



Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова
Факультет Вычислительной Математики и Кибернетики

На правах рукописи

Бондаренко Максим Андреевич

**Разработка методов и алгоритмов
совмещения 2D и 3D информации для
авиационных систем улучшенного и
синтезированного видения**

Специальность:

05.13.11 – Математическое и программное обеспечение
вычислительных машин, комплексов и компьютерных сетей

Диссертация на соискание учёной степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук,
профессор В. А. Сухомлин

Москва – 2016

Оглавление

Введение	4
Актуальность темы	4
Степень проработанности темы	8
Цель работы и основные задачи.....	12
Методы исследования	12
Научная новизна	12
Практическая ценность работы	14
Основные результаты, выносимые на защиту	14
Информация о работе	14
Публикации	15
Личный вклад автора.....	15
Структура и объём диссертации	16
Область исследования	16
1. Обзор и анализ существующих методов совмещения 2D и 3D информации.....	17
1.1. Классификация существующих методов совмещения 2D и 3D информации	17
1.2. Структурные подходы, использующие геометрические преобразования изображений	18
1.3. Структурные подходы, уточняющие положение и ориентацию виртуальной камеры.....	19
1.4. Аналитический обзор существующих методов комплексирования изображений	22
Основные результаты	45
2. Разработка алгоритма совмещения 2D и 3D информации	46
2.1. Общая структура системы комбинированного видения и алгоритма совмещения изображений	46
2.2. Процесс формирования синтезированного изображения.....	48
2.3. Автоматическое отождествление соответствующих особенностей на сенсорных и синтезированных изображениях.....	51
2.4. Уточнение положения и ориентации виртуальной камеры	60
2.5. Обоснование применения метода по координатного спуска.....	62
2.6. Допущения при моделировании работы СКВ	63
2.7. Применение фильтрации по Калману для стабилизации синтезированного изображения	65

2.8. Вычислительная сложность алгоритма совмещения	68
2.9. Получение комбинированного изображения	69
Основные результаты	78
3. Программная реализация для исследования и апробации алгоритмов.....	79
3.1. Общее описание программного стенда	79
3.2. Структура и особенности реализации программного стенда	82
4. Экспериментальная оценка качества работы алгоритмов.....	89
4.1. Оценка совмещения 2D и 3D информации	89
4.2. Оценка комплексирования сенсорных и синтезированных изображений ...	94
4.2.1. Обзор количественных методов оценки комбинированных изображений	94
4.2.2. Концепция количественной оценки информативности	97
4.2.3. Критерии информативности для комплексирования изображений в СКВ	99
4.2.4. Алгоритмическая реализация количественной оценки информативности	99
4.2.5. Сравнение методов комплексирования.....	103
Основные результаты	109
Заключение.....	111
Список литературы.....	114
Приложение	123

Введение

Актуальность темы

Информированность экипажа воздушного судна в плохих условиях видимости при заходе на посадку, посадке и рулении по-прежнему остаётся важной задачей обеспечения безопасности полётов. Как показывают исследования Всемирного фонда безопасности, почти 75% аварий самолётов при заходе на посадку и посадке происходят в аэропортах, где недоступны или отсутствуют приборы точного захода на посадку, в условиях плохой видимости [20]. Поэтому с ростом производительности бортовых вычислителей, обрабатывающих визуальную информацию (в том числе и трёхмерную графику) одним из актуальных и динамично развивающихся направлений совершенствования бортовой авионики стало создание систем непрерывного визуального представления внешнего пространства, повышающих ситуационную информированность пилотов. К таким системам относят авиационные бортовые системы комбинированного видения (СКВ), представляющие собой совокупность систем искусственного (синтезированного) видения (ССВ) и улучшенного (усиленного) видения (СУВ). СКВ сопоставляет и объединяет искусственные (синтезированные) изображения, сформированные по трёхмерной виртуальной модели местности (ВММ) и данным от навигационной системы (НС), с видеопоследовательностью, полученной с бортовых камер (СУВ) летательного аппарата (ЛА). Тема исследования заключается в разработке новых и в усовершенствовании существующих подходов для создания авиационных бортовых СКВ (в англоязычных источниках Combined Vision System или CVS).

Согласно руководству № 315 по минимальным стандартам характеристик авиационных систем для систем улучшенного, искусственного и комбинированного видения [45] (далее Р-315) и его последней англоязычной редакции DO-315B [69], СКВ представляет собой совокупность системы искусственного (синтезированного) видения (ССВ, за рубежом такие системы известны как Synthetic Vision System, SVS) и системы улучшенного видения (СУВ, Enhanced Vision System или EVS – в англоязычных источниках). При этом в Р-315

под ССВ понимается «электронное средство для вывода на дисплей сформированного вычислителем изображения, соответствующего внешнему топографическому участку, наблюдаемого из кабины пилота и вычисляемого по ориентации ВС (воздушного судна) в пространстве, по высоте, географическим координатам ВС и базе данных», а под СУВ – «электронное средство обеспечения лётного экипажа изображением, полученным непосредственно от датчика или обработанное изображение внешней обстановки. В качестве датчика изображения может использоваться: инфракрасная камера (ИК) переднего обзора, радиолокатор миллиметрового диапазона и (или) устройство усиления изображения, полученного при низком уровне освещённости».

Согласно Р-315, сегодняшние концепции интеграции, как правило, предусматривают искусственное (синтезированное) изображение для больших высот и улучшенное – для низких высот, вплоть до поверхности Земли. Тем не менее, отмечается, что в некоторых реализациях СКВ могут формировать искусственные изображения подстилающей поверхности в комбинации с изображениями от бортового сенсора, наложенными и согласованными на тот же дисплей.

В соответствии с Р-315, на данном этапе СКВ используются для обеспечения ситуационной информированности пилотов «об окружающем пространстве, включая представление о рельефе местности и искусственных сооружениях, таких как, высокие препятствия или взлётно-посадочная полоса (ВПП)». Разработка и усовершенствование СКВ производится в рамках перспективной концепции авионики нового поколения. Согласно обзору [20], данная концепция основывается на совмещении информации с датчиков всех бортовых подсистем с целью формирования объективной картины внешней обстановки для обеспечения ситуационной осведомлённости более высокого уровня и вывода результирующей информации на индикаторы: индикатор на лобовом стекле (ИЛС, в англоязычной литературе Head-Up Display, HUD) и многофункциональный индикатор (МФИ, в зарубежных источниках Multifunctional Display, MFD).

К настоящему моменту ведущими зарубежными производителями [58, 59, 60, 68, 71] предлагаются СУВ, формирующие улучшенное изображение внешней среды по изображениям с ИК и/или ТВ каналов и отображающие его на ИЛС и МФИ. На рисунке 1 приведён пример работы СУВ:

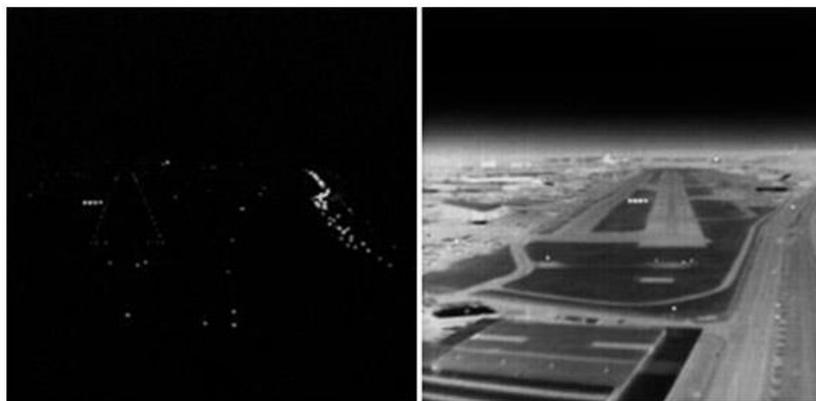


Рисунок 1. Пример работы СУВ компании Max-Viz: справа – изображение, формируемое СУВ, слева – вид через остекление кабины пилота

Также ведущими производителями предлагаются системы синтезированного видения (ССВ) [53, 63]. Под ССВ понимают систему, формирующую в бортовом вычислителе и выводящую на дисплей изображение топографического участка, наблюдаемого из кабины пилота (рисунок 2). Участок извлекается из базы данных (БД) в соответствии с текущей информацией об ориентации и положении летального аппарата (ЛА). Изображение с SVS выводится на основной пилотажный дисплей (Primary Flight Display, PFD) с видом «с самолёта на землю».



Рисунок 2. Синтезированное изображение на PFD, формируемое ССВ "Flight Logic" фирмы Honeywell

Работа предлагаемых систем порознь не обеспечивает никаких «эксплуатационных преимуществ»: наличие данных систем на ЛА не даёт права экипажу отклоняться от Федеральных авиационных правил (ФАП, Federal Aviation Rules, FAR) или правил Европейского агентства по авиационной безопасности относительно различных фаз полёта. В Р-315 указано, что эксплуатационные преимущества предоставляет лишь СУВ с обязательной функцией вывода улучшенного изображения на ИЛС или его аналог. За рубежом такие системы известны как EFVS (Enhanced Flight Vision System).

При объединении систем СУВ и ССВ в СКВ ведущие производители столкнулись с проблемой, такой как двоение элементов изображения, при совмещении синтезированного изображения с улучшенным изображением. В журнале *Scientific American* [61] указывается, что в 2010 году в США был произведён первый тестовый полёт с прототипом СКВ на борту с использованием наложения кадров с систем СУВ и ССВ, в процессе которого возникло двоение элементов комбинированного изображения. Указанная проблема двоения в основном связана с погрешностями бортовых навигационных приборов. Существенный вклад в эти погрешности, например, могут вносить ошибки измерения координат приёмником сигналов глобальной навигационной спутниковой системы (ГНСС) (особенно в горной местности и приполярных районах, где сигнал от ГНСС приёмника слабый).

Таким образом, большинство сертифицированных коммерческих систем, предлагаемых ведущими мировыми производителями, представляют собой неинтеллектуальные системы «датчик-дисплей», обеспечивающие передачу изображений и навигационных данных на различные индикаторы оператору без какого-либо их анализа и сопоставления. Поэтому к представленной в обзоре [20] концепции сопоставления и объединения визуальной и навигационной информации для рассматриваемых систем делаются первые шаги.

При изучении ключевого руководства об авиационных СУВ, ССВ и СКВ, а также согласно проведённому обзору существующей продукции на международном рынке, в известных сертифицированных СКВ отсутствует

сопоставление и объединение входной информации, что не даёт при их использовании каких-либо дополнительных преимуществ по сравнению с отдельным использованием СУВ и ССВ. Данный факт позволяет сделать вывод об актуальности проблемы усовершенствования СКВ с целью реализации задач сопоставления и объединения входных данных в рамках концепции авионики нового поколения.

Степень проработанности темы

В ходе проведённого аналитического обзора существующих алгоритмов совмещения изображений с пространственной трёхмерной моделью местности (совмещение 2D и 3D информации), представленного в первой главе настоящей диссертации, стало ясно, что данной темой активно занимается много исследователей и инженеров, как в России, так и за рубежом. Тем не менее, у каждого из рассмотренных подходов, присутствуют недостатки, не позволяющие эффективно их применять. Выявленные недостатки связаны либо с невозможностью универсального применения, либо с вычислительной сложностью, существенно превосходящей вычислительные мощности реальных бортовых компьютеров, либо с низким качеством совмещения составляющих совокупного изображения. При этом результат работы универсального алгоритма совмещения должен быть независимым от сюжета совмещаемых изображений, а лишь зависеть от наличия на этих изображениях схожих особенностей, необходимых для взаимной привязки.

Согласно Р-315 совмещение изображений в авиационной СКВ должно осуществляться так, чтобы «величина отклонения в направлении расчётного взгляда пилота не превышала бы 5 мрад ($5 \text{ мрад} = \frac{180^\circ}{\pi} \cdot 0,005 \cong 0,286^\circ$) как в горизонтальной, так и в вертикальной плоскости». Например, для бортового вычислителя и сенсорной видеокамеры, формирующих изображения размером 640 x 480 пикселей с углом обзора в 40° по горизонтали и 30° по вертикали, максимально допустимая величина расхождения между соответствующими

деталюми совмещённых изображений по горизонтали и вертикали не должна превышать четырёх пикселей в направлении расчётного взгляда пилота.

Помимо уже отмеченных проблем реализации СКВ, после получения сенсорного изображения и ему соответствующего синтетического, закономерно возникает вопрос непосредственного объединения этих изображений, который также остаётся открытым.

Для обозначения процесса объединения двух или нескольких изображений в одно в разных источниках используются термины «комбинирование», «микширование», «комплексирование» и (или) «слияние». При этом в англоязычной литературе, как правило, используют термин *image fusion*, или «слияние изображений». Чтобы не возникало повода для двусмысленности, в данной работе процесс «слияния изображений» будет называться их комплексированием, а результат комплексирования – комбинированным изображением.

Задача заключается в представлении результата совмещения сенсорных и синтезированных изображений, то есть в генерации комбинированного изображения, которое содержит необходимую для пилотирования информацию, как с сенсорного изображения, так и с синтетического. При этом задача объединения сенсорных и синтетических изображений имеет свою специфику, что объясняется существенным несовпадением распределений полезной информации на комбинируемых кадрах. Особенностью задачи также является известность всех областей на синтетических изображениях, содержащих полезную и важную для пилотов информацию, так как такие изображения являются проекциями полностью определённой ВММ. На рисунке 3 представлен пример, демонстрирующий характер синтетического изображения по отношению к сенсорным изображениям различной физической природы:



Рисунок 3. Слева направо: кадр с бортовой инфракрасной камеры (8 - 14 мкм), кадр с бортовой камеры видимого диапазона (0,4 - 0,8 мкм) и им соответствующее синтезированное по 3D модели местности изображение при заходе самолёта на посадку

В ходе аналитического обзора, специальных статей, посвящённых задаче комбинирования именно сенсорных и синтетических изображений, выявлено не было. В найденных зарубежных публикациях [67, 62], рассматривающих задачу совмещения сенсорных и синтетических изображений, теме их комбинирования уделено недостаточно внимания, ограничиваясь, по сути, простым суммированием кадров с регулируемым приоритетом. Много работ посвящено задаче комбинирования двух и более сенсорных изображений, полученных с датчиков различной физической природы, например, работы [2, 23, 26, 36, 43, 44, 48, 62]. Тем не менее, был выявлен факт отсутствия достаточно полной аналитики, связанной со сравнением работы известных алгоритмов комплексирования применительно даже к задаче объединения сенсорных изображений разных диапазонов спектра, не говоря уже о слиянии сенсорных и синтезированных изображений.

О том, насколько хорош тот или иной метод комплексирования изображений, можно судить о том, насколько информативны получаемые с помощью него изображения. При этом точная количественная оценка информативности изображения должна учитывать специфические особенности зрительного восприятия изображений [46]. В этой связи более приемлемым с точки зрения бортовых СУВ и СКВ является определение, в котором информативность оценивается объёмом полезной информации, которую пилот получает при наблюдении изображения [10]. В конечном итоге, она характеризуется различимостью на изображениях деталей исследуемого объекта [27]. Количественную оценку информативности комбинированных изображений часто отождествляют с абстрактной оценкой «качества комбинированных изображений»

[66, 73], причём считается, что наиболее информативный результат даёт такой метод комплексирования, при котором совместная мера близости комбинированного изображения с его составляющими будет минимальна. В качестве меры близости обычно выбирают суперпозицию статистических показателей изображений, таких как, например, корреляция, средние значения и дисперсии яркости их пикселей. Например, в обзоре [26] предлагается «объективно оценить достоинства и недостатки того или иного алгоритма с применением глобального критерия решения задачи». Отмечается, что «таким критерием может служить значение коэффициента корреляции при сопоставлении эталонного и слитого (прим. комбинированного) текущего изображений». Не трудно понять, что данный подход к оценке «качества алгоритмов комплексирования» является сильно зависимым от эталона, от конкретной целевой задачи, т.е. является субъективным и не учитывает особенности визуального восприятия. Тем не менее в работах [26, 54, 55, 66] отмечается, что предлагаемая авторами мера оценки «согласуется с визуальной оценкой качества изображений». На самом деле понятия «качество» и «информативность» изображения не тождественны, что показано в работах [9, 10] и отражено в четвёртой главе настоящей диссертации.

Несмотря на большой объём работы, проведённой предшественниками, тема совмещения сенсорных изображений с проекциями пространственной модели местности и тема последующего их комплексирования проработана недостаточно. Так в ходе детального обзора, представленного в первой главе данной работы, не было выявлено алгоритмов, достаточно эффективных для решения задачи совмещения и комплексирования изображений. При этом, подавляющее большинство алгоритмов комплексирования имеет эвристический характер с отсутствием объективной качественной и количественной оценки комплексирования изображений.

Цель работы и основные задачи

Целью данной работы является разработка эффективных алгоритмов совмещения и комплексирования сенсорных и синтезированных изображений, полученных по некоторой пространственной трёхмерной виртуальной модели местности (ВММ), применительно для авиационных СКВ.

Согласно поставленной цели, необходимо решить следующие задачи:

1. Разработка универсального и вычислительно эффективного алгоритма совмещения изображений, получаемых от бортовых сенсоров, с изображениями, формируемыми в бортовом вычислителе по ВММ.
2. Разработка метода сравнительной оценки алгоритмов комплексирования.
3. Разработка эффективного алгоритма комплексирования сенсорных изображений и соответствующих им синтетических изображений, формируемых по ВММ.
4. Создание программной реализации разработанных алгоритмов и проведение их экспериментальной проверки на модельных и реальных данных.

Методы исследования

Для решения указанных задач использовались методы компьютерной графики для визуализации 3D моделей и формирования цифровых синтезированных изображений, методы обработки цифровых изображений (коррекция, методы оценки схожести, методы фильтрации), методы минимизации функций, метод фильтрации по Калману, методы полунатурного моделирования с использованием синтетических и реальных изображений.

Достоверность результатов и выводов диссертации подтверждается корректным использованием математического аппарата и результатами компьютерного моделирования.

Научная новизна

В настоящем исследовании были получены следующие результаты, характеризующиеся научной новизной:

1. Разработан более эффективный алгоритм совмещения 2D и 3D информации по сравнению с известными на сегодняшний момент методами совмещения 2D и 3D информации применительно к авиационным СКВ по открытым публикациям.
2. Обоснована новая область применения алгоритма комплексирования сенсорных изображений, предложенного в работе [23] (далее метод 3D фильтрации), применительно к объединению сенсорных и синтетических изображений. Полученный результат характеризуется более высоким качеством объединения по сравнению с другими рассмотренными подходами, изложенными в работах [26, 28, 36, 43, 44, 48 и 62], универсальностью применения и приемлемой вычислительной эффективностью для случая наличия на изображениях шумов и помех (метод первичной обработки).
3. Предложена и обоснована модификация метода 3D фильтрации для комплексирования изображений в случае отсутствия шумов и помех дискретизации входных сенсорных и синтезированных изображений (метод вторичной обработки). Полученный результат характеризуется отсутствием лёгкого размытия деталей на комбинированном изображении по сравнению с исходным подходом.
4. Предложена и обоснована модификация алгоритма комплексирования сенсорных изображений «на основе оценки информативности», рассмотренного в работе [26]. Полученный результат характеризуется существенно более высоким качеством объединения по сравнению с исходным подходом.
5. Получена количественная оценка качества работы алгоритмов совмещения изображений на наборах модельных данных, позволяющая судить о возможности их применения, согласно авиационному руководству Р-315.
6. Получена количественная оценка информативности изображений, комбинированных различными способами, согласованная с визуальным восприятием.

Практическая ценность работы

1. В рамках перспективной концепции архитектур для систем технического зрения, предложенных в работе [3], программно реализована СКВ, включающая в себя все предлагаемые алгоритмы.
2. Выполнена эффективная аппаратная реализация метода 3D фильтрации [4].
3. Предлагаемые в данной работе алгоритмы характеризуются достаточно низкой вычислительной сложностью. Их качество работы удовлетворяет требованиям Р-315 применительно к СКВ, что позволило осуществить практическое внедрение полученных результатов, о чём свидетельствует копия акта о внедрении результатов настоящей диссертационной работы в Приложении.

Основные результаты, выносимые на защиту

На защиту выносятся следующие результаты, полученные в ходе настоящего исследования:

1. Алгоритм совмещения 2D и 3D информации.
2. Метод количественной оценки качества работы алгоритма совмещения 2D и 3D информации.
3. Новое применение известного алгоритма 3D фильтрации для комплексирования сенсорных и им соответствующих синтетических изображений и его модификация.
4. Метод количественной оценки информативности комбинированных изображений.
5. Структура испытательного программного стенда, реализующего работу разработанных алгоритмов в рамках системы комбинированного видения.

Информация о работе

Основные результаты, представленные в диссертационной работе, докладывались и обсуждались на профильных международных конференциях «Системы технического зрения в процессах управления» (2012-2015) [3, 4, 5, 6, 10,

12], «Информационные технологии и ИТ-образование» (2013) [7], «Навигация, наведение и управление летательными аппаратами» (2015) [11].

Результаты диссертационной работы внедрены на федеральном государственном унитарном предприятии Государственный научный центр РФ «Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем» (ГНЦ РФ ФГУП «ГосНИИАС»).

Публикации

Результаты диссертации опубликованы в 12 работах, из которых три соответствуют списку ВАК [8, 9, 30]. Получен патент РФ № 2591029 «Способ получения на летательном аппарате (ЛА) улучшенного изображения подстилающей поверхности» [13]. Получены три свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ: № 2015662436 «Программа трёхмерной пространственно-временной фильтрации последовательности видеоизображений», № 2016613385 «Программа имитационного моделирования функционирования авиационной системы комбинированного видения» и № 2016613386 «Программа оценки эффективности методов комплексирования изображений».

Личный вклад автора

Все работы, связанные с аналитическими обзорами доступных источников информации, имеющих отношение к теме диссертации, с разработкой новых алгоритмов и методик, с программной реализацией описанных в диссертации алгоритмов, с проведением необходимых вычислительных экспериментов и с обработкой их результатов, были выполнены лично автором. Научным руководителем определены основные направления исследования. Соавторы опубликованных по теме диссертации работ принимали активное участие в обсуждении их содержания, обеспечивали необходимыми ресурсами для проведения этих работ и производили общее научное руководство.

Структура и объём диссертации

Диссертация состоит из введения, четырёх структурированных глав, заключения, списка используемой литературы из 74 источников и приложения. Общий объём диссертации – 113 страниц. Работа содержит 52 рисунка и 2 таблицы.

Область исследования

Диссертационная работа соответствует следующим пунктам паспорта специальности 05.13.11 – «Математическое и программное обеспечение вычислительных машин, комплексов и компьютерных сетей»:

7. Человеко-машинные интерфейсы; модели, методы, алгоритмы и программные средства машинной графики, визуализации, обработки изображений, систем виртуальной реальности, мультимедийного общения.

1. Обзор и анализ существующих методов совмещения 2D и 3D информации

1.1. Классификация существующих методов совмещения 2D и 3D информации

Известные методы совмещения изображений можно классифицировать, разделив их как по способу сопоставления совмещаемых изображений, так и по способу их непосредственного совмещения. По способу сопоставления изображений подходы делятся на корреляционные-экстремальные и не корреляционные или структурные подходы.

Если в корреляционно-экстремальных подходах, широко представленных в монографии [49], производится сопоставление изображений по яркости их пикселей, то в структурных подходах анализируемые изображения описываются в терминах наличия характерных особенностей – контуров, линий, угловых точек, объектов и т. п. Для рассматриваемой задачи структурный подход продиктован несопоставимостью сенсорных и синтезированных изображений чисто по яркости. К тому же в ряде работ, например, в [20, 21, 30], обоснованно отмечаются преимущества структурных подходов над корреляционными методами, такие как лучшая полнота и устойчивость распознавания соответствий на изображениях. Поэтому настоящий обзор ограничивается рассмотрением методов совмещения, использующих структурные подходы.

По способу совмещения подходы разделяются на подходы, геометрически преобразующие изображения, и на подходы, уточняющие параметры съёмки виртуальной камерой, такие как её положение и ориентация в трёхмерной модели местности, с последующей генерацией синтетического изображения по уточнённым параметрам. По качеству совмещения подход, связанный с уточнением параметров съёмки лучше, чем подход, связанный с геометрическими преобразованиями уже сформированных цифровых изображений. Это связано с тем, что подходы, уточняющие параметры виртуальной камеры, гарантируют сохранение всего поля изображения и отсутствие артефактов совмещения, связанных с геометрическими преобразованиями цифровых изображений.

1.2. Структурные подходы, использующие геометрические преобразования изображений

Известный способ компании Honeywell совмещения потока сенсорных изображений с потоком проекций синтезированных кадров, сгенерированных по пространственной модели местности, предложен в патенте США в 2006 году [67] (способ Honeywell). Согласно этому способу на текущем сенсорном изображении распознают две топологические особенности (ТО), под которыми понимают области изображения с перепадами яркости, образующими характерные фигуры, например, область пересечения дорог, горный пик, изгиб реки, угол здания и т. п. Затем получают градиент для окрестности заданного размера вокруг пары ТО, извлекают соответствующие изображения градиентов из синтетического изображения – проекции пространственной модели местности, исходя из текущего положения и ориентации по бортовым приборам. Далее вычисляют центры тяжести градиентных изображений ТО для сенсорной и синтетической пары особенностей. После вычисляют невязки между соответствующими изображениями градиентов. На заключительном этапе применяют нелинейное искажение синтетического изображения с целью минимизации несоответствий его с сенсорным кадром по вычисленным невязкам для формирования результирующего комбинированного изображения путём суммирования сенсорного и подготовленного описанным способом синтетического изображения.

Из описания следует, что способ Honeywell не позволяет уточнить все параметры внешнего ориентирования (высота, широта, долгота, курс, крен и тангаж), а лишь оценить их приближённо, так как совмещение сенсорной и синтетической видеоинформации производится всего лишь по двум особенностям на каждой паре совмещаемых кадров. К тому же, задача совмещения проекций трёхмерных данных по двум точкам имеет не единственное решение. Совмещение у Honeywell реализовано как искривление синтетического цифрового изображения в соответствии с сенсорным кадром согласно найденным невязкам центров тяжести контуров совмещаемых локальных особенностей, что для достаточно больших невязок существенно искажает синтетическую информацию. Кроме того,

способ Honeywell обладает недостатком, заключающимся в том, что поиск с последующим распознаванием локальных особенностей на сенсорном кадре производится без учёта информации об устойчивых априорно известных ТО, отображённых в пространственной модели местности. Отмеченный недостаток также может приводить к ошибочному совмещению изображений.

Таким образом, недостатками подхода Honeywell являются: невозможность уточнения положения и ориентации сенсорной камеры в пространстве, существенное искажение априорной синтетической информации, а также явная возможность ошибочного совмещения.

1.3. Структурные подходы, уточняющие положение и ориентацию виртуальной камеры

Иной алгоритмический подход описан в статье «Алгоритм автоматического совмещения сенсорной и синтезируемой видеоинформации для авиационной СКВ» [30]. Здесь задача совмещения решается для конкретного класса изображений, на которых возможно автоматическое распознавание взлётно-посадочной полосы (ВПП) (далее совмещение по ВПП) при помощи модифицированного проекционного преобразования Хафа. Уточнение параметров внешнего ориентирования осуществляется путём минимизации невязок условий коллинеарности центра проектирования виртуальной видеокамеры, опорных точек на синтезированном изображении и соответствующих им точек на сенсорном изображении. Однако несколько точек, сконцентрированных вокруг одного объекта (желательно равномерное распределение точек привязки по всему кадру), не позволяют произвести надёжное фотограмметрическое уточнение всех параметров внешнего ориентирования с целью извлечения соответствующего синтетического кадра из пространственной модели, независимо от качества распознавания. Поэтому при совмещении по ВПП уточнение производится только по ориентации воздушного судна с допущением, что система спутниковой навигации даёт достаточно точное местоположение [1]. С последним фактом трудно не согласиться, однако такая система совмещения не будет надёжно

работать в гористой местности или в приполярных районах планеты, когда навигационные спутники находятся низко над горизонтом. В подобных случаях система спутниковой навигации может иметь погрешность порядка 100 метров, что также не в пользу универсальности предлагаемого подхода. Помимо этого, надёжное автоматическое распознавание ВПП по сенсорным изображениям подстилающей поверхности может быть реализовано, как правило, в простых метеоусловиях, когда возможен режим визуального пилотирования, поэтому данный способ имеет весьма ограниченные условия применения.

Тем самым, недостатками метода совмещения по ВПП являются: отсутствие уточнения положения сенсорной камеры в пространстве, ограниченные условия применения. Способ совмещения по ВПП работает только на изображениях, содержащих ВПП, что бывает, как правило, в хорошую лётную погоду при визуальном пилотировании, когда применение данной системы в пилотируемых летательных аппаратах (ЛА) не даёт существенных преимуществ.

В статье [6] использован такой же метод уточнения параметров внешнего ориентирования, как и при совмещении по ВПП с целью извлечения соответствующего синтетического кадра из пространственной модели, только уточнение предлагается осуществлять как по положению, так и по ориентации воздушного судна. В ходе вычислительного эксперимента в динамике оказалось, что такой подход неустойчив, так как не гарантирует выдачу уточнённых показаний хотя бы в пределах известных погрешностей бортовых приборов.

Суть предлагаемого способа, изложенного в диссертации [21] (далее совмещение перебором ракурсов), заключается в следующей последовательности действий. После формирования изображений идёт этап их предварительной обработки. Затем для сенсорного и синтетического изображения выделяются контура объектов с помощью алгоритмов сегментации для построения их упрощённого структурного описания. Далее производится поиск характерных особенностей на совмещаемых изображениях, сопоставление особенностей, оценка несоответствия с последующей компенсацией выявленного несоответствия за счёт выбора ракурса синтетического изображения, наиболее соответствующего

сенсорному кадру. Этап предварительной обработки включает в себя нахождение линий горизонта по гистограммам изображений и служит для выделения максимально похожих признаков на совмещаемых изображениях, а также для локализации области дальнейшей обработки. Он состоит из достаточно большого количества шагов, которые обрабатывают и анализируют совмещаемые изображения целиком для сегментации границ объектов. При этом характерные особенности представляют собой точки перегиба найденных границ объектов на паре совмещаемых изображений. По этим точкам осуществляется оценка несоответствия совмещаемой пары изображений. Уже, исходя из сказанного, можно утверждать, что данный подход, как и алгоритм совмещения по ВПП, не носит универсальный характер, так как ему требуется информация о линии горизонта на сенсорном кадре, которая может быть не распознаваема в условиях недостаточной видимости. Но самым слабым местом алгоритма совмещения полным перебором является заключительный этап уточнения местоположения и ориентации воздушного судна с целью получения по пространственной модели местности ракурса, соответствующего ракурсу сенсорного кадра. Суть уточнения заключается в полном переборе всех шести параметров внешнего ориентирования с фиксированным шагом внутри выпуклого компактного множества, где область поиска ограничена известными погрешностями бортовых навигационных приборов. Вычислительная сложность этого этапа оценивается в этой работе как $10^6 \times N$ операций, где N – число пикселей совмещаемых изображений, при этом общая оценка асимптотической сложности алгоритма получается равной $O(N^7)$. Последний факт говорит о невозможности практического применения алгоритма совмещения полным перебором в реальных бортовых вычислителях, что было ранее отмечено в статье [6] в разделе «Существование решения задачи совмещения». Согласно авиационному руководству Р-315 бортовая авиационная СКВ, должна обеспечивать частоту обновления изображений не менее чем 15 кадров в секунду. Но для алгоритма совмещения полным перебором это требование не может быть выполнено, в силу ограниченности вычислительных ресурсов современных бортовых компьютеров, согласно [29].

Тем не менее, алгоритм совмещения полным перебором характеризуется достаточно качественным результатом совмещения. Возможно, поэтому в работах [37] и [38] силы авторов были направлены на оптимизацию данного подхода (путём неполного или частичного перебора, понижения размерности перебора и т. д.), однако пока не удалось добиться такого существенного сокращения вычислительной сложности данного алгоритма без понижения точности совмещения, чтобы было возможным его реальное внедрение.

1.4. Аналитический обзор существующих методов комплексирования изображений

Из известных методов комплексирования пары цифровых изображений с целью получения комбинированного изображения, сочетающего в себе информационные признаки его составляющих, можно выделить следующие группы:

I. Попиксельные методы, сводящиеся к суммированию компонент с подобранными весовыми коэффициентами [28, 67], простейший пример – усреднение двух кадров;

II. Методы восстанавливающие результирующее изображение как многомерное дискретное сообщение [4, 23];

III. Подходы на основе преобразования цветового пространства изображений [62];

IV. Морфологические методы с использованием оценок структурных особенностей изображений [43, 44, 72];

V. Методы локального синтеза, использующие информационную взаимосвязь между пикселями на изображениях [26, 36];

VI. Алгоритмы использующие статистические данные о совмещаемых изображениях: слияние на основе оценки информативности [26], метод «комплексирования с приоритетом» [28], и метод главных компонент [48];

VII. Методы на основе разложения изображений по уровням детализации при их комплексировании: методы на основе анализа высокочастотных и низкочастотных

составляющих, с использованием пирамиды Лапласианов, с использованием дискретного двумерного вейвлет-преобразования [26].

Как в обзоре [26], так и в работе [48], методы комплексирования изображений классифицируются «в зависимости от того, на какой стадии обработки выполняется слияние»: методы комплексирования «низкого», «промежуточного» и «высокого» уровня. Из выделенных групп методов к низкому (уровню пикселей) закономерно относятся I – III группы. К промежуточному (уровню особенностей) по определению имеют отношение IV-VII группы. Также в обзоре упоминается «высокий» уровень (уровень решений), который как поясняют авторы, «образуется путём сочетания нескольких экспертных оценок», однако конкретные примеры таких алгоритмов для ЭВМ или ссылки на эту тему отсутствуют.

В более общей классификации все подходы делятся на эвристические, т. е. полученные методом подбора и основанные на соображениях, полученных опытным путём, и неэвристические, или теоретически обоснованные. В ходе анализа найденных методов комплексирования изображений было выявлено, что наиболее теоретически обоснованным подходом является метод трёхмерной (3D) фильтрации, изложенный в работах [4, 23]. Как будет показано ниже, почти все отмеченные подходы носят ярко выраженный эвристический характер, не позволяющий в общем случае их эффективно применять. При этом важно, что все выше указанные методы изначально разрабатывались исключительно для комплексирования сенсорных изображений разной физической природы, а не для объединения сенсорных и искусственно синтезированных, имеющих принципиальные отличия.

Также важно классифицировать алгоритмы комплексирования изображений на методы первичной (предварительной) обработки и на методы вторичной обработки. К методам первичной обработки закономерно относится метод 3D фильтрации, так как представляет собой интерполирующий фильтр с заданной областью пропускания, восстанавливающий структуру трёхмерного (комбинированного) изображения. К методам вторичной обработки относятся все остальные методы, ибо данные алгоритмы не учитывают негативное влияние

шумов и помех на результат комплексирования, т. е. входные изображения для таких методов должны уже быть предварительно обработаны – отфильтрованы.

Прежде чем выделять из рассмотренных вариантов наиболее перспективные, следует описать особенности синтетических изображений, которые напрямую вытекают из специфики их формирования. Во-первых, синтезированные изображения не нужно анализировать для получения распределения полезной информации, в силу известности пространственной модели и параметров съёмки, по которым синтезированные изображения и были сформированы, что могло бы существенно упростить многие из известных подходов. Во-вторых, синтезированные изображения не содержат шумов и выраженных помех дискретизации (характерных для реальных сенсоров), т. е. не нуждаются в предварительной обработке, что также является существенным фактором. Рассмотрим подробнее ~~ниже~~ представителей из каждой выделенной группы.

Известно, что эвристические подходы, связанные с комплексированием с подобранными заранее весами, наиболее вычислительно эффективные, однако они обладают таким существенным недостатком, как неспособность к адаптации в зависимости от входных данных, а также не учитывают полезное содержимое изображений. Тем не менее, такие подходы были предложены в работах [28, 67] как наименее вычислительно затратные и наиболее простые для практической реализации, чтобы оценить возможности первых прототипов СКВ. Пример простейшего подхода к комплексированию изображений представлен на рисунке 9 – это попиксельное усреднение кадров.

Первый из рассмотренных статистических подходов предложен авторами в работе [28] (далее комплексирование с приоритетом) и защищён патентом РФ [2]. Он «основан на приоритете телевизионного (ТВ) изображения» I_{xy} по сравнению с тепловизионным (ТП) изображением Q_{xy} , где веса при комплексировании зависят от среднего значения яркости пикселей ТП изображения \bar{A} и среднего значения абсолютных отклонений яркости ТП кадра \bar{A}_Δ :

$$F_{xy} = I_{xy} + |Q_{xy} - \bar{A}| - \bar{A}_\Delta \quad (1.1)$$

Как поясняют авторы, «в результате формируется комплексированное изображение F_{xy} , телевизионное по характеру яркостного распределения, но дополненное информативными элементами, взятыми из ТП изображения». Но как показали результаты компьютерного моделирования, комплексирование с приоритетом даёт более слабое дополнение «информативными элементами», чем метод 3D фильтрации, и приводит к понижению числа градаций яркости результирующего изображения (см. рисунок 10).

Подход похожего типа, называемый «алгоритм слияния на основе оценки информативности», рассматривается в обзоре [26]. В основе алгоритма лежит «оценка информативности участка вокруг каждого пикселя путём использования скользящего окна по изображению», который представляет собой следующую последовательность действий:

1. Выбирается размер скользящего окна $(2k + 1) \times (2k + 1)$ элементов. Для чистоты эксперимента, как и в обзоре [26], выберем скользящее окно размером 7×7 ($k = 3$), хотя визуально существенной разницы при тестировании на разных изображениях для других $k = 1, 2, \dots, 12$ на результате комплексирования не наблюдалось, разница лишь только в скорости обработки.
2. На каждой позиции (x, y) центрального скользящего окна по изображениям $I_m(x, y)$, где $m = 1, 2$, размером $W \times H$ пикселей рассчитывается «среднеквадратическое отклонение (СКО) для центрального элемента в окне»:

$$\sigma_m(x, y) = \frac{1}{k} \sqrt{\sum_{i=x-k}^{x+k} \sum_{j=y-k}^{y+k} (I_m(i, j) - I_m(x, y))^2}, \quad m = 1, 2 \quad (1.2)$$

$$x - k \geq 0, \quad x + k < W, \quad y - k \geq 0, \quad y + k < H. \quad (1.3)$$

3. Рассчитывается максимальное значение СКО для изображения $I_1(x, y)$:

$$\sigma_1(x, y) = \max_{x, y} \sigma(x, y) \quad (1.4)$$

4. Результирующее комбинированное изображение I_C определяется по формуле:

$$I_C = \frac{\sigma_1 I_1 + \sigma_2 I_2}{\sigma_1 + \sigma_2}. \quad (1.5)$$

В случае комплексирования RGB-цветных изображений, расчёт происходит для каждой цветовой компоненты пикселя. На рисунке 11 представлен результат работы данного метода. Видно, что комплексирование на основе оценки информативности даёт более слабое дополнение «информативными элементами» синтезированного изображения, чем даже простейший метод усреднения кадров, рисунок 9. На деле же величины σ_1 и σ_2 прямо пропорциональны уровню детальности и локальных контрастов изображений при условии, что изображения не содержат шумы и помехи дискретизации. Но в таком случае формула (1.5) действительно не позволяет добиться высокоинформативного комплексирования, так как чем выше локальные контрасты и детальность данного изображения, тем они должны входить с меньшим (а не с большим) весом, чтобы не подавить локальные контрасты и детальность другой составляющей комбинированного изображения, иначе комплексирование теряет смысл. Поэтому предлагается модифицировать формулу (1.5):

$$I_C = \frac{\sigma_2 I_1 + \sigma_1 I_2}{\sigma_1 + \sigma_2}. \quad (1.6)$$

Как видно из модифицированной формулы (1.6), вес каждой составляющей комбинированного изображения зависит от степени детальности и силы контрастов другой составляющей. Только в этом случае полезная информация из любого информационного канала I_m , $m = 1, 2$ не будет «забита» на результирующем комбинированном изображении. На рисунке 12 представлен результат комплексирования изображений для центрального скользящего окна размером 3×3 пикселя.

Согласно работе [48] метод главных компонент (МГК, Principal Component Analysis algorithm или PCA-algorithm в англоязычных источниках) для слияния

двух изображений I_1 и I_2 предполагает, что «изображения представляют собой двумерные массивы случайных чисел» размерами $W \times H$ элементов.

На первом шаге МГК вычисляется ковариационная матрица, имеющая вид:

$$\begin{bmatrix} Disp(I_1) & Cov(I_1, I_2) \\ Cov(I_2, I_1) & Disp(I_2) \end{bmatrix}, \quad (1.7)$$

где

$$Disp(I_m) = \frac{1}{WH} \sum_{x=0}^{W-1} \sum_{y=0}^{H-1} I_m^2(x, y) - M^2(I_m) \quad (1.8)$$

дисперсия значений яркости пикселей изображения I_m , $m = 1, 2$;

$$M(I_m) = \frac{1}{WH} \sum_{x=0}^{W-1} \sum_{y=0}^{H-1} I_m(x, y) \quad (1.9)$$

- математическое ожидание значений яркости пикселей изображения I_m , $m = 1, 2$;

$$\begin{aligned} Cov(I_1, I_2) &= Cov(I_2, I_1) = \\ &= \frac{1}{WH} \sum_{x=0}^{W-1} \sum_{y=0}^{H-1} (I_1(x, y) - M(I_1))(I_2(x, y) - M(I_2)) \end{aligned} \quad (1.10)$$

- ковариация значений яркости пикселей изображений.

Далее определяют собственные вектора и собственные значения матрицы (1.7), при этом «весовые коэффициенты слияния определяются как коэффициенты нормализованного собственного вектора, соответствующего наибольшему из вычисленных собственных значений матрицы ковариации»:

$$\begin{cases} V_1 = \frac{\varphi_1[0]}{\varphi_1[0] + \varphi_1[1]}, V_2 = \frac{\varphi_1[1]}{\varphi_1[0] + \varphi_1[1]}, \text{ при } \lambda_1 > \lambda_2, \\ V_1 = \frac{\varphi_2[0]}{\varphi_2[0] + \varphi_2[1]}, V_2 = \frac{\varphi_2[1]}{\varphi_2[0] + \varphi_2[1]}, \text{ иначе;} \end{cases} \quad (1.11)$$

где $\varphi_i = \{\varphi_i[0], \varphi_i[1]\}$ – собственные вектора ковариационной матрицы (1.7), λ_i – им отвечающие собственные значения, $i = 1, 2$. Результат работы данного метода представлен на рисунке 13, что по визуальному восприятию деталей примерно на одном уровне с модифицированным методом оценки информативности (рисунок 12), но с бóльшим искажением цветов.

Существенный недостаток МГК проявляется при комплексировании слабо различимых между собой изображений. В этом случае матрица будет иметь слабое диагональное преобладание, т. е. будет плохо обусловлена, и МГК в такой ситуации работает неустойчиво. Если же подать на вход два одинаковых изображения, то комбинированное изображение будет вообще не определено.

Низкая информативность комбинированных изображений при комплексировании статистическими подходами объясняется тем, что используемые статистические показатели изображений либо неправильно интерпретируются (например, комплексирование на основе оценки информативности [26]), либо недостаточно верно выражают реальную информативность изображений (например, комплексирование с приоритетом [28]). При этом под информативностью изображений следует понимать общее количество информации, получаемое потребителем по пространственным, спектрально-энергетическим, временным и иным признакам при их восприятии и анализе [46]. Более точная оценка информативности изображения представляется комплексной и зависимой от нескольких показателей, включая локальные контрасты и детальность, что показано в четвёртой главе данного исследования.

В отдельную группу методов комплексирования закономерно выделяются алгоритмы, основанные на разложении изображений по уровням детализации. Наиболее простой метод из этой группы основан на выделении низких (НЧ) и высоких частот (ВЧ) комплексировуемых изображений с их последующим суммированием. Сначала выделяют НЧ, для этого исходные изображения обрабатывают фильтром НЧ с использованием сглаживающей маски H , основанной на треугольнике Паскаля и определяемой как разложение векторов: $H_n = v_n * v_n^T$ [26], где v_n – n -я строка ($n = 0, 1, 2, \dots$) треугольника Паскаля, определяемого как

Поэтому без ограничения общности, в формуле можно принять $a_1 = a_2 = 1$.

Параметр k характеризует уровень приоритета ВЧ над НЧ. Значения яркости комплексированного изображения вычисляют путём усреднения значений $I_1^{\text{НЧ}}$ и $I_2^{\text{НЧ}}$:

$$I_K^{\text{НЧ}} = \frac{I_1^{\text{НЧ}} + I_2^{\text{НЧ}}}{2} \quad (1.16)$$

Далее вычисляют значения яркости ВЧ составляющей комбинированного изображения $I_K^{\text{ВЧ}}$:

$$I_K^{\text{ВЧ}} = \text{sign}(I_1^{\text{ВЧ}} + I_2^{\text{ВЧ}}) * I_{K0}^{\text{ВЧ}}, \quad (1.17)$$

$$I_{K0}^{\text{ВЧ}} = \begin{cases} I_1^{\text{ВЧ}}, & |I_1^{\text{ВЧ}}| \geq |I_2^{\text{ВЧ}}| \\ I_2^{\text{ВЧ}}, & \text{иначе} \end{cases} \quad (1.18)$$

Результирующее комбинированное изображение I_K определяется как сумма:

$$I_K = I_K^{\text{НЧ}} + I_K^{\text{ВЧ}} \quad (1.19)$$

Результат работы данного метода для $k = 1, n = 9$ представлен на рисунке 14.

Согласно работе [48] широко используется метод комплексирования, основанный на вейвлет-разложении. Данный способ достаточно подробно описан в обзоре [26]. Суть метода заключается в следующем:

1. К комбинируемым изображениям I_1 и I_2 применяется двумерное дискретное вейвлет-преобразование (вейвлеты Хаара), в ходе которого получается два набора изображений:

$$\{I_{1\text{ВВ}}, I_{1\text{ВН}}, I_{1\text{НВ}}, I_{1\text{НН}}\}, \{I_{2\text{ВВ}}, I_{2\text{ВН}}, I_{2\text{НВ}}, I_{2\text{НН}}\}, \quad (1.20)$$

где в индексах буква В – означает выделение высокочастотной (ВЧ) составляющей изображения, а буква Н – выделение низкочастотной (НЧ) составляющей. Выделение частотных составляющих производится последовательно по строкам и по столбцам изображений.

2. Осуществляется комплексирование выделенных элементов разложения (1.20). В [26] предлагается использовать усреднение составляющих с заданными весовыми коэффициентами

$$I_{\text{НН}} = \frac{I_{1\text{НН}} + I_{2\text{НН}}}{2}, I_{\text{ВН}} = I_{1\text{ВН}}, I_{\text{НВ}} = I_{1\text{НВ}}, I_{\text{ВВ}} = I_{1\text{ВВ}}, \quad (1.21)$$

где I_1 – сенсорное изображение, содержащее значительно больше мелких деталей (ВЧ составляющих), чем синтезированное изображение I_2 .

3. Производится обратное вейвлет-преобразование.

На рисунке 15 представлен результат комплексирования на основе вейвлет-преобразования, который существенно уступает как простому усреднению (см. рисунок 10), так и трёхмерному фильтру нижних частот [23] (далее 3D ФНЧ) (см. рисунок 22) по контрастам дальнего плана. К недостаткам данного подхода также можно отнести сложность практической реализации и требовательность к объёму памяти для хранения промежуточных результатов.

Итак, несмотря на хорошее выделение деталей, при комплексировании на основе анализа НЧ и ВЧ составляющих изображений или с использованием любого другого разложения по уровням детализации имеет место ложное оконтуривание вокруг границ объектов (светящиеся ореолы), а также потеря локальных контрастов сцены. Более ярко выражен данный эффект для метода комплексирования с использованием пирамиды Лапласа [26] (см. рисунок 16). Ещё одним существенным недостатком алгоритмов, основанных на разложении изображений по уровням детализации, является их относительно высокая вычислительная трудоёмкость (см. рисунок 23).

Структурные методы комплексирования изображений, связаны с взаимной оценкой формы и структуры изображений. Например, способ [44] (далее гистограммная морфологическая сегментация) оценивает геометрическую форму изображений как наборы областей схожей яркости, для формирования которых используется гистограммная сегментация методами динамического программирования. Однако на настоящий момент не известна в достаточной степени обоснованная метрика, наиболее эффективная для оценки формы. Поэтому структурные методы комплексирования в силу существования большого числа используемых метрик носят скорее эвристический характер, несмотря на более качественные результаты слияния по сравнению с подходами [28] и [67], что, правда, не носит универсальный характер. Это видно из рисунка 17, где представлен наиболее корректный результат работы гистограммной

морфологической сегментации, который хуже по детальности простого усреднения изображений при том, что цветопередача меточного изображения теряется одновременно с падением числа его градаций яркости. К тому же более высокая сложность практической реализации и повышенная вычислительная трудоёмкость (рисунок 23) не позволяют большинству таких подходов широкое распространение. Кроме того, в методе гистограммной морфологической сегментации комплексирование фактически сводится к простому усреднению изображений, если их гистограммы имеют только один локальный максимум, что характерно для многих изображений.

Дальнейшим результатом переосмысления гистограммной морфологической сегментации, стал алгоритм комплексирования на «основе диффузной морфологии» [43, 72]. Ключевым достоинством предлагаемого метода, по сравнению с его предшественником, является его независимость от упрощённой сегментации. В основе алгоритма лежит метод диффузной фильтрации одного изображения с учётом информации об элементах другого. Пусть $f(x, y)$ – цифровое изображение, тогда его любой пиксель может быть описан некоторым вектором $v(x, y)$ и для любого $\varepsilon > 0$ ядро диффузного фильтра определяется как

$$h(x, y, u, v) = \exp\left(-\frac{\|v(x, y) - v(u, v)\|^2}{\varepsilon}\right), \quad (1.22)$$

В этих терминах нормализованное диффузное ядро имеет вид

$$p(x, y, u, v) = \frac{h(x, y, u, v)}{\sum_a \sum_b h(x, y, a, b)}, \quad (1.23)$$

Тогда соответствующий диффузный оператор (диффузный фильтр) запишется как

$$P[f(x, y)] = \sum_u \sum_v p(x, y, u, v) f(u, v), \quad (1.24)$$

При этом морфологический смысл использования диффузной фильтрации заключается в сохранении формы «эталона» при устойчивости к шуму, то есть в практическом сохранении формы (протяжённых деталей) изображения с подавлением шумов, а также в подавлении изображений иных форм. Сам алгоритм комплексирования на основе диффузной морфологии заключается в следующем:

1. Расчёт результата диффузной фильтрации $P_{FS}(x, y)$ сенсорного изображения $F(x, y)$ с учётом формы синтезированного $S(x, y)$ (эталонного, не содержащего шумов). В этом случае ядро диффузного отображения (морфологического фильтра) имеет вид:

$$h_{FS}(x, y, u, v) = \exp\left(-\frac{\|F(x, y) - S(u, v)\|^2}{\varepsilon}\right), \quad (1.25)$$

2. Расчёт изображения морфологической нормализации фона $D(x, y)$:

$$D(x, y) = |P_{FS}(x, y) - S(x, y)|, \quad (1.26)$$

3. Комбинирование изображений:

$$C(x, y) = 0,5(D(x, y) + F(x, y)). \quad (1.27)$$

В качестве параметров представленного алгоритма задаются размер ядра $K \geq 3$ и константа $\varepsilon > 0$, определяющая силу фильтрации. Несмотря на хорошее сохранение деталей оригинальных изображений при их комплексировании на основе диффузной морфологии, налицо существенный недостаток, который следует из характера выбранной метрики формы, не учитывающей яркостные распределения внутри объектов комплексировуемых изображений, из-за чего теряются спектрально-энергетические признаки объектов и локальные контрасты, искажаются оригинальные цвета, появляется ложное усиление контуров (см. рисунок 18) (в данном примере $\varepsilon = 20$, $K = 5$). Согласно обзору [26], подобным нежелательным эффектом характеризуются также и методы на основе разложения изображений по уровням детализации, так как «в большинстве случаев значительно теряют в глобальном и локальных контрастах по сравнению с оригиналами».

Методы локального синтеза основаны на поиске и выделении объектов интереса по предварительно известным признакам. Один из таких методов представлен в работе [36] (далее комплексирование локальным синтезом), где используются такие признаки объектов, как яркостные и признаки движения. Несмотря на эффективность во многих частных прикладных задачах, подходы, подобные комплексированию локальным синтезом, не носят универсальный характер, так как разные объекты на совмещаемых видеопоследовательностях

могут иметь совершенно разные признаки, которые сильно зависят от условий и особенностей съёмки, а конечный результат имеет ярко выраженные артефакты сегментации (см. рисунок 19).

К группе методов локального синтеза можно отнести также и алгоритм комплексирования на основе добавления отличий, представленный в обзоре [26]. При комплексировании двух изображений I_1 и I_2 , I_1 выбирается в качестве базового, к которому добавляются области из изображения I_2 , превышающие по модулю пороговые значения.

Алгоритм комплексирования на основе добавления отличий заключается в следующем:

1. Вычисляется диапазон модулей разности для последующего определения пороговых значений:

$$\begin{aligned} D(i, j) &= |I_1(i, j) - I_2(i, j)|, \\ D_{min} &= \min_{i, j} D(i, j), D_{max} = \max_{i, j} D(i, j). \end{aligned} \quad (1.28)$$

2. На основе эмпирически подобранных коэффициентов

$$k_1 = \frac{D_{max} + 3D_{min}}{4}, \quad k_2 = \frac{3D_{max} + D_{min}}{4}, \quad (1.29)$$

вычисляются пороговые значения b_1 и b_2 выбора значений яркости изображения:

$$\begin{aligned} b_1 &= D_{min} + k_1(D_{max} - D_{min}), \\ b_2 &= D_{min} + k_2(D_{max} - D_{min}) \end{aligned} \quad (1.30)$$

3. Вычисляются результирующие значения яркости элементов комбинированного изображения по формуле:

$$I_K(i, j) = \begin{cases} I_1(i, j), & D(i, j) \leq b_1, \\ I_1(i, j) + \frac{b_1 - D(i, j)}{b_2 - b_1} \cdot (I_1(i, j) - I_2(i, j)), & b_1 < D(i, j) < b_2, \\ I_2(i, j), & D(i, j) \geq b_2. \end{cases} \quad (1.31)$$

Следует сразу отметить, что формула (1.31) предполагает, что коэффициенты b_1 и b_2 соответствуют диапазону значений $D(i, j)$, определяемому формулой (1.28), иначе комплексирование не будет иметь место, так как не найдётся такого $D(i, j)$, что $b_1 < D(i, j) < b_2$. Это накладывает ограничения на коэффициенты

$$0 \leq k_{1,2} \leq 1. \quad (1.32)$$

Но согласно (1.29), если диапазоны яркостей цветowych каналов комплексиремых RGB-изображений находятся в пределах $[0, 255]$ (8 бит на цветовой канал), то $k_{1,2} \geq 1$. В этом случае для любых элементов (i, j) комплексиремых изображений $D(i, j) \leq b_1$, так как согласно (1.29) $b_1 \leq b_2$, тогда $I_K(i, j) = I_1(i, j)$. Поэтому в реализации данного алгоритма с учётом условия (1.32), используются коэффициенты:

$$k'_{1,2} = \frac{k_{1,2}}{255}. \quad (1.19)$$

Результат работы алгоритма комплексирования на основе добавления отличий представлен на рисунке 20, из которого видно, что комбинированное изображение, несмотря на приемлемый уровень детальности, имеет неестественно высокие контрасты и сильное отклонение от цветowych палитр его составляющих.

Пример метода, использующего преобразование цветowych пространств ($RGB \leftrightarrow YC_B C_R$), для получения комбинированного изображения подробно описан в работе [62]. Суть метода заключается в преобразовании комплексиремых изображений из цветowego пространства RGB в пространство цветов $YC_B C_R$, их взвешенном усреднении с обратным преобразованием в исходное цветовой пространство. В данном примере сенсорное и синтезированное изображение усредняются с одинаковыми весами. Однако, как видно из рисунка 21, данный подход не даёт существенного преимущества по сравнению с усреднением кадров, к тому же делает результирующие цвета комбинированного изображения несколько отличными от исходных цветowych палитр его компонент.

В статье [23] был предложен метод слияния изображений разной физической природы как способ восстановления многомерного сообщения из дискретных отсчётов с использованием 3D ФНЧ. В отличие от рассмотренных выше способов, данный подход строго определяет алгоритм восстановления комбинированного изображения по его отсчётам на основе теории оптимальной многомерной дискретизации с учётом особенной спектров реальных изображений и их зрительного восприятия. Этот способ комплексирует изображения, полученные с

реальных сенсоров на произвольных сценах, одновременно устраняя шумы и помехи при восстановлении результирующего комбинированного изображения, если таковые имеются, оставаясь при этом вычислительно эффективным. Стоит отметить, что 3D ФНЧ [4], аналогичный методу [23] был аппаратно реализован на программируемой логической интегральной схеме (ПЛИС) EP3C25F324C6 семейства Cyclone IV фирмы Altera в устройстве [19]. Аппаратная реализация 3D ФНЧ, описанная в статье [4] работает в реальном масштабе времени (25 кадров в секунду) [5].

Как видно из рисунков 5 и 6, нормированные спектры синтетических изображений подстилающей поверхности на самом деле имеют практически одну и ту же область существования полезного сигнала, ограниченную ромбом, что и нормированные спектры реальных сенсорных изображений, что объясняет эффективность применения этого метода. При этом детали изображений, как цифровых двумерных сигналов, соответствующих тем областям нормированных спектров, что находятся вне ромбической рамки, практически не воспринимаемы человеческим глазом [4].

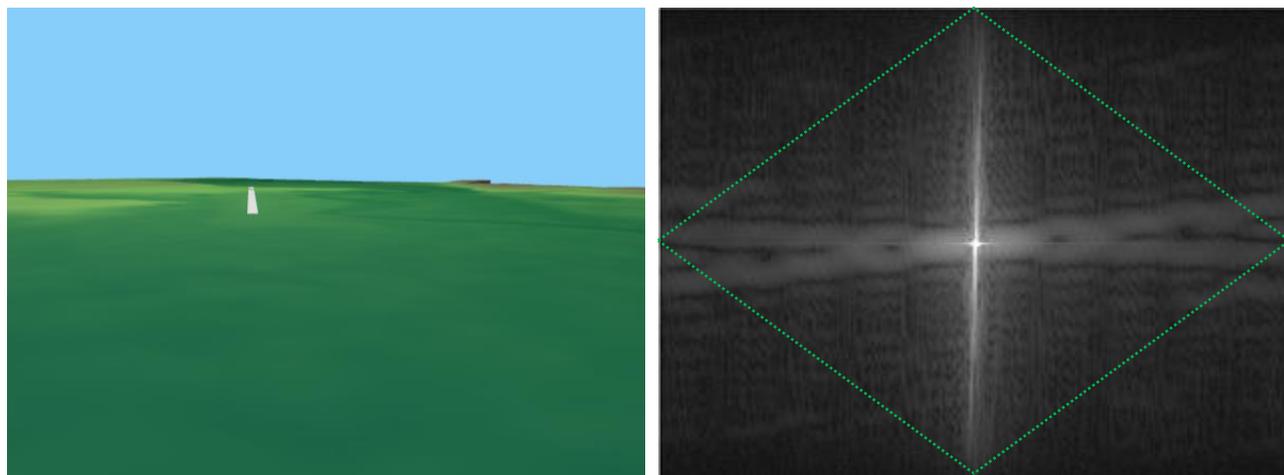


Рисунок 5. Синтетическое изображение подстилающей поверхности и его Фурье спектр

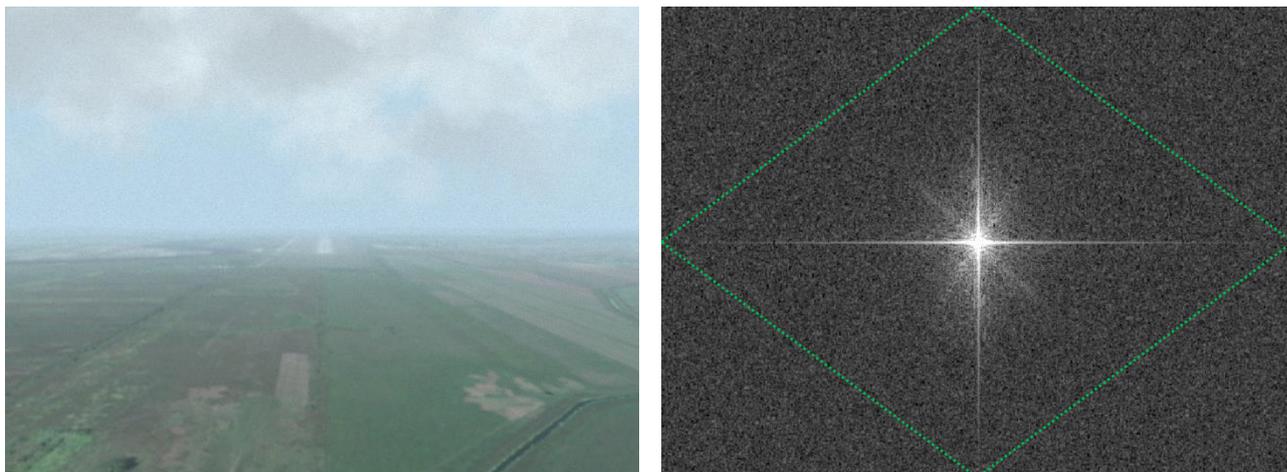


Рисунок 6. Сенсорное изображение подстилающей поверхности и его Фурье спектр

Высокая эффективность применения 3D ФНЧ также подтверждается компьютерным моделированием (см. рисунок 22). Для объективного визуального сравнения, после работы каждого метода была применена процедура линейной коррекции изображения.



Рисунок 7. Исходное сенсорное изображение, полученное в условиях тумана

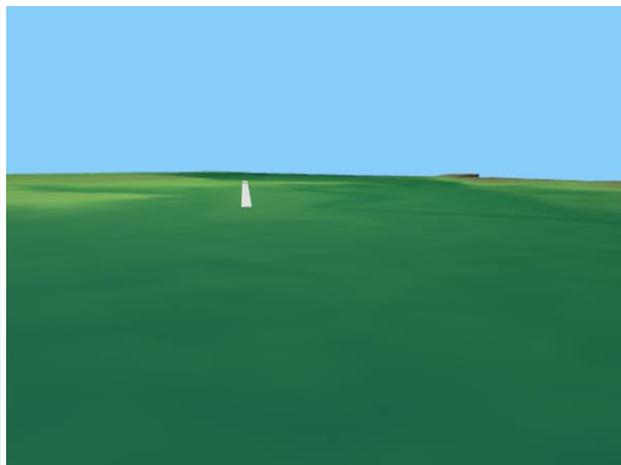


Рисунок 8. Исходное синтетическое изображение с закраской рельефа по высоте

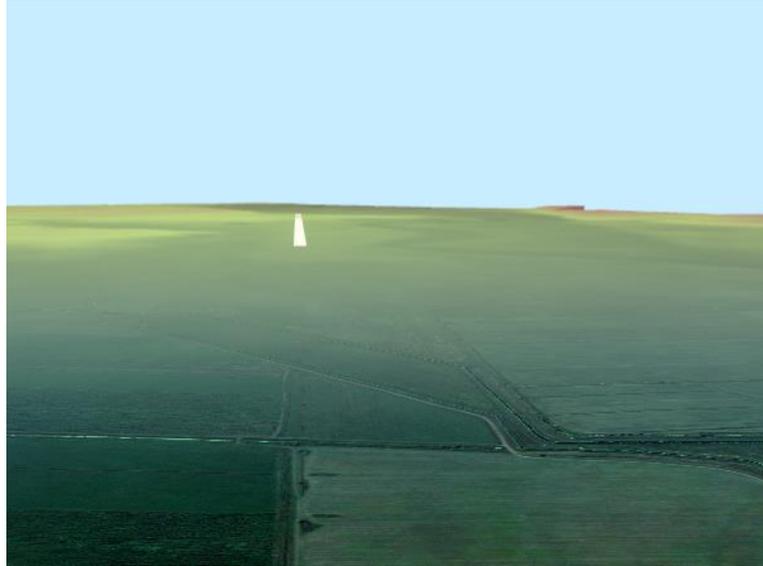


Рисунок 9. Усреднение кадров



Рисунок 10. Метод с приоритетом сенсорного изображения [28]

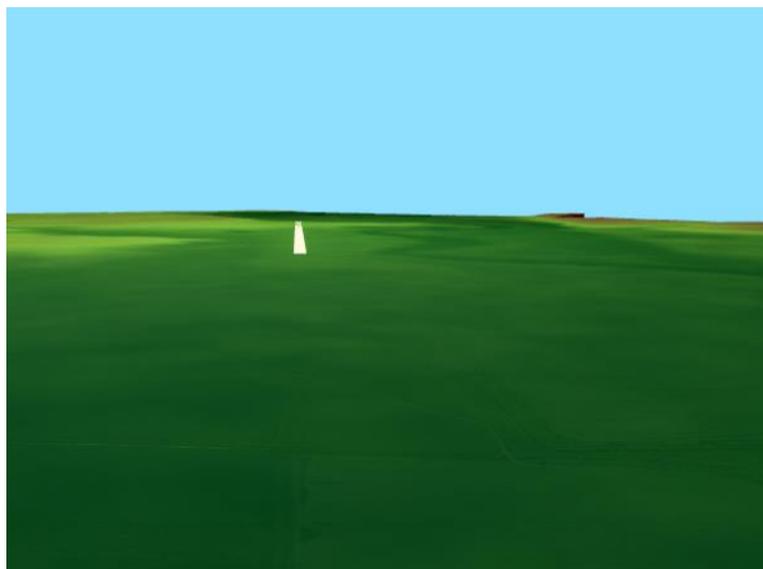


Рисунок 11. Комплексование на основе оценки информативности [26]

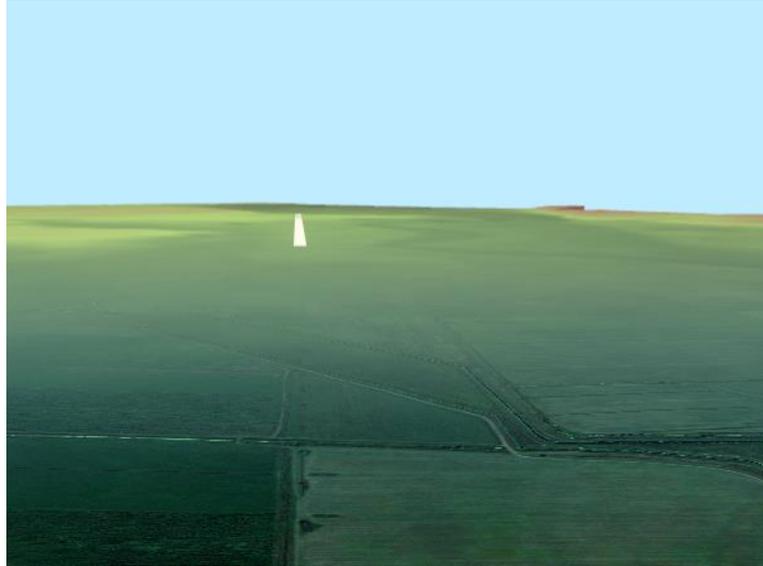


Рисунок 12. Модифицированный алгоритм на основе оценки информативности



Рисунок 13. Комплексование с использованием метода главных компонент [48]



Рисунок 14. Комплексование на основе анализа НЧ и ВЧ составляющих изображений [26]



Рисунок 15. Комплексование с использованием вейвлет-преобразования [26]



Рисунок 16. Комплексование с использованием пирамиды Лапласа [26]



Рисунок 17. Морфологический метод [44], синтетическое меточное изображение формы



Рисунок 18. Комплексование на основе диффузной морфологии [43, 72]

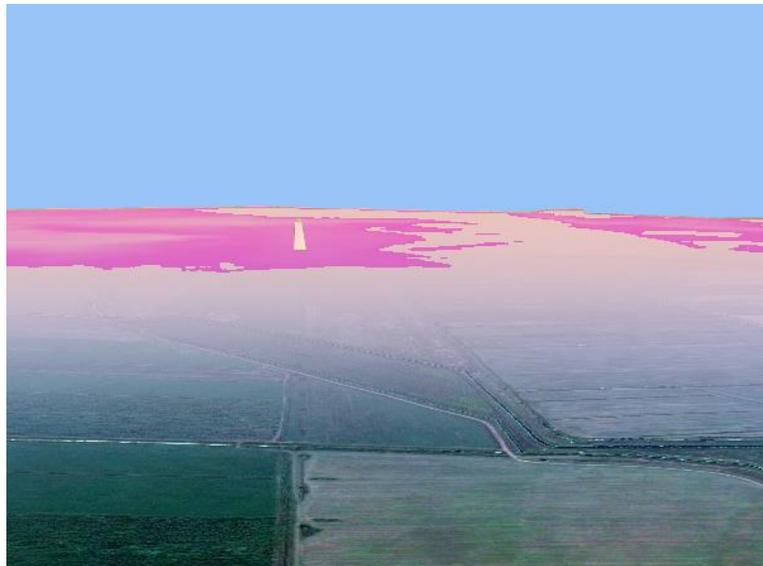


Рисунок 19. Метод локального синтеза [36]

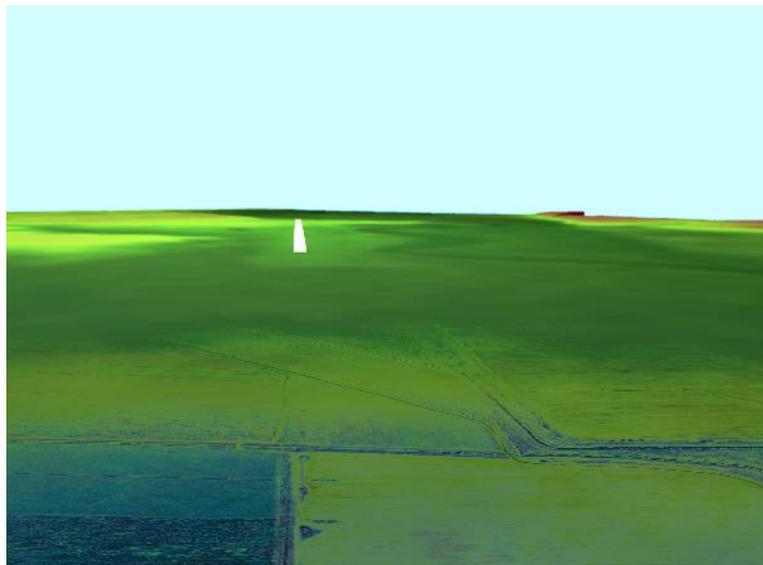


Рисунок 20. Комплексование на основе добавления отличий [26]



Рисунок 21. Преобразование цветковых пространств $RGB \leftrightarrow YC_B C_R$ [62]



Рисунок 22. 3D ФНЧ [23], в качестве ИК изображения – сенсорное, а в качестве ТВ изображения – синтезированное

На рисунке 19 при получении изображения методом локального синтеза использовалось эмпирическое условие, при котором все пиксели синтезированного изображения, которые ярче уровня 128 (24-битное цветное изображение, 8 бит на цветовой канал), заменяют пиксели сенсорного изображения, так как в конкретном примере на синтезированном изображении наиболее яркие области содержат информацию о ключевых объектах (возвышенности рельефа и ВПП).

При гистограммной морфологической сегментации в качестве меточного изображения формы следует выбирать изображение с наиболее устойчивыми

яркостными признаками, не зависящими от внешних факторов, т. е. синтезированное (см. рисунок 17).

Визуально сопоставляя рисунки 12 и 22 с результатами работы других методов, можно утверждать, что 3D фильтрация и модифицированный метод комплексирования на основе оценки информативности смогли наиболее полно «вытянуть» яркостную структуру и цветовую информацию подстилающей поверхности, как с сенсорного, так и с синтезированного изображения, сохранив при этом исходные цветовые палитры.

Более информативный результат комплексирования методом 3D фильтрации получается, когда в качестве изображения видимого диапазона (ТВ), как это сделано в соответствующей статье, выступает синтетическое, а качестве инфракрасного изображения (ИК) берётся сенсорное. Известно, что изображения могут содержать ту или иную информацию об объектах наблюдаемого пространства, которые наделены определёнными спектрально-энергетическими признаками (СЭП) и пространственными признаками (ПП), которые могут изменяться во времени. При этом сенсорное изображение, как и ИК изображение, характеризуется СЭП с более низким разрешением по деталям, чем синтезированное, которое содержит чёткие устойчивые ПП. Поэтому сенсорная компонента проходит в 3D фильтре через фильтрующее двумерное звено верхних частот (2.20). При подаче на вход изображений в обратном порядке СЭП сенсорного изображения будут подавлены более ярко выраженными ПП синтезированного изображения. Более подробно данный способ комплексирования сенсорных и синтетических изображений описан во второй главе настоящего исследования. Количественный метод оценки информативности комбинированных изображений и приведён в четвёртой главе.

Немаловажно для конечной практической реализации также сравнить вычислительную трудоёмкость каждого из рассмотренных методов комплексирования изображений. Для этих методов можно выписать формулы, выражающие число арифметических операций над элементами изображений, однако это не будет столь наглядно, как графическое сравнение времени работы

рассмотренных методов на современном процессоре Intel Core i7 2600К с тактовой частотой 3.4 ГГц, рисунок 23:

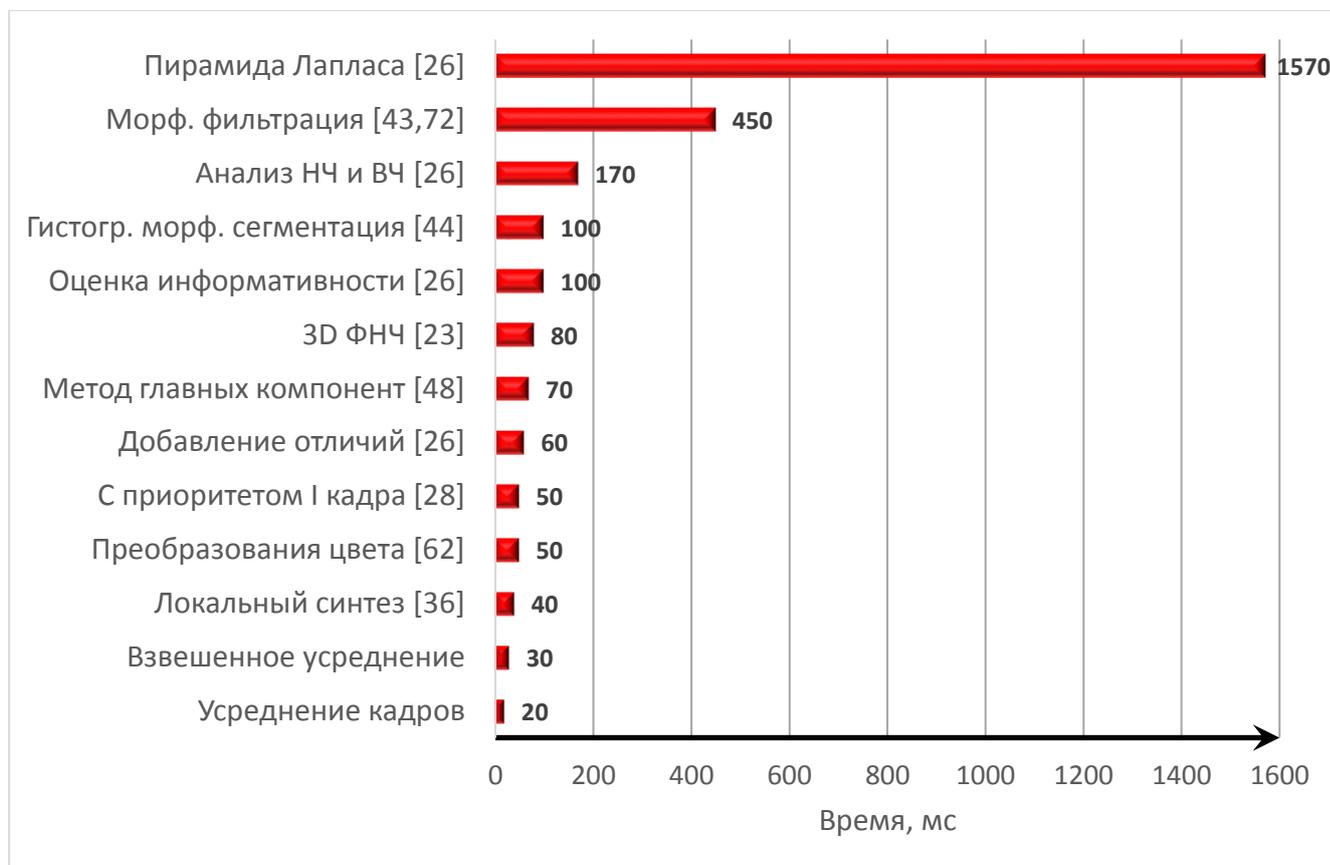


Рисунок 23. Сравнительное время работы исследованных методов, для комплексования использовались изображения размером 600×450 пикселей

Основные результаты

Из анализа алгоритмов совмещения 2D и 3D информации применительно к авиационным системам, можно сделать вывод об актуальности разработки универсального и эффективного алгоритма совмещения сенсорных изображений с синтетическими изображениями, *действительно* годного для практического внедрения, используя при этом наиболее эффективные из существующих подходов, выявленных в ходе аналитического обзора. К таким подходам можно отнести методы поиска схожих структурных особенностей для совмещения изображений, а также математические методы для поиска положения и ориентации виртуальной камеры с целью получения синтезированного изображения, наиболее соответствующего ракурсу сенсорного кадра. Тем самым, определён и обоснован класс методов совмещения 2D и 3D информации, в рамках которого следует производить разработку метода совмещения. Классические же корреляционно-геометрические подходы к рассмотренной задаче совмещения представляются бесперспективными.

Из обзора известных по открытым публикациям методов комплексирования изображений, был выявлен факт недостаточной проработанности этой темы. В то же время, было найдено большое число работ, посвящённой теме комбинирования сенсорных изображений «разной физической природы» (как правило, это изображения видимого и инфракрасного диапазона электромагнитных волн). Показано, что большинство этих работ носят преимущественно эмпирический характер, что не позволяет универсально использовать многие из рассмотренных методов. Тем не менее, выше отмеченные методы трёхмерной фильтрации и модифицированный метод комплексирования на основе оценки информативности лишены таких недостатков, их применение характеризуется достаточной простотой практической реализации, возможностью на современной элементной базе реализовать их работу в реальном масштабе времени [4, 5] и универсальностью применения, а также более высокой информативностью получаемых изображений по сравнению с другими рассмотренными подходами, что показано в четвёртой главе настоящей диссертации.

2. Разработка алгоритма совмещения 2D и 3D информации

2.1. Общая структура системы комбинированного видения и алгоритма совмещения изображений

Согласно выводам первой главы настоящего исследования, становится ясной общая структура или концепция алгоритма совмещения изображений, полученных с помощью бортовой камеры и изображений, синтезированных бортовым компьютером на основе пространственной модели местности, вписывающаяся в общую концепцию систем технического зрения для мобильной техники, представленную в работе [3] (см. рисунок 23):



Рисунок 23. Общая схема работы системы комбинированного зрения (СКВ)

На рисунке 23 с глобальной навигационной спутниковой системы (ГНСС) поступают данные о положении ЛА, а с гироскопов – данные о его ориентации. На основании модели виртуальной камеры, ВММ и текущим измерениям положения и ориентации формируется синтезированное изображение. При этом параметры сенсорной и виртуальной камер должны совпадать.

Как показано на рисунке 23, СКВ содержит в себе несколько подсистем. Во-первых, это СУВ (на рисунке помечена как бортовая оптико-электронная система, ОЭС), которая может представлять собой систему комплексированного видения, когда из нескольких сенсорных цифровых изображений разных диапазонов спектра (например, видимый и инфракрасный (ИК) диапазоны), формируют совокупное изображение, более информативное, чем каждая из его компонент по отдельности. Наиболее эффективным решением задачи комплексирования разноспектральных изображений представляется выше упомянутый подход, изложенный в работе [23], что обосновано в работах [9, 10]. Во-вторых, это ССВ, которая формирует искусственные изображения на основании заложенной ВММ. Также неотъемлемой частью СКВ является навигационная подсистема, точность работы которой существенно сказывается на точности работы системы в целом. Немаловажной частью также является твердотельный накопитель (англ. SSD – Solid State Drive) для записи комбинированных изображений и динамики полёта ЛА, чтобы качественно и количественно оценивать работу СКВ.

Согласно представленной на рисунке 23 схеме, для работы алгоритма совмещения сенсорных изображений и данных ВММ необходима следующая информация:

1. Реальное (сенсорное) изображение, полученное с бортовых сенсоров.
2. Текущее положение и ориентация (с неизбежными ошибками) летательного аппарата (ЛА).
3. Достоверная ВММ.
4. Значения погрешностей (ошибок) бортовых навигационных приборов, измеряющих положение и ориентацию ЛА.
5. Модель формирования синтетического изображения на основании ВММ.
6. Характеристики бортовой камеры: поля зрения по ширине или высоте формируемого кадра в градусах или в радианах, размеры формируемого кадра в пикселях (ширина и высота кадра).
7. 3D координаты центров характерных особенностей в ВММ.

2.2. Процесс формирования синтезированного изображения

Исходное синтезированное изображение в текущий момент времени получается с использованием модели формирования изображения с параметрами, соответствующими параметрам формирования сенсорного изображения, на основании ВММ. К таким параметрам относятся размеры сенсорного изображения в пикселях по ширине и высоте (размеры и разрешение формируемого кадра), а также величины углов полей зрения сенсорной камеры (параметры перспективного проектирования 3D модели местности).

В компьютерной графике ВММ или 3D модель, представляет собой массив вершин в трёхмерном евклидовом пространстве, объединённых в грани, которые объединены в свою очередь в пространственные объекты [52, с. 321]. Каждой вершине или полигону соответствуют её атрибуты: нормаль для освещения, цвет и текстурная координата для определения цвета закрашки или области накладываемой текстуры данной вершины или полигона. К каждому объекту может прилагаться текстура и описание свойств его материала, задающая характер его освещения. При этом ВММ хранится в памяти бортового компьютера либо в виде базы данных отдельных участков местности, либо в виде набора файлов 3D моделей наземных объектов, подгружаемых в оперативную память бортового компьютера.

Алгоритм функционирования виртуальной видеокамеры представляет собой матричное преобразование ВММ [52, с. 220]. Коэффициенты матричного преобразования – вещественные числа, которые вычисляются, исходя из характеристик бортовой видеокамеры, таких как угловые размеры поля зрения и разрешение в эффективных пикселях, а также исходя из положения и ориентации бортовой видеокамеры. Данное преобразование представляет собой последовательное произведение матрицы сдвига с матрицей поворота по трём углам ориентации в пространстве и с матрицей перспективного проецирования. При умножении всей совокупности вершин и их атрибутов из пространственной модели на матрицу её преобразования с последующим ограничением области

вывода такого же размера, что и размер сенсорного изображения, получают синтезированное изображение.

Схема формирования синтезированного изображения представлена на рисунке 24:

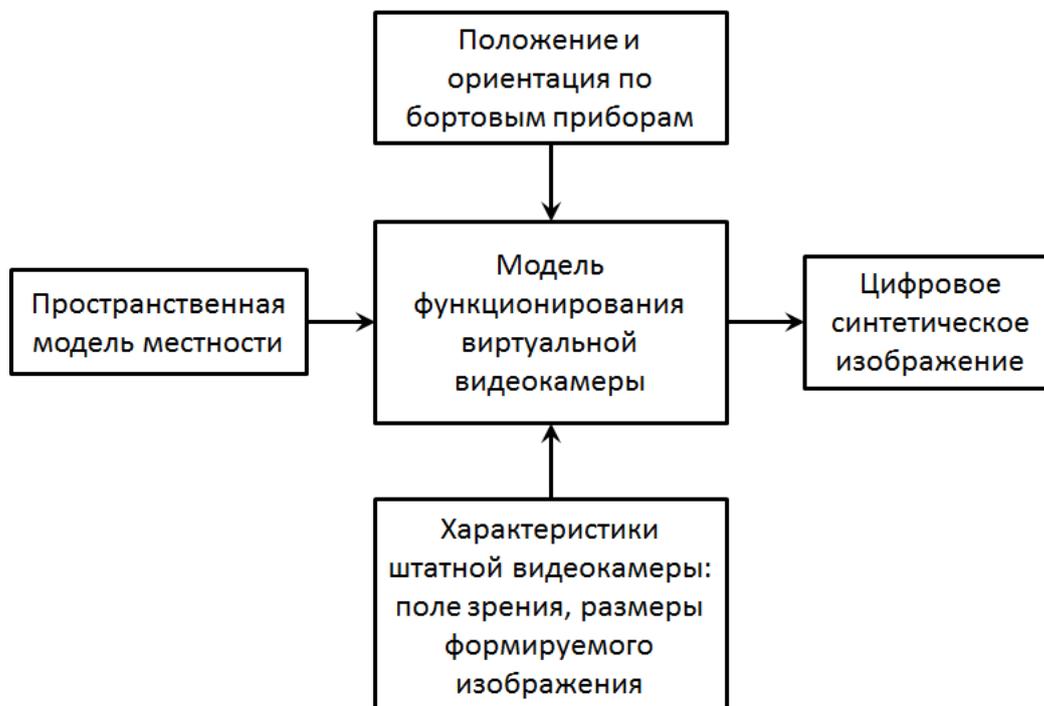


Рисунок 24. Схема формирования цифрового синтезированного изображения

В реализации алгоритма формирования синтетического изображения средствами OpenGL, виртуальная камера описывается двумя матрицами: видовой матрицей и матрицей перспективного проектирования.

Результирующая видовая матрица получается путём последовательного произведения матриц поворота и сдвига в пространстве [42].

Если вектор $(x, y, z, 1)$ задаёт точку в трёхмерном пространстве, тогда матрица сдвига этой точки на вектор с координатами $\{a, b, c\}$ имеет следующий вид:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ a & b & c & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} x + a \\ y + b \\ z + c \\ 1 \end{bmatrix}^T \quad (2.1)$$

Далее на сдвинутый вектор действует результирующая матрица вращения $R(\psi, \vartheta, \gamma)$, где ψ, ϑ, γ – три последовательных поворота: ψ – угол поворота вокруг

оси SY (S – положение точки съёмки), ϑ – угол поворота вокруг новой оси OX , γ – угол поворота вокруг оси OZ , связанной с камерой, получается путём произведений матриц поворотов вокруг указанных осей:

$$R(\psi, \vartheta, \gamma) = R(\psi)R(\vartheta)R(\gamma) = \quad (2.2)$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \psi & -\sin \psi & 0 \\ 0 & \sin \psi & \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \vartheta & 0 & -\sin \vartheta & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin \vartheta & 0 & \cos \vartheta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \gamma & -\sin \gamma & 0 & 0 \\ \sin \gamma & \cos \gamma & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

После получения вида трёхмерной сцены описанным способом из заданного положения и направления съёмки, применяется перспективное проектирование сцены, которое производится при помощи следующей матрицы перспективного проектирования $P(\text{aspect}, \text{focus}, Z_{near}, Z_{far})$ [12]:

$$P(\text{aspect}, \text{focus}, Z_{near}, Z_{far}) = \begin{bmatrix} \text{aspect} / \text{focus} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \text{focus} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & m_{33} & m_{34} \\ 0 & 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}, \quad (2.3)$$

где $\text{aspect} = \frac{w}{h}$, w – ширина, h – высота сенсорного изображения в пикселях, $\text{focus} = \text{ctg} \frac{\text{fovy}}{2}$, fovy – угловой размер поля зрения сенсорной видеокамеры по высоте формируемого кадра, $m_{33} = \frac{Z_{far} + Z_{near}}{Z_{near} - Z_{far}}$, $m_{34} = \frac{2 \cdot Z_{far} \cdot Z_{near}}{Z_{near} - Z_{far}}$, где Z_{far} и Z_{near} задают расстояние от наблюдателя до плоскостей отсечения по глубине сцены. Схема получения перспективной проекции виртуальной сцены изображена на рисунке 25:

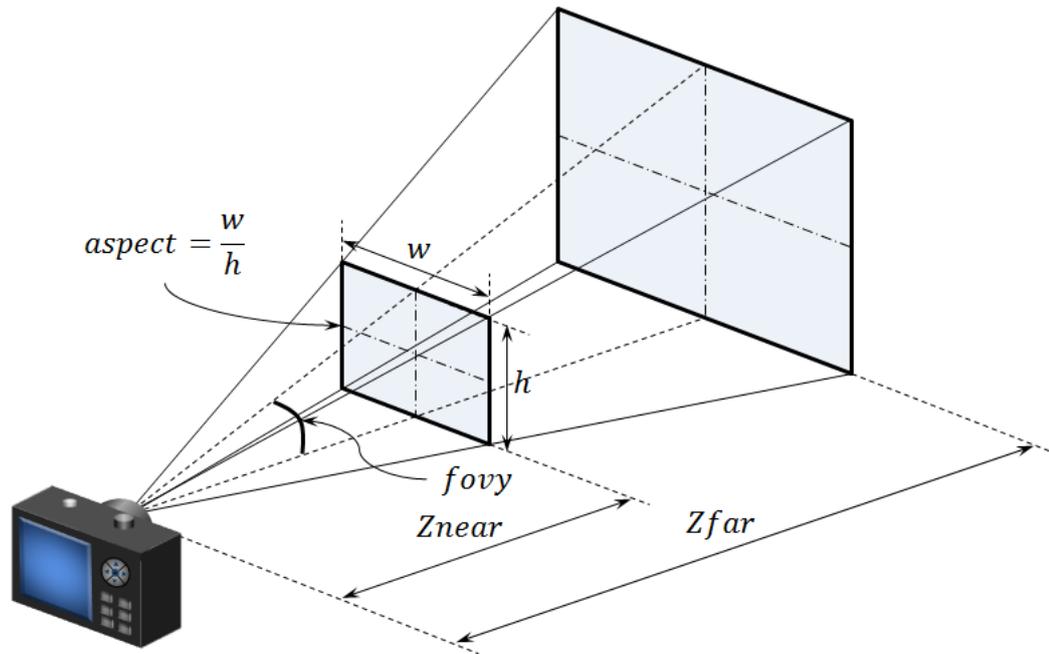
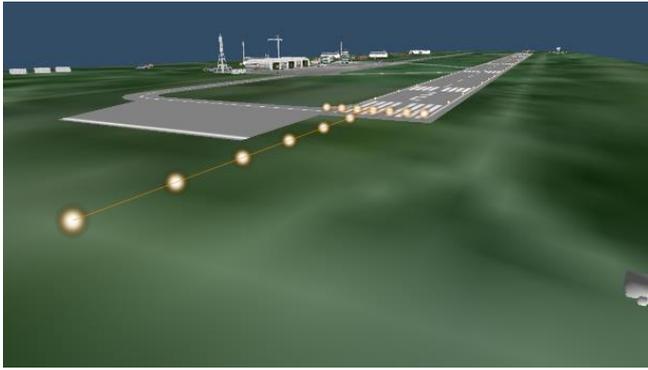


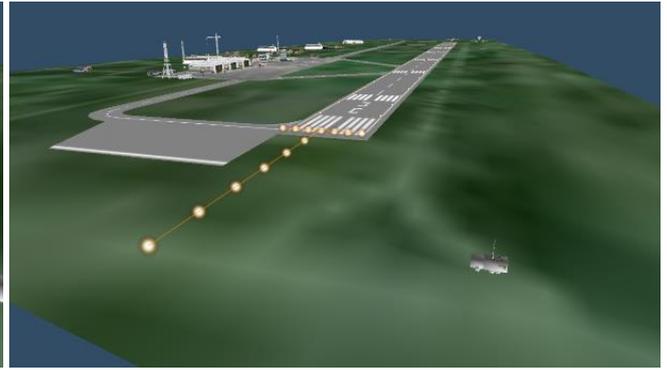
Рисунок 25. Получение перспективной проекции 3D модели местности

2.3. Автоматическое отождествление соответствующих особенностей на сенсорных и синтезированных изображениях

Для непосредственного совмещения изображений, выполненных в разных ракурсах, необходимо найти элементы на обоих изображениях, отвечающие одним и тем же частям объектов. При этом практически во всех рассматриваемых работах [21, 29, 30, 37, 67], связанных с тематикой автоматического совмещения изображений, полученных при разных ракурсах съёмки, предлагают применить (или применяют) процедуру автоматического распознавания схожих особенностей для *обоих* совмещаемых кадров. И независимо от результата такого распознавания, возникает закономерная проблема отождествления пикселей распознанных особенностей изображений с примитивами, которым они соответствуют в пространстве 3D модели для качественного совмещения изображений разных ракурсов съёмки с учётом перспективных искажений. Последствия совмещения плоских изображений без учёта перспективы, т. е. без использования модели их формирования демонстрируются на рисунках 26 и 27:



3D модель аэродрома – ракурс 1



3D модель аэродрома – ракурс 2

Рисунок 26. Изображения аэродрома, выполненные в разных ракурсах с автоматически распознанными соответствующими структурными особенностями (огни ВПП и их взаимное расположение – помечены линиями на верхних изображениях)

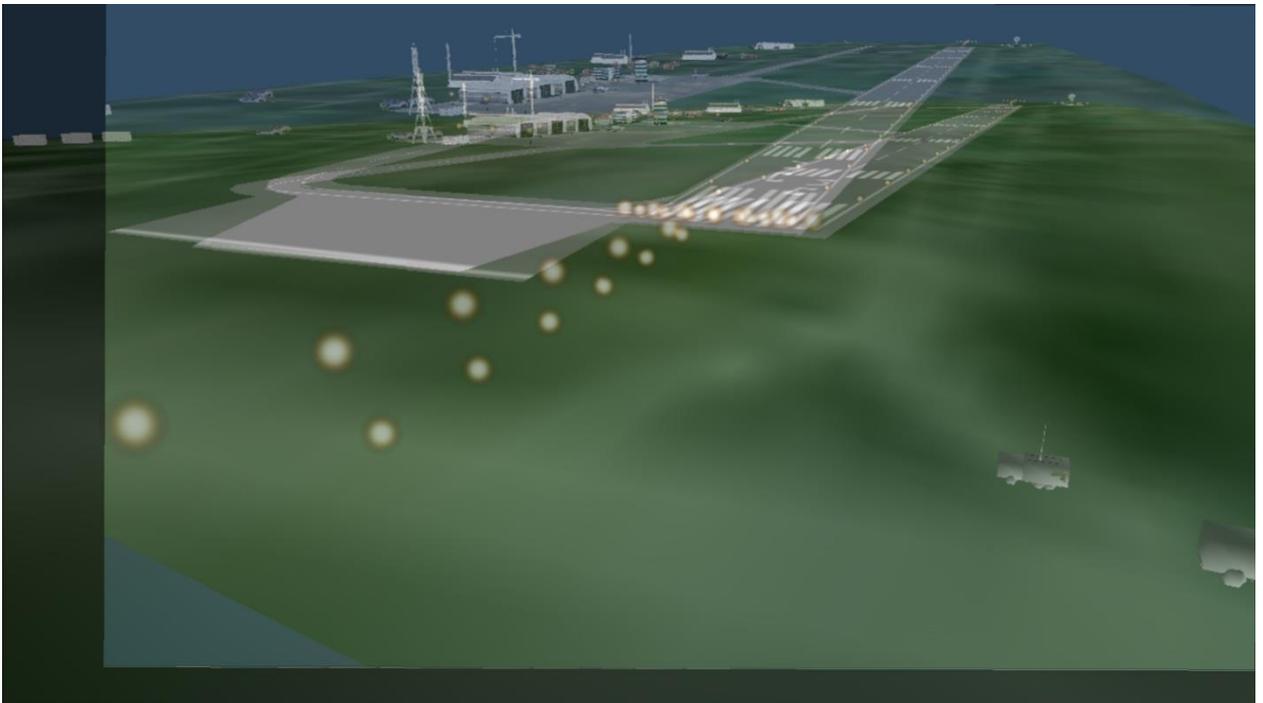


Рисунок 27. Совмещение плоских растровых изображений (только сдвиг и поворот) без учёта модели их формирования

В способе Honeywell предлагается применять нелинейную трансформацию синтезированного изображения путём минимизации невязок между соответствующими топологическими особенностями. Однако для достаточно больших отклонений ракурсов съёмки, связанных с ошибками навигационной измерительной системы, возникают артефакты и неточности совмещения, связанные в первую очередь с дискретностью плоских цифровых изображений, а также с отсутствием информации о глубине сцены. Поэтому более правильным подходом представляется совмещение через уточнение параметров съёмки

сенсорного изображения с последующим синтезом нового изображения по ВММ с использованием описанной выше модели формирования синтезированного изображения.

Согласно формуле (2.3), матрица перспективного проектирования P вырождена, поэтому невозможно аналитически, зная параметры одного ракурса съёмки, восстановить неизвестные параметры съёмки (положение и ориентацию камеры) без знания пространственного положения совмещаемых особенностей на одном из изображений. Поэтому в работах [21, 29, 37, 38], где используется автоматическое распознавание произвольных схожих особенностей на обоих совмещаемых изображениях, в силу незнания пространственного положения совмещаемых особенностей, действительно нет иного выхода, кроме применения полного перебора всевозможных комбинаций ракурсов камеры с некоторым фиксированным шагом в пределах шестимерного выпуклого компактного множества:

$$K = \{x \pm \delta x, y \pm \delta y, z \pm \delta z, \psi \pm \delta \psi, \theta \pm \delta \theta, \gamma \pm \delta \gamma\}, \quad (2.4)$$

где $\delta x, \delta y, \delta z, \delta \psi, \delta \theta, \delta \gamma$ – известные максимальные погрешности бортовых приборов по измерению текущего положения (x, y, z) и углов пространственной ориентации камеры (ψ – курс, θ – тангаж, γ – крен) ЛА, для поиска искомого положения и ориентации, наиболее соответствующего ракурсу реального сенсорного изображения.

Тем не менее, в статье [30] авторам удалось обойти указанную проблему, правда только в частном порядке, когда отождествление между совмещаемыми изображениями производится по заведомо известному одиночному объекту (ВПП), информация о структуре которого заложена в алгоритм распознавания. Однако при таком подходе в случае существенного изменения входных данных (например, вместо ВПП нужно распознавать круглую вертолётную площадку), алгоритм распознавания придётся модифицировать, что явно не в пользу универсальности такого подхода. Как можно видеть, недостатки предлагаемых подходов связаны с тем, что их авторы работают *только* с цифровыми изображениями и не используют выше описанную модель формирования синтезированных изображений и

информацию о ВММ (которой на самом деле располагают) для автоматического получения особенностей. Описанный ниже подход, использующий эту информацию, представляется наиболее вычислительно эффективным, надёжным и универсальным, исключая недостатки известных подходов и алгоритмов, изложенных в работах [6, 21, 29, 30, 37, 67]. Конечно, выбранная стратегия совмещения требует ввод дополнительной априорной информации в ВММ о том, какие точки в пространстве 3D модели необходимо считать центрами особенностей, пригодных для топологической привязки. Но это несущественная плата, так как любая пространственная модель реальной местности, по которой формируют синтезированные изображения, создаётся вручную на основании реальных измерений и аэрофотосъёмки. Поэтому без потери общности и универсальности подхода принимаем, что выбор центров наиболее значимых ориентиров в 3D модели также задаётся вручную при её создании. Данная дополнительная информация представляет собой набор точек в трёхмерном пространстве модели. Эти точки выбираются как координаты центров устойчивых значимых ориентиров – топологических особенностей (ТО). В ВММ это могут быть углы зданий, точки пересечения дорог, вершины горных пиков или башен и т.п. В общем, на роль ТО годится центр любого уникального статического ориентира, имеющегося в 3D модели, изображение которого имеет выраженные контрасты по сравнению с фоном на обоих совмещаемых изображениях. Существенным фактором, влияющим на точность совмещения, является взаимное расположение центров ТО на формируемых изображениях: желательно их равномерное распределение на кадрах. При этом в первую очередь, следует выбирать только те центры ТО, которые расположены в области кадра. Также важно, чтобы ТО находились не слишком далеко от центра виртуальной камеры, порог по дальности определяется разрешающей способностью БОЭС.

При любом распознавании образов важно, какое изображение считать эталоном (то, что нужно найти), а какое образцом (место, где будем искать) для сопоставления. Наиболее правильным представляется подход, когда в качестве эталона выбирают области синтезированного изображения. Иначе за эталонную

особенность на сенсорном изображении может быть принята особенность, быстро меняющаяся во времени или заведомо отсутствующая в ВММ. Помимо этого, существенными доводами в пользу предлагаемого выбора, является факт практического отсутствия шумов и искажений на синтезированных изображениях, связанных с получением изображений с бортовых сенсоров, а также возможность автоматически извлекать одни и те же особенности для любых параметров виртуальной камеры. Известно также, что любой алгоритм распознавания не может гарантировать отсутствие ложных срабатываний или пропусков целей. Последний довод делает совокупный алгоритм более надёжным, так как в нём меньше этапов, связанных с распознаванием, чем в методах, предлагаемых в работах [6, 21, 29, 30, 36, 67].

Пространственные координаты центра ТО в 3D модели местности могут, как лежать на грани какого-либо текстурированного объекта, так и соответствовать его вершинам. При этом важным для получения видимых в данный момент ТО по 3D модели является проверка их видимости, так как автоматическое проектирование ТО на плоскость кадра не учитывает этот фактор. Наглядный пример этого изображён на рисунке 28: в непрозрачной модели куба имеется 8 вершин, но максимально возможное число видимых вершин – 7. В данном примере вершина в центре синтезированного изображения не представляет никакой локальной особенности, так как вокруг неё отсутствуют перепады яркости:

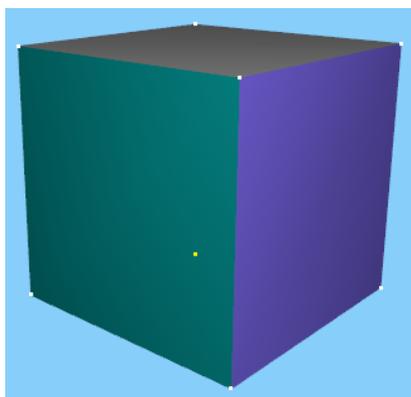


Рисунок 28. Проекция 3D модели куба с дополнительным проектированием его вершин, принятых за ТО

Все невидимые вершины, попадающие в область кадра, следует исключать из рассмотрения с использованием, например, детектора границ. В качестве

простого и эффективного детектора может выступать известный оператор Собеля [35]. Ниже приведена схема автоматического получения центров ТО для синтетического изображения с известными пространственными координатами с использованием способа, представленного на рисунке 29:

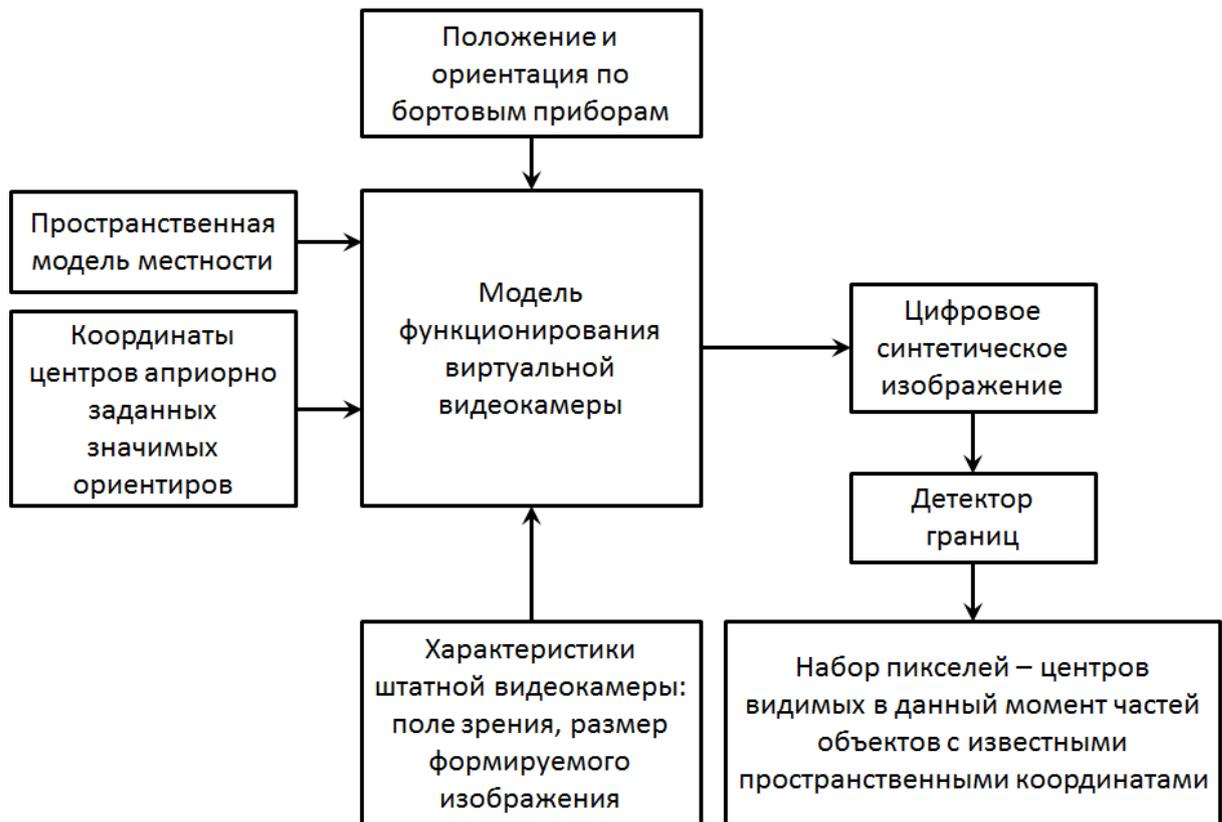


Рисунок 29. Схема автоматического получения центров ТО для синтетического изображения

После получения центров ТО, отвечающих известным пространственным координатам по априорно заданной ВММ, необходимо сформировать эталонные изображения локальных особенностей (изображения ТО, ИТО) на синтезированном кадре, соответствия которым будут в дальнейшем находиться на сенсорном изображении.

ИТО предлагается формировать на сенсорных и синтетических изображениях следующим образом: вокруг центрального пикселя изображения, переведённого в цветовое пространство оттенков серого (если изображение не монохромное), берётся квадратная окрестность фиксированного размера, вычисляется модуль градиента для каждого пикселя ИТО, затем производится линейная коррекция яркости ИТО. Для вычисления модуля градиента приемлемый результат даёт оператор Собеля. Размер ИТО порядка 20×20 пикселей даёт

достаточную устойчивость к шуму и дискретизации, а также позволяет с достаточной устойчивостью сравнивать ИТО частей сцены, находящихся в различных ракурсах. Использование модуля градиента изображения, преобразованного в монохромное, обеспечивает инвариантность к цветовым и яркостным составляющим изображений, оценивая только контрасты перепадов яркостей, а конечное применение линейной коррекции – гарантирует устойчивость к несовпадению контрастов при разных способах формирования сопоставляемых изображений.

В общем случае преобразование цветного RGB-изображения в монохромное имеет следующий вид:

$$Y(i, j) = a \cdot R(i, j) + b \cdot G(i, j) + c \cdot B(i, j), \quad (2.5)$$

где $Y(i, j)$ – значение яркости пикселя результирующего монохромного изображения, а $R(i, j), G(i, j)$ и $B(i, j)$ – соответствующие ему значения яркости красной, зелёной и синей компонент пикселя с координатами (i, j) цветного изображения, $0 < a < 1$, $0 < b < 1$, $0 < c < 1$ – весовые коэффициенты, которые должны удовлетворять условию:

$$a + b + c = 1, \quad (2.6)$$

Невыполнение условия (2.6) приводит к потере уровней яркости изображения и, как следствие, его информативности. Предлагается использование формулы преобразования по стандарту телевидения высокой чёткости Rec. 709 (он же BT. 709) [70], где

$$a = 0,2126, \quad b = 0,7152, \quad c = 0,0722, \quad (2.7)$$

что удовлетворяет условию (2.6), а также объясняется используемой моделью формирования цветных изображений в современных цифровых сенсорах.

На рисунке 30 показана схема с примером формирования изображения ТО:



Рисунок 30. Способ формирования изображения ТО (угол здания) для сенсорных и синтетических изображений. Внизу – конкретный пример, поясняющий суть этапов формирования. Центр изображения ТО помечен точкой

Для нахождения соответствий между текущим сенсорным и синтезированным кадром, на сенсорном изображении производится отождествление местоположений ТО, отмеченных на синтезированном изображении. При этом на текущем сенсорном изображении ищутся предполагаемые области поиска местоположения ТО. Центры областей поиска соответствуют координатам пикселей – центров ТО на синтезированном изображении. Размеры областей поиска определяются погрешностями бортовых навигационных приборов. Целесообразно использовать квадратные окрестности пикселей на сенсорном изображении вокруг априорно известных координат центров ТО с размерами, превышающими размеры ИТО. Затем для каждой ТО на синтезированном изображении ищут ей соответствующую ТО такого же размера на сенсорном изображении. Поиск заключается в формировании всевозможных ИТО внутри выбранной области и вычислении меры их отклонения от эталонного ИТО на синтетическом изображении. Критерием поиска является минимальное значение D – отклонения между сопоставляемыми ИТО фиксированного размера, которое вычисляют по следующей формуле:

$$D = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} [L_R(x, y) - L_S(x, y)]^2, \quad (2.8)$$

где N – линейный размер по ширине и высоте сопоставляемых изображений ТО, $L_R(x, y)$ и $L_S(x, y)$ – яркости соответствующих пикселей изображений ТО на сенсорном R и синтезированном S изображениях.

На рисунке 31 представлена блок-схема описанного алгоритма отождествления:

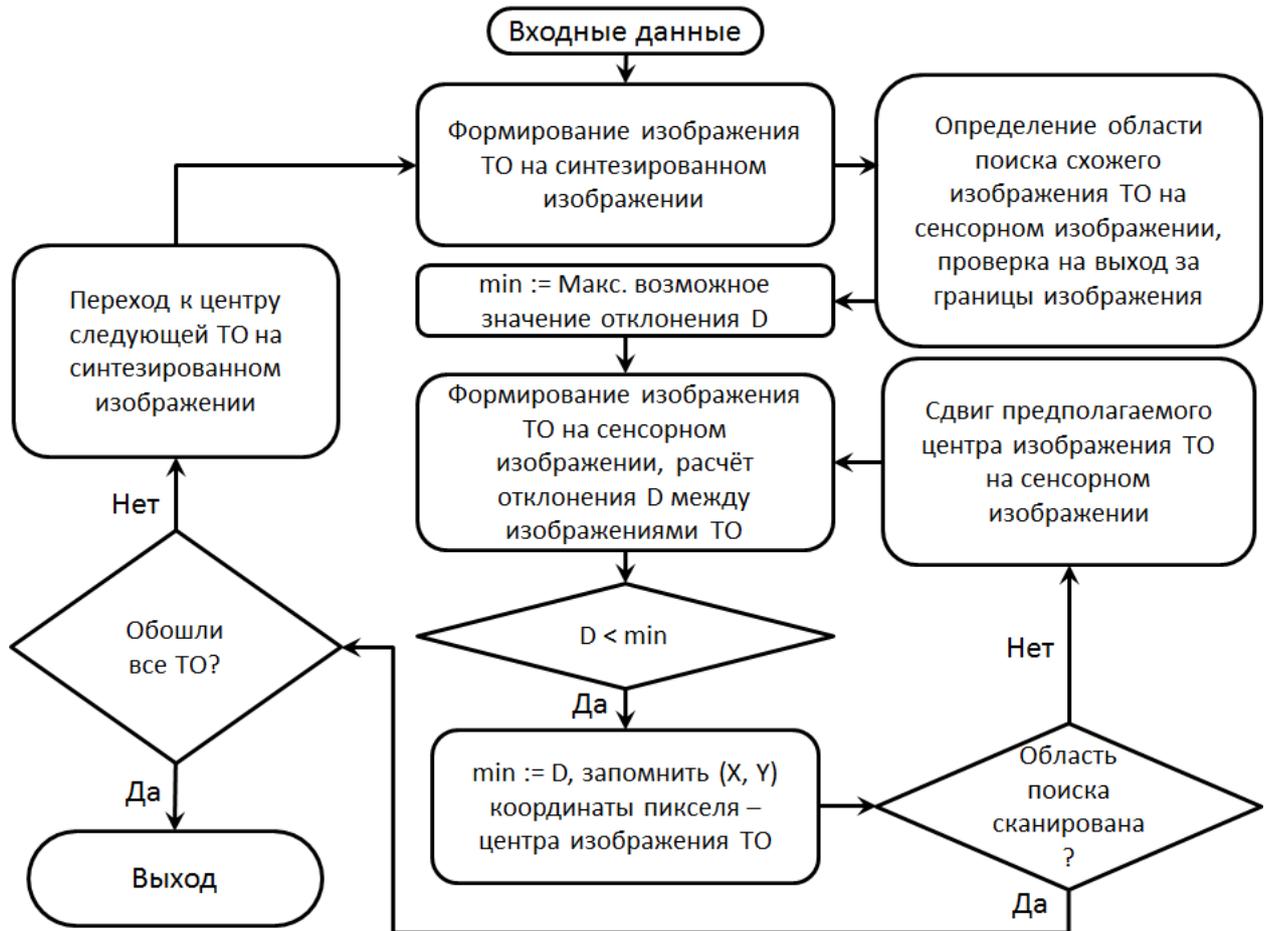


Рисунок 31. Блок-схема алгоритма отождествления пикселей – центров ТО на синтезированном изображении центрам ТО на сенсорном изображении

Описанный алгоритм отождествления позволяет производить устойчивое сопоставление ТО на инфракрасных сенсорных и синтезированных изображениях, соответствующих видимому диапазону, рисунок 32:



Рисунок 32. Пример отождествления ТО для разнородных изображений с шумом и размытием

На рисунке 32 слева находится инфракрасное изображение при заходе самолёта на посадку, справа синтетическое в несколько ином ракурсе.

В ряде случаев искомая ТО может не обнаруживаться на сенсорном изображении, например, из-за погодных условий или тёмного времени суток. Для уменьшения ошибки ложного обнаружения искомой ТО выставляют условие максимально возможного минимального значения D в области поиска, исходя из характера входных изображений. Так как в локальной области поиска минимум различия между сенсорным и синтезированным изображениями ТО всегда существует, то он должен быть достаточно ярко выраженным. Например, достаточно надёжный результат даёт адаптивное условие, зависящее от максимального max и минимального min значений D в фиксированной области поиска K :

$$\min_K D < 0,25 \max_K D, \quad (2.9)$$

при выполнении этого условия искомая ТО будет учитываться на этапе уточнения местоположения и ориентации виртуальной камеры. Величина указанного весового коэффициента порога в формуле (2.9) получена эмпирическим путём [8].

2.4. Уточнение положения и ориентации виртуальной камеры

После нахождения соответствий между ТО на сенсорном и синтезированном кадрах, пространственные координаты которых известны по 3D модели местности, становится возможным найти параметры виртуальной камеры, наиболее соответствующие неизвестным параметрам сенсорной камеры. При этом поиск возможен без привлечения полного перебора параметров внешнего ориентирования с некоторым шагом на множестве (2.4) и применения процедур распознавания на новых синтезированных изображениях для каждой комбинации, как это было сделано в работе [21].

Уточнённые параметры виртуальной камеры: положение (x, y, z) и углы ориентации (ψ, θ, γ) – курс, тангаж и крен соответственно находятся путём минимизации функции невязки расстояний между центрами соответствующих ТО. Функция невязки $S(x, y, z, \psi, \theta, \gamma)$ может быть задана как функция от суммы квадратов расстояний между соответствующими пикселями изображений:

$$S(x, y, z, \psi, \theta, \gamma) = \sum_{i=1}^N [(Q_i.X - P_i.X)^2 + (Q_i.Y - P_i.Y)^2] + \delta^2, \quad (2.10)$$

где $(Q_i.X, Q_i.Y)$ – координаты центрального пикселя ТО найденной на сенсорном изображении; $(P_i.X, P_i.Y)$, $P_i = P\{x, y, z, \psi, \theta, \gamma, (X_i, Y_i, Z_i)\}$ – координаты центрального пикселя соответствующей ТО на синтезированном изображении, полученные действием оператора перспективного проецирования P на точку (X_i, Y_i, Z_i) в пространстве ВММ из положения и ориентации виртуальной камеры $(x, y, z, \psi, \theta, \gamma)$, N – число точек-центров ТО, $\delta = const \neq 0$ – для положительной определённости функции (2.10).

Следует отметить, что функция вида (2.10) хорошо себя зарекомендовала для поиска пар соответствующих пикселей в задаче формирования текстурированной ВММ с использованием лазерного дальномера и видеокамер, образующих стереопару [24].

Минимум функции $S(x, y, z, \psi, \theta, \gamma)$ определяют на компактном множестве (2.4). Этот минимум можно определить, используя метод покоординатного спуска [34]. Существенным достоинством этого метода является отсутствие вычислений каких-либо производных, что гарантирует ему достаточную устойчивость, однако его использование требует обоснования, приведённого ниже. Блок-схема используемого метода минимизации покоординатным спуском представлена на рисунке 33:

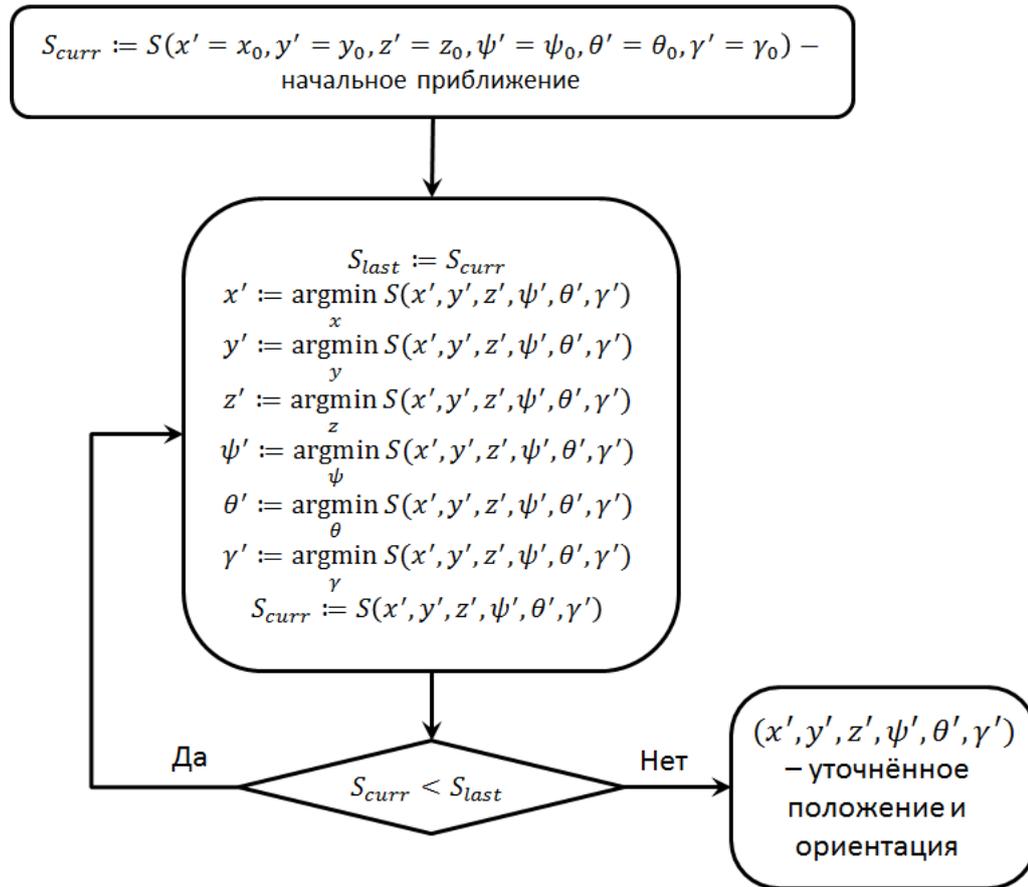


Рисунок 33. Метод покоординатного спуска

Используемый метод минимизации сводится к итерационной последовательной одномерной минимизации функции S отдельно по каждому аргументу до тех пор, пока минимизация имеет смысл, то есть пока её значение на текущем шаге будет меньше, чем на предыдущем шаге итерации, например, с помощью известного метода деления отрезка пополам [32].

2.5. Обоснование применения метода покоординатного спуска

Пусть имеется не менее трёх ТО на изображении ($N \geq 3$), которые в пространстве 3D модели не лежат на одной прямой, что гарантирует однозначность функции $S(x, y, z, \psi, \theta, \gamma)$. Тогда функция (2.10) непрерывна в силу непрерывности оператора проектирования P и представляет собой положительно определённую квадратичную форму для любых значений $(x, y, z, \psi, \theta, \gamma)$. При данных допущениях существует единственный минимум функции $S(x, y, z, \psi, \theta, \gamma)$ на компактном множестве (2.4), и он достигается с использованием метода покоординатного спуска, согласно теореме о сходимости метода покоординатного спуска [50].

Предлагаемый метод минимизации имеет линейную сходимость, однако он является вычислительно эффективным. Как показал вычислительный эксперимент, для сходимости метода покоординатного спуска требуется не более чем 5 полных итераций (см. рисунок 33). При этом на каждой итерации не нужно обрабатывать изображения целиком, а только получать проекции уже известных ТО и вычислять целевую функцию (2.10).

Метод внешнего ориентирования для уточнения параметров виртуальной камеры, предлагаемый в работах [6] и [30], имеет более быструю квадратичную сходимость. Однако такой метод не гарантирует выдачу уточнённых показаний внутри множества (2.4) и более сложен в практической реализации.

Значения уточнённых выше описанным способом координат положения и углов ориентации сенсорной камеры ЛА подаются в память бортового компьютера, где генерируется новое синтетическое изображение, которое подлежит дальнейшему комплексированию с сенсорным кадром.

2.6. Допущения при моделировании работы СКВ

При компьютерном моделировании СКВ невозможно точно учесть все факторы, влияющие на работу этой системы. Тем не менее, можно провести достаточно достоверное моделирование, результаты которого могут хорошо согласовываться с реальными лётными экспериментами. Так как СКВ включает в себя три основные подсистемы (см. рисунок 23): СУВ, ССВ и навигационную подсистему (НС), то допущения при её моделировании будут касаться этих подсистем.

Считаем, что НС делает только 6 измерений через заданные промежутки времени: широта (X), долгота (Z), высота (Y), углы курса (ψ), тангажа (θ) и крена (γ) ЛА. При этом измерения независимы, а их ошибки нормально распределены с нулевыми мат. ожиданиями и с σ СКО как в недорогом бытовом навигаторе:

$$\sigma_X = \sigma_Z = 10 \text{ м}, \quad \sigma_Y = 20 \text{ м}, \quad \sigma_\psi = \sigma_\theta = \sigma_\gamma = 1^\circ. \quad (2.11)$$

При моделировании ошибок НС по нормальному закону используется известный алгоритм Бокса-Мюллера преобразования равномерно распределённой случайной величины в нормально распределённую [41].

Важным фактором, влияющим на работу СКВ, являются частоты обновления информации в её подсистемах. Обновление изображения в СУВ производится с частотой в 25 Гц, что соответствует реальной частоте работы бортовых сенсоров. Для НС принятая частота работы гироскопов составляет 100 Гц (100 измерений в секунду), а частота работы ГНСС, измеряющей положение ЛА, составляет 10 Гц, что также соответствует реальным частотам измерений большинства НС.

Предполагается, что бортовые сенсоры СУВ расположены на идеальной гиropлатформе, без каких-либо вибраций и тряски. Данное допущение очень близко к реальности, если размещать СУВ в тех местах фюзеляжа ЛА, где вибрации от работы его двигателей и других авиационных систем минимальны. При этом СУВ принимает на вход модельные изображения размером 640×480 пикселей с полями зрения по горизонтали и вертикали 40° и 30° соответственно, сформированные по закону центрального проектирования с имитацией шумов, расфокусировки и погодных условий по таким параметрам как нижняя граница облачности (НГО) и метеорологическая дальность видимости (МДВ). В тестовых видеопоследовательностях использовалась одноканальная СУВ, имитирующая работу тепловизионной камеры спектрального диапазона электромагнитных волн длиной 8 - 14 мкм при заходе самолёта на посадку. Для построения изображений, формируемых БОЭС используется математическая модель, описывающая пошаговый процесс преобразования энергетических и геометрических характеристик объектов наблюдаемой сцены в конечные интенсивности пикселей изображения [8, 9].

Моделирование работы ССВ возможно в двух режимах: без использования текстур с закраской рельефа подстилающей поверхности по высоте и с наложением текстур. Текстуры и ВММ соответствуют реальной местности вокруг реального аэродрома, выполненные в ходе аэрофотосъёмки и дистанционного зондирования местности.

2.7. Применение фильтрации по Калману для стабилизации синтезированного изображения

Для устранения резких скачков и дрожаний результирующего комбинированного изображения при изменении количества и структуры расположения изображений ГО на паре совмещаемых изображений используется одномерная фильтрация по Калману [51]. При этом для временной фильтрации каждого из параметров ориентирования виртуальной камеры предполагается, что эти параметры независимы друг от друга. Для осуществления такой фильтрации фильтр Калмана может быть представлен в виде:

$$\begin{aligned} X_0^{opt} &= Z_0, \\ X_{t+1}^{opt} &= (X_t^{opt} + U_t + \xi)(1 - K) + K(Z_t + \eta), \end{aligned} \quad (2.12)$$

где X_t^{opt} , X_{t+1}^{opt} – оптимальные значения параметра ориентирования X в текущий момент времени и в следующий за ним,

U_t – модель изменения параметра X и ошибка этой модели ξ ,

σ_ξ^2 – дисперсия ошибки,

Z_t – показание параметра ориентирования X , измеренное бортовым сенсором с ошибкой измеряющего сенсора η , σ_η^2 – дисперсия ошибки,

K – коэффициент фильтра Калмана, который вычисляется из соображений минимизации ошибки

$$e_{t+1} = X_{t+1} - X_{t+1}^{opt}, \quad (2.13)$$

где $X_{t+1} = X_t + U_t + \xi$ – истинное значение параметра ориентирования X .

Коэффициент K находится из итерационных формул:

$$\begin{aligned} E(e_0^2) &= \sigma_\eta^2, \\ E(e_{k+1}^2) &= \frac{\sigma_\eta^2 (E(e_k^2) + \sigma_\xi^2)}{E(e_k^2) + \sigma_\xi^2 + \sigma_\eta^2}, \\ K_{k+1} &= \frac{E(e_{k+1}^2)}{\sigma_\eta^2}. \end{aligned} \quad (2.14)$$

Моделирование движения ЛА в пространстве выходит за рамки настоящей работы. К тому же согласно постановке задачи, неизвестна более точная модель

движения ЛА, чем та, на основании которой уже рассчитываются используемые показания бортовых навигационных приборов, такие как положение и ориентация бортовой камеры ЛА. В данной постановке задачи скорости и ускорения изменения показаний неизвестны, но могут быть вычислены на основании измерений параметров внешнего ориентирования. Поэтому в качестве модели изменения координаты X при полёте ЛА остаётся использовать соотношение

$$U_t = Z_t - Z_{t-1}, \quad (2.15)$$

в этом случае $\sigma_\xi = \sigma_\eta$.

Фильтр Калмана для остальных параметров камеры ЛА рассчитывается аналогично. Однако такая фильтрация не даёт приемлемого результата, так как величина ошибки используемой модели движения совпадает с величиной ошибки результатов измерений. Поэтому будем вводить гипотезу о точном характере движения, параметры которого будем находить, исходя из предыдущей истории измерений.

Пусть на фиксированном временном отрезке из n измерений изменение любого из параметров внешнего ориентирования описывается некоторым законом:

$$x = x(t), t = 0, 1, \dots, n-1, \quad (2.16)$$

Для оценки положения допускается, что движение в течении n измерений равномерно и прямолинейно:

$$x(t) = b_0 + b_1 t, t = \overline{t_0, t_{n-1}}. \quad (2.17)$$

Для углов ориентации качественную фильтрацию обеспечивает гипотеза о гармоническом законе движения:

$$x(t) = b_0 + b_1 \sin ct + b_2 \cos ct, c = \frac{\pi}{180}, t = \overline{t_0, t_{m-1}}. \quad (2.18)$$

Согласно независимости измерений НС имеем 6 одномерных фильтров Калмана.

Для оценки положения ЛА фильтр имеет вид:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & t_0 \\ 1 & t_1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & t_{n-1} \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \end{bmatrix}, x = \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_{n-1} \end{bmatrix}, \quad (2.19)$$

A – матрица аргументов гипотетического закона движения, b – вектор его коэффициентов, $x \in \{X, Y, Z\}$ – вектор измерений координаты.

Решаем систему $Ab = x$ методом наименьших квадратов (МНК) [33]:

$$\tilde{b} = (A^T A)^{-1} A^T x, \quad (2.20)$$

тогда текущее отфильтрованное значение координаты x вычисляется как

$$\tilde{x}_{n-1} = \tilde{b}_0 + \tilde{b}_1 t_{n-1}. \quad (2.21)$$

Для оценки углов ориентации ЛА фильтр имеет вид:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \sin ct_0 & \cos ct_0 \\ 1 & \sin ct_1 & \cos ct_1 \\ & \vdots & \\ 1 & \sin ct_{m-1} & \cos ct_{m-1} \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \end{bmatrix}, \quad \alpha = \begin{bmatrix} \alpha_0 \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_{m-1} \end{bmatrix}, \quad (2.22)$$

A – матрица аргументов гипотетического закона движения, b – вектор его коэффициентов, $\alpha \in \{\Psi, \Theta, \Gamma\}$ – вектор измерений угла ориентации.

Решаем систему $Ab = \alpha$ с помощью МНК:

$$\tilde{b} = (A^T A)^{-1} A^T \alpha, \quad (2.23)$$

тогда текущее отфильтрованное значение координаты α вычисляется как

$$\tilde{\alpha}_{m-1} = \tilde{b}_0 + \tilde{b}_1 \sin ct_{m-1} + \tilde{b}_2 \cos ct_{m-1}. \quad (2.24)$$

При увеличении размера скользящего окна фильтра увеличивается плавность траектории, однако происходит её рассогласование по времени по отношению к истинной невозмущённой траектории, что объясняется более слабым и медленным откликом фильтра на динамику изменения вектора измерений. При уменьшении размера – наоборот понижается плавность, зато уходит временное рассогласование. Исходя из вычислительных экспериментов при моделировании динамики захода на посадку, было установлено, что более приемлемый результат даёт учёт порядка 50 кадров ($m = 50$) предыдущих измерений для гироскопов и порядка 100 кадров ($n = 100$) для ГНСС.

Возможны ситуации, когда из-за недостаточной информативности изображений с СУВ и/или ССВ невозможно установить их соответствие между изображениями, формируемыми СКВ (см. рисунок 34). В этом случае уточнение положения и ориентации производится только с применением фильтрации по Калману.

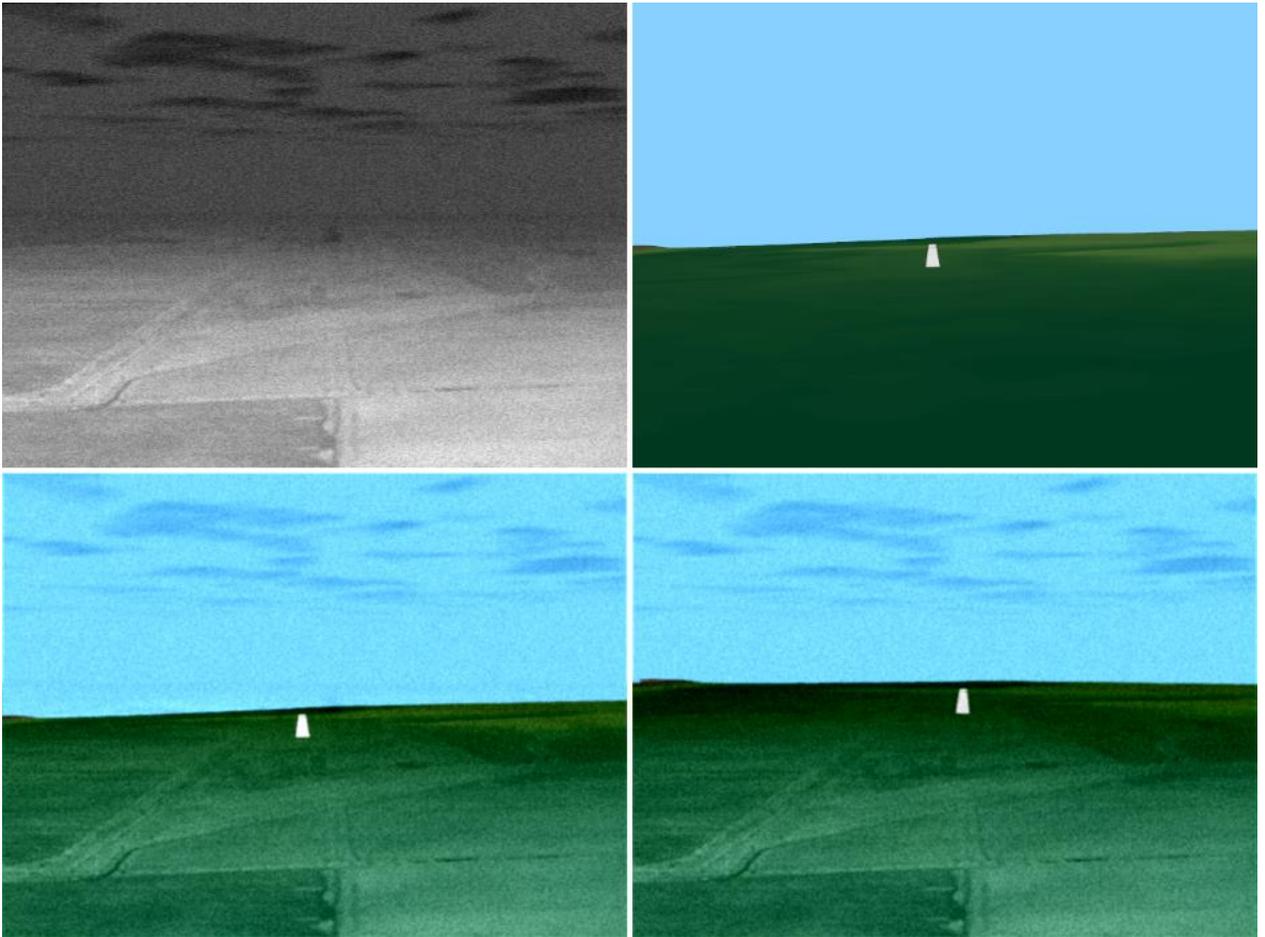


Рисунок 34. Совмещение при невозможности топологической привязки из-за недостаточной информативности изображений

На рисунке 34 верхний ряд: слева – изображение с СУВ, справа – изображение с ССВ; нижний ряд: слева – комбинированное изображение без процедуры совмещения, справа – комбинированное изображение с процедурой совмещения с применением фильтрации по Калману (2.16 - 2.24). Ситуация, показанная на рисунке 34, соответствует $MДВ = 5$ км и $НГО = 0,7$ км.

2.8. Вычислительная сложность алгоритма совмещения

Самый вычислительно трудоёмкий этап предлагаемого алгоритма совмещения – поиск ТО на сенсорном изображении, соответствующих ТО на синтезированной проекции ВММ. Вычислительная трудоёмкость данного этапа зависит от числа N ТО на синтезированном изображении и оценивается в

$$\underline{O}(Na^2W^2) \quad (2.25)$$

арифметических операций умножения и сложения, где a^2 – размер ТО, W^2 ($W > a$)

– размер областей поиска ТО на сенсорном изображении. Вычислительные эксперименты показали, что для качественного совмещения целесообразно иметь от 3 до 10 ТО ($3 \leq N \leq 10$). Сложность остальных этапов пренебрежимо мала, поэтому вычислительная сложность предлагаемого алгоритма совмещения также оценивается как (2.25).

В монографии, посвящённой вопросам совмещения изображений [49, с. 77], предлагается использовать двухэтапный поиск изображения искомой ТО на сенсорном изображении, что существенно сократило бы число вычислений. На первом этапе авторы предлагают производить грубый поиск минимума, в данном случае по критерию (2.8) с шагом $h > 1$ пикселя по каждой координате изображения, а на втором этапе (уточняющий поиск) с шагом в 1 пиксель в зоне $\pm h$ относительно координат оптимального значения критериальной функции. Однако результаты моделирования показали, что применение данного подхода существенно понижает вероятность нахождения искомого минимума даже при минимальном значении $h = 2$, так как в силу несопоставимости входных разнородных сенсорных и синтезированных изображений по яркостным признакам, приходится сопоставлять не сами изображения, а их контурные препараты (ИТО) (см. рисунки 30, 32).

Выполнение алгоритма совмещения в программной реализации, описанной в третьей главе, осуществляется со скоростью 6 – 7 кадров в секунду на процессоре Intel Core i7-4770 с тактовой частотой 3,4 ГГц на изображениях размером 640 x 480 пикселей при $N = 10$, $a = 21$, $W = 61$, что позволяет сделать вывод о возможности его работы в реальном масштабе времени (≥ 25 кадров в секунду) при использовании, например, специализированных видеопроцессоров, как это было сделано в работе [4].

2.9. Получение комбинированного изображения

В ходе аналитического обзора методов комплексирования пары изображений, представленного в первой главе данного исследования, была

обоснована применимость трёхмерной фильтрации для комплексирования сенсорных и синтетических изображений. Рассмотрим её подробнее.

Применительно к рассматриваемой задаче комплексирования, формируемое комбинированное изображение рассматривается как трёхмерная функция

$$I(x, y, \lambda), \quad x = 1, 2, \dots, M, \quad y = 1, 2, \dots, N, \quad \lambda = \lambda_1, \lambda_2, \quad (2.26)$$

где x, y – элементы дискретизации пространства изображений размера $M \times N$, а λ – элементы дискретизации пространства источников их формирования. В нашем случае источников формирования тоже два: бортовая ОЭС (λ_1) и бортовой компьютер (λ_2). Представление (2.26) сводит задачу синтеза комбинированного изображения к синтезу трёхмерного интерполирующего цифрового 3D ФНЧ первого порядка, область пропускания которого согласована с областью существования спектра изображения [23].

Согласно работе [23] 3D ФНЧ синтезируется методом многомерной рекурсивно-нерекурсивной фильтрации [16, 56], обеспечивающим согласование его характеристик со спектрами реальных изображений. Как показало компьютерное моделирование (см. рисунки 5 и 6) спектры синтезированных изображений имеют примерно такой же вид, что и спектры реальных изображений. Данное сходство объясняется требованием к соответствию модели формирования синтезированных изображений закону их формирования в бортовых ОЭС, а также должным соответствием ВММ реальной подстилающей поверхности и объектам на ней. Таким образом, спектры сенсорных и синтезированных изображений имеют одинаковую анизотропию, которая согласуется с усреднённой пространственно-частотной характеристикой (ПЧХ) зрения человека [4] (см. рисунок 35):

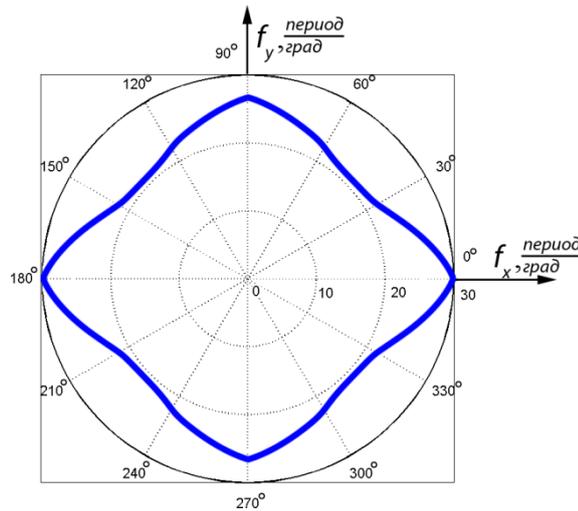


Рисунок 35. Границы усредненной ПЧХ зрения человека

Поэтому с учётом схожей анизотропии спектров реальных и синтезированных изображений, область пропускания D_0 ПЧХ 3D ФНЧ определяется в виде октаэдра [23]:

$$D_0 = |v_x| + |v_y| + |v_\lambda| = a, \quad (2.27)$$

где $a \leq 1$, v_x, v_y, v_λ – соответствующие нормированные продольные, поперечные и спектральные (в данном случае, по источникам формирования изображений) частоты (см. рисунок 36):

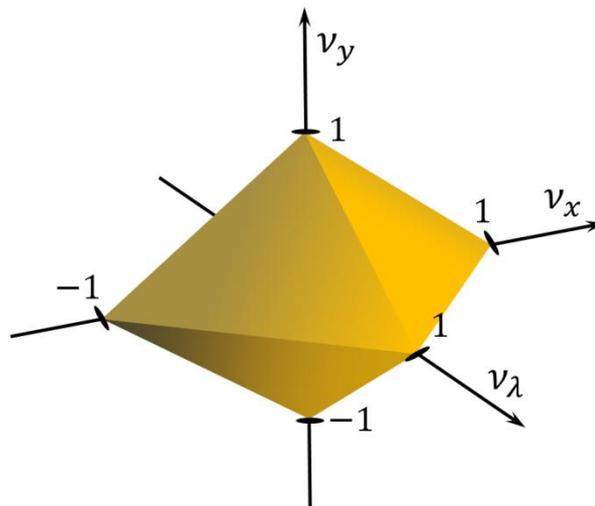


Рисунок 36. Вид области пропускания ПЧХ 3D ФНЧ

Область пропускания D_0 представляет собой аппроксимацию поверхности, которая оптимальным образом ограничивает область существования воспроизводимых пространственных и спектральных частот двухзонального изображения. Для практической реализации в формуле (2.27) выбран коэффициент

$a = 0,8$ [4, 23], что гарантирует отсутствие перекрытия между частями периодического трёхмерного дискретного спектра для комбинированного изображения (2.26) и в тоже время определяет область пропускания необходимого размера.

На практике область пропускания D_0 в частотной области аппроксимируется ПЧХ [23] вида:

$$D_0(v_x, v_y, v_\lambda) \cong \frac{0,5(1 + e^{-i\pi v_\lambda})}{1 - \beta(v_x, v_y)e^{-i\pi v_\lambda}} [1 - \beta(v_x, v_y)] K_2(v_x, v_y), \quad (2.28)$$

где

$$\beta(v_x, v_y) = 0,531 - 2 \cdot 0,156(\cos(\pi v_x) + \cos(\pi v_y)) - 4 \cdot 0,109 \cos(\pi v_x) \cos(\pi v_y), \quad (2.29)$$

$$K_2(v_x, v_y) = 0,62 + 2 \cdot 0,125(\cos(\pi v_x) + \cos(\pi v_y)) - 4 \cdot 0,03125 \cos(\pi v_x) \cos(\pi v_y). \quad (2.30)$$

Результирующая аппроксимационная ПЧХ 3D ФНЧ показана на рисунке 37 в виде поверхности уровня $D_0(v_x, v_y, v_\lambda) = 0,8$ для положительного октанта области нормированных частот.

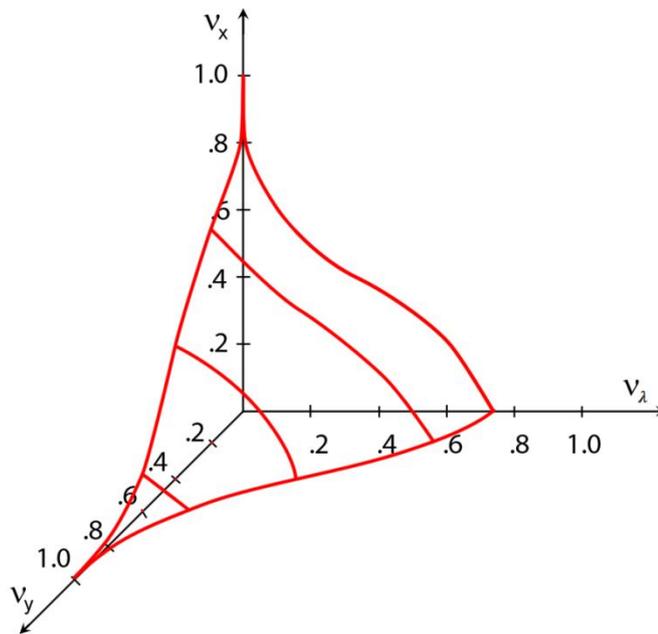


Рисунок 37. ПЧХ синтезированного трехмерного ФНЧ

Структурная схема фильтра применительно к рассматриваемой задаче комбинирования сенсорных изображений $I_{\text{сенсор}}(v_x, v_y)$ и синтезированных изображений $I_{\text{синтез}}(v_x, v_y)$ представлена на рисунке 38:

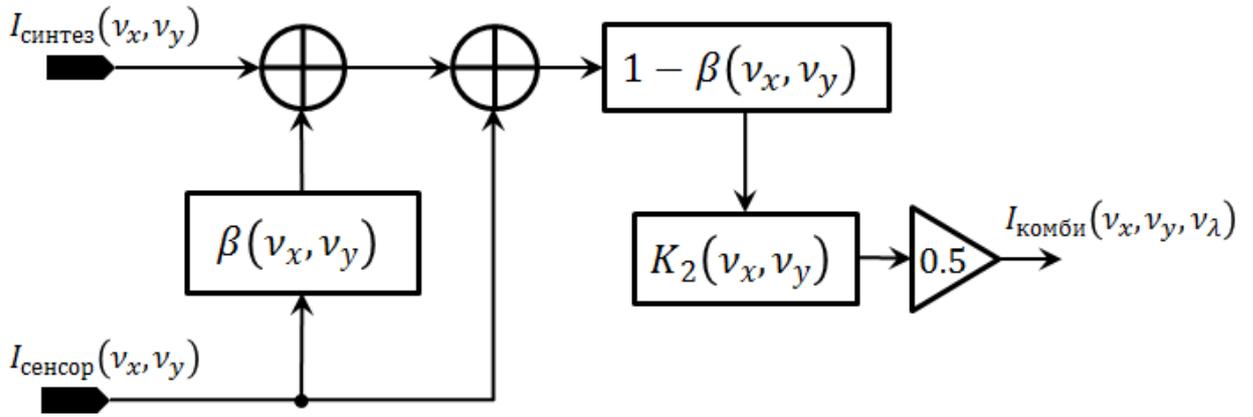


Рисунок 38. Структурная схема 3D ФНЧ первого порядка для комбинирования сенсорных и синтезированных изображений

На рисунке 38 круглые элементы обозначают сумматоры, прямоугольные – двумерные фильтрующие звенья, а треугольный элемент – умножение на весовой коэффициент 0,5. При этом звено $\beta(v_x, v_y)$ соответствует цифровому двумерному фильтру верхних частот (ФВЧ) с маской

$$B_1 = \begin{bmatrix} -0,109 & -0,156 & -0,109 \\ -0,156 & 0,531 & -0,156 \\ -0,109 & -0,156 & -0,109 \end{bmatrix}, \quad (2.31)$$

звено $1 - \beta(v_x, v_y)$ эквивалентно цифровому двумерному ФНЧ с маской

$$B_2 = \begin{bmatrix} 0,109 & 0,156 & 0,109 \\ 0,156 & 0,469 & 0,156 \\ 0,109 & 0,156 & 0,109 \end{bmatrix}, \quad (2.32)$$

а звено $K_2(v_x, v_y)$ – цифровому двумерному фильтру с маской

$$K = \begin{bmatrix} -0,03125 & 0,125 & -0,03125 \\ 0,125 & 0,625 & 0,125 \\ -0,03125 & 0,125 & -0,03125 \end{bmatrix}. \quad (2.33)$$

Так как элементы в матрицах B_1 и B_2 не нормированы (сумма элементов соответствующих масок (2.31) и (2.33) отлична от единицы), а при практической реализации важно не потерять в ходе обработки полезную информацию, то процесс комбинирования на рисунке 38 выполняется над изображениями-массивами вещественных чисел (типа double). После чего выполняется линейное приведение к любому требуемому динамическому диапазону комбинированного изображения по следующей формуле:

$$I_{int}[i] = \frac{2^m - 1}{\max_i I_{double}[i] - \min_i I_{double}[i]} \left(I_{double}[i] - \min_i I_{double}[i] \right), \quad (2.34)$$

где $m = 1, 2, \dots$ – число бит на цветовой канал, $i = 0, 1, \dots, 3WH - 1$ – адрес цветового канала на изображениях размера $W \times H$, I_{double} – полученное комбинированное изображение с вещественными значениями яркости с помощью 3D ФНЧ, I_{int} – результирующее изображение с целочисленными градациями яркости от 0 до $2^m - 1$ на каждый цветовой канал. В большинстве практических реализаций $m = 8$, что соответствует 256 градациям яркости на красный (R), зелёный (G) и синий (B) цветовые каналы для 24-битного цветного RGB-изображения.

Тем не менее, в описанном методе комплексирования присутствует недостаток, заключающийся в неидеальности области пропускания фильтра, что даёт слабое размытие мелких деталей комбинированного изображения и некоторое понижение энергетики изображения в целом. Поэтому для случая, когда изображение, формируемое СУВ, не содержит заметных помех и шумов (при том что изображение с ССВ практически не содержит помех и шумов, так как формируется бортовым вычислителем), рассмотрим неограниченные области пропускания трёхмерного сигнала (2.26) по частотам ν_x и ν_y . Фильтрующие звенья (2.31 – 2.33), соответствуют единичному (тождественному) фильтру с маской $E = [1]$. В этом случае схема на рисунке 38 будет иметь следующий вид:

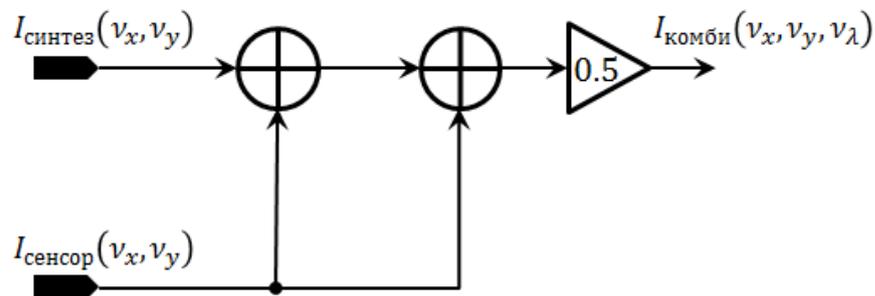


Рисунок 39. Схема вырожденного 3D ФНЧ первого порядка для комбинирования сенсорных и синтезированных изображений при неограниченной области пропускания по частотам ν_x и ν_y

Согласно рисунку 39, полученный алгоритм комплексирования в терминах формулы (2.26) можно переписать как:

$$I(x, y, \lambda) = I_{\text{сенсор}}(x, y) + 0,5 \cdot I_{\text{синтез}}(x, y), x = 1, 2, \dots, M, y = 1, 2, \dots, N \quad (2.35)$$

С учётом нормировки весов для сохранения динамического диапазона (предполагается, что динамический диапазон комбинированного изображения совпадает с диапазоном яркостей его составляющих изображений), метод (2.35) записывается в виде:

$$I(x, y, \lambda) = \frac{2 \cdot I_{\text{сенсор}}(x, y) + I_{\text{синтез}}(x, y)}{3}, x = 1, 2, \dots, M, y = 1, 2, \dots, N \quad (2.36)$$

Будем называть метод комплексирования (2.36), представляющий собой одномерный интерполирующий фильтр трёхмерного сигнала $I(x, y, \lambda)$ по источникам его формирования $\lambda = \lambda_1, \lambda_2$, взвешенным усреднением. Ниже приведены сравнительные результаты комплексирования модельных изображений с помощью 3D ФНЧ и взвешенного усреднения:



Рисунок 40. Результат комплексирования пары изображений (см. рисунки 7 и 8) с помощью 3D ФНЧ



Рисунок 41. Результат комплексирования пары изображений (см. рисунки 7 и 8) с помощью взвешенного усреднения

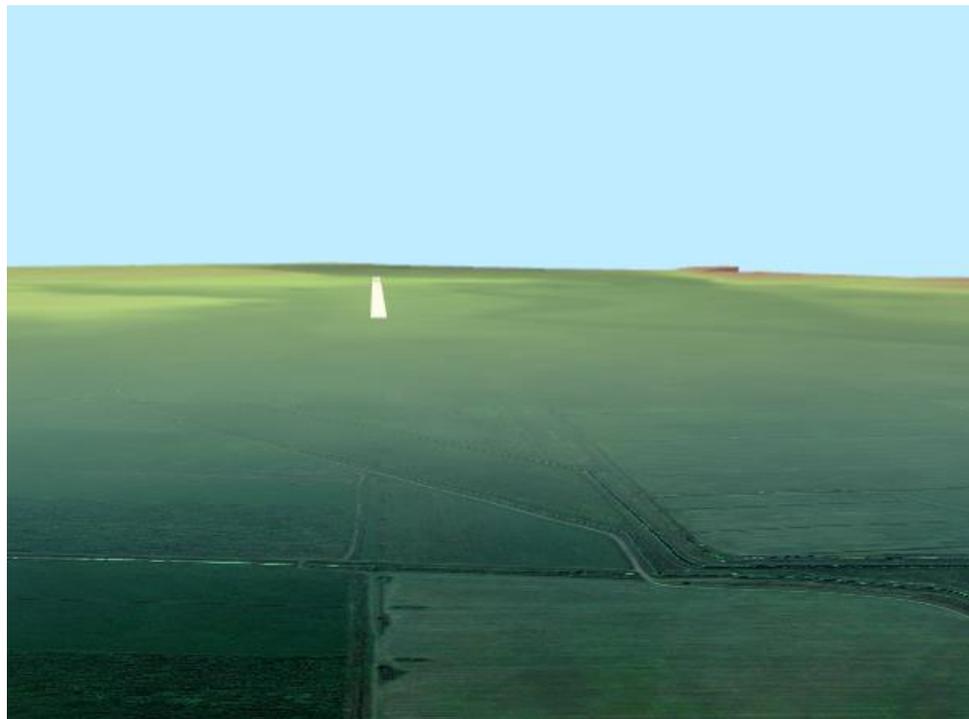


Рисунок 42. Результат комплексирования пары изображений (см. рисунки 7 и 8) с помощью модифицированного метода оценки информативности

Визуально сопоставляя комбинированные изображения на рисунках 40 и 41, можно сделать вывод о более высокой детальности и цветовой контрастности результата комплексирования с помощью взвешенного усреднения. При том, что оба комбинированные изображения были приведены к одному и тому же

динамическому диапазону в соответствии с формулой (2.34). Очень похожий результат комбинирования даёт метод модифицированный метод комплексирования на основе оценки информативности, предложенный в первой главе данной работы (см. рисунок 42). Важно отметить, что такие методы, как взвешенное усреднение и модифицированный метод комплексирования на основе оценки информативности, относятся к методам вторичной обработки сигналов, так как работают уже с восстановленными изображениями в отличие от 3D ФНЧ, который относится к методам первичной обработки. Поэтому при наличии помех дискретизации или шумов на изображении с СУВ предпочтительнее производить его комплексирование с синтезированным кадром с помощью 3D ФНЧ.

Основные результаты

Предложен универсальный алгоритм совмещения изображений, формируемых датчиками СУВ и ССВ с использованием навигационной системы (НС) и ВММ. От выше отмеченных известных методов совмещения изображений предлагаемый алгоритм выгодно отличается универсальностью применения, а также тем, что может производить совмещение изображений, когда использование визуальной информации затруднительно. Отмеченный результат получился в ходе детального анализа работы и моделирования СКВ.

Новое применение известного алгоритма 3D фильтрации для комплексирования сенсорных и им соответствующих синтетических изображений характеризуется достаточной простотой практической реализации, возможностью на современной элементной базе реализовать его работу в реальном масштабе времени и универсальностью применения. Данный метод визуально отличается более высокой информативностью получаемых изображений по сравнению с многими другими рассмотренными подходами. При этом метод комплексирования с помощью 3D ФНЧ разработан на основе общей теории дискретизации и восстановления сообщений по их отсчётам с помощью многомерной интерполяции, в то время как остальные методы носят более эвристический характер.

В ходе анализа работы 3D ФНЧ была предложена его модификация (взвешенное усреднение) применительно к задаче комплексирования незашумлённых (восстановленных, предварительно обработанных) сенсорных и им соответствующих синтетических изображений. Результаты комплексирования взвешенным усреднением характеризуется более высокой детальностью и цветовой контрастностью, чем у 3D ФНЧ.

3. Программная реализация для исследования и апробации алгоритмов

3.1. Общее описание программного стенда

Все предлагаемые алгоритмы в рамках СКВ были программно реализованы в едином компактном однооконном приложении на языке C#. В реализации использовался набор библиотек WPF (Windows Presentation Foundation) [74] для создания визуальных интерфейсов под программной платформой .NET Framework версии 4.0, а также графическая библиотека OpenTK [65] (Open ToolKit Library), которая включает в себя реализацию открытой библиотеки OpenGL для работы с 3D графикой (Open Graphics Library) на языке C#. Программная реализация содержит порядка 3300 строк кода и 12 пользовательских файлов без учёта используемых статических и динамических библиотек.

Основной целью разработанного приложения «Система комбинированного зрения» (далее СКЗ) служит отработка в различных режимах и наглядная демонстрация предлагаемых алгоритмов с оценкой качества их работы.

С целью минимизации ошибок, повышения быстродействия и удобства разработки, в СКЗ интерфейсная, загрузочная, вычислительная и часть, ответственная за отображение 3D графики, логически разнесены в разные модули (классы).

На входе СКЗ принимает файл широко используемого формата *.3ds, который содержит ВММ как текстурированную, так и без текстур, а также набор файлов цифровых изображений одного из широко применяемых форматов *.bmp, *.png или *.jpeg в заданном каталоге. При этом названия изображений должны содержать точные координаты положения в метрах и точные величины углов ориентации в градусах виртуальной камеры, при которых эти изображения были получены. Эти точные величины используются лишь для оценки качества работы системы в динамике и для моделирования ошибочных показаний навигационной системы. Помимо этого, пользователь может задавать величины СКО нормально распределённых ошибок навигационной системы по каждому из параметров

внешнего ориентирования, размер учитываемой истории наблюдений по положению и ориентации при фильтрации по Калману, частоты работы в герцах гироскопов и навигатора, а также режим отображения ВММ ССВ: с / без освещения и с / без наложения текстур. Также доступны: режим «отладки», при котором на совмещаемых изображениях помечаются центры схожих характерных особенностей, режим «привязка по изображениям» (если его не устанавливать, совмещение производится только с помощью фильтрации по Калману) и режим «чёрный ящик», при котором формируется электронная таблица формата *.xls, куда заносятся «точные», «измеренные» и «уточнённые» данные от виртуальной навигационной системы (ВНС) и абсолютные значения ошибок ВНС.

На выходе СКЗ выводит каждое изображение в сканированной папке по порядку по дате его создания (имитация работы СУВ), выводит показания ВНС, формирует изображение ССВ на основании загруженной ВММ, априорно заданной модели виртуальной камеры и показаний ВНС, формирует два комбинированных изображения как результат комплексирования изображений с СУВ и с ССВ с применением алгоритма их совмещения и без него. Формирование изображений происходит параллельно в разных потоках.

На рисунке 43 представлен пример работы СКЗ, где имитировалась посадка самолёта на аэродром в условиях недостаточной видимости:

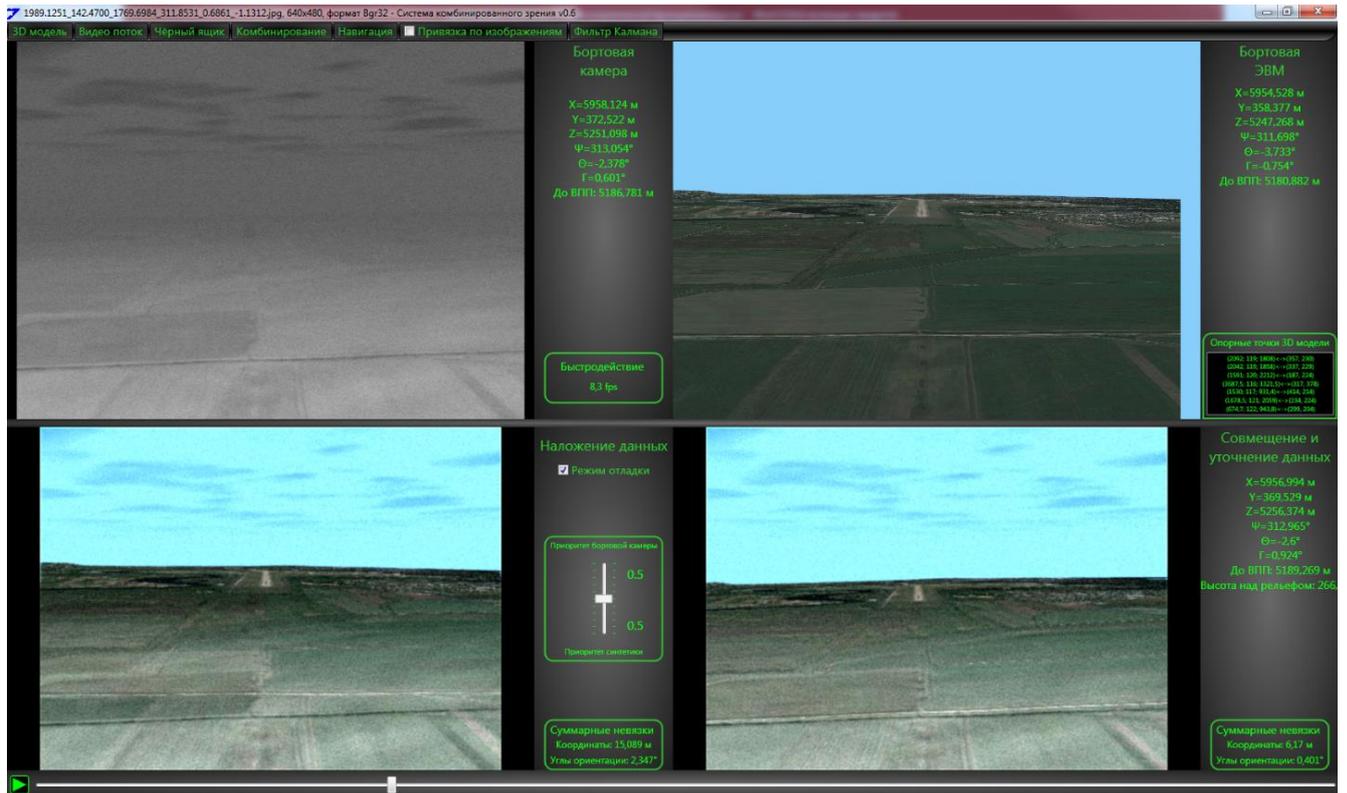


Рисунок 43. Внешний вид программы СКЗ, моделирование посадки в сложных метеоусловиях

Левый верхний кадр на рисунке 43 («Бортовая камера») демонстрирует имитацию изображения, получаемого от бортового сенсора ЛА, с неизвестными точными параметрами внешнего ориентирования, которые используются для оценки невязки показаний бортовых приборов. Правый верхний кадр («Бортовая ЭВМ») – проекция ВММ, соответствующая текущим показаниям навигационных бортовых приборов. Левый нижний кадр («Наложение данных») показывает несоответствие «сенсорного» и сформированного «синтезированного» изображений. Правый нижний кадр и уточнённые параметры внешнего ориентирования справа от него – результат работы реализации предлагаемого способа. В данном примере изображение, формируемое СУВ, недостаточно информативно для того, чтобы его использовать в алгоритме совмещения, поэтому совмещение производится с помощью формирования нового синтезированного изображения по ракурсу, уточнённого с помощью фильтрации по Калману.

В случае более информативных изображений, поступающих с СУВ, возможно использовать информацию об их деталях для их совмещения. На

рисунке 44 на нижних цифровых изображениях выделены центры ГО, по которым и осуществляется совмещение:

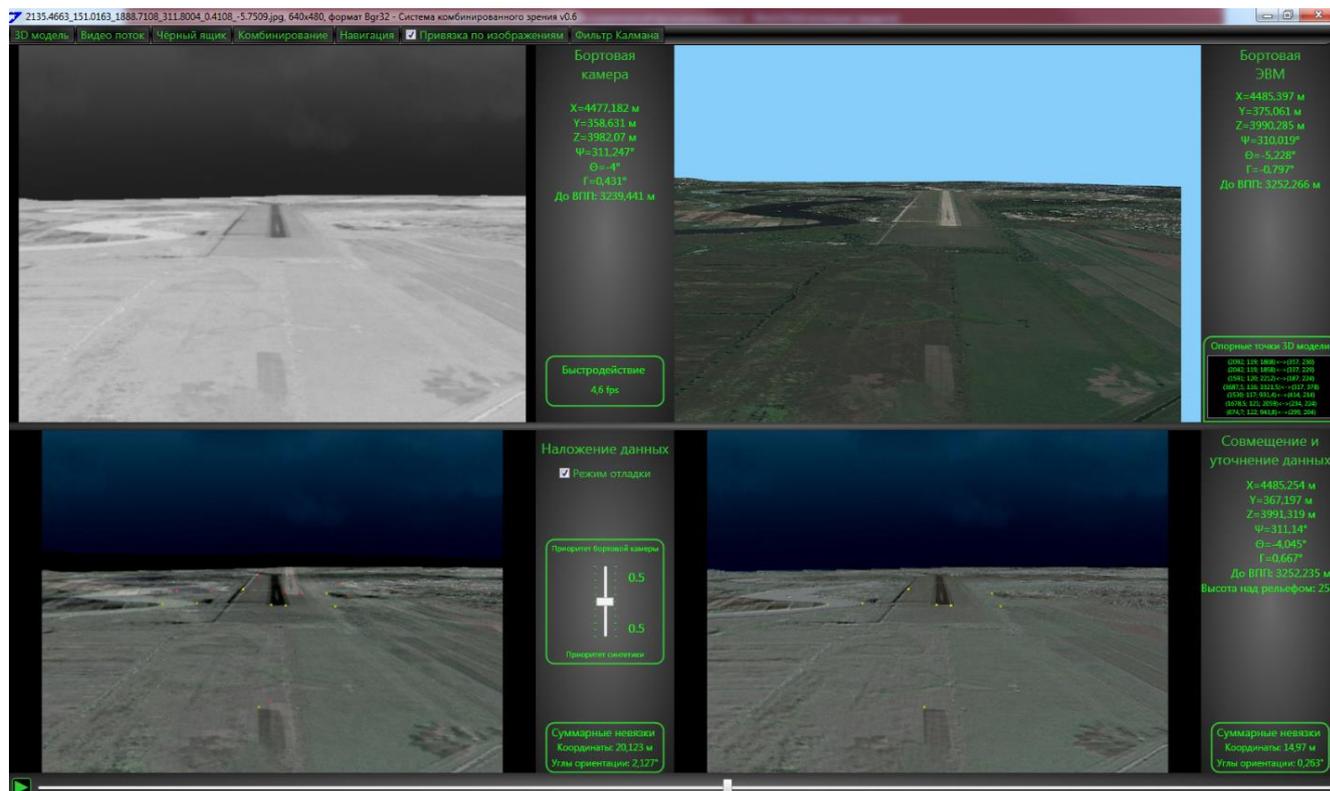


Рисунок 44. Совмещение изображений с СУВ и ССВ по их визуальной информации

3.2. Структура и особенности реализации программного стенда

Организационно исходный код программного стенда СКЗ состоит из 12 следующих классов (модулей) (см. таблицу 1):

Таблица 1. Классы программного стенда СКЗ, их тип и назначение		
Класс исходного кода	Тип класса	Назначение
App.xaml MainWindow.xaml	Файлы разметки (дизайна) интерфейса	Однооконный интерфейс пользователя.
App.xaml.cs MainWindow.xaml.cs	Динамический	Точка входа в приложение, управление элементами интерфейса.
Reader3Ds.cs	Статический	ССВ: Загрузка 3D модели местности из *.3ds файла
Render3Ds.cs	Статический	ССВ: Визуализация 3D модели местности.

Engine3D.cs	Динамический	СКВ: Реализация работы бортового компьютера.
Reader2D.cs	Статический	Реализация работы СУВ и «чёрного ящика» - сканирование папки с изображениями и запись навигационных данных в файл.
VideoProcessor.cs	Статический	Обработка, анализ и комплексирование изображений (с помощью 3D ФНЧ или взвешенного усреднения), формируемых СУВ и ССВ.
Matrix.cs	Динамический с заданным конструктором	Работа с матрицами произвольного размера: функция транспонирования матриц; перегруженные операторы умножения матрицы на число, на вектор и на матрицу; перегруженные операторы сложения и вычитания матриц; функция обращения квадратных матриц (метод Гаусса-Жордана [31]).
Vector1D.cs	Динамический с заданным конструктором	Работа с одномерными векторами произвольного размера: перегруженные операторы сложения и вычитания двух векторов.
PhotometrySystem.cs	Статический	Моделирование показаний бортовых навигационных приборов, метод уточнения показаний ВНС, метод фильтрации по Калману.

Более подробно структуру разработанного приложения можно оценить из рисунков 45а и 45б, где приведена полная диаграмма классов со всеми их полями и методами:

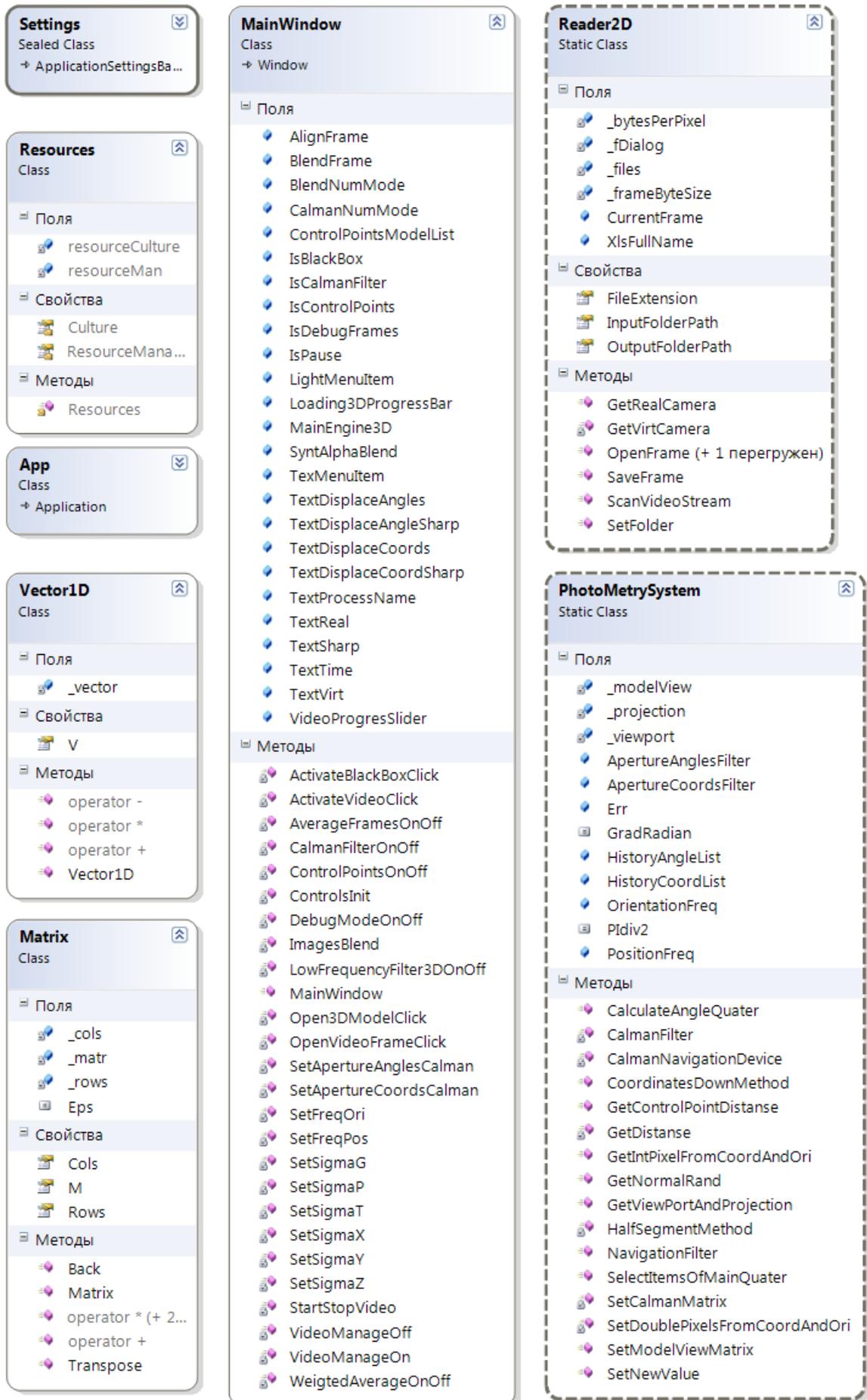


Рисунок 45а. Полная диаграмма классов приложения – часть 1

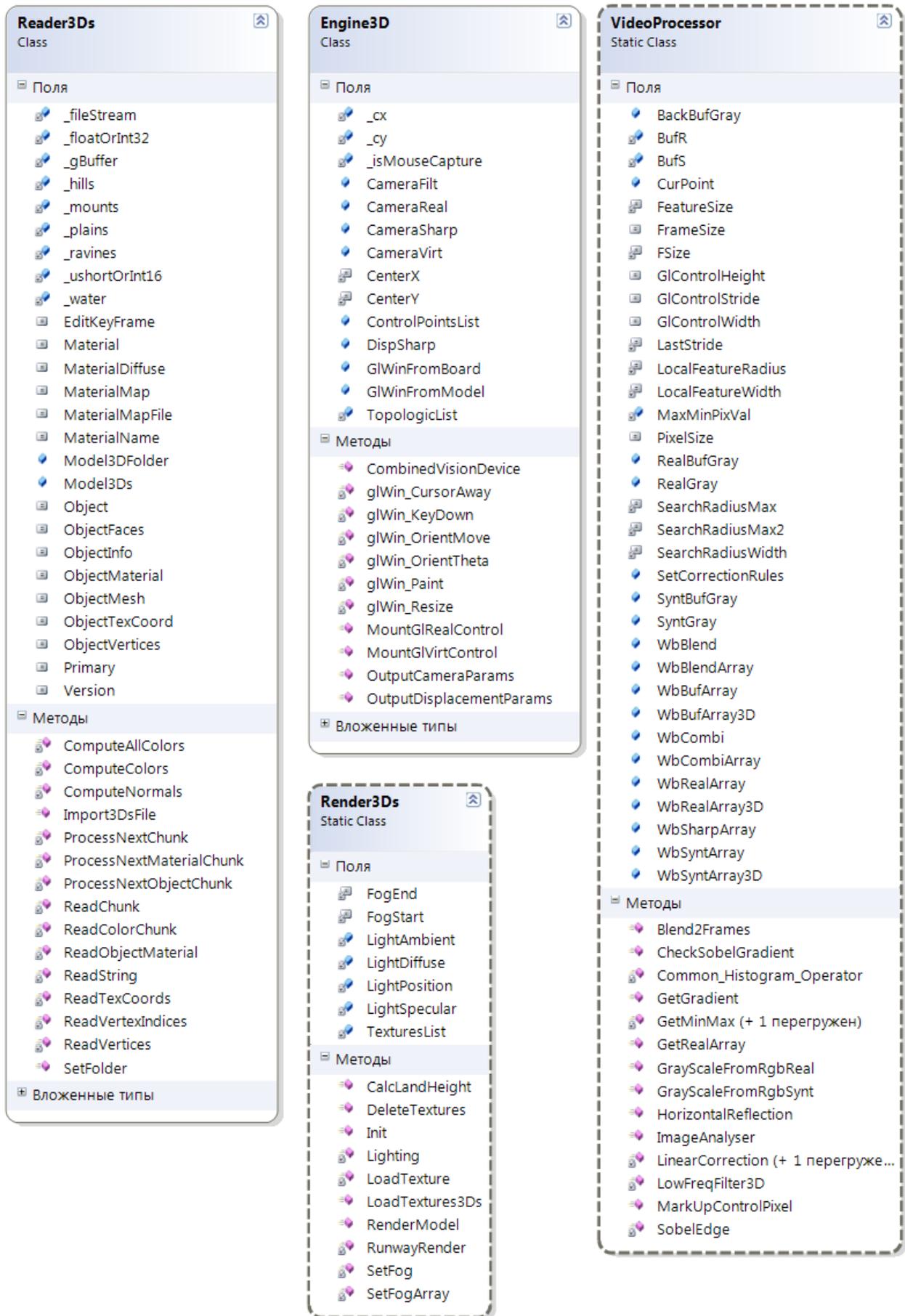


Рисунок 456. Полная диаграмма классов приложения – часть 2

Разработанное приложение является многопоточным, так как часть функций приложения СКЗ выполняется параллельно в нескольких потоках. К этим функциям относится одновременное формирование изображений СУВ и ССВ, а также отображение процесса динамики загрузки ВММ и параллельная работа с элементами управления интерфейса во время динамической обработки последовательности изображений с СУВ и ССВ. Параллельная работа с элементами управления интерфейса производится в рамках нескольких легковесных потоков и реализуется с использованием методов из стандартных классов платформы .NET [39] версии 4.0, таких как `System.Threading` и `System.Windows.Threading`. Использование динамического метода `MakeCurrent()` в контексте элемента управления типа `GLControl` для отображения 3D графики из класса `OpenTK.GLControl` библиотеки `OpenTK` позволяет одновременно формировать изображения ССВ и СУВ.

Для ускорения разработки, снижения числа ошибок и увеличения качества результирующего программного продукта всегда лучше пользоваться готовыми проверенными (стандартными) и оптимизированными библиотеками функций или классов. Однако реализация широко применяемых алгоритмов в классах `Matrix.cs` и `Vector1D.cs` была в некотором роде вынужденной мерой, так как в .NET отсутствуют стандартные классы для работы с матрицами, а доступные сторонние не объектно-ориентированные решения недостаточно удобны для использования. В данных классах реализована перегрузка операторов умножения, сложения и вычитания для удобной компактной записи операций с их экземплярами в программном коде. Например, с применением данных классов матричные операции в формуле (2.19) будут удобно, наглядно и компактно записаны в виде:

```
Matrix aT = Matrix.Transpose(a); // транспонирование исходной матрицы a
Vector1D b = Matrix.Back(aT * a) * aT * x; // вычисление вектора коэффициентов b
```

Формирование и вывод 3D модели сцены производится целиком на видеокarte одним вызовом за каждый кадр с помощью массивов отображения средствами библиотеки `OpenTK`. Это позволяет существенно ускорить вывод 3D графики по сравнению с последовательным выводом трёхмерной модели по её

вершинам с помощью множественных вызовов `GL.Vertex(...)`. Это особенно принципиально для быстродействия приложения, когда необходимо отобразить детальную 3D модель рельефа местности, содержащую порядка 30 тыс. полигонов, в этом случае наблюдается выигрыш во времени в 4 - 5 раз. Ниже приведён пример для быстрого вывода массива вершин с помощью одного вызова:

```
// активируем использование массивов вершин:
GL.EnableClientState(ArrayCap.VertexArray);
// посылаем в память видеокарты указатель на наш массив вершин pObject.Vertices
// типа (float, float, float), принадлежащего 3D объекту pObject:
GL.VertexPointer(3, VertexPointerType.Float, 0, pObject.Vertices);
// отображение на видеокarte массива вершин в виде полигональной поверхности
// из pObject.FacesNum треугольников, индексы связности которых задаются
// в массиве pObject.VertIndex:
GL.DrawElements(PrimitiveType.Triangles,
                3 * pObject.FacesNum, DrawElementsType.UnsignedInt, pObject.VertIndex);
// отключаем использование массивов вершин:
GL.DisableClientState(ArrayCap.VertexArray);
```

Похожим образом реализуется загрузка массивов нормалей к каждой грани для освещения, текстурных координат для наложения текстур и массивов цветов для закраски отображаемых объектов. Данная реализация позволяет выводить на экран сцены масштабной ВММ, состоящей из примерно 30 тыс. полигонов с частотой в 40 - 50 кадров в секунду на видеокarte NVIDIA GeForce 330M [18].

Все изображения в приложении хранятся и обрабатываются в одномерных массивах, что позволяет существенно ускорить их обработку за счёт более быстрой адресации. При этом адрес конкретного пикселя a с координатами (i, j) , $i = \overline{0, M - 1}$, $j = \overline{0, N - 1}$ для изображения размером $M \times N$ пикселей вычисляется как $a = h + i$, $h = 0, M, 2M, \dots, M(N - 1)$.

Основные результаты

Разработана удобная, наглядная и эффективная программная реализация предлагаемых алгоритмов в рамках СКВ, которая включает в себя реализацию подсистем СУВ, ССВ и ВНС. Она позволяет обрабатывать как модельные видеопоследовательности, так и видеоинформацию, полученную в ходе реальных лётных экспериментов.

В ходе эксплуатации программной системы комбинированного зрения были получены количественные оценки качества её работы, которые представлены в четвёртой главе данной диссертации.

Внедрение программной СКЗ происходило в ГНЦ РФ ФГУП ГосНИИ «Авиационных Систем» в рамках НИР, о чём свидетельствует акт о внедрении в Приложении к настоящей диссертации.

4. Экспериментальная оценка качества работы алгоритмов

4.1. Оценка совмещения 2D и 3D информации

Качество работы любого метода совмещения изображений характеризуется мерой отклонения между соответствующими деталями совмещённых изображений, а также его устойчивостью во время работы. Принципиальным моментом для разработки метода оценки качества совмещения является наличие определённых требований при его использовании для конкретных прикладных задач. В нашем случае это задача совмещения изображений в АСКВ, а требования определяются документами Р-315 и DO-315В, которые, как отмечалось ранее, регламентируют допустимую точность совмещения изображений для АСКВ так, чтобы «величина отклонения в направлении расчётного взгляда пилота не превышала бы 5 мрад как в горизонтальной, так и в вертикальной плоскости». Поэтому для оценки допустимой точности совмещения цифровых изображений в пикселях, необходимо знать их угловое разрешение. В общем виде формула расчёта максимально допустимого отклонения Δ_{pix} между соответствующими особенностями в пикселях изображения будет иметь вид:

$$\Delta_{pix} = 0,005 \sqrt{\left(\frac{w}{\alpha_x}\right)^2 + \left(\frac{h}{\alpha_y}\right)^2}, \quad (4.1)$$

где α_x и α_y – угловые разрешения полей зрения изображения в радианах по его ширине и высоте соответственно, w и h – ширина и высота текущего изображения в пикселях соответственно.

При заданных параметрах моделирования СУВ и ССВ формируют изображения размером 640×480 квадратных пикселей с полями зрения $40^\circ \times 30^\circ$. При пересчёте радиан в градусы имеем: $5 \text{ мрад} = \frac{180^\circ}{\pi} 0,005 \cong 0,286^\circ$. В данном случае угловые разрешения как по горизонтали, так и по вертикали одинаковы. Поэтому допустимая величина расхождения между соответствующими деталями по горизонтали r_1 и вертикали r_2 не должна превышать 4,576 пикселя в окрестности геометрического центра изображения (рисунок 46):

$$r_1 = r_2 < \left(\frac{0,286^\circ}{40^\circ} \times 640 \text{ пикс.} \right) = 4,576 \text{ пикс.} \quad (4.2)$$

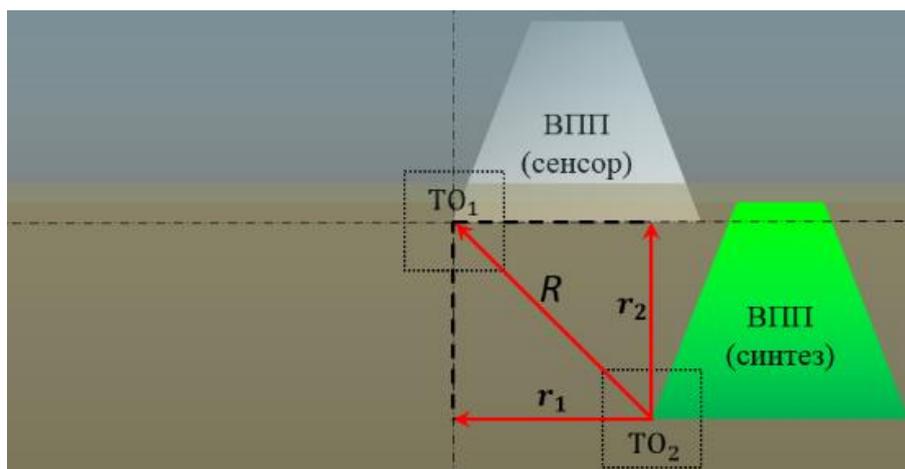


Рисунок 46. Оценка точности совмещения как максимально допустимого расстояния между соответствующими особенностями TO_1 и TO_2 на комбинированном изображении

Тогда согласно (4.1), оценка точности совмещения должна удовлетворять условию:

$$R = \sqrt{r_1^2 + r_2^2} \leq 4,576\sqrt{2} \cong 6,5 \text{ пикс.} \quad (4.3)$$

В работе [21] отмечается, что требования Р-315 и DO-315В по точности совмещения изображений дают «при пересчёте в пиксели значение требуемого порога расхождения $\varepsilon_r = 3$ пикселя», однако неясно, для изображений каких конкретно пиксельных размеров и углового разрешения был произведён расчёт. Для размера изображений 800×600 пикселей, упоминаемого в этой работе, при использовании максимально упоминаемого там же углового разрешения $54^\circ \times 40^\circ$ расчёт произведён был однозначно неверно, так как в соответствии с (4.2) и (4.3) получаем:

$$800 \text{ пикс.} \times \frac{0,286^\circ}{54^\circ} \times \sqrt{2} \cong 6 \text{ пикс.} > \varepsilon_r = 3 \text{ пикс.} \quad (4.4)$$

В диссертации [21] предлагается в свою очередь мера расхождения совмещённых изображений, которая представима в следующем более компактном виде:

$$\rho = \frac{\bar{\rho}}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \frac{\rho(x_i, x_k)}{\rho(x_i, x_c)}, \quad (4.5)$$

где $\rho(x_i, x_k)$ – евклидово расстояние между пикселем x_i границ на сенсорном изображении и соответствующем ему ближайшим пикселем границ объектов на

синтезированном изображении, $\rho(x_i, x_c)$ – расстояние между центром сенсорного изображения x_c и его пикселем x_i , n – количество элементов границ, $\bar{\rho} = \sqrt{\left(\frac{w}{2}\right)^2 + \left(\frac{h}{2}\right)^2}$ – «среднее расстояние до центра изображения», w, h – ширина и высота текущего изображения соответственно. Но на самом деле $\bar{\rho} = \sqrt{\left(\frac{w}{2}\right)^2 + \left(\frac{h}{2}\right)^2} = \frac{1}{2}\sqrt{w^2 + h^2}$ выражает не среднее, а максимально возможное расстояние от центра прямоугольного изображения до его краёв, так как $\sqrt{w^2 + h^2}$ – размер диагонали изображения. То есть формула (4.5) имеет несколько иной смысл. Тем не менее, она соответствует идее, что «пиксели, значительно отстоящие от центра изображения, должны вносить меньший вклад в формирование погрешности, чем пиксели, приближенные к центру». Однако выражение (4.5) не представляется удобным для оценки точности совмещения, так как весовые коэффициенты $\frac{\bar{\rho}}{\rho(x_i, x_c)}, i = 0, \dots, n - 1$ существенно искажают величину этой меры. Для более детального понимания этого рассмотрим, какая будет величина оценки (4.5) на конкретном примере. Для этого обратимся снова к рисунку 46 и предположим, что центр особенности $ТО_1$ расположен точно в геометрическом центре изображения. В этом случае формула (4.5) не будет иметь смысла, так как величина, стоящая в знаменателе $\rho(x_i, x_c) = \rho(x_c, x_c) = 0$. Если же величина $\rho(x_i, x_c) > 0$, т. е. ни один из центров особенностей не совпадает с центром изображения, но при этом находится от него достаточно близко, то величина оценки будет порядка $\frac{1}{2n}\sqrt{w^2 + h^2}$ и будет очень слабо характеризовать точность совмещения в пикселях. Поэтому известный способ оценки меры расхождения совмещённых изображений в работе [21] неустойчив и не представляется годным для оценивания точности методов совмещения.

Примем во внимание, что в окрестности геометрического центра изображения (в направлении расчётного взгляда пилота) величина отклонения между отвечающими $ТО$ минимальна из-за минимальных искажений бортовой ОЭС и малости ошибок навигационной системы по сравнению с угловыми

размерами совмещаемых изображений. При этом любое отклонение от данного факта зависит от точности соответствия используемой трёхмерной модели реальной местности, погрешностями при создании которой мы пренебрегаем. Это связано с тем, что неточности ВММ обычно вносят существенно меньший вклад в рассогласование кадров, чем ошибки НС ЛА. Поэтому будем для каждой пары совмещённых кадров оценивать минимальную величину расхождения между соответствующими особенностями.

Установим погрешности навигационной системы на уровне бытового навигатора (2.11) и будем оценивать в динамике величину минимального расхождения между соответствующими особенностями, для случая наложения кадров без совмещения (серая линия), при совмещении без фильтрации по Калману (голубая линия) и при совмещении с последующей фильтрацией (красная линия), рисунок 47:

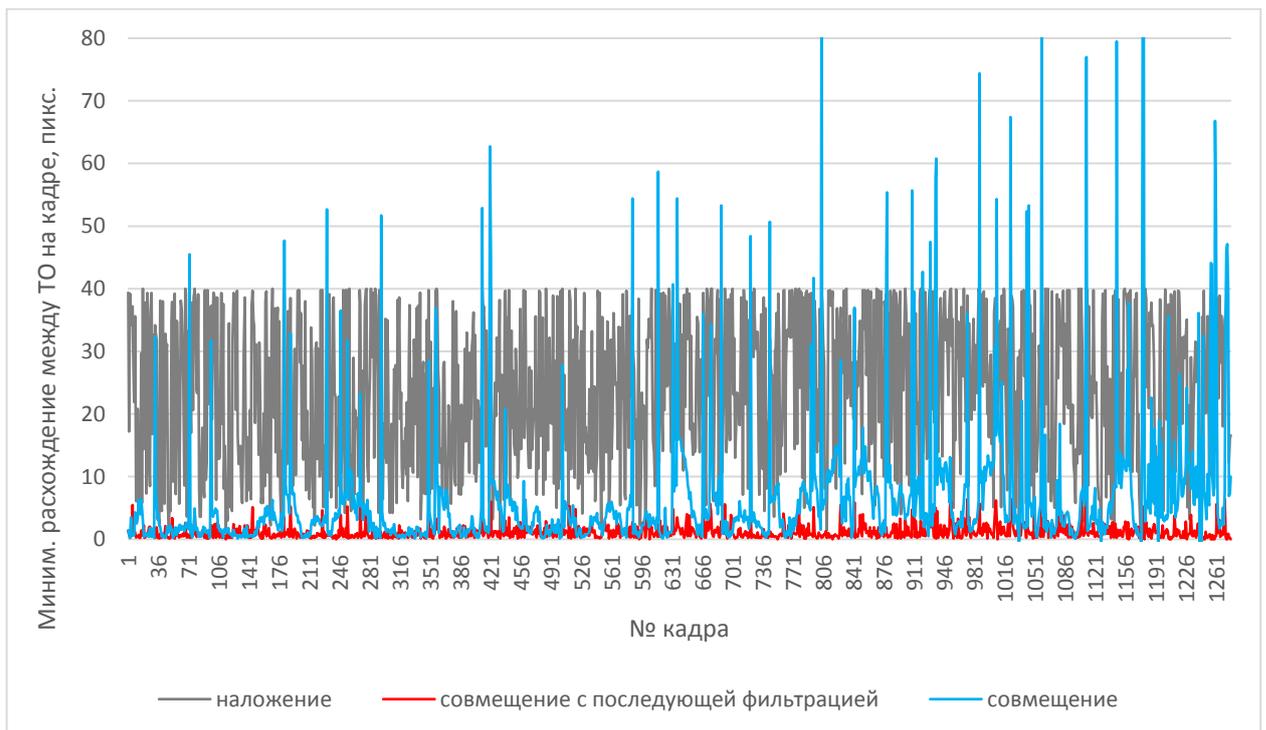


Рисунок 47. Результаты оценки качества совмещения в динамике при различных режимах совмещения

Из рисунка 47 видно, что предлагаемый метод совмещения без фильтрации по Калману даёт очень сильные выбросы, связанные с ошибками распознавания ТО (голубая линия). При этом последующая фильтрация по Калману уточнённых параметров внешнего ориентирования, по которым находится ракурс

синтезированного кадра, существенно сглаживает данные выбросы (красная линия), рисунок 48.

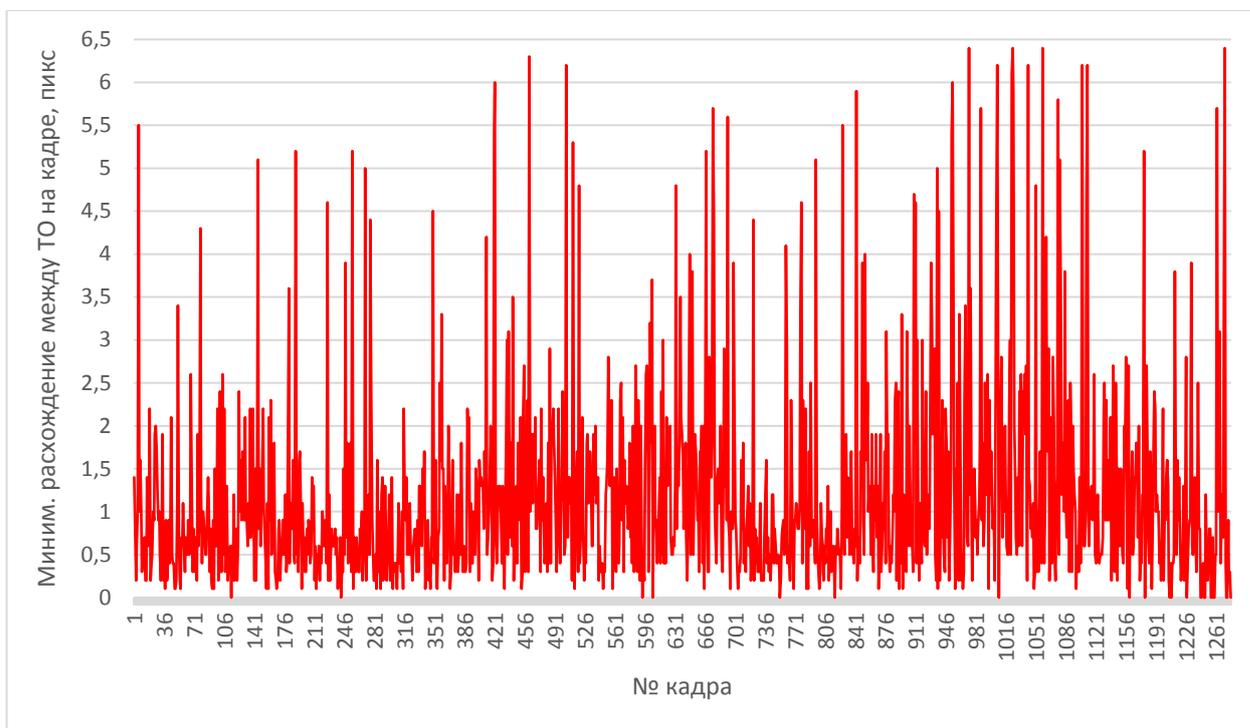


Рисунок 48. Результаты оценки качества совмещения в динамике при совмещении кадров с последующей фильтрацией

Как видно из рисунка 48, максимальная ошибка совмещения в динамике не превышает 6,5 пикселей, что отвечает условию (4.3) и соответственно требованиям Р-315 и DO-315В по точности совмещения. Также из рисунка 48 следует, что необходимо делать вывод о качестве работы (о соответствии нормативным документам) того или иного метода совмещения, исходя из наихудших его результатов в динамике на протяжении всего этапа полёта (проверка на устойчивость), на котором он выполняется. В то время как в [21] делается вывод о точности совмещения и о его соответствии Р-315 на основании, скорее всего, нескольких статических кадров, что даёт повод для сомнений в достоверности таких выводов, так как отсутствуют результаты работы алгоритма совмещения в динамике.

4.2. Оценка комплексирования сенсорных и синтезированных изображений

4.2.1. Обзор количественных методов оценки комбинированных изображений

Задача совмещения изображений неизбежно приводит нас к задаче их непосредственного слияния, или комплексирования, результатом которого должно быть изображение, содержащее одновременно информационные признаки от обоих совмещаемых каналов. Но для того, чтобы объективно оценивать различные методы комплексирования, необходимо уметь количественно оценивать наличие информационных признаков на комбинированных изображениях по сравнению с их составляющими. Согласно [46], точная количественная оценка информативности изображения должна учитывать специфические особенности зрительного восприятия изображений. Поэтому более приемлемым с точки зрения бортовых СУВ и СКВ является определение, в котором информативность оценивается объёмом полезной информации, которую пилот получает при наблюдении изображения. В конечном счёте оценка эффективности комплексирования сводится к оценке меры сохранения количества информации комбинированного изображения в сравнении с информацией его составляющих изображений.

Ныне, согласно источникам [25, 40], исследователи выделяют три основных подхода к оценке количества информации:

1. Структурный (алфавитный) – при дискретном строении массива информации измерение количества информации происходит путём подсчёта его информационных элементов.
2. Статистический (вероятностный) – оперирует понятием энтропии, как меры неопределённости ситуации. Энтропия учитывает вероятность появления ситуации, а, следовательно, и информативность сообщения.
3. Семантический (содержательный) – учитывает ценность, полезность информации. Используется при оценке эффективности логических опытов. В настоящее время применение ограничено, так как теория недостаточно разработана.

Из традиционных подходов к оценке информативности популярен способ вычисления энтропии сообщений по Шеннону [17, 25, 40]. Под энтропией произвольного сообщения понимается среднее количество информации, приходящееся на один символ сообщения. Энтропия характеризует сообщение с точки зрения его насыщенности информацией. Чем больше энтропия, тем больше информации воспринимается в единицу времени при одинаковой скорости передачи символов сообщения. Информационная энтропия также характеризует меру неопределённости или непредсказуемости информации. Например, в произвольном предложении на русском языке разные буквы появляются с разной частотой, поэтому неопределённость появления для некоторых букв меньше, чем для других. Неопределённость уменьшается ещё сильнее, когда встречаются некоторые редкие сочетания букв. Пусть $p(i)$ – вероятность появления i -й буквы из N букв букваря (вероятность элементарного события), тогда информационная двоичная энтропия предложения из элементарных событий, в предположении о их независимости, с N возможными состояниями рассчитывается по формуле:

$$H = - \sum_{i=1}^N p(i) \log_2 p(i). \quad (4.6)$$

Применительно к оценке цифрового полутонового изображения I с 256-ю градациями яркости, энтропия вычисляется по формуле:

$$H(I) = - \sum_{i=0}^{255} P(i) \log_2 P(i), \quad (4.7)$$

где $P(i) = \frac{N(i)}{N}$ – вероятность появления пикселя яркости $i = \overline{0, 255}$,

$N(i)$, $i = \overline{0, 255}$ – гистограмма изображения I , N – число его пикселей.

Для количественной оценки эффективности комплексирования H_C сенсорного и синтезированного изображений на основе энтропии (4.7) естественно оценивать суммарный прирост разности энтропии между комбинированным изображением I_C и его составляющими I_1 и I_2 :

$$H_C = 2H(I_C) - H(I_1) - H(I_2). \quad (4.8)$$

Если подход (4.7 – 4.8) позволяет достаточно объективно оценивать информативность идеального канала связи (без помех и шумов), то для реальных видеоизображений подобная формальная эквивалентность энтропии и информации может быть лишена смысла [47], так как не учитывает пространственные зависимости яркостей элементов изображения и особенности их зрительного восприятия.

К схожим подходам, связанных с понятием энтропии, относятся также оценки, связанные с вычислением взаимной информации между составляющими комбинированного изображения [54]. В найденных зарубежных публикациях [54, 55, 66] количественную оценку информативности комбинированных изображений отождествляют с оценкой «качества комбинированных изображений», причём считается, что наиболее информативный результат даёт такой метод комплексирования, при котором совместная мера близости комбинированного изображения с его составляющими будет минимальна. В качестве меры близости обычно выбирают совокупность локальных статистических показателей, таких как корреляция, средние значения и дисперсии яркости. Например, согласно [54] взвешенная оконная оценка качества Q_b комбинированного изображения I_C вычисляется следующим образом:

$$Q_b = \frac{1}{(M-2d)(N-2d)} \sum_{x=d}^{M-d} \sum_{y=d}^{N-d} s \cdot W(I_1, I_C) + (1-s) \cdot W(I_2, I_C), \quad (4.9)$$

$$s = \begin{cases} c = \frac{\sigma(I_1, I_C)}{\sigma(I_1, I_C) + \sigma(I_2, I_C)}, \\ 0, & c < 0, \\ 1, & c > 1, \end{cases} \quad (4.10)$$

$$\begin{aligned} W(I_k, I_C) &= \frac{\sigma(I_k, I_C)}{\sigma(I_k)\sigma(I_C)} \cdot \frac{2\bar{I}_k\bar{I}_C}{\bar{I}_k^2 + \bar{I}_C^2} \cdot \frac{2\sigma(I_k)\sigma(I_C)}{\sigma^2(I_k) + \sigma^2(I_C)} = \\ &= \frac{4\sigma(I_k, I_C)\bar{I}_k\bar{I}_C}{(\bar{I}_k^2 + \bar{I}_C^2)(\sigma^2(I_k) + \sigma^2(I_C))}, \end{aligned} \quad (4.11)$$

$$\sigma(I_t, I_C) = \frac{1}{d^2} \sum_{i=x-d}^{x+d} \sum_{j=y-d}^{y+d} (I_t[i, j] - \bar{I}_t)(I_C[i, j] - \bar{I}_C), t \in \{1, 2\}, \quad (4.12)$$

$$\sigma^2(I_k) = \frac{1}{d^2} \sum_{i=x-d}^{x+d} \sum_{j=y-d}^{y+d} (I_k[i, j] - \bar{I}_k)^2, \quad (4.13)$$

$$\bar{I}_k = \frac{1}{d^2} \sum_{i=x-d}^{x+d} \sum_{j=y-d}^{y+d} I_k[i, j], k \in \{1, 2, C\}, \quad (4.14)$$

где I_1, I_2 – составляющие комбинированного изображения, M и N – их размеры, d – линейный размер скользящего квадратного окна, размеры которого несущественно влияют на результат. Степень же искажённости изображений (4.11) зависит от трёх различных факторов: потери корреляции $\frac{\sigma(I_k, I_C)}{\sigma(I_k)\sigma(I_C)}$, искажения яркости $\frac{2\bar{I}_k\bar{I}_C}{\bar{I}_k^2 + \bar{I}_C^2}$ и искажения контрастности $\frac{2\sigma(I_k)\sigma(I_C)}{\sigma^2(I_k) + \sigma^2(I_C)}$. При этом отмечается, что описанная мера оценки (4.9 – 4.14), «согласуется с визуальной оценкой качества изображений». На самом же деле понятия «качество» и «информативность» изображения не тождественны: изображение может быть качественным без присутствия шумов и искажений (например, артефактов сжатия), но при этом быть бессодержательным. Это легко показать на конкретных примерах при измерении «качества» данной метрикой, что сделано в работах [9, 10] применительно к задаче комплексирования телевизионных и тепловизионных изображений. Для определённости метрику (4.9 – 4.14), впервые описанную в работе [66], будем называть метрикой Пиеллы.

Таким образом, сравнение получаемых комбинированных изображений из сенсорных и синтезированных довольно затруднительно из-за отсутствия единого количественного объективного критерия их информативности.

4.2.2. Концепция количественной оценки информативности

Известно, что изображения могут содержать ту или иную информацию об объектах наблюдаемого пространства, которые наделены определёнными спектрально-энергетическими признаками (СЭП) и пространственными признаками (ПП), которые могут изменяться во времени [9, 10]. Это в первую очередь ПП объектов, а также СЭП, роль которых заключается в привлечении дополнительных признаков, позволяющих осуществить различение новых объектов в данном комбинированном изображении. В работе [9] предлагается

оценку информативности комбинированных изображений проводить на основе понятия «различительная информация» по СЭП ($R_{СЭП}$) и ПП ($R_{ПП}$) объектов. При этом следует дополнительно оценивать реалистичность её восприятия ($R_{РВ}$), выражающей меру сохранения распределений яркости исходной информации. В случае слабого сохранения исходных распределений яркости общая различаемая информация будет плохо интерпретируема, из-за чего общее количество получаемой полезной информации будет существенно меньше.

С учётом основных факторов, определяющих информативность комбинированных изображений, наиболее уместным представляется оценивать общее количество различаемой информации $V_{Общ}$ в виде произведения:

$$V_{Общ} = \begin{cases} R_{ПП}R_{СЭП}R_{РВ}, & \text{если } R_{СЭП} > 0 \text{ и } R_{РВ} > 0, \\ -|R_{ПП}R_{СЭП}R_{РВ}|, & \text{в противном случае.} \end{cases} \quad (4.15)$$

Геометрически формула (4.15) выражает объём совокупной различаемой информации на комбинированном изображении, рисунок 49:

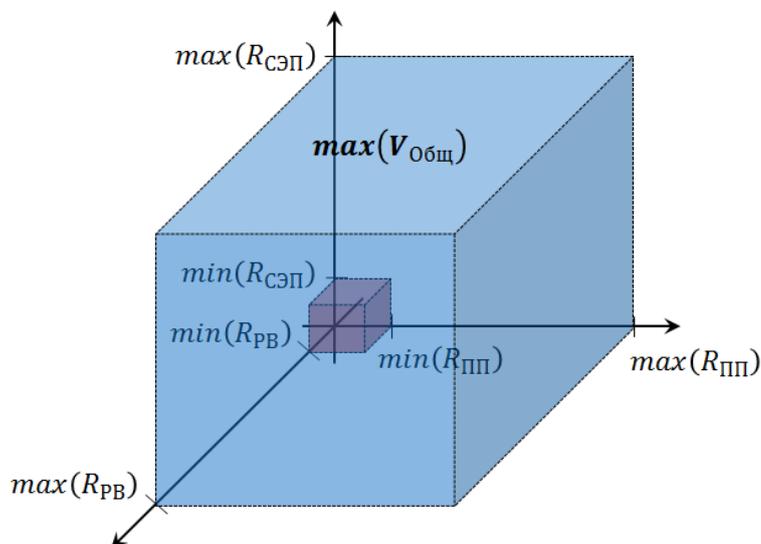


Рисунок 49. Геометрический смысл совокупной различаемой информации на комбинированном изображении

Если величина объёма определяет меру информативности, то положительный или отрицательный знак объёма за счёт значений $R_{СЭП}$ и $R_{РВ}$ означает истинность или ложность её восприятия на комбинированном изображении по отношению к исходной информации его составляющих. При этом детальность $R_{ПП}$ как мера числа различимых деталей на изображениях всегда неотрицательна.

Описанная концепция количественной оценки информативности применяется ниже для сравнения разных способов комплексирования изображений применительно к задаче комплексирования сенсорных и синтезированных изображений.

4.2.3. Критерии информативности для комплексирования изображений в СКВ

В нашем случае основное количество информации синтезированного (искусственного) изображения высокого разрешения (ВР) заключается в наличии ПП его объектов.

Сенсорное изображение, поступающее с бортовой СУВ, может быть в свою очередь многоспектральным комбинированным, телевизионным или тепловизионным, то есть иметь наличие контрастов в некотором заданном диапазоне (диапазонах) спектра. При этом такие изображения характеризуются спектральными контрастами, а их максимально возможное разрешение как правило ниже возможного разрешения изображений, синтезированных бортовыми вычислителями по виртуальным моделям местности. Поэтому в данном случае сенсорные изображения, имея более низкое разрешение (НР), дают больше СЭП, то есть больше спектральных контрастов. В этой ситуации можно существенно повысить информативность изображения, совместно обрабатывая «синтезированный» канал ВР с «сенсорным» каналом НР [9]. Таким образом, критерий информативности с учётом зрительного восприятия изображений можно выбрать из следующих соображений: комбинированное изображение должно иметь ПП и СЭП, присущие как синтезированному, так и сенсорному изображениям, при их реалистичном восприятии. То есть, комбинированное изображение должно иметь высокую детальность синтезированных изображений и спектральные контрасты сенсорных изображений и при этом сохранять общее распределение яркостей по отношению к его составляющим.

4.2.4. Алгоритмическая реализация количественной оценки информативности

Детальность изображения характеризуется наличием различимых границ

объектов на некотором фоне, которые представляют собой протяжённые перепады яркости. Для цифрового монохромного комбинированного изображения I_C с размерами $M \times N$ элементов относительное сохранение деталей формально можно описать в виде функции от отношения модулей градиентов комбинированного изображения к максимуму от модулей градиентов его составляющих I_1 и I_2 :

$$R_{\text{ПП}} = \frac{1}{(M-2)(N-2)} \sum_{x=1}^{M-2} \sum_{y=1}^{N-2} \delta(x, y), \quad (4.16)$$

где $\delta(x, y)$ – функция различимости деталей комбинированного изображения в точке (x, y) :

$$\delta(x, y) = \begin{cases} 1, & \frac{\partial I_C}{\max(\partial I_1, \partial I_2)} > T_0 \text{ и } \max(\partial I_1, \partial I_2) > 0, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (4.17)$$

где $\partial I_j = \partial I_j(x, y), j \in \{1, 2, C\}$ – модули градиентов соответствующих изображений в точке (x, y) , для их вычисления используется оператор Собеля. T_0 – порог различимости границ объектов для комбинированных изображений. Из (4.17) следует, что $0 \leq \frac{\partial I_C}{\max(\partial I_1, \partial I_2)} \leq 1$, тогда $0 \leq T_0 \leq 1$. Так как понятие различимости в итоге должно быть согласовано с визуальным восприятием, то величину порога различимости T_0 следует находить эмпирически на основании усреднённых субъективных оценок. В силу того, что детальность изображения не привязана к конкретному способу его формирования, то, как и в работе [9], предлагается использовать значение порога $T_0 = 0,25$. При этом в случае малого значения $T_0 \leq 0,1$ на комбинированном изображении за различимые детали также принимаются практически все элементы (включая шумы и помехи), для которых перепад яркости может быть, как не различим человеческим глазом, так и различим с трудом. При $T_0 \geq 0,5$ аналогично учитываются только наиболее чёткие детали и пропускаются легко различимые. Согласно формулам (4.16 - 4.17), величина $R_{\text{ПП}}$ изменяется в пределах от 0 (нет различимых деталей) до 1 (полное сохранение деталей от двух комплексированных каналов). Если при комплексировании одно из изображений цветное, то выбирается суммарное значение $R_{\text{ПП}}$ по всем цветовым каналам.

В соответствии с [9], оценку спектрального (сенсорного) контраста сцены $R_{СЭП}$ на сенсорном изображении сцены предлагается получать следующим образом. По сенсорному изображению проходят центральным скользящим окном размером $(2k + 1) \times (2k + 1)$ элементов и находят области с самой высокой и самой низкой энергетикой (яркостью). Найденные области в комбинированных изображениях учитываются при расчёте контраста:

$$R_{СЭП} = \begin{cases} \frac{K_C}{K_{Сенс}}, & \left| \frac{K_C}{K_{Сенс}} \right| < 1, \\ 1, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (4.18)$$

$$K_C = \frac{H_C - L_C}{H_C + L_C}, \quad K_{ТпВ} = \frac{H_{Сенс} - L_{Сенс}}{H_{Сенс} + L_{Сенс}}, \quad (4.19)$$

где K_C и $K_{Сенс}$ – относительные сенсорные контрасты для комбинированного и сенсорного изображения, H_C и $H_{Сенс}$ – усреднённые значения яркости в самой яркой области сцены для комбинированного и сенсорного изображения, L_C и $L_{Сенс}$ – усреднённые значения яркости в самой тёмной области сцены для комбинированного и сенсорного изображения. Размер областей, как и в [9], 21×21 пикселей ($k = 10$) выбирался так, чтобы контрасты были достаточно локальными, и в тоже время шумы, помехи и ложные контура не вносили существенного вклада в общую оценку сенсорного контраста. При комплексировании цветных изображений выбирается минимальное значение $R_{СЭП}$ по всем цветовым каналам. При этом необходимо учитывать, что контраст на комбинированном изображении в виде отношения $\frac{K_C}{K_{Сенс}}$ может быть меньше 0 (например, если усреднить синтезированное изображение с инвертированным сенсорным). В этом случае сенсорный канал не добавляет никакой полезной различительной информации по СЭП и такой вариант комплексирования следует считать неудачным. Отношение относительных контрастов $\frac{K_C}{K_{Сенс}}$ может быть по модулю больше 1, что соответствует усилению исходного относительного контраста $K_{Сенс}$ на комбинированном изображении и, следовательно, не добавляет информационных признаков. Поэтому оценка $R_{СЭП}$ выбрана так, чтобы $|R_{СЭП}| \leq 1$.

Аналогично работе [9], реалистичность восприятия R_{PB} можно определить, как произведение коэффициентов корреляции $\rho(I_1, I_C)$ и $\rho(I_2, I_C)$ яркости пикселей комбинированного изображения I_C с его составляющими I_1 и I_2 :

$$R_{PB} = \rho(I_1, I_C)\rho(I_2, I_C) \in [-1, 1], \quad (4.20)$$

$$\rho(I_j, I_C) = \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (I_j[x, y] - \overline{I_j[x, y]})(I_C[x, y] - \overline{I_C[x, y]})}{\sqrt{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (I_j[x, y] - \overline{I_j[x, y]})^2 \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (I_C[x, y] - \overline{I_C[x, y]})^2}},$$

$$j \in \{1, 2\}, \quad (4.21)$$

$$\overline{I_t[x, y]} = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} I_t[x, y], \quad t \in \{1, 2, C\}, \quad (4.22)$$

где M и N - размеры изображений в пикселях. В случае комплексирования цветных изображений выбирается минимальное значение R_{PB} по всем цветовым каналам.

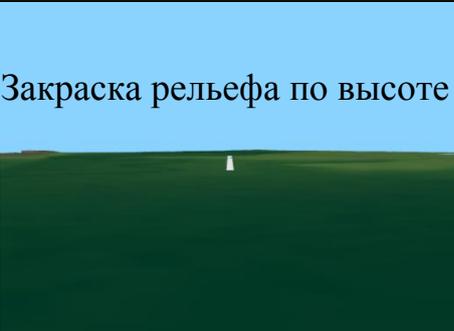
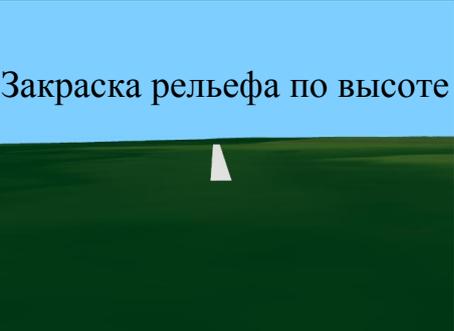
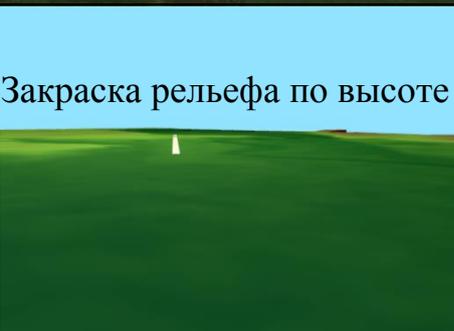
Согласно формулам (4.16 – 4.22), относительный объём различимой информации $V_{Общ}$ может принимать значения в диапазоне от -1 до 1. Т. е. величина $V_{Общ}$ может принимать отрицательные значения, что можно трактовать как мнимый объём или как ложную (искажённую) информацию. Методы комплексирования, приводящие к значениям $V_{Общ} \leq 0$, следует также считать неудачными и в дальнейшем исключать из рассмотрения. Равенство $V_{Общ} = 1$ соответствует теоретическому пределу – полному сохранению различительной информации на комбинированном изображении от его составляющих. Равенство $V_{Общ} = 0$ соответствует полной потере хотя бы одного из базисных информационных признаков при комплексировании. В случае полного инвертирования спектральных контрастов при комплексировании возможно равенство $V_{Общ} = -1$.

4.2.5. Сравнение методов комплексирования

Ниже приведён сравнительный анализ количественной оценки информативности комбинированных изображений, полученных разными методами комплексирования применительно к СКВ. Сравниваются способы комплексирования, описанные в первой и во второй главе данного исследования:

- 1) простое усреднение,
- 2) трёхмерный фильтр нижних частот (3D ФНЧ) [23],
- 3) на основе гистограммной морфологической сегментации [44],
- 4) на основе диффузной морфологической фильтрации [43, 72],
- 5) метод локального синтеза [36],
- 6) на основе преобразования $RGB \leftrightarrow YC_bC_r$ [62],
- 7) на основе вейвлет-преобразования [26],
- 8) метод добавления отличий [26],
- 9) на основе пирамиды Лапласианов (8 уровней) [26],
- 10) на основе оценки информативности [26],
- 11) модифицированный метод на основе оценки информативности.
- 12) на основе анализа НЧ и ВЧ [26],
- 13) комплексирование с приоритетом ТВ канала [2, 28],
- 14) метод главных компонент (МГК) [48],
- 15) взвешенное усреднение.

При сравнении методов использовалось 4 пары предварительно обработанных синтезированных цветных и модельных сенсорных цветных и монохромных изображений, полученных при виртуальных заходах самолёта на посадку в различных условиях. Для достоверности результата все изображения были приведены к одному диапазону со значениями яркости от 0 до 255 на канал, таблица 2:

Таблица 2. Тестовая выборка для оценки рассмотренных способов комплексирования		
Тип №	Сенсорное изображение: СЭП (сенсорные контрасты)	Синтезированное изображение: ПП (детальность)
1	 <p>Тепловизор в дождь</p>	 <p>Закраска рельефа по высоте</p>
2	 <p>Тепловизор ясной ночью</p>	 <p>Закраска рельефа по высоте</p>
3	 <p>Тепловизор ясной ночью</p>	 <p>Текстурированная модель местности</p>
4	 <p>Камера видимого диапазона в густом тумане</p>	 <p>Закраска рельефа по высоте</p>

На рисунке 50 представлены усреднённые результаты по тестовой выборке (таблица 2) сравнения информативности комбинированных изображений. Оранжевым цветом отображены оценки, полученные с помощью метрики Пиеллы, вычисляемой по формулам (4.9 – 4.14), тёмно-голубым – полученные метрикой на основе вычисления энтропии (4.7 – 4.8), а зелёным – полученные предлагаемым способом (4.15 – 4.22).

В соответствии с рисунком 50, по универсальной оценке – метрике Пиеллы (4.9 – 4.14), лучшим методом комплексирования является метод локального синтеза, в то время как согласно предлагаемой оценке информативности по общему количеству различимой информации лучшим является взвешенное усреднение, а согласно традиционной оценке на основе вычисления энтропии (4.7 – 4.8), лучшим методом является 3D ФНЧ.

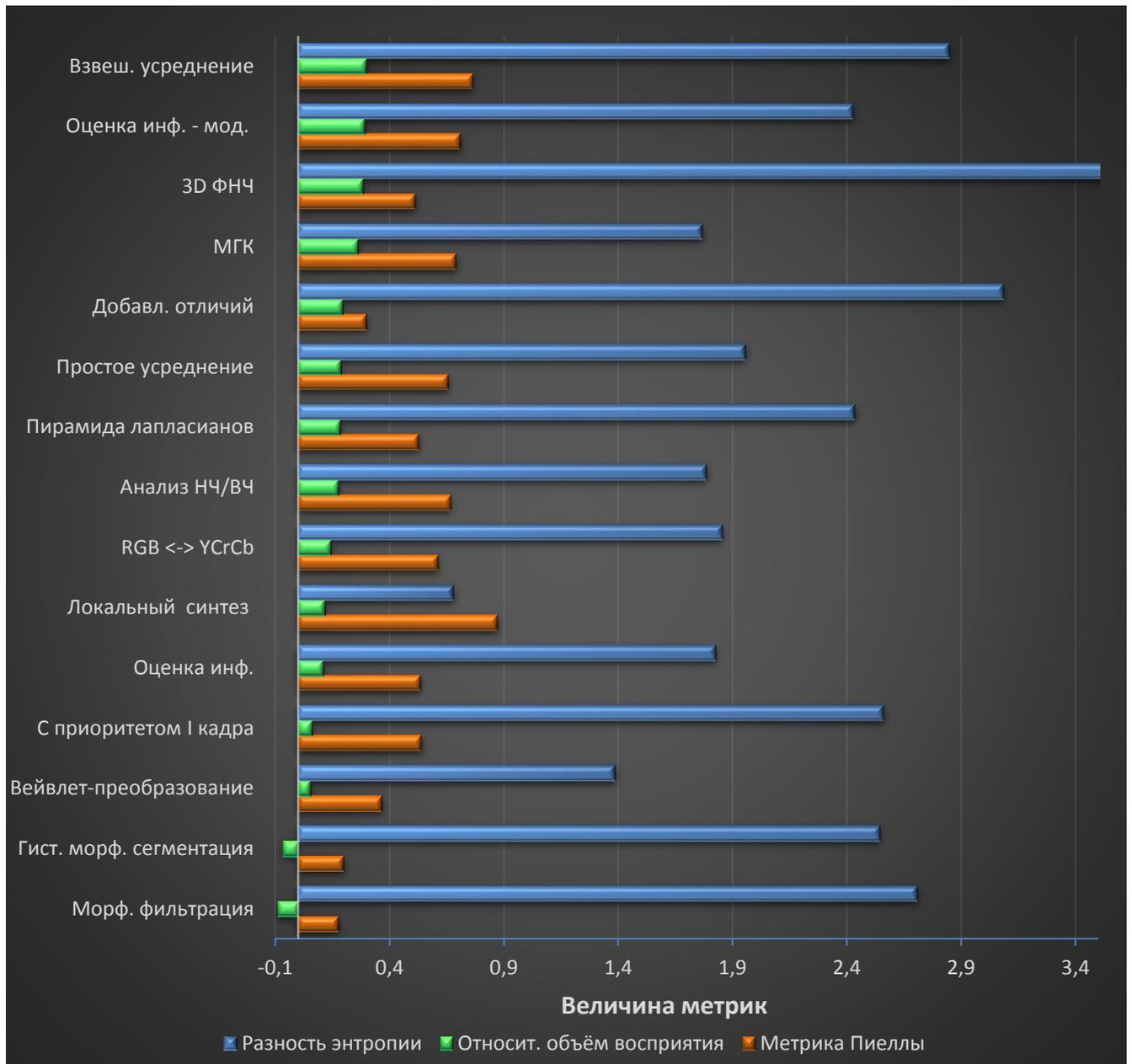


Рисунок 50. Сравнение информативности комбинированных изображений

Как и в работах [9, 10], проведём сопоставительный визуальный анализ полученных оценок. На рисунке 51 показаны результаты комплексирования исходных синтезированных (см. рисунок 51а) и сенсорных (см. рисунок 51б)

изображений в СКВ. На рисунке 51*в* приведено комбинированное с помощью локального синтеза изображение, наилучшее с точки зрения метрики Пиеллы (рисунок 50). Визуально же видно, что на нём представлена информация от синтезированного кадра в сильно искажённом виде (наличие ложных границ, неестественных цветов и контрастов), что не соответствует выбранному критерию информативности. Этот факт объясняется тем, что метрика Пиеллы разрабатывалась для абстрактной оценки «качества» комбинированных изображений, не учитывая реальные информационные признаки, связанные с их визуальным восприятием [9, 10]. В самом деле, изображение как таковое может быть качественным, т. е. с чёткими границами объектов, высокими контрастами, отсутствием шумов, помех и размытия, однако при этом может содержать мало информационных признаков.

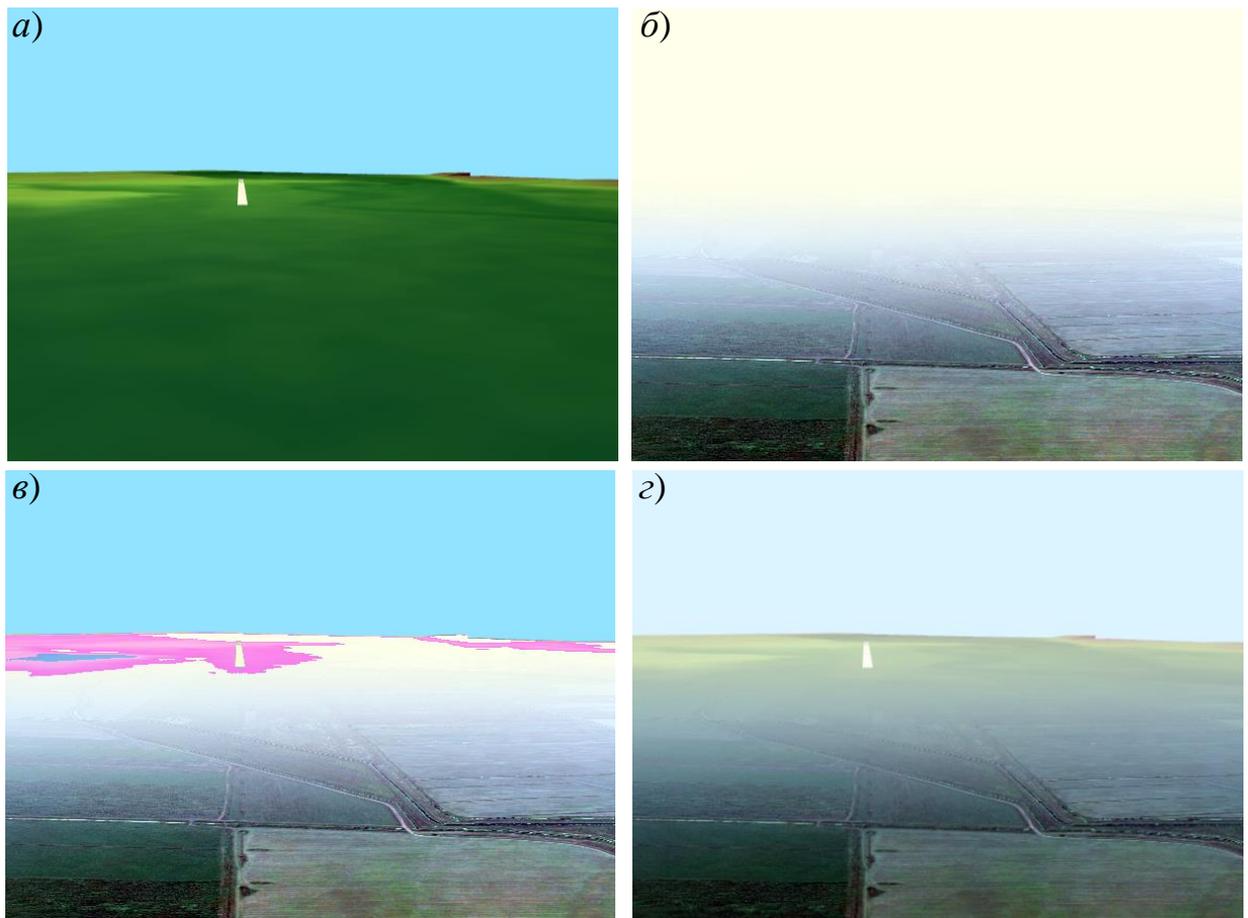


Рисунок 51. Примеры визуального сопоставления методов комплексирования:

- а)* – исходное синтезированное изображение с высокой детальностью,
- б)* – исходное сенсорное изображение с цветовыми контрастами видимого диапазона,
- в)* – изображение, комбинированное методом локального синтеза,
- г)* – изображение, комбинированное взвешенным усреднением

С другой стороны, на рисунке 51_г показано изображение, полученное с помощью метода взвешенного усреднения, наилучшее с точки зрения предложенной оценки (см. рисунок 50). При этом визуально оно полностью удовлетворяет выбранному критерию информативности, т.е. имеет высокую детальность и на нём практически полностью сохраняются сенсорные контрасты.

Теперь сопоставим для того же примера изображения, сформированные с помощью 3D ФНЧ и взвешенного усреднения, см. рисунки 40 и 41 соответственно. Визуально рисунок 41 более информативен, так как имеет больше деталей, которые не сгладились в ходе трёхмерной фильтрации, чем рисунок 40, при примерно одинаковых контрастах, что не согласуется с метрикой «разность энтропии» (4.7 – 4.8), согласно которой 3D ФНЧ является лучшим на выборке, представленной в таблице 2.

Предлагаемая трёхмерная метрика оценки объёма различимой информации позволяет не только количественно оценить эффективность различных методов комплексирования изображений, но и проанализировать их характер работы по каждому из измерений объёма. На рисунке 52 представлено сравнение рассмотренных способов комплексирования в плоскости ($R_{ПП} - R_{СЭП}$), т.е. «детальность – сенсорный контраст», при этом диаметр «шариков» характеризует меру реалистичности восприятия $R_{РВ}$ изображения.

Многие методы, согласно рисунку 52, обеспечивают комбинированным изображениям в среднем схожую высокую детальность. Однако отдельные методы комплексирования (нумерация в легенде на рисунке 52) № 2, 3, 6, 8 и 11 не обеспечивают её на удовлетворительном уровне.

Неудовлетворительное добавление сенсорных контрастов в комбинированные изображения в среднем дают методы № 1 – 8.

К способам комплексирования, дающим низкую величину по критерию реалистичности восприятия, можно отнести методы № 1, 2, 3 и 11.

Таким образом, способы комбинирования изображений № 1 – 8 и 11, дают неудовлетворительный результат применительно к рассматриваемому классу входных данных, поэтому их практическое использование в авиационных СКВ

нежелательно. Полученный результат согласуется с выводами, сделанными в работах [9, 10] применительно к задаче комплексирования разноспектральных изображений в авиационных СУВ.

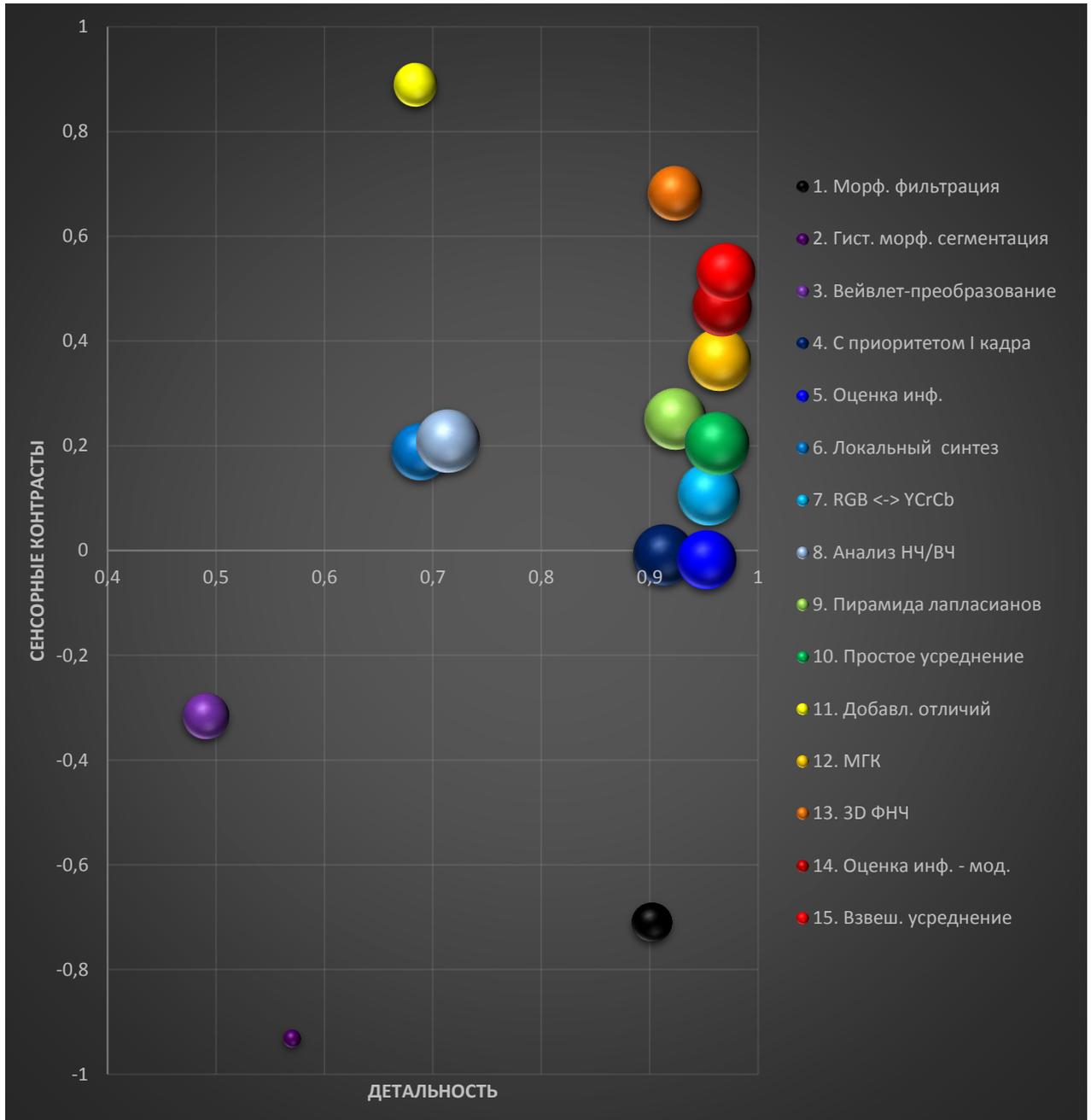


Рисунок 52. Сравнение методов комплексирования в плоскости «сенсорный контраст – детальность»

Как и в задаче комплексирования разноспектральных изображений в авиационных мультиспектральных СУВ, примерно одинаково себя показали методы № 9 и 10. Похожий результат работы наблюдается у метода № 7.

Лучшим из ранее известных методов, согласно оценке объема различимой информации, являются метод под № 13 на рисунке 52, то есть 3D ФНЧ. Это также

согласуется с ранее сделанными выводами при оценке информативности [9, 10] и служит дополнительным подтверждением универсальности его применения. Однако его модификация – метод «взвешенное усреднение», описанный во второй главе настоящей работы, более точно учитывает специфику рассматриваемой задачи (отсутствие шумов и помех на изображениях), поэтому даёт более информативный результат за счёт лучшего сохранения деталей, рисунки 50 и 52.

Схожий результат с взвешенным усреднением даёт модифицированный метод оценки информативности. Тем не менее, из всех рассмотренных способов, именно взвешенное усреднение рекомендуется к применению для комплексирования предварительно обработанных изображений в АСКВ, так как данный метод прост в реализации и является одним из наиболее вычислительно эффективных алгоритмов комплексирования, рисунок 23.

Основные результаты

На основании нормативных документов (Р-315 и англоязычного варианта DO-315B), регламентирующих минимальные требования для АСКВ, предложен простой, эффективный и устойчивый способ оценки качества совмещения, позволяющий однозначно сделать вывод о годности применения того или иного метода совмещения в авиационных СКВ.

Оценка работы алгоритма совмещения в динамике показала, что на основании оценки малого числа совмещённых изображений нельзя однозначно судить о его точностных характеристиках. Только по окончании этапа полёта, на котором задействован соответствующий алгоритм совмещения, можно надёжно судить о качестве его работы, которая характеризуется не только точностью совмещения, но и его устойчивостью.

В соответствии с предложенным методом оценки качества совмещения, алгоритм совмещения, предлагаемый в настоящей работе, показал, что он однозначно отвечает минимальным требованиям для авиационных СКВ, согласно Р-315 и DO-315B, что обеспечивает возможность его практического применения.

На базе работ [9, 10] получена эффективная оценка информативности комбинированных изображений применительно к задаче комплексирования сенсорных и синтезированных кадров в бортовых СКВ. Согласно предложенной оценке, взвешенное усреднение выдаёт в среднем наиболее информативные изображения, хорошо сохраняющие наиболее важные информационные признаки от комплекслируемых каналов. Полученный результат согласуется с визуальным восприятием исходных и комбинированных изображений, в силу выбора критериев оценки. Согласно отмеченной классификации оценки информативности данных, предлагаемая метрика «относительный объём восприятия» относится к структурно-семантическим подходам, так как оценка производится путём подсчёта элементов визуального сообщения при учёте её ценности и полезности для конечного потребителя.

Из-за того, что многие исследователи, оценивая результаты работы своих и чужих методов комплексирования, измеряли и измеряют абстрактную оценку «качества» изображений без учёта реальных информационных признаков, то дополнительно показано путём сравнения ныне распространённых оценок (4.7 – 4.8) и (4.9 – 4.14) и предлагаемой оценки информативности, что понятия информативности изображений и качества изображений не только не тождественны, но и не всегда достаточно хорошо между собой коррелированы.

Заключение

Проведённая работа получилась комплексной и состоящей из исследования двух крупных подзадач:

1. совмещение изображений проекций виртуальных трёхмерных моделей с сенсорными изображениями;
2. последующее слияние или комплексирование изображений.

В ходе диссертационной работы был разработан метод совмещения изображений местности, полученных с бортовых сенсоров воздушного судна, с искусственно сформированными проекциями по её виртуальной модели (синтезированными изображениями). Предложенный метод совмещения использует модель формирования синтезированных изображений с априорно известными на ней центрами топологических особенностей, что обеспечивает отсутствие артефактов искажения, связанных с геометрическими преобразованиями плоских цифровых изображений, универсальность применения, приемлемую точность совмещения и быстродействие, а также уточнение параметров внешнего ориентирования воздушного судна в пределах погрешностей его навигационных приборов. К недостатку предложенного подхода можно отнести использование дополнительной априорной информации о центрах устойчивых особенностей в пространственной модели местности. Однако указанный недостаток не носит существенный характер по сравнению с недостатками рассмотренных четырёх методов совмещения, так как трёхмерные модели для ССВ создаются людьми вручную в графических редакторах.

После решения задачи совмещения необходимо представить результат этого совмещения, то есть объединить совмещённые изображения в одно так, чтобы оно наиболее эффективно сочетало в себе информационные признаки обоих. В ходе исследования этого вопроса выяснилось, что существует множество методов комплексирования изображений, которые ранее сравнивались между собой либо визуально (экспертная оценка), либо с применением некоторой меры схожести, основанной на наборе статистических показателей, что не могло в полной мере

указать, насколько сохраняются на комбинированном изображении реальные информационные признаки от его составляющих. В итоге был разработан метод оценки информативности комбинированных изображений, как меры сохранения трёх основополагающих информационных признаков пары комплексируемых изображений (детальность, спектральные контрасты и реалистичность восприятия). Указанный способ оценки эффективности методов комплексирования согласуется с визуальной оценкой, так как основан на учёте реальных информационных признаков изображений, а не на вычислении абстрактной меры «качества», как это делается в найденных публикациях.

В ходе аналитического обзора известных методов комплексирования изображений:

1. обосновано применение метода трёхмерной фильтрации для комплексирования сенсорных и синтезированных изображений;
2. предложена модификация известного метода трёхмерной фильтрации «взвешенное усреднение» для комплексирования незашумлённых сенсорных и синтезированных изображений, дающая более информативный результат по детальности;
3. предложена модификация известного метода комплексирования на основе оценки информативности, дающая более информативный результат по сравнению с исходным подходом.

Оценка информативности известных и предложенных методов комплексирования проводилась путём усреднения её величин на выборке пар сенсорных и синтезированных изображений по каждому методу. В ходе этого исследования лучший результат показал метод взвешенного усреднения, который и рекомендуется для решения задачи комплексирования сенсорных и искусственных изображений.

Рассматриваемые алгоритмы проверялись на модельных данных, которые не могут в полной мере учесть всех особенностей при реальном применении. Тем не менее, при проверке на соответствие минимальным требованиям по качеству работы предлагаемого алгоритма совмещения в четвёртой главе использовались

точностные характеристики на уровне недорогих и компактных бытовых навигационных приборов, которые, согласно работе [38], существенно уступают по точности бортовым навигационным системам, применяющимся ныне в авиации. Поэтому полученный результат также говорит о возможности использования алгоритма совмещения в недорогих и компактных пользовательских системах, а также в мобильных роботах. Тестирование и анализ работы алгоритмов на реальных данных планируется сделать в ходе будущих лётных экспериментов.

Разработанное программное обеспечение «Система комбинированного зрения», где реализованы предлагаемые алгоритмы, внедрена на федеральном государственном унитарном предприятии «Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем» (ФГУП «ГосНИИАС»). В приложении приведена копия акта о внедрении, патент РФ № 2591029 «Способ получения на летательном аппарате (ЛА) улучшенного изображения подстилающей поверхности» [13], полученный в рамках диссертационной работы, и свидетельства о государственной регистрации сопутствующих программ для ЭВМ.

Список литературы

1. Авиационные GPS – точность [Электронный ресурс]. – 2011. URL: [http://vonovke.ru/s/gps - tochnost](http://vonovke.ru/s/gps_-_tochnost) (дата обращения 11.03.2016).
2. *Богданов А. П., Костяшкин Л. Н. и др.* Способ комплексирования цифровых полутоновых телевизионных и тепловизионных изображений. Патент РФ 2451338; заявл. 23.12.2010; опубл. 20.05.2012. [Электронный ресурс]. URL: <http://freepatent.ru/patents/2451338> (дата обращения 11.03.2016).
3. *Бондаренко А. В., Бондаренко М. А., Докучаев И. В.* Аппаратная реализация бортовой автономной системы улучшенного и синтезированного зрения мобильной техники, сборник трудов научно-технической конференции «Техническое зрение в системах управления – 2012» / под ред. Р. Р. Назирова. – М.: Механика. Управление и информатика, 2012. – С. 95–103.
4. *Бондаренко А. В., Докучаев И. В., Дрынкин В. Н., Царева Т. И., Бондаренко М. А.* Аппаратная реализация трёхмерного фильтра [Текст] // Тезисы докладов научно-технической конференции «Техническое зрение в системах управления – 2013». – М.: ИКИ РАН, 2013. – С. 4–6. URL: http://tvcs2013.technicalvision.ru/docs/2013_v4.pdf (дата обращения 31.03.2016).
5. *Бондаренко А. В., Докучаев И. В., Ядчук К. А., Бондаренко М. А., Дрынкин Н. В.* Пространственно-временная фильтрация движущихся изображений [Текст] // Техническое зрение. – 2014. – Вып. 1(5). – С. 32–38. URL: <http://magazine.technicalvision.ru/spatio-temporal-filtering-of-moving-images/> (дата обращения 11.03.2016).
6. *Бондаренко М. А.* Система навигации мобильной техники по глобальной трёхмерной модели местности [Текст] // Техническое зрение. – 2013. – Вып. 3(3). – С. 41–49. URL: <http://magazine.technicalvision.ru/navigation-system-of-mobile-equipment-by-using-a-global-3d-environment-model/> (дата обращения 11.03.2016).
7. *Бондаренко М. А.* Система навигации мобильной техники по глобальной трёхмерной модели местности, сборник трудов научной конференции «Современные информационные технологии и ИТ-образование» / под ред. В.А. Сухомлина. – М.: МГУ, 2013. – Т.1. – С. 689.

8. *Бондаренко М. А.* Алгоритм совмещения сенсорной и синтезированной видеоинформации в авиационной системе комбинированного видения. [Текст] // Кибернетика и программирование. – 2016. – № 1. – С. 236–257. DOI: 10.7256/2306-4196.2016.1.17770. URL: http://e-notabene.ru/kp/article_17770.html (дата обращения 11.03.2016).
9. *Бондаренко М. А., Дрынкин В. Н.* Оценка информативности комбинированных изображений в мультиспектральных системах технического зрения [Текст] // Программные системы и вычислительные методы. – 2016. – №1. – С.64–79. DOI: 10.7256/2305-6061.2016.1.18047
10. *Бондаренко М. А., Дрынкин В. Н.* Повышение информативности изображений в бортовых системах усиленного видения [Текст] // Тезисы докладов научно-технической конференции «Техническое зрение в системах управления – 2015». – М.: ИКИ РАН, 2015. – С. 47. URL: http://tvcs2015.technicalvision.ru/docs/Сборник_тезисов_ТЗСУ_2015.pdf (дата обращения 31.03.2016).
11. *Бондаренко М. А., Набоков С. А., Павлов Ю. В.* Алгоритм совмещения видеоинформации в авиационной системе комбинированного видения, сборник тезисов докладов II Всероссийской научно-технической конференции «Навигация, наведение и управление летательными аппаратами». – М.: 2015. – С. 136–139.
12. *Бондаренко М. А., Набоков С. А., Павлов Ю. В.* Алгоритм совмещения видеоинформации в авиационной системе комбинированного видения и его программная реализация [Текст] // Тезисы докладов научно-технической конференции «Техническое зрение в системах управления – 2015». – М.: ИКИ РАН, 2015. – С. 45–46. URL: http://tvcs2015.technicalvision.ru/docs/Сборник_тезисов_ТЗСУ_2015.pdf (дата обращения 31.03.2016).
13. *Бондаренко М. А., Павлов Ю. В.* Способ получения на летательном аппарате (ЛА) улучшенного изображения подстилающей поверхности. Патент RU 2591029 С1; заявлен 13.02.2015; опубликован 17.06.2016, бюллетень № 19. [Электронный ресурс]. URL: <http://www.findpatent.ru/patent/259/2591029.html> (дата обращения 17.10.2016).
14. *Боресков А. В.* Получение исходных 3D-координат по значениям из z-буфера

- [Электронный ресурс]. – 2010. URL: <http://steps3d.narod.ru/tutorials/depth-to-eyez-tutorial.html> (дата обращения 11.03.2016).
15. *Бородянский А. А., Дрынкин В. Н.* Вертикально-временная фильтрация в системах телевидения повышенной чёткости. – М., 1987. – 15 с. Деп. в ЦНТИ «Информсвязь». № 1068-св.
16. *Бородянский А. А., Дрынкин В. Н.* Синтез многомерных рекурсивно-нерекурсивных фильтров // Радиотехника. – 1986. – №4. – С. 47–51.
17. *Броневиц А. Г., Гончаров А. В.* Аксиоматический подход к измерению информативности знаковых представлений изображений // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2011. – №1. – С. 54–69.
18. Видеокарта NVIDIA GeForce 330M [Электронный ресурс]. – 2010. URL: http://nvidia.ru/object/product_geforce_gt_330m_ru.html (дата обращения 11.03.2016).
19. Видеопроцессор RT-853VP, техническое описание и инструкция по эксплуатации [Текст]. – М.: ООО «РАСТР ТЕХНОЛОДЖИ», 2013. URL: http://rastr.net/Download/Doc/rt853vp_v100.pdf (дата обращения 11.03.2016).
20. *Визильтер Ю. В., Желтов С. Ю.*, Проблемы технического зрения в современных авиационных системах. // Труды научно-технической конференции-семинара «Техническое зрение в системах управления мобильными объектами – 2010» / под ред. Р.Р. Назирова. – Вып. 4. – М.: Университет книжный дом, 2011. – С. 11.
21. *Герман Е.В.* Алгоритмы совмещения разнородных изображений в бортовых системах визуализации, дисс. канд. тех. наук: 05.13.01. – Рязань, 2014. – 166 с. [Текст]. URL: http://rsreu.ru/en/component/docman/doc_download/4436- (дата обращения 15.03.2014).
22. ГОСТ Р 7.0.11 – 2011 Диссертация и автореферат диссертации. Структура и правила оформления. – М.: Стандартинформ, 2012.
23. *Дрынкин В. Н., Фальков Э. Я., Царёва Т. И.* Эффективность двухзональной бортовой авиационно-космической системы формирования комбинированного изображения [Текст] // Техническое зрение. – 2013. – Вып. 1(1). – С. 60–66.

- URL: [http://magazine.technicalvision.ru/public_ftp/issue_1/Выпуск_1_\(1\).pdf](http://magazine.technicalvision.ru/public_ftp/issue_1/Выпуск_1_(1).pdf) (дата обращения 21.03.2016).
24. *Загоруйко С. Н., Носков В. П.* Формирование 3D модели внешней среды с решением полной навигационной задачи по последовательности комплексированных изображений [Текст] // Сборник тезисов научно-технической конференции «Техническое зрение в системах управления – 2014» / под ред. Р. Р. Назирова, – М.: Механика. Управление и информатика, 2014. – С. 50. URL: http://spsl.nsc.ru/FullText/konfe/T3CY_2014.pdf (дата обращения 11.03.2016).
25. Измерение информации. Энтропия [Электронный ресурс]. – 2016. URL: <http://spargalki.ru/priborostroenie/35-obrabotka-signalov.html?start=9> (дата обращения 13.02.2016).
26. *Инсаров В. В.* Проблемы построения систем технического зрения, использующих комплексирование информационных каналов различных спектральных диапазонов [Текст] / Приложение к журналу "Информационные технологии" – 2014. – № 3 / В. В. Инсаров, С. В. Тихонова, И. И. Михайлов. – М.: Новые технологии, 2014. – 32 с.
27. *Кишковский А. Н.* Факторы, определяющие информативность рентгеновского изображения [Электронный ресурс]. – 2014. URL: http://medbor.ru/metodika_i_tehnika_polucheniya_rentgenovskog/rentgenovskoe_izobrazhenie_i_ego_svoystva/15.html (дата обращения 13.02.2016).
28. *Костяшкин Л. Н., Бабаев С. И., Логинов А. А., Павлов О. В.* Технологии систем улучшенного/синтезированного зрения для управления летательными аппаратами // Техническое зрение в системах управления мобильными объектами – 2010: Труды научно-технической конференции-семинара / под ред. Р. Р. Назирова. – М.: КДУ, 2011. – Вып. 4. – С. 45–56.
29. *Костяшкин Л. Н., Логинов А. А., Никифоров М. Б.* Проблемные аспекты системы комбинированного видения летательных аппаратов [Текст] // Известия Южного федерального университета. – 2013. – №5. – С. 61–65. URL: <http://izv-ti.tti.sfedu.ru/wp-content/uploads/2013/5/11.pdf> (дата обращения 13.02.2016).

30. *Лебедев М. А., Бондаренко М. А., Комаров Д. В., Степаньянц Д. Г., Выголов О. В., Визильтер Ю. В., Желтов С. Ю.* Алгоритм автоматического совмещения сенсорной и синтезируемой видеoinформации для авиационной системы комбинированного видения // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2014. – №7. – С. 8–13.
31. Метод Гаусса-Жордана [Электронный ресурс]. – 2014. URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Метод_Гаусса_—_Жордана (дата обращения 13.02.2016).
32. Метод деления отрезка пополам. [Электронный ресурс]. URL: <http://eco.sutd.ru/Study/Informat/mpd.html> (дата обращения 13.02.2016).
33. Метод наименьших квадратов [Электронный ресурс]. – 2015. URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Метод_наименьших_квадратов (дата обращения 13.02.2016).
34. Метод покоординатного спуска. [Электронный ресурс]. URL: http://dic.academic.ru/dic.nsf/enc_mathematics/4071/ПОКООРДИНАТНОГО (дата обращения 13.02.2016).
35. Методы нахождения границ изображения [Электронный ресурс]. – 2011. URL: <http://habrahabr.ru/post/128753/> (дата обращения 13.02.2016).
36. *Мухеев С. М.* Комплексирование изображений разных диапазонов спектра в многоканальных системах наблюдения, автореферат дисс. канд. тех. наук: 05.13.01, 05.11.16. – М., 2011. – 24 с. [Текст]. URL: <http://tekhnosfera.com/view/364392/a#?page=1> (дата обращения 11.03.2016).
37. *Муратов Е. Р.* Совмещение телевизионных изображений и виртуальной модели местности в плоскости крена [Текст] // Известия Тульского государственного университета. – 2013. – Вып. № 9–1. – С. 253–260. URL: <http://cyberleninka.ru/article/n/sovmeschenie-televizionnyh-izobrazheniy-i-virtualnoy-modeli-mestnosti-v-ploskosti-krena> (дата обращения 11.03.2016).
38. *Муратов Е. Р., Никифоров М. Б.* Методы сокращения вычислительной сложности алгоритмов совмещения разнородных изображений [Текст] // Cloud of Science. – 2014. – Вып. №2. – Т. 1. – С. 327–336. URL:

- <http://cyberleninka.ru/article/n/metody-sokrascheniya-vychislitelnoy-slozhnosti-algoritmov-sovmescheniya-raznorodnyh-izobrazheniy> (дата обращения 11.03.2016).
39. Платформа .NET Framework [Электронный ресурс]. – 2015. URL: <https://msdn.microsoft.com/ru-ru/aa496123> (дата обращения 11.03.2016).
40. Подвинцева О. В. Подходы к измерению информации [Электронный ресурс]. – 2016. URL: <http://informatika.sch880.ru/p18aa1.html> (дата обращения 13.02.2016).
41. Преобразование равномерно распределённой случайной величины в нормально распределённую [Электронный ресурс]. – 2014. URL: <http://habrahabr.ru/post/208684/> (дата обращения 11.03.2016).
42. Путьяк В. Преобразования координат и проекций в OpenGL [Электронный ресурс]. – 2005. URL: http://codingclub.net/Articles/OpenGL/Preobrazovaniyu_koordinat_i_proekcij_v_OpenGL (дата обращения 11.03.2016).
43. Рубис А. Ю., Визильтер Ю. В., Горбацевич В. С., Выголов О. В. Алгоритм комплексирования изображений на основе диффузной морфологии [Текст] // Сборник тезисов конференции «Техническое зрение в системах управления – 2015», – С. 112–113. URL: http://tvcs2015.technicalvision.ru/docs/Сборник_тезисов_ТЗСУ_2015.pdf (дата обращения 11.03.2016).
44. Рубис А. Ю., Выголов О. В., Визильтер Ю. В. Морфологическое комплексирование изображений различных спектральных диапазонов [Текст] // Сборник трудов конференции ТЗСУ–2011. – С. 143–148. URL: <http://iki.rssi.ru/books/2012tz.pdf> (дата обращения 11.03.2016).
45. Руководство Р-315 «По минимальным стандартам характеристик авиационных систем (MASPS) для систем улучшенного видения, систем ИИ, комбинированных систем искусственного видения и бортовых систем увеличения дальности видения» Авиационного Регистра Межгосударственного Авиационного Комитета (АРМАК) [Электронный ресурс]. – 2012. – 86 с. URL <http://twirpx.com/file/1487566/> (дата обращения 11.03.2016).
46. Сагдуллаев Т. Ю., Сагдуллаев Ю. С. Информативность телевизионных изображений в системах видеонаблюдения объектов // Вопросы радиоэлектроники. Сер. «Техника телевидения». – 2009. – Вып. 2. – С. 41–51.

47. Садовничий В. А. Космическое землеведение: информационно-математические основы / Козодеров В. В., Косолапов В. С., Садовничий В. А. и др. / ред. Садовничий В. А. – М.: МГУ, 1998. – 576 с.
48. Смагин М. С. Разработка методики синтеза структуры вычислительных устройств слияния изображений, автореферат дисс. канд. тех. наук: 05.13.05, – М., 2008. – С. 11. [Текст]. URL: <http://ineum.ru/files/51063c/d66487/1a9b7c/000000/aref9.pdf> (дата обращения 11.03.2016).
49. Совмещение изображений в корреляционно-экстремальных навигационных системах. Монография / под ред. Л. Н. Костяшкина, М. Б. Никифорова. – М.: Радиотехника, 2015. – 208 с.
50. Сходимость метода покоординатного спуска [Электронный ресурс]. URL: http://machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Метод_покоординатного_спуска#.D0.A1.D1.85.D0.BE.D0.B4.D0.B8.D0.BC.D0.BE.D1.81.D1.82.D1.8C_.D0.BC.D0.B5.D1.82.D0.BE.D0.B4.D0.B0 (дата обращения 11.03.2016).
51. Худавердян Д. Фильтр Калмана [Электронный ресурс]. – 2013. URL: <http://habrahabr.ru/post/166693/> (дата обращения 11.03.2016).
52. Шикин Е. В., Боресков А. В. Компьютерная графика. Полигональные модели. – М.: Диалог-МИФИ, 2001. – 454 с.
53. Avionics Magazine. – 2012. – No. 5. – Vol. 52. – P. 30–35.
54. Chunyan Y. et al. A Novel Quality Metric for Image Fusion Based on Mutual Information and Structural Similarity [Text]. – 2014. URL: http://jofcis.com/publishedpapers/2014_10_4_1651_1657.pdf (дата обращения 11.03.2016).
55. Cvejic N., Loza A., Bull D. and Canagarajan N. A Novel Metric for Performance Evaluation of Image Fusion Algorithms [Text]. – 2007. URL: <http://waset.org/publications/8392/a-novel-metric-for-performance-evaluation-of-image-fusion-algorithms> (дата обращения 11.03.2016).
56. Drynkin V. N. Real-Time design of N-dimensional digital filters for image processing // Digital Photogrammetry and Remote Sensing'95 / ed. E. A. Fedosov. – St. Petersburg, 1995. – P. 240–249.

57. E2VS Displays Potential as Breakthrough Product [Electronic resource] // Aviation week network, October 2015. URL: <http://aviationweek.com/nbaa-2015/e2vs-displays-potential-breakthrough-product> (дата обращения 14.02.2016).
58. EVS of Elbit Systems [Electronic resource]. URL: <http://elbitsystems-us.com/commercial-aviation/products/enhanced-vision-system> (дата обращения 14.02.2016).
59. EVS of Gulfstream [Electronic resource]. URL: http://gulfstream.com/product_enhancements/evs/ (дата обращения 14.02.2016).
60. EVS of Max-Viz, URL: <http://max-viz.com> (дата обращения 14.02.2016 г).
61. *Greenemeier L.* Land and Sea: Infrared and 3-D Vision Systems Combine to Help Pilots Avoid Crash Landings [Text] // Scientific American, February 2012. URL: <http://scientificamerican.com/article/3d-pilot-vision-air-safety/> (дата обращения 11.03.2016).
62. *Guangxin L.*, Image Fusion Based on Color Transfer Technique [Electronic resource]. – 2011. URL: <http://intechopen.com/books/image-fusion-and-its-applications/image-fusion-based-on-color-transfer-technique> (дата обращения 14.02.2016).
63. Honeywell SVS Demo [Electronic resource, video] // Aviation International News TV, April 2013. URL: <https://www.youtube.com/watch?v=1jLayNRtgGE> (дата обращения 21.03.2016).
64. *Liu Z., Blasch E., Xue Z., Langanieri R. and Wu W.* Objective Assessment of Multiresolution Image Fusion Algorithms for Context Enhancement in Night Vision: A Comparative Survey // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2012. – No. 34(1). – P. 94–109.
65. Open Toolkit Library [Electronic resource]. – 2015. URL: <http://opentk.com> (дата обращения 11.03.2016).
66. *Piella G. and Heijmans H.* A new quality metric for image fusion // Proceeding of the IEEE International Conference in Image Processing. ICIP-2003. – Vol. 3. – P. 173–176.

67. *Rida M. H., Thea L. F.* Fusion of sensor data and synthetic data to form an integrated image. Patent US 7925117 B2; stated 27.06.2006; published 12.04.2011. [Electronic resource]. URL: <http://google.com.ar/patents/US7925117> (дата обращения 14.02.2016).
68. Rockwell Collins: avionics integrated systems [Electronic resource]. URL: http://rockwellcollins.com/Products_and_Systems/Integrated_Systems.aspx (дата обращения 11.03.2016).
69. RTCA DO-315B Minimum Aviation System Performance Standards (MASPS) for Enhanced Vision Systems, Synthetic Vision Systems, Combined Vision Systems and Enhanced Flight Vision Systems. – 2011. – 142 p.
70. Rec.709 – High-resolution TV standard [Electronic resource]. URL: http://en.wikipedia.org/wiki/Rec._709 (дата обращения 11.03.2016).
71. Thales products – Vision & navigation equipment. [Electronic resource]. URL: <https://thaligroup.com/en/worldwide/defence/vision-navigation-equipment-helie-evs-angie> (дата обращения 11.03.2016).
72. *Vizilter Yu. V., Gorbatsevich V. S., Rubis A. Yu., Zheltov S. Yu.* Shape-Based Image Matching Using Heat Kernels and Diffusion Maps // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. – 2014. – Volume XL-3. – P. 357–364. DOI: 10.5194/isprsarchives-XL-3-357-2014.
73. *Wang Z. and Bovik A. C.* A universal image quality index [Text] // IEEE Signal Processing Letters. – 2002. – Vol. 9. – No. 3. – P. 81–84.
74. Windows Presentation Foundation [Электронный ресурс]. – 2015. URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Windows_Presentation_Foundation (дата обращения 11.03.2016).

Приложение

**Копия акта о внедрении результатов диссертационной работы,
копия патента, полученного в рамках диссертационной работы,
и копии свидетельств о регистрации программ для ЭВМ**



ГОСУДАРСТВЕННЫЙ НАУЧНЫЙ ЦЕНТР РФ
 ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ УНИТАРНОЕ ПРЕДПРИЯТИЕ
 «ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
 НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ИНСТИТУТ
 АВИАЦИОННЫХ СИСТЕМ»

Россия, 125319, Москва, ул. Викторенко, 7
 Тел.: (499) 157-70-47
 Факс: (499) 943-86-05

Дата 12 ноября 2015 г. Исх. № 1

УТВЕРЖДАЮ

Генеральный директор
 ГНЦ РФ ФГУП «ГосНИИАС»,
 член-корр. РАН, д. т. н., профессор
 _____ С. Ю. Желтов
 «19» ноября 2015 г.

АКТ

о внедрении результатов диссертационной работы М. А. Бондаренко на тему
 «Разработка методов и алгоритмов совмещения 2D и 3D информации для
 авиационных систем улучшенного и синтезированного видения»,
 выполненной в ГНЦ РФ ФГУП «ГосНИИАС»

Настоящий акт составлен о том, что результаты диссертационной работы Бондаренко М. А., в частности:

1. алгоритм совмещения изображений местности, полученных с бортовых сенсоров воздушного судна, с искусственно сформированными проекциями по её виртуальной модели (синтезированными изображениями),
2. метод количественной оценки качества совмещения сенсорной и синтезированной видеоинформации,
3. метод оценки информативности комбинированных изображений как меры сохранения трёх основополагающих информационных признаков

составляющих изображений (детальность, спектральные контрасты и реалистичность восприятия),

4. метод взвешенного усреднения для комплексирования сенсорной и синтезированной видеоинформации,

использованы при выполнении НИР шифр «Синтетика» по заказу Минпромторга России.

Практическое значение полученных автором результатов диссертационной работы подтверждается тем, что созданный алгоритмический аппарат и разработанное на его основе специализированное программное обеспечение «Программа имитационного моделирования функционирования авиационной системы комбинированного видения» используется на «Стенде имитационного и полунатурного моделирования бортового и наземного оборудования средств воздушной разведки» (ЮСИЯ.9851-00-000) подразделения 1901 ГНЦ РФ ФГУП «ГосНИИАС».

Кроме того, разработанный алгоритмический аппарат используется в макете авиационной системы комбинированного видения, созданного в рамках НИР шифр «Синтетика».

Начальник подразделения 1901
ГНЦ РФ ФГУП «ГосНИИАС», к. т. н.



Э. Я. Фальков



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



ПАТЕНТ

НА ИЗОБРЕТЕНИЕ

№ 2591029

СПОСОБ ПОЛУЧЕНИЯ НА ЛЕТАТЕЛЬНОМ АППАРАТЕ
(ЛА) УЛУЧШЕННОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ
ПОДСТИЛАЮЩЕЙ ПОВЕРХНОСТИ

Патентообладатель(ли): *Российская Федерация, от имени которой
выступает Министерство промышленности и торговли
Российской Федерации (Минпромторг России) (RU)*

Автор(ы): *см. на обороте*

Заявка № 2015104844

Приоритет изобретения **13 февраля 2015 г.**

Зарегистрировано в Государственном реестре
изобретений Российской Федерации **17 июня 2016 г.**

Срок действия патента истекает **13 февраля 2035 г.**

*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

Г.П. Ивлиев



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

(19) **RU** ⁽¹¹⁾ **2 591 029** ⁽¹³⁾ **C1**(51) МПК
G06K 9/54 (2006.01)ФЕДЕРАЛЬНАЯ СЛУЖБА
ПО ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СОБСТВЕННОСТИ**(12) ФОРМУЛА ИЗОБРЕТЕНИЯ К ПАТЕНТУ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ**

(21)(22) Заявка: 2015104844/28, 13.02.2015

(24) Дата начала отсчета срока действия патента:
13.02.2015

Приоритет(ы):

(22) Дата подачи заявки: 13.02.2015

(45) Опубликовано: 10.07.2016 Бюл. № 19

(56) Список документов, цитированных в отчете о
поиске: RU 2497175 C1, 27.10.2013. RU
2013126754 A, 20.12.2014. US 2013027555 A1,
31.01.2013. WO 1997004417 A1, 06.02.1997.

Адрес для переписки:

125319, Москва, ул. Викторенко, 7, ФГУП
"ГосНИИАС", патентный отдел

(72) Автор(ы):

Бондаренко Максим Андреевич (RU),
Павлов Юрий Васильевич (RU)

(73) Патентообладатель(и):

Российская Федерация, от имени которой
выступает Министерство промышленности
и торговли Российской Федерации
(Минпромторг России) (RU)**(54) СПОСОБ ПОЛУЧЕНИЯ НА ЛЕТАТЕЛЬНОМ АППАРАТЕ (ЛА) УЛУЧШЕННОГО
ИЗОБРАЖЕНИЯ ПОДСТИЛАЮЩЕЙ ПОВЕРХНОСТИ****(57) Формула изобретения**

1. Способ получения на летательном аппарате (ЛА) улучшенного изображения подстилающей поверхности, основанный на совмещении в бортовом компьютере ЛА сенсорной видеоинформации, полученной с помощью штатной видеокамеры ЛА, и синтезированной видеоинформации, сформированной по априорно заданной пространственной модели местности, введенной в память бортового компьютера, характеризующийся тем, что в память бортового компьютера вводят алгоритм функционирования виртуальной видео камеры, осуществляющий перспективное преобразование виртуальной модели местности на картинную плоскость с параметрами, соответствующими угловым размерам поля зрения и разрешению в эффективных пикселях штатной видеокамеры, а в каждый текущий момент времени в бортовой компьютер ЛА вводят соответствующую сенсорную видеоинформацию и информацию о пространственном положении штатной видеокамеры (широта, долгота, высота, углы ее ориентации), по которой определяют параметры перспективного проецирования местности, затем на основе этих данных по пространственной модели местности формируют соответствующее текущее синтезированное изображение, на котором определяют и отмечают местоположение не менее двух известных топологических особенностей (ТО), заданных в априорно введенной пространственной модели местности, затем на сенсорном изображении находят местоположения ТО, тождественных ТО, отмеченных на синтезированном изображении, после чего сопоставляют положения найденных ТО на сенсорном изображении и соответствующих

RU 2 591 029 C1

RU 2 591 029 C1

ТО на синтезированном изображении, выявляют невязки расстояний между центрами соответствующих ТО и по выявленным различиям уточняют пространственное положение виртуальной видеокамеры за счет проведения процедуры минимизации функции суммарной невязки этих расстояний, затем производят временную фильтрацию уточненного пространственного положения с учетом предшествующих уточненных значений, с последующим формированием с помощью виртуальной камеры нового синтезированного изображения, а потом, суммируя сенсорное и новое синтезированное изображение, формируют микшированное представление подстилающей поверхности, которое и выводят на индикаторное устройство ЛА.

2. Способ по п. 1, отличающийся тем, что при получении изображений ТО, априорно заданных на пространственной модели местности, применяют линейную коррекцию динамического диапазона в окрестности центров ТО на сенсорном и синтезированном изображениях.

3. Способ по п. 1, отличающийся тем, что временную фильтрацию уточненных пространственных положений виртуальной видеокамеры осуществляют, используя процедуру фильтрации по Калману.

RU 2591029 C1

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2015662436

«Программа трёхмерной пространственно-временной
фильтрации последовательности видеоизображений»
(«Трёхмерная фильтрация»)

Правообладатель: *Федеральное государственное унитарное
предприятие «Государственный научно-исследовательский
институт авиационных систем» (ФГУП «ГосНИИАС») (RU)*

Авторы: *Бондаренко Максим Андреевич (RU), Дрынкин Владимир
Николаевич (RU), Царева Татьяна Игоревна (RU)*

Заявка № 2015617754

Дата поступления 25 августа 2015 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 24 ноября 2015 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев



