В.В. Еремеев - М.: ФИЗМАТЛИТ. 2006. – 288с. – ISBN 5-9221-0739-9.

232. Современные системы обработки данных дистанционного зондирования Земли / под ред. В.В. Еремеева. – М. ФИЗМАТЛИТ, 2015 – 406 с. – ISBN 978-5-9221-1596-4.

233. Современные информационные технологии в задачах навигации и наведения беспилотных маневренных летательных аппаратов / Под. ред. М.Н. Красильщикова, Г.Г. Себрякова. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2009. – 556 с.

234. Ташлинский, А.Г. Оценивание параметров пространственных деформаций последовательностей изображений / А.Г. Ташлинский, Ульяновский государственный технический университет. - Ульяновск: УлГТУ, 2000. - 132 с. 235. Keller, Y. Global parametric image alignment via high-order approximation.
/ Y. Keller, A. Averbuch // Computer Vision and Image Understanding – 2001. - V.9.
№8. -P. 244–259.

236. Гошин, Е.В. Реконструкция 3D-сцен на пучках эпиполярных плоскостей стереоизображений / В.А. Фурсов, С.А Бибиков, Е.В. Гошин // Мехатроника, Автоматизация, Управление - 2013. –№9 (150) – С. 19-24.

237. Абакумов А.М. Метод измерения параметров движения объекта / А.М. Абакумов, П.К. Кузнецов, В.Ю. Мишин, В.И. Семавин //Труды Всесоюз. совещ. "Оптические сканирующие устройства и измерительные приборы на их основе" 4-5 июня: 1980: Тез. докл., ч.1 – Барнаул, 1980. – С. 50-51.

238. Кузнецов П.К. Метод функциональных преобразований в задаче определения скорости движения яркостных полей / П.К. Кузнецов, В.Ю. Мишин, В.И. Семавин, М.В. Владимиров // Вестник Самарск. гос. техн. ун-та. Сер. Технические науки. – Самара: СамГТУ. - 1994. - №1 – С. 66-76.

239. Кузнецов П.К, Определение скорости по характеристикам последовательности кадров телевизионного изображения/ П.К. Кузнецов, В.Ю. Мишин, В.И. Семавин // Известия вузов. Приборостроение. – 1997. – № 40 (2). -С. 58-61.

240. Кузнецов П.К. Методика высокоточной сшивки изображений, получаемых при съемке обстановки многоматричным сканирующим оптикоэлектронным преобразователем / П.К. Кузнецов, Б.В. Мартемьянов, В.К. Скирмунт, В.И. Семавин // Вестник Самарск. гос. техн. ун-та. Сер. Технические науки. - Самара: СамГТУ. - 2011. - № 3 (31). - С. 69-81.

241. Кузнецов П.К. Исследование сходимости итерационной процедуры определения параметров движения изображений методом функционализации/ П.К. Кузнецов, Б.В. Мартемьянов, В.И. Семавин, Е.Ю. Чекотило // Вестник Самарск. гос. техн. ун-та. Сер. Технические науки. – Самара: СамГТУ. - 2010. - №2 (26). – С. 80-85.

242. Кузнецов П.К. Метод совмещения изображений инвариантный к освещенности сцены / П.К. Кузнецов, Б.В. Мартемьянов // Перспективные информа-

ционные технологии (ПИТ 2017): тр. Междунар. научн.-техн. конф. / под ред. С.А. Прохорова. – Самара: Изд. Самарск. научного центра РАН. - 2017. – С. 350-354.

243. Кузнецов П.К., Техническое зрение подвижных объектов. Метод анализа поля скоростей динамического изображения / П.К. Кузнецов, Б.В. Мартемьянов, В.И. Семавин // М.: Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2014. - №1. - С. 3-9.

244. Кузнецов П.К. Техническое зрение подвижных объектов. Совмещение изображений как динамический процесс/ П.К. Кузнецов, Б.В. Мартемьянов, В.И. Семавин // М.: Вестник компьютерных и информационных технологий. –2014. - №2. - С. 3-10.

245. Кузнецов П.К. Техническое зрение подвижных объектов. Методика совмещения изображений, полученных при наблюдении с подвижного основания / П.К. Кузнецов, Б.В. Мартемьянов, А.В. Ращупкин // М.: Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2014. - №3. - С.3-10.

246. Семавин В.И. Информационно-измерительная система идентификации движения яркостных объектов в реальном времени: дис. на соиск. учен. степ. канд. техн. наук: 05.11.16 / Семавин В.И.- Самарск. гос. техн ун-т – Самара. - 2006. –

153 c.

247. Horn, K.P. Determining Optical Flow/ Berthold K.P. Horn, Brian G. Schunck: Massachusetts Institute of Technology: Artificial Intelligence Laboratory. A. I. Memo №. 572. - April 1980.

248. Lucas, B. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. / Bruce D. Lucas, Takeo Kanade: From Proceedings of Imaging Understanding Workshop. – 1981. -P. 121-130.

249. Cornelius, N. Adapting optical-flow to measure object motion in refectance and x-ray image sequences / N. Cornelius, T. Kanade // Optical flow, ACM SIGGRAPH Computer Graphics. - V.18. - January 1984. - p. 17-19. 250. Тихонов А.Н. Методы решения некорректных задач: -2-е изд., перераб. и доп. / А.Н. Тихонов, В.Я Арсении // М.: Наука. - 1979. - 285 с.

251. Barron, J. Performance of Optical Flow Techniques. / J. L. Barron, D. J. Fleet, S. S. Beauchemin // IJCV. – 1994. -P. 43-77.

252. Bruhn, A. Lucas/Kanade meets Horn/Schunck: combining local and global optic flow methods / A. Bruhn, J. Weickert, C. Schnorr, // Int. J. Comput. Vision. - 2005. - V.61. №3. -P. 211–231.

253. Кузнецов П.К. Метод определения вектора скорости движения подстилающей поверхности/ П.К. Кузнецов, Б.В. Мартемьянов, В.И. Семавин, Е.Ю. Чекотило // Вестник Самарск. гос. техн. ун-та. Сер. Технические науки. – Самара: СамГТУ. - 2008. - №2 (22). – С. 96-110.

254. Кузнецов П.К. Самонастраивающийся алгоритм высокоточного совмещения аффинно-преобразованных изображений/ П.К. Кузнецов, Б.В. Мартемьянов, Е.Ю. Чекотило // Вестник Самарск. гос. техн. ун-та. Сер. Технические науки. – Самара: СамГТУ. - 2011. - №1 (29). – С. 92-100.

255. Арнольд В.И. Обыкновенные дифференциальные уравнения / В.И. Арнольд - М.: МЦНМО, 2014. – 341 с.

256. Horn, B.K., Robot Vision. MIT Press, Cambridge, MA, 1986.

257. Мартемьянов Б.В. Оценка качества алгоритма сшивки изображений, основанного на методе функционализации / Б.В. Мартемьянов // Вестник Самар. гос. техн. ун-та. Сер. Технические науки. – Самара: СамГТУ. – 2009. – № 3 (25). – С.88-95.

258. Кузнецов П.К. Исследование характеристик движения яркостных полей в задаче АКСИ / П.К. Кузнецов, Е.Ю. Чекотило // Всерос. научн. конф. Управление и информационные технологии. Сб. докладов в двух томах. Т 2. - Санкт-Петербург: СПбГЭТУ «ЛЭТИ». – 2005. – С. 172-174.

259. Кузнецов П.К., Влияние вида изображения и погрешности цифрового представления информации на точность изменения характеристик движения яркостных полей / П.К. Кузнецов, Е.Ю. Чекотило // Вестник Самар. гос. техн. ун-та.

Сер. Физико-математические науки. – Самара: СамГТУ. – 2005. - №38, – С. 172-174.

260. Кузнецов П.К. Спектральный анализ вероятностных характеристик изображений / П.К. Кузнецов, Е.Ю. Чекотило // Вестник Самар. гос. техн. ун-та. Сер. Физико-математические науки. – Самара: СамГТУ. - 2006. №42, – С. 212-215.

261. Владимиров В.С. Обобщенные функции в математической физике / Изд. 2-е, испр. и доп. Сер. Современные физико-технические проблемы. –М.: Главная редакция физико-математической литературы изд. «Наука». – 1979. - 320 с.

262. Косарев В.И. 12 лекций по вычислительной математике, 2-е издание, М.: изд-во МФТИ. – 2000. - 224 с.

263. Кузнецов П.К. Техническое зрение подвижных объектов. Совмещение изображений как динамический процесс/ П.К. Кузнецов, Б.В. Мартемьянов, В.И. Семавин // М.: Вестн. компьютерных и информационных технологий. - № 2. – 2014. – С. 3-10.

264.. Матросов В.М Метод сравнения в математической теории систем / В.М. Матросов, Л.Ю. Анапольский, С.Н.Васильев. - Новосибирск: Наука. - 1980. - 480 с.

265. Волков Е.А. Численные методы/ Е.А. Волков. - М: Наука. - 1987. - 248 с.

266. Чекотило Е.Ю. Параметрическая оптимизация информационноизмерительной системы определения параметров движения изображения подстилающей поверхности: дис. на соиск. учен. степ. канд. техн. наук: 05.11.16 / Чекотило Е.Ю.; Самар. гос. техн. ун-т. - Самара, 2008. – 123 с.

267. Кузнецов П.К., Мартемьянов Б.В., Скирмунт В.К., Семавин В.И. Метод субпиксельного совмещения мультиспектральных цифровых изображений / П.К. Кузнецов, Б.В. Мартемьянов, В.К. Скирмунт, В.И Семавин // Актуальные проблемы ракетно-космической техники («II Козловские чтения»): Материалы II Всеросс. научн.-техн. конф. (12-16 сент. 2011, г. Самара) под общ. ред. А.Н. Кирилина. СамНЦ РАН – Самара. - 2011, – С. 244-249.

268. Егошкин Н.А., Еремеев В.В. Коррекция смаза изображений в системах космического наблюдения Земли / Н.А. Егошкин, В.В. Еремеев // Цифровая обработка сигналов. – 2010. - №4. – С. 28-32.

269. Кузнецов П.К. Методика определения ориентации мобильной платформы с телескопом по снимкам, формируемым при сканирующей съемке/ П.К. Кузнецов, Б.В. Мартемьянов, Е.И. Сомов, С.А. Бутырин // Тез. докл. Всерос. научн.-техн. конф. Навигация, наведение и управление летательными аппаратами. Москва-Раменское 20-21 сентября 2012г.: Научтехлитиздат. - 2012. – С. 33-34.

270. Кузнецов П.К. Математическая модель формирования видеоданных, получаемых с использованием сканирующей съемки / П.К. Кузнецов, Б.В. Мартемьянов // Известия Самарск. научн. центра РАН, №6 (16). - 2014. – С. 292-299.

271. Аншаков Г.П. Опыт извлечения невизуальных данных из видеоданных, формируемых космическим аппаратом наблюдения / Г.П. Аншаков, Г.Н. Мятов, А.А. Юдаков, П.К. Кузнецов, Б.В. Мартемьянов / Сборник материалов Юбилейной 25-й Санкт-Петербургской междунар. конф. по интегрированным навигационным системам, 28-30 мая 2018г. Санкт-Петербург, Россия. – С. 348 -355.

272. Anshakov, G.P. Recovery of non-visual data from images acquired by landsurvey satellites / G.P. Anshakov, G.N. Myatov, A.A. Yudakov, P. K. Kuznetsov, B.V. Martemyanov. Proceedings 25th Anniversary Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems 28 - 30 May 2018, Saint Petersburg, Russia. -P. 480-487.

273. Кузнецов П.К. Протоколы сшивки полос изображений, формируемых многоматричными оптико-электронными преобразователями, и их полезные применения / П.К. Кузнецов, Б.В. Мартемьянов, Г.Н. Мятов, А.А. Юдаков. // Материалы V Всеросс. науч.-техн. конф. с междунар. участ. Актуальные проблемы ракетно-космической техники (V Козловские чтения) (11-15 сентября 2017), Самара; под общ. ред. А.Н. Кирилина / СамНЦ РАН – Самара. - 2017. - С.372-382.

274. Мартемьянов Б.В. Метод отождествления многоматричной видеокамеры с полученными ею снимками / Б.В. Мартемьянов / Информационноуправляющие системы. – Санкт-Петербург. - №6 (55). - 2011. – С.11-15.

ПРИЛОЖЕНИЕ 1

Акты о внедрении результатов

«УТВЕРЖДАЮ» Первый заместитель Генерального директора – Генеральный конструктор ТНПРКЦ «ЦСКБ-Прогресс» Д.Т.н. Р. Н. Аметов Самар Самар Самар Сала г.

использования научных результатов докторской диссертации Мартемьянова, Бориса Викторовича на тему

«Методы и алгоритмы обработки изображений подвижных яркостных полей»

Комиссия ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс» в составе:

- Ткаченко, Сергей Иванович – заместитель Генерального конструктора по науке ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс»;

- Стратилатов, Николай Ремирович – Главный конструктор ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс»;

- Скирмунт, Валерий Константинович – начальник НПЦ Информационных технологий ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс»;

- Юдаков, Антон Александрович – начальник отдела НПЦ Информационных технологий ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс»

составила настоящий акт о том, что в ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс» используется разработанная Б.В. Мартемьяновым программа BlurCSKB расчета параметров смаза изображений, возникающего при нештатных режимах работы многоматричного оптико-электронного преобразователя (МОЭП) целевой аппаратуры КА дистанционного зондирования Земли (техническое задание 353П 000-37578-1108-2010ТЗ на ОКР по теме "Разработка макета программного обеспечения, компенсирующего смазы, вызванные нештатной работой бортовой аппаратуры КА "Ресурс-ДК»").

В программе использованы следующие научные результаты, полученные Б.В.Мартемьяновым:

- математическая модель формирования одномерного смаза изображения, которая устанавливает связь параметров смаза изображения с величиной взаимного сдвига полос изображений, полученных смежными ПЗСматрицами МОЭП при формировании кадра методом «заметания»;

- методика вычисления параметров смаза изображения, основанная на разработанной математической модели формирования смаза;

- метод определения параметров взаимного сдвига полос изображений, формируемых смежными ПЗС-матрицами МОЭП;

- алгоритм вычисления с субпиксельной точностью параметров взаимного сдвига полос изображений, формируемых смежными ПЗСматрицами МОЭП.

Программа BlurCSKB:

- работает в реальном времени в автоматическом режиме;

 обеспечивает распознавание наличия или отсутствия в полученном цифровом изображении смаза, вызванного несинхронностью движения фотоприемной структуры и изображения, формируемого изобразительной системой на картинной плоскости;

- вычисляет параметры смаза изображений с субпиксельной точностью при широком диапазоне (1 пиксел – 200 пиксел) взаимного сдвига полос изображений, формируемых смежными ПЗС-матрицами МОЭП ;

- не использует никаких дополнительных данных, кроме количества строк накопления зарядов в ПЗС-матрицах МОЭП, работающих в режиме временной задержки накопления;

- обеспечивает восстановление смазанных изображений, на которых параметр смаза меняется в диапазоне 1 ÷ 100 пикселей.

Программа успешно эксплуатируется в ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс» с января 2011г. и способствовала продлению срока активного функционирования целевой аппаратуры КА ДЗЗ «Ресурс-ДК» более чем на два года.

Заместитель Генерального С.И. Ткаченко конструктора по науке, д.т.н. Главный конструктор, к.т.н. Н.Р. Стратилатов Начальник НПЦ Информационных технологий В.К. Скирмунт Начальник отдела НПЦ Информационных технологий А.А. Юдаков 2

«УТВЕРЖДАЮ» Первый заместитель Генерального директора -Генеральный конструктор ГНПРКЦ «ЦСКБ-Прогресс» A.T.H. P. H. AXMETOB PHOPRE ЦСКБ-ПР 2013 г.

1

АКТ

использования научных результатов докторской диссертации Мартемьянова, Бориса Викторовича на тему

«Методы и алгоритмы обработки изображений подвижных яркостных полей»

Комиссия ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс» в составе:

- Ткаченко, Сергей Иванович – заместитель Генерального конструктора по науке ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс»;

- Стратилатов, Николай Ремирович – Главный конструктор ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс»;

- Скирмунт, Валерий Константинович – начальник НПЦ Информационных технологий ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс»;

- Юдаков, Антон Александрович – начальник отдела НПЦ Информационных технологий ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс»

составила настоящий акт о том, что в ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс» используются следующие научные результаты указанной работы:

- метод и экспериментальное программное обеспечение (ЭПО) определения идентификатора многоматричного оптико-электронного преобразователя (МОЭП) по цифровым изображениям, полученным на одном и том же маршруте съемки различными МОЭП, входящими в состав целевой аппаратуры КА дистанционного зондирования Земли.

Задача определения идентификатора МОЭП возникает при сбоях в системе сбора и передачи служебной информации КА ДЗЗ типа «Ресурс-ДК», приводящих к отсутствию достоверной информации об источнике получаемого изображения.

Метод определения идентификатора МОЭП по цифровым изображениям использует факт уникальности параметров взаимных смещений ПЗС-матриц, составляющих МОЭП. Уникальность является результатом технологических погрешностей сборки МОЭП при изготовлении. Метод основан на оценке значений указанных параметров по результатам вычисления с субпиксельной точностью взаимных сдвигов полос изображений, сформированных смежными ПЗС матрицами МОЭП на одном и том же маршруте съемки.

Разработанное Б.В. Мартемьяновым ЭПО для обработки изображений, формируемых аппаратурой типа «Сангур», идентифицирует источник изображения (с точностью до идентификатора матрицы в составе МОЭП) с достоверностью не хуже 0,98.

Задача определения идентификатора многоматричного оптикоэлектронного преобразователя по цифровым изображениям в практике космической съемки решена впервые.



229

2

«УТВЕРЖДАЮ» Первый заместитель Генерального директора – Генеральный конструктор ТНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс» д.т.н. Р. Н. Ахметов QCKB-IIPOFPECC 2013 г.

AKT

использования научных результатов докторской диссертации Мартемьянова, Бориса Викторовича на тему

«Методы и алгоритмы обработки изображений подвижных яркостных полей»

Комиссия ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс» в составе:

- Ткаченко, Сергей Иванович – заместитель Генерального конструктора по науке ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс»;

- Стратилатов, Николай Ремирович – Главный конструктор ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс»;

- Скирмунт, Валерий Константинович – начальник НПЦ Информационных технологий ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс»;

- Юдаков, Антон Александрович – начальник отдела НПЦ Информационных технологий ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс»

составила настоящий акт в том, что в ГНП РКЦ «ЦСКБ-Прогресс» используются следующие научные результаты указанной работы:

- метод и реализующее его экспериментальное программное обеспечение (ЭПО) коррекции (с субпиксельной точностью) параметров сшивки полос изображений, формируемых многоматричными оптико-электронными преобразователями (МОЭП).

ЭПО разработано в рамках ОКР по техническому заданию АДИС.000281-01 90 01 по теме "Разработка алгоритмов и экспериментального ПО «сшивки» изображений с субпиксельной точностью, формируемых ОЭП КА «Ресурс-ДК1»".

Метод основан на учете априори известных жестких механических (голономных) связей во взаимном расположении смежных ПЗС-матриц в составе МОЭП.

1

Метод доопределяет с субпиксельной точностью параметры сшивки для тех фрагментов сшиваемых полос изображений, для которых непосредственно по изображениям вычислить такие параметры объективно невозможно. К ним относятся изображения:

- с малой вариацией контраста на фоне шума;

с наличием протяженных линейных структур (линеаментов) различной природы;

- с браком типа "блюминг", вызванным "перезасветкой " ячеек ПЗС матриц излишне интенсивным излучением яркостных объектов.

Реализованный в ЭПО метод, в отличие от других известных методов аналогичного назначения, не использует какой-либо служебной информации о процессе съемки.

Разработанные Б.В. Мартемьяновым метод и ЭПО решают задачу сшивки полос изображений с высокой достоверностью (0,99) и с субпиксельной точностью. Погрешность (3 σ) сшивки составляет не более 0,2 пикселя при вариации перекрытий сшиваемых полос в пределах от 2 до 20 пикселей.



ПРИЛОЖЕНИЕ 2

Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ

