

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
**«БЕЛГОРОДСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ
ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**
(Н И У « Б е л Г У »)

ИНСТИТУТ ИНЖЕНЕРНЫХ И ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

**КАФЕДРА ИНФОРМАЦИОННО-ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫХ
СИСТЕМ И ТЕХНОЛОГИЙ**

**СОЗДАНИЕ БЕСШОВНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ НА ОСНОВЕ
ПСЕВДОГРАДИЕНТОВ**

Выпускная квалификационная работа
обучающейся по направлению подготовки
11.03.02 Инфокоммуникационные технологии и системы связи,
профиль «Сети связи и системы коммутации»
очной формы обучения, группы 12001511
Щекочихиной Любви Олеговны

Научный руководитель:
кандидат технических наук, доцент
кафедры информационно-
телекоммуникационных систем и
технологий НИУ «БелГУ»
Балабанова Т.Н.

Рецензент: начальник службы
управления сетями, сервисами и
информационными системами
Белгородского филиала
ПАО «Ростелеком»
Нагорный Павел Викторович

БЕЛГОРОД 2019

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
1 БЕСШОВНОЕ ИЗОБРАЖЕНИЕ	5
1.1 Понятие бесшовного изображения.....	5
1.2 Использование бесшовного изображения.....	6
1.3 Общий алгоритм получения бесшовного изображения	7
2 МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ПОЛУЧЕНИЯ БЕСШОВНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ.....	11
2.1 Поиск особых точек	11
2.2 Сопоставление особых точек.....	21
2.3 Методы и алгоритмы сшивания изображения.....	23
3 ИССЛЕДОВАНИЕ ПСЕВДОГРАДИЕНТНЫХ МЕТОДОВ СОЗДАНИЯ ПАНОРАМНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ	30
3.1 Математические основы сшивания изображения.....	30
3.2 Сшивка изображения в псевдоградиентной области	32
3.3 Вычислительные эксперименты по исследованию псевдоградиентных методов создания панорамных изображений	39
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	46
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	47

					<i>11120005.11.03.02.431.ПЗВКР</i>			
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата				
Разработал		Щекочихина Л.О.			Создание изображения на основе псевдоградиентов	Лит.	Лист	Листов
Проверил		Балабанова Т.Н.					2	45
Рецензент		Нагорный П.В.				<i>НИУ«БелГУ» гр.12001511</i>		
Н. Контроль		Балабанова Т.Н.						
Утвердил		Жиляков Е.Г.						

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность исследования, обусловлена тем, что панорамные изображения широко используются как средство информационного обеспечения различных информационных систем. Панорамное фото и панорамное видео используются во многих областях человеческой деятельности: удаленный контроль за специальными объектами, проведение географических, сейсмологических и геологических наблюдений, организация наблюдения за состоянием линий электропередач, нефте-газопроводов и т. п., для обеспечения работы систем наблюдения и наведения (например, для контроля состояния поверхности крыльев самолетов, для обеспечения контроля положения автомобиля в любой момент времени на трассе), для контроля работы механизмов на спутниках и роботизированных комплексах, для контроля обстановки в помещениях с агрессивной средой, на оживленных автомагистралях и в портах, в области создания видеофильмов и для демонстрации новой продукции и т.д. Наибольшую распространенность технология панорамного видео получила в охранных панорамных системах: обеспечение обзорного видеонаблюдения за безопасностью специальных, промышленных, административных и других объектов. [1]

На сегодняшний день не разработаны универсальные аппаратно-программные комплексы, позволяющие проводить обработку изображений и потоков видеоинформации в реальном масштабе времени с выполнением всех основных функций, регистрации и обработки панорамных изображений.

Постоянно возникающие и возрастающие по сложности задачи обработки изображений требуют создания новейших технических средств панорамного обзора и регистрации цифровых изображений.

Целью выпускной квалификационной работы является проведение исследований, связанных с решениями по созданию бесшовного изображения на основе псевдоградиентов и определении влияния различных модификаций изображений на сшивание в единое панорамное изображение.

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	<i>Лист</i>
						3
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		

Для достижения поставленной цели будут решены следующие задачи:

- 1 Анализ существующих подходов и методов обработки графической информации при формировании единого панорамного изображения;
- 2 Разработка, реализация и отладка алгоритма обработки изображений и склеивания их в панораму в программе MATLAB;
- 3 Определение алгоритмов получения панорамного изображения с использованием вычислительных экспериментов.

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		4

1 БЕСШОВНОЕ ИЗОБРАЖЕНИЕ

1.1 Понятие бесшовного изображения

Панорамным изображением в общем случае называют изображение с большим углом обзора, созданное путем объединения (сшивки) нескольких изображений на основе сходства их отдельных частей (фрагментов).

Алгоритмы выравнивания и склейки изображений в единое «бесшовное» фотоизображение – популярная задача в компьютерном зрении. Покадровое выравнивание изображения используется для стабилизации изображения в большинстве современных камер.

Одним из первоначальных примеров алгоритмов регистрации изображений является семейство алгоритмов, основанных на вычислении оптического потока, разработанные Лукасом и Канаде [18]. Вариации данного алгоритма используются в большинстве схемах сжатия видео таких, как MPEG, H.264. Модель поступательного движения позже была обобщена для аффинного движения. В результате алгоритмы оценки параметров движения нашли множество применения, включая суммирование, стабилизацию и сжатие видео.



Рисунок 1.1 – Панорамные изображения, полученные «сшивкой» на полусферической поверхности

В зависимости от типа проекции трехмерной сцены на плоскости выделяют полные сферические панорамные изображения и частичные панорамные изображения.

Полные сферические панорамы получаются при использовании эквидистантной или кубической проекций. Оба вида панорам способны передавать полную окружающую нас сферу – 360° вдоль горизонта, 90° вверх и 90° вниз. Для их просмотра нужны специальные программы. [3]

1.2 Использование бесшовного изображения

Сшивание изображений используется для объединения нескольких отдельных изображений, имеющих некоторое перекрытие, в составное изображение.

Развитие и распространение средств регистрации, обработки и хранения изображений формирует широкий интерес к системам автоматического построения панорамных изображений.

Системы построения панорамных изображений используются при построении картографических изображений, полученных со спутников или летательных аппаратов, могут устанавливаться: на мобильные платформы (автомобили, роботизированные тележки) для облегчения задач вождения или осуществления удаленного управления транспортным средством; [5] в охранных системах и комплексах, предназначенных для наблюдения за территорией; при объединении медицинских снимков, в рентгенограммах, клеточных структурах для выявления патологий и развития течения биологических процессов; при решении задач фотограмметрии; при получении обзорных снимков, используемых в строительстве и т.д.

В связи с обширной областью применения панорамного представления для формирования, хранения, обработки и отображения панорамных изображений разработано множество методов и алгоритмов.

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		6

Представляет интерес провести анализ существующих подходов и методов формирования единого панорамного изображения.

1.3 Общий алгоритм получения бесшовного изображения

В обобщенном виде алгоритм создания бесшовного изображения из нескольких изображений состоит из двух этапов. На первом этапе определяются параметры совместимости входных изображений таким образом, чтобы совпадающие объекты на смежных изображениях точно накладывались друг на друга в результирующей панораме. На втором этапе производится совмещение изображений в итоговую панораму по оцененным на первом этапе параметрам.

Первый этап – оценка параметров совмещения – может быть реализован различными способами. В работах [9-10] различные методы оценки параметров совмещения разделяются на «плотные» и «разреженные» методы. «Плотные» методы непосредственно оперируют значениями пикселей в областях перекрытия изображений: совмещение изображений может происходить в пространственной области на основе корреляционных методов [11-12], а также в частотной области с помощью двумерного быстрого преобразования Фурье [13]. «Разреженные» методы основаны на поиске и сопоставлении особых точек на изображениях [14-15] или более сложных структур таких, как элементы изображения или взаимоотношения между особыми точками [16].

Следует отметить, что несмотря на то, что «плотные» методы наиболее полно используют имеющуюся информацию, наибольшее распространение получили «разреженные» методы, основанные на поиске и сопоставлении особых точек. Причиной этого является то, что «плотные» методы имеют ограниченную область сходимости [8].

На рисунке 1.2 приведена схема алгоритма создания панорамных изображений:

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		7

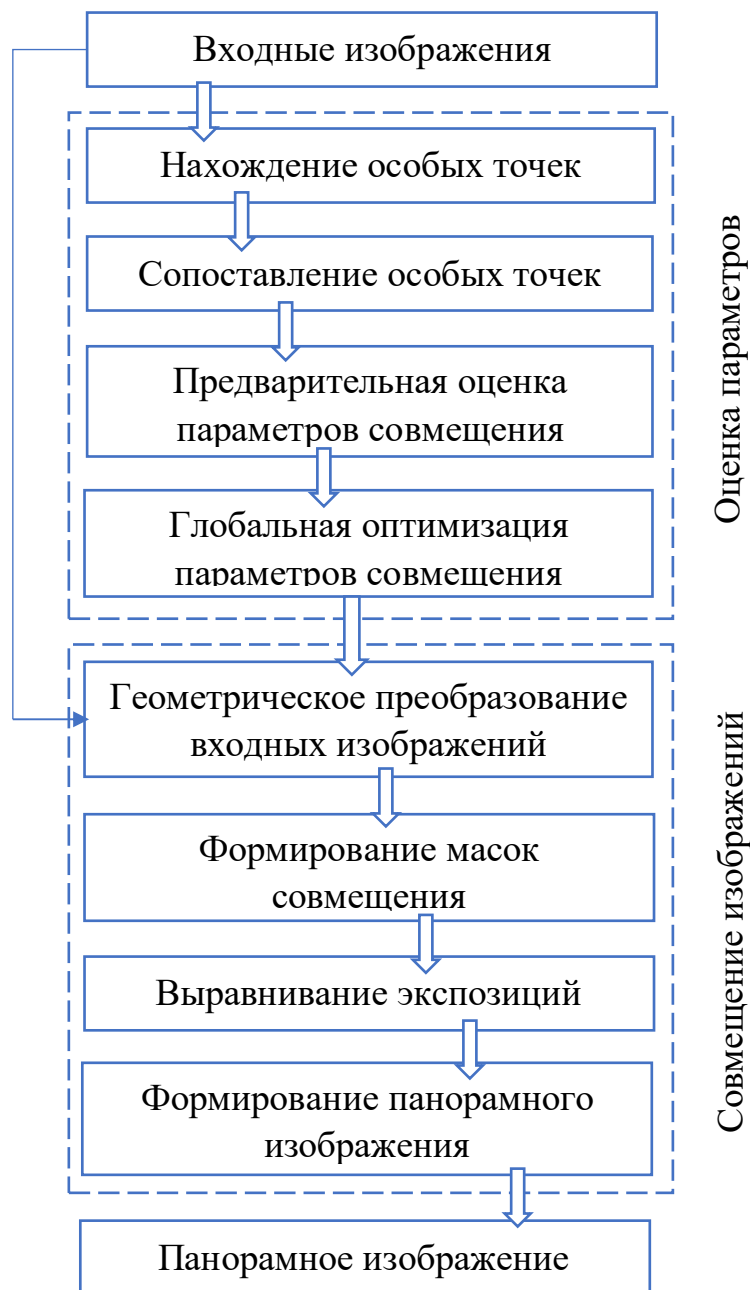


Рисунок 1.2 – Схема алгоритма формирования панорамных изображений на основе использования особых точек

Первый этап – оценка параметров – осуществляется по следующей схеме.

Для каждого входного изображения производится поиск особых точек. Каждая особая точка описывается положением на изображении (координаты, масштабный коэффициент, угол ориентации и т.п.) и так называемым дескриптором, представляющим собой вектор в N -мерном пространстве и характеризующим окрестность вокруг особой точки. В качестве дескрипторов

часто используются гистограммные характеристики направления и величины градиента локальных областей изображения.

Во время сопоставления для каждой особой точки одного изображения находится одна или несколько наиболее подходящих точек другого изображения. Эта задача может решаться как простым перебором, так и с привлечением различных методов поиска ближайшего соседа в многомерном метрическом пространстве.

Следующий этап - предварительная оценка параметров совмещения. В зависимости от выбранного алгоритма построения панорамы могут оцениваться различные параметры: плоское вращение и смещение, параметры проективного преобразования, параметры вращения камеры. Найденные на предыдущем шаге соответствия могут содержать как истинные соответствия точек двух изображений, так и выбросы, поэтому алгоритм оценки параметров должен быть робастным, т. е. устойчивым к выбросам. Популярными алгоритмами устойчивой оценки параметров являются метод случайных выборок RANSAC, *M*-оценочная функция, метод наименьших усеченных квадратов и др.

Глобальная оптимизация параметров совмещения производится в том случае, когда формируемая панорама имеет 360-градусное поле обзора. Полученные на предыдущем шаге параметры совмещения связывают между собой два смежных снимка, поэтому при последовательном применении параметров совмещения к каждому изображению возникает ситуация, когда из-за накопившихся ошибок последнее и первое изображения не совмещаются на формируемой панораме. Целью глобальной оптимизации является устранение этого явления. Кроме того, на заключительном этапе может потребоваться операция выпрямления линии горизонта.

На втором этапе производится совмещение исходных изображений с целью получения итогового панорамного изображения. В первую очередь по найденным параметрам осуществляются геометрические преобразования входных изображений: устранение дисторсии (геометрических искажений объектива камеры) и переход к выбранной панорамной проекции.

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	<i>Лист</i>
						9
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		

Далее производится устранение видимых переходов от одного изображения к другому: формируются маски наложения этих изображений на формируемую панораму, производится компенсация радиометрических искажений (виньетирования) и выравнивание экспозиций преобразованных изображений. Наконец, полученные изображения совмещаются в итоговое панорамное изображение, при этом для уменьшения заметности переходов одного изображения в другое могут применяться специальные алгоритмы. [6]

Для того чтобы определить и получить наилучшие швы, вводятся несколько формальных функций затрат для оценки качества сшивания. Это позволяет минимизировать возмущающие края вдоль шва и геометрические рассогласования между кадрами. Хорошее сшивание изображения оптимизирует эти функции затрат, преодолевающие как фотометрические несоответствия, так и геометрические рассогласования между кадрами.

Этот подход продемонстрирован при формировании панорамных изображений и в смешивании объектов. Сравнения с существующими методами показывают преимущества оптимизации мер в градиентной области. [2]

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		10

2 МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ПОЛУЧЕНИЯ БЕСШОВНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ

2.1 Поиск особых точек

Нет исчерпывающего и устоявшегося определения особой точки изображения. В общих словах, особая точка представляет собой некоторую структуру данных, описывающих координаты точки на изображении и окрестность этой точки. Основное требование к особым точкам – повторяемость: для различных изображений одной сцены должны находиться соответствующие особые точки. Кроме того, зачастую требуют, чтобы особые точки обладали инвариантностью к освещенности, масштабу, повороту и другим характеристикам изображения. Процедура поиска особых точек состоит из двух этапов: детектирование на изображении точек, поддающихся локализации, и описание окрестности этих точек, т. е. формирование так называемых дескрипторов.

Разработано множество алгоритмов поиска особых точек, классифицируемых по форме обнаруживаемых особенностей. В задачах построения панорамных изображений наиболее популярными являются уголкового детекторы (детектор Харриса [21], FAST [22] и др.) и каплеобразные (от англ. blob) детекторы (SIFT-, SURF-детекторы [23-24]).

Необходимо на исходном изображении выделить особые точки. Особая точка – это точка на изображении, удовлетворяющая следующим условиям:

- имеет точное математическое определение;
- имеет четко определенную позицию в пространстве изображения (разреженность);
- окрестность особой точки должна содержать существенную информацию, определяющую ее свойства;
- должна быть устойчива к локальным и глобальным искажениям, для достижения высокой степени воспроизводимости;

– опционально точка должна быть инвариантна к масштабированию.

Кроме того, необходимо определить меру похожести особых точек для возможности их сопоставления. Мера должна принимать большие значения в случае сравнения двух точек, определяющих одно место на сцене, и близкие к нулю значения при сравнении различных точек сцены.

Современные детекторы особых точек. Для реализации меры похожести особых точек часто вводится вектор признаков (дескриптор) особой точки. В таком случае мера похожести должна быть обратно пропорциональна расстоянию между двумя векторами признаков сравниваемых точек. В качестве особых точек изображения часто используются углы или центры пятен. Рассмотрим некоторые существующие методы детектирования особых точек.

SIFT (Scale-Invariant Feature Detection). Метод SIFT исследован в работе [19]. Представлением изображения $I(x, y)$ в пространстве масштабов будем считать семейство:

$$L(x, y, \sigma) = g(x, y, \sigma) \otimes I(x, y), \quad (2.1)$$

где гауссово ядро $g(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$.

Для детектирования особых точек используется разность гауссиан:

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma). \quad (2.2)$$

Создание пирамиды разностей гауссиан. Исходное изображение сворачивается с гауссианами, причем масштаб σ на каждом шаге увеличивается в k раз.

Каждая октава делится на целое число интервалов s . Тогда $k = 2^{1/s}$. Для каждой октавы необходимо вычислить $s + 3$ изображения, так как в этом случае при выделении экстремумов разности гауссиан будет покрыта вся октава.

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	Лист
Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата		12

Разность гауссиан $D(x, y, \sigma)$ вычисляется как разность соседних в пространстве масштабов изображений.

После проведения для октавы всех необходимых вычислений изображение, масштаб которого в 2 раза больше начального масштаба октавы, сжимается (берется каждый второй пиксель в каждой строке и каждом столбце).

Для нахождения экстремумов значение $D(x, y, \sigma)$ в каждой точке сравнивается со значениями в ее окрестности $3 \times 3 \times 3$ (рисунок 2.1). Если значение в рассматриваемой точке минимально или максимально, то она является экстремумом.

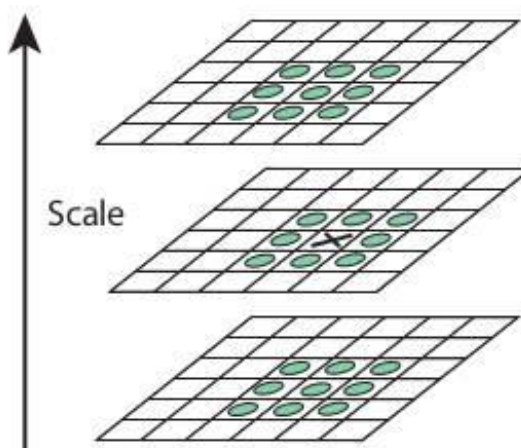


Рисунок 2.1 – Иллюстрация работы алгоритма SIFT

Далее проводится уточнение координат экстремумов с субпиксельной точностью. Для этого функция разности гауссиан $D(x, y, \sigma)$ аппроксимируется многочленом Тейлора второй степени, взятым в точке экстремума:

$$\bar{D}(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x, \quad x = (x, y, \sigma)^T. \quad (2.3)$$

D и ее производные вычисляются в точке рассматриваемого экстремума, $\bar{D}(x)$ достигает экстремума в точке \hat{x} :

$$\hat{x} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial D}{\partial x}. \quad (2.4)$$

Если значение \hat{x} больше 0.5 по какой-то из координат, это значит, что экстремум лежит ближе к другой точке изображения. В таком случае рассматриваемая точка меняется, и снова проводится уточнение. Конечное \hat{x} добавляется к координатам рассматриваемой точки экстремума. Если при этом значение $\bar{D}(\hat{x}) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} \hat{x}$ мало, то точка удаляется из рассмотрения.

Разность гауссиан дает достаточно большой отклик вдоль границ, поэтому среди выделенных экстремумов могут быть такие точки. Точки границы будут иметь большую главную кривизну поперек границы и маленькую главную кривизну вдоль. Для вычисления кривизны можно использовать матрицу Гессе:

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}. \quad (2.5)$$

Каждое собственное число α и β матрицы H пропорционально главной кривизне D .

$$Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta, \quad (2.6)$$

$$\det(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta. \quad (2.7)$$

Пусть $\alpha > \beta$ и $\alpha = r\beta$, тогда:

$$\frac{Tr(H)^2}{\det(H)} = \frac{(\alpha+\beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(r\beta+\beta)^2}{r\beta^2} = \frac{(r+1)^2}{r}. \quad (2.8)$$

Это значение минимально, когда собственные числа равны, и увеличивается с увеличением r . Следовательно, чтобы проверить, что отношение одной главной кривизны к другой меньше порога \bar{r} , необходимо проверить:

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	Лист
						14
Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата		

$$\frac{\text{Tr}(H)^2}{\det(H)} < \frac{(\bar{r}+1)^2}{\bar{r}}. \quad (2.9)$$

Определение ориентации особой точки. На этом этапе на основе локальных свойств изображения необходимо определить ориентацию особой точки. Для этого строится гистограмма градиентов точек, лежащих в некоторой окрестности рассматриваемой особой точки. Гистограмма имеет 36 ячеек, покрывающих 360°. Градиент каждой точки окрестности добавляет в соответствующую ячейку гистограммы значение, равное модулю градиента, умноженного на значение гауссианы с центром в особой точке и σ , в полтора раза превышающей масштаб особой точки.

Пики гистограммы соответствуют основным направлениям изменения градиента. Наибольший пик гистограммы, а также те пики, значения которых составляют не менее 80% значения наибольшего пика, принимаются за ориентации особой точки. Таким образом, может существовать несколько точек с одинаковыми координатами и различными направлениями.

Все вычисления градиентов производятся на изображении в пирамиде гауссиан с масштабом, наиболее близким к масштабу ключевой точки.

Построение дескриптора особой точки. В окрестности особой точки вычисляются модули и направления градиента (рисунок 2.2). Для того чтобы дескриптор был инвариантен к повороту, координаты дескриптора и направления градиентов в точках окрестности поворачивают на угол направления ключевой точки. Модули градиентов в каждой точке взвешиваются с гауссианой, σ которой равна половине размера окна дескриптора.

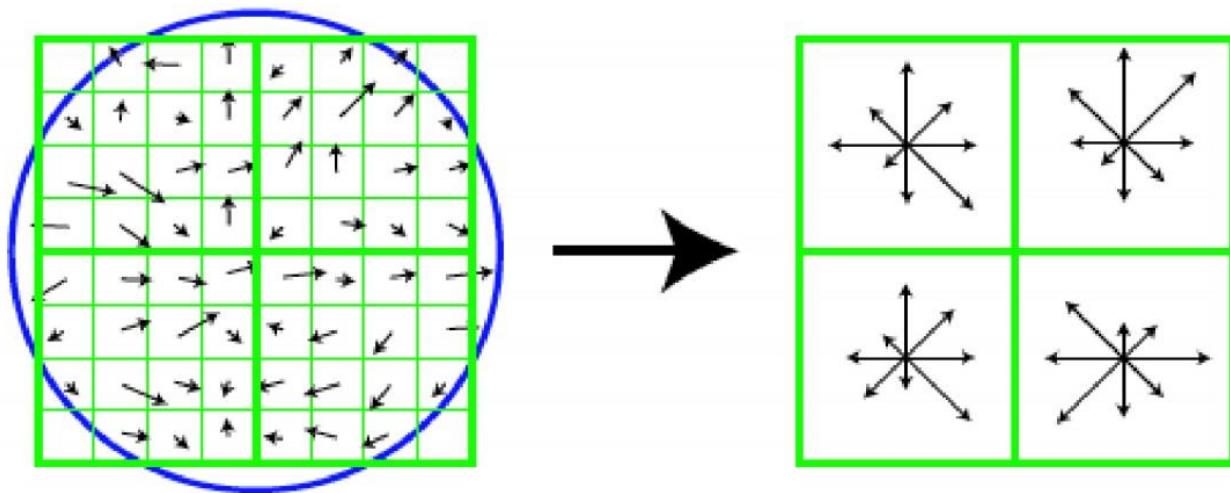


Рисунок 2.2 – Вычисление направлений в алгоритме SIFT

Рассматриваемая окрестность особой точки разбивается на $16=4 \times 4$ регионов (на рисунке изображено разделение на $4=2 \times 2$ региона). Для каждого региона строится гистограмма направлений градиентов, аналогично прошлому пункту. Однако данная гистограмма содержит только 8 ячеек.

Дескриптор формируется как вектор, содержащий значения ячеек шестнадцати гистограмм ориентации. Тогда его длина равна $4 \times 4 \times 8 = 128$.

SURF (*Speeded-UpRobustFeatures*). Для детектирования пятен данный алгоритм использует матрицу Гессе:

$$H(x, y, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, y, \sigma) & L_{xy}(x, y, \sigma) \\ L_{xy}(x, y, \sigma) & L_{yy}(x, y, \sigma) \end{bmatrix}, \quad (2.10)$$

Обычно для нахождения элементов матрицы Гессе изображение сворачивается с дискретизированными фильтрами вторых производных гауссианы (рисунок 2.3, первая строка). В данном алгоритме предлагается аппроксимировать вторые производные гауссианы с помощью вейвлетов Хаара (рисунок 2.3, вторая строка). При использовании интегрального изображения $I_{\Sigma}(x, y)$ свертка с такими фильтрами может быть вычислена значительно быстрее:

$$I_{\Sigma}(x, y) = \sum_{i=0}^{i \leq x} \sum_{j=0}^{j \leq y} I(i, j). \quad (2.11)$$

На рисунке 2.3 приведены Вейвлеты Хаара.

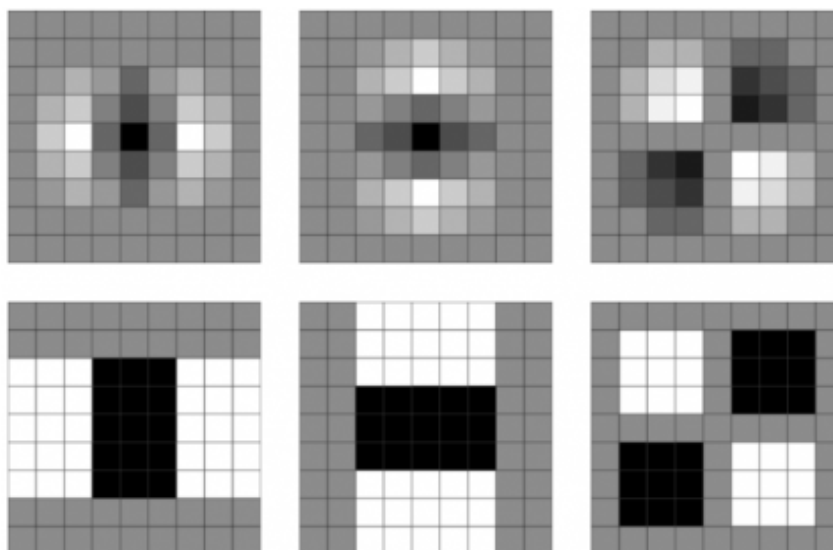


Рисунок 2.3 – Вейвлеты Хаара

Изображенные на рисунке (вторая строка) фильтры (вейвлеты Хаара) 9×9 пикселей являются аппроксимацией производных гауссианы с $\sigma = 1.2$ и представляют наименьший масштаб.

Определим меру похожести точки на пятно:

$$\det(H_{approx}) = D_{xx}D_{yy} - (wD_{xy})^2, \quad (2.12)$$

где D_{xx}, D_{yy}, D_{xy} – изображения, полученные сверткой исходного изображения с вейвлетами Хаара.

Для сохранения энергии между гауссовскими ядрами и их аппроксимацией дополнительно вводится вес $w = 0.9$.

Мера похожести $\det(H_{approx})$ вычисляются для разных масштабов, после чего находятся локальные максимумы по координатам и масштабу.

Пространство масштабов. Обычно пространство масштабов представляет собой пирамиду изображений, в которой для получения более высокого уровня пирамиды изображение повторно сглаживается и прореживается.

Однако в данном случае для получения следующего уровня пирамиды необязательно применять к предыдущему уровню тот же фильтр. Поскольку в алгоритме используются боксфильтры и интегральное изображение, мы можем применить боксфильтр любого размера непосредственно к исходному изображению за одинаковое количество операций.

Таким образом, пространство масштабов анализируется увеличением размера фильтра, а не уменьшением размера изображения. Как было отмечено ранее, минимальному масштабу $\sigma = 1.2$ соответствуют фильтры размером 9×9 пикселей. С увеличением масштаба размеры фильтра тоже будут увеличиваться.

Пространство масштабов разделено на октавы, причем размер каждой новой октавы должен быть вдвое больше размеров предыдущей (то есть за октаву размер фильтра должен быть увеличен не менее чем в 2 раза). Каждая октава подразделена на определенное (постоянное для всех октав) количество уровней. Размеры фильтров, соответствующие первым трем октавам, указаны на рисунке (рисунок 2.4).

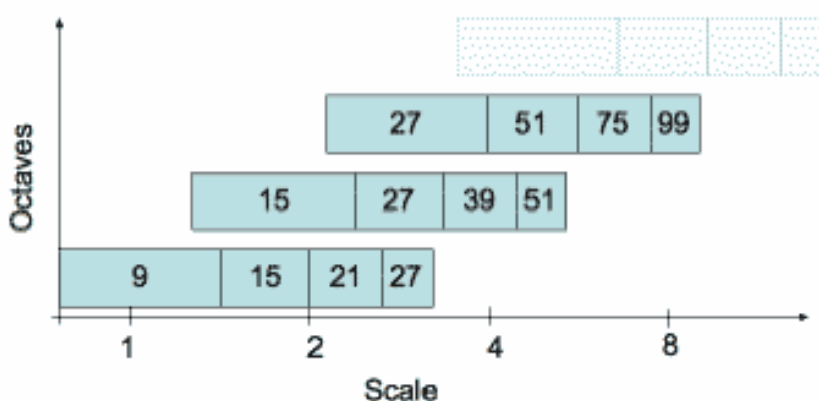
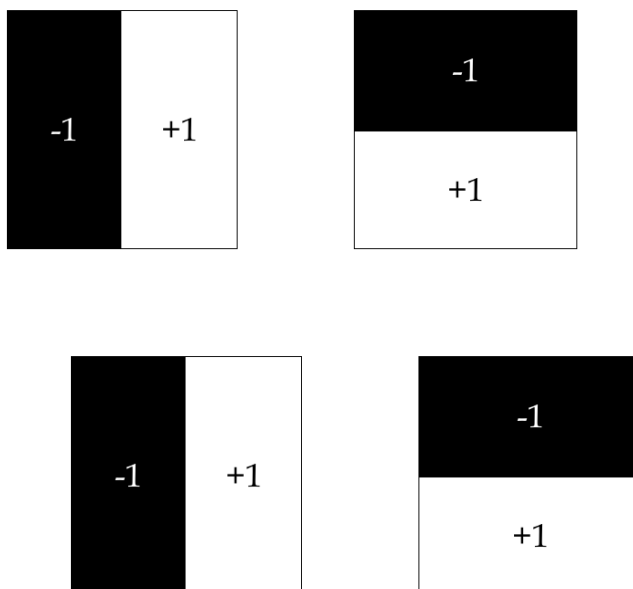


Рисунок 2.4 – Размеры фильтров для алгоритма SURF

Октавы значительно перекрываются друг другом. Это увеличивает надежность нахождения локальных максимумов. Поскольку сравнения проводятся в рамках октавы, количество фильтров в октаве не может быть меньше трех.

Для нахождения локальных максимумов гессиана значение в рассматриваемой точке сравнивается со значениями соседних пикселей в окрестности $3 \times 3 \times 3$.

После локализации особых точек, проводится субпиксельное уточнение их координат (аналогично SIFT). Для обеспечения инвариантности дескриптора особой точки к повороту определим ориентацию особой точки. Для этого вычислим значения фильтров Хаара (рисунок 2.5).



Рисунок

Рисунок 2.5 – Фильтры Хаара

Размер фильтра зависит от масштаба особой точки, в направлениях x и y для всех пикселей в круговой окрестности (ее радиус также зависит от масштаба).

Далее значения фильтров взвешиваются в соответствии с гауссовским распределением с центром в особой точке. Ответы горизонтального и вертикального фильтров для каждого пикселя представляются точками в

пространстве. Ориентация особой точки оценивается подсчетом суммы всех ответов, входящих в скользящее угловое окно размера $\pi/3$ (рисунок 2.6).

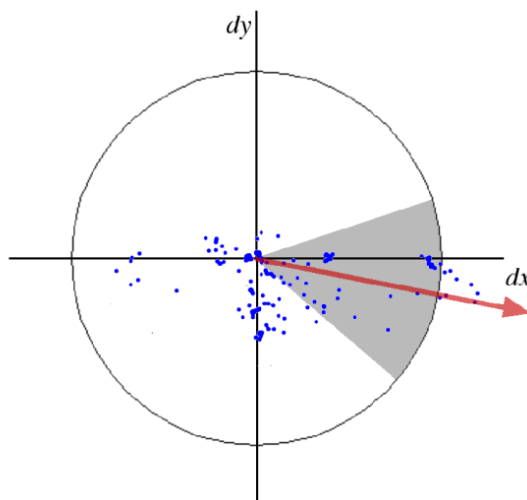


Рисунок 2.6 – Вычисление ориентации особой точки

Ответы горизонтального и вертикального фильтров, входящие в это окно, складываются. Две эти суммы определяют локальный вектор ориентации. Локальный вектор ориентации, имеющий наибольший среди всех модуль, считается ориентацией особой точки.

Вокруг особой точки строим квадратную область, ориентированную согласно выбранной ориентации этой точки. Размеры области зависят от масштаба, на котором она была детектирована. Разделяем построенную область на $16=4 \times 4$ регионов. Для каждого региона считаем ответ фильтров Хаара в $25=5 \times 5$ регулярно расположенных точках (рис. 2.5, изображены $4=2 \times 2$ точки).

Пусть d_x – ответ горизонтального фильтра Хаара, d_y – ответ вертикального фильтра (горизонтальность и вертикальность фильтров определяется относительно ориентации особой точки).

Тогда для каждого региона вычислим значение вектора $v = \{\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|\}$. Совокупность этих векторов по всем 16 регионами будет образовывать дескриптор особой точки размерности [7].

2.2 Сопоставление особых точек

Определив особые точки, сформулировав способы получения дескрипторов точек на паре снимков, необходимо их сопоставить, то есть найти такой набор точек, который обеспечит высокоточное сопоставление.

Одним из возможных подходов является метод наименьших квадратов или его устойчивые к выбросам вариации. Тем не менее, в большинстве случаев лучше предварительно найти начальное множество совпадений особых точек, то есть таких, что они будут совместимы и определять некую модель движения.

Одним из наиболее распространенных решений является семейство алгоритмов RANSAC (Random Sample Consensus). Базовое предположение RANSAC заключается, что данные можно подразделить на две группы “inliers” хорошие точки, то есть данные, распределение которых можно описать набором модельных параметров с точностью до шума и “outliers” плохие точки, данные, которые не согласуются с моделью или являются сильными выбросами (например, некорректная корреспонденция). Основная идея алгоритма заключается в следующем: случайным образом выбирается подмножество особых точек, при использовании этих точек осуществляется первичная оценка модельных параметров, процедура повторяется, в случае если следующее подмножество обуславливает лучший результат для задачи по числу insliers, уточняя тем самым модель, то результат сохраняется. Операция повторяется определенное число раз. Существует теоретическая оценка для числа повторений операции: пусть p вероятность, что заданная корреспонденция верна, а P общая вероятность успеха после S попыток. Вероятность в одной попытке, что k случайных точек будут inlier p^k . Следовательно, вероятность, что все попытки неуспешны:

$$1 - P = (1 - p^k)^S, \quad (2.1)$$

откуда следует

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	Лист
Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата		21

$$S = \frac{\log(1-P)}{\log(1-p^k)} \quad (2.2)$$

В статье приводится пример необходимого числа попыток S для достижения 99% вероятности успеха определения параметров модели (таблица 2.1).

Таблица 2.1 – Параметры модели для достижения 99% вероятности успеха

k	p	S
3	0.5	35
4	0.6	97
4	0.5	293

Как видно, число необходимых попыток растет очень быстро с числом особых точек k . Что обязывает разработчиков использовать как можно меньшее число особых точек в одном тестовом множестве.

Данный подход является широко применимым в задачах нахождения проективных преобразований между снимками, по существу не гарантирует оптимального решения, тем не менее, в среднем, используя RANSAC, можно получить оптимальное решение за короткое время.

Одним из наиболее распространенных решений сопоставления изображений является алгоритм SIFT.

Поиск особых точек и формирование дескрипторов производится для всех изображений. Затем производится сопоставление найденных точек на двух изображениях (если известен порядок съемки панорамы, достаточно сопоставить точки двух смежных изображений, если же порядок неизвестен, производится сопоставление для всех пар изображений). При сопоставлении необходимо особой точке на одном изображении найти ближайшую в некотором смысле точку на другом изображении. В алгоритме SIFT определяется Евклидово расстояние для дескрипторов:

$$p(p, q) = \|p - q\| = \sqrt{\sum_{k=1}^N (p_k - q_k)^2}, \quad (2.3)$$

где p и q – дескрипторы некоторой точки на одном изображении и сопоставляемой ей точки на другом, $N = 128$ – длина дескриптора.

Зачастую сопоставление точек производится в двустороннем порядке: для точки p_i находится наиболее близкая точка q_j другого изображения, а для точки q_j находится ближайшая точка p_k первого изображения. Если $i=k$, считается, что точки сопоставлены правильно.

Перебор всех возможных точек для поиска ближайшего соседа в многомерном пространстве является ресурсоемкой задачей. Уменьшить время вычисления можно с помощью так называемых k -мерных деревьев, являющихся разновидностью двоичных деревьев поиска. Применяются также приближенные методы поиска ближайшего соседа [7].

2.3 Методы и алгоритмы сшивания изображения

Задачей исследования является вопрос сшивки нескольких перекрывающихся изображений между собой для формирования единого панорамного изображения. При этом акцент делается не столько на сохранении точной цветовой информации, сколько на визуальном качестве изображения-результата. Последнее выражается в отсутствии зрительных артефактов: искажённых контуров объектов, попавших на границы двух изображений, резких цветовых градиентов на монотонно окрашенном объекте и других. Зачастую, однако, полностью избежать дефектов не удаётся, в результате чего задача склейки сводится к минимизации дефектов, что обычно выражается в поиске наименьшего значения некоторого функционала. Следует отметить, что аналитическая запись указанного функционала далеко не однозначна и может меняться в зависимости от требований решаемой задачи и выбираемых

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		23

приближений. Кроме того, поиск глобального максимума в пространствах большой размерности (а именно такими объектами оперируют в данном случае) является крайне сложной задачей, а потому большинство методов ограничиваются поиском локального минимума. В зависимости от ориентированности и приложений конечных систем, алгоритмы сшивки могут разительным образом различаться. Эти отличия проявляются в способах сопоставления, проектирования и обработки промежуточных результатов.

Существующие системы формирования панорамных изображений можно условно классифицировать следующим образом:

- системы построения панорамных изображений с помощью специальных сверхширокоугольных оптических устройств (широкоугольных объективов типа «рыбий глаз» или катадиоптрических систем с использованием зеркала сложной формы);

- панорамные системы сканирующего типа (механические или оптико-механические);

- панорамные системы, состоящие из нескольких широкоугольных камер.

Полученные от камер изображения совмещаются в единое изображение при помощи специальных алгоритмов формирования панорамного изображения.

Каждый из систем формирования панорамных изображений обладает своими особенностями, преимуществами и недостатками.

Пример сшивания в единое панорамное изображение приведен на рисунке 2.7. Два изображения *I1*, *I2* захватили различные части одной и той же местности, с областью перекрытия, видимой на обоих изображениях. Изображения должны быть сшиты для создания мозаичного изображения *I*. Простая вставка левой области из *I1* и правой область из *I2* создает видимые искусственные края в шве между изображениями, из-за различий в камере увеличение, освещения или геометрического рассогласования.

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		24

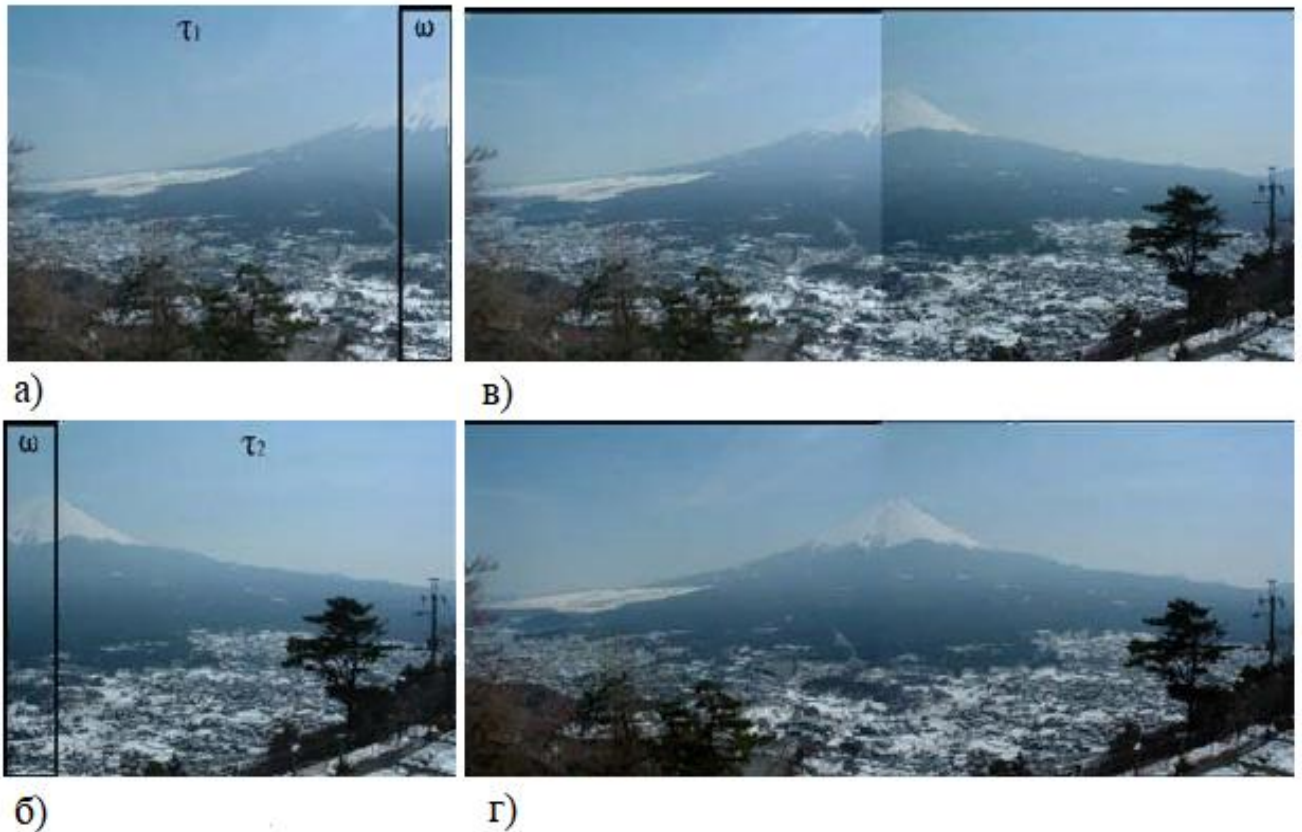


Рисунок 2.7 – Сшивание изображения. а) входное изображение I1, где ω - область перекрытия; б) входное изображение I2, где ω - область перекрытия; в) - простая вставка входных изображений I1 и I2; г) результат алгоритма GIST1.

Хотя эти требования широко приемлемы для визуального исследования результата сшивания, их определение как критерии качества были ограниченными.

В своей работе Левин А. и Зомет А. представили несколько функций затрат для этих требований и определения мозаичного изображения как оптимальное. В градиентной области измеряется качество сшивания швов. Мозаичное изображение должно содержать минимальное количество артефактов шва, т. е. шов не должен вводить новый край ни в I1, ни в I2. Градиенты мозаичного изображения I сравнивается с градиентами I1, I2. Это уменьшает эффекты, вызванные глобальными несоответствия между кадрами. Левин А. и Зомет А. назвали это framework GIST: градиентно-доменное сшивание изображений. Они демонстрируют этот подход в панорамной мозаике и смешивании объектов.

Аналитические и экспериментальные сравнения их подхода к существующими методами показали преимущества работы в градиентной области и прямой минимизации градиентных артефактов.

В литературе существует два основных подхода к сшиванию изображений, предполагающих, что изображения уже выровнены. Оптимальные алгоритмы шва, поиск кривой в области перекрытия, на которой различия между I1, I2 минимальны. Затем каждое изображение копируется на соответствующую сторону шва. В случае, если разница между I1, I2 на кривой равна нулю, градиенты шва не образуются в мозаичное изображение I. Однако шов виден, когда такой кривой нет, например, когда есть глобальная разница в интенсивности между изображениями. Это проиллюстрировано на первой строке рисунка 2.8. Кроме того, оптимальные методы шва менее целесообразны, когда тонкие полосы берутся из входных изображений, как в случае многократной мозаики [5].

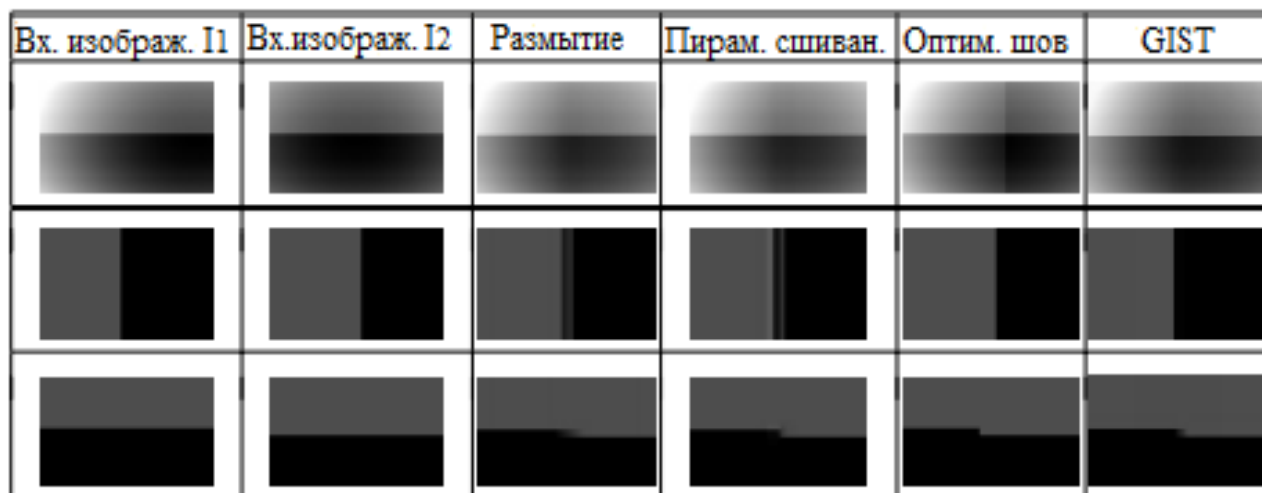


Рисунок 2.8 - Сравнение методов сшивания с различными источниками несоответствий между входные изображения. Левая сторона I1 сшита с правой стороной I2. Метод оптимального шва создает артефакт шва в случае фотометрических несоответствий между изображения (первый ряд). Размытие и смешивание пирамид дают двойные края в случае горизонтальные смещения (второй ряд). В случае, если есть вертикальные смещения (третий ряд), швы менее заметны с размытием и GIST

Сшивание панорамных видов. Естественное применение для сшивания панорамного - конструкция панорамного изображения из нескольких входных изображений. Геометрические смещения между входными изображениями вызваны искажениями объектива, наличие движущихся объектов и по параллаксу движения. Фотометрические несоответствия между входными изображениями могут быть вызваны переменным усилением, виньетированием объектива, изменением освещенности и т. д. Входные изображения для экспериментов были сняты с разных позиций камер и были выровнены с помощью 2D параметрического преобразования. Выровненные изображения содержали локальные смещения из-за параллакса и фотометрического непостоянства из-за различий в освещении и в увеличении камеры. Рисунок 2.7 сравнивает градиентные методы с изображением методом домена. Рисунок 2.9 демонстрирует производительность сшивания алгоритма, когда входные изображения не выровнены. Во всех их экспериментах GIST1 до 1 дали лучшие результаты, в некоторых случаях сопоставимые с другими методами: в рисунке 2.9 сопоставлен с "оптимальным швом". Всякий раз, когда входные изображения были смещены вдоль шва, GIST1 под 11 был выше.

Сшивание частей объекта. Здесь они объединили изображения объектов одного класса, имеющих разную технику. Части объектов из разных изображений были объединены, чтобы создать окончательный образ. Это может быть использовано, например, полицией, при составлении портрета подозреваемого из частей лиц в базе данных. Рисунок 2.10 показывает пример для этого приложения, где GIST 1 сравнивается с пирамидальным смешиванием в градиентной области. Другой пример комбинации деталей показан в рисунке 2.11.



Входное изображение 1 Входное изображение 2

GIST1

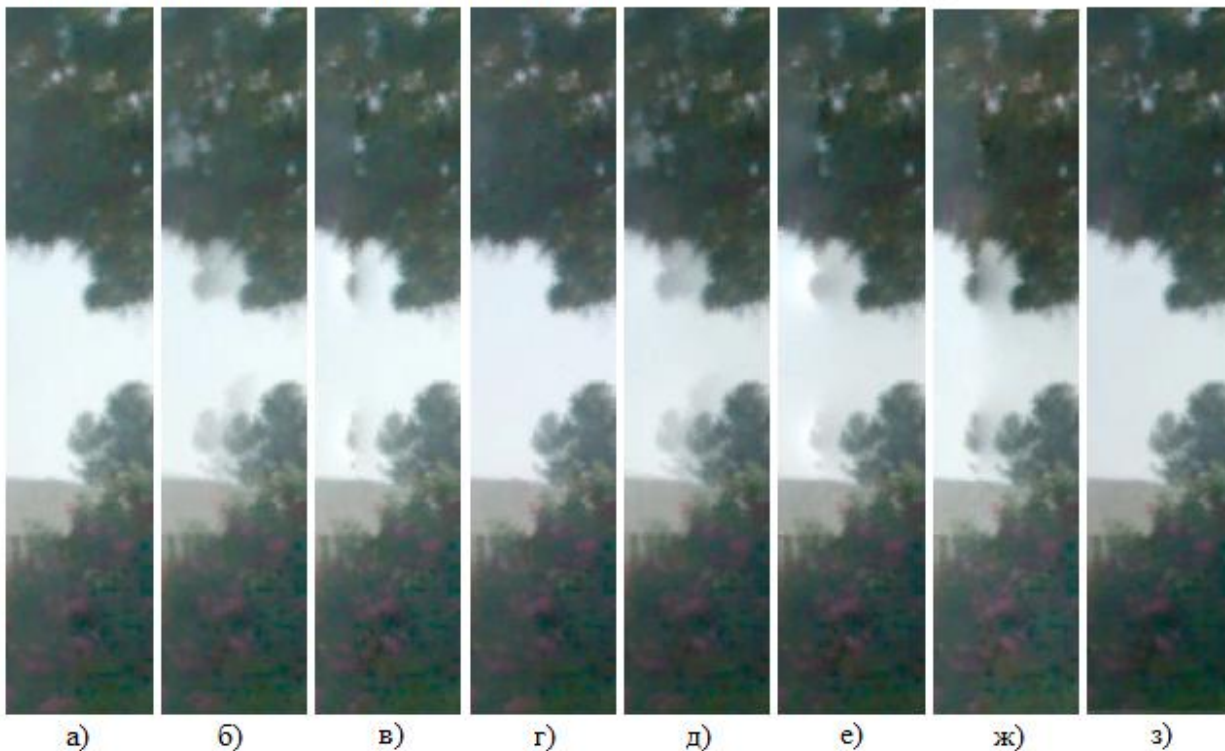


Рисунок 2.9 - Сравнение различных методов сшивания изображений. Сверху находятся входные изображения и результат GIST1 под II. Изображения внизу обрезаны из результатов различных методов. а) оптимальный шов, б) размытие, в) пирамидальное смещение, г) оптимальный шов на градиентах, д) размытие на градиентах, е) -пирамида смешивания по градиентам, ж) - редактирование Пуассона [10], з) GIST1-II.

Когда есть большие смещения, оптимальный шов и GIST1 дают меньше артефактов.

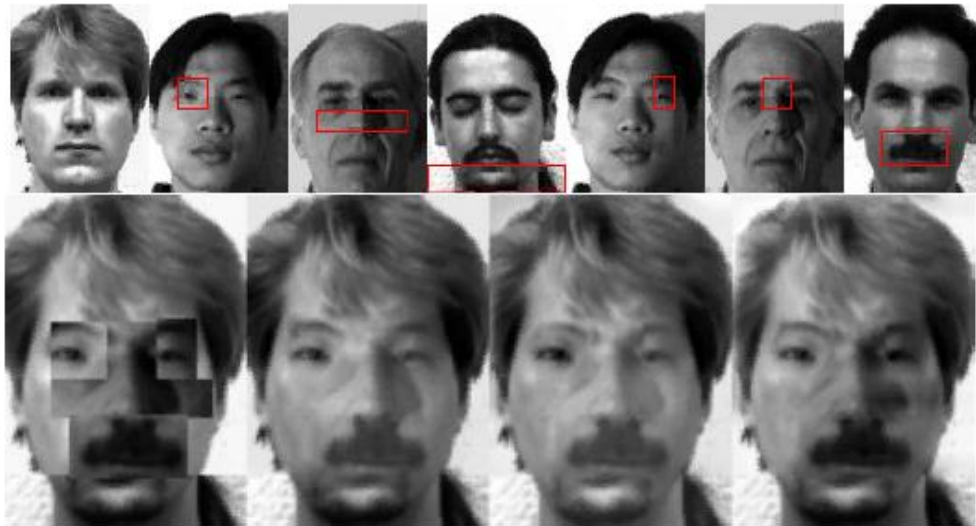


Рисунок 2.10 - Приложение полиции для создания составных портретов. Верхняя панель показывает части изображения, использованные в композиции, взяты из базы данных Йельского университета. На нижней панели слева направо показаны результаты вставки оригинальных деталей, GIST1 под 11, GIST1 до 12 и смешивание пирамиды в градиентной области. Обратите внимание на разрывы в бровях

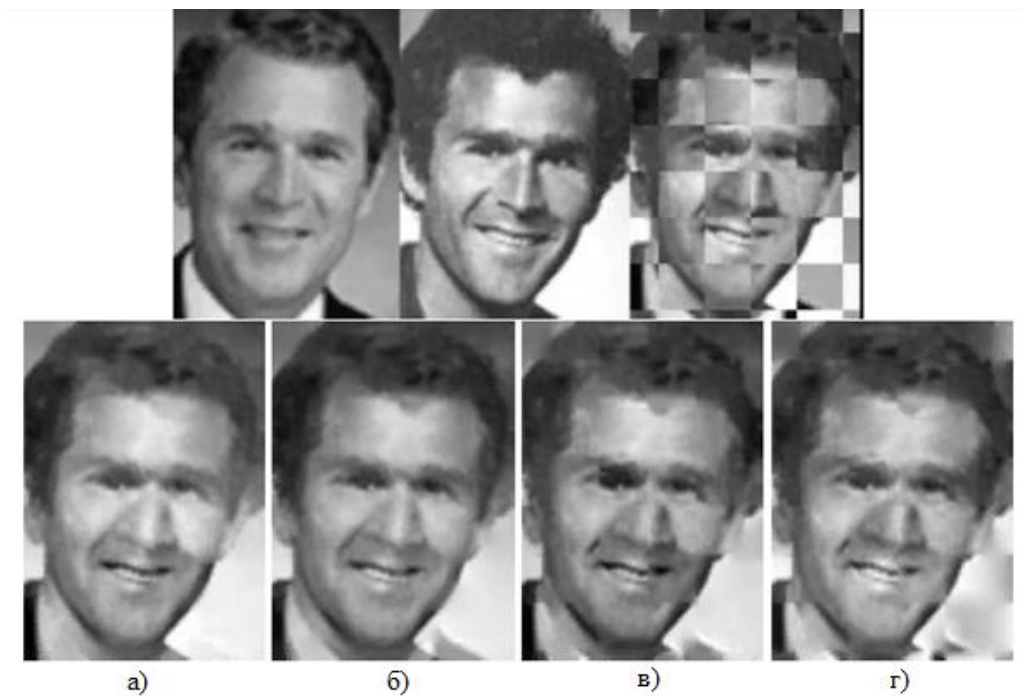


Рисунок 2.11 - Сочетание изображений Джорджа Буша, сделанных в разном возрасте. Сверху являются входными изображениями и комбинацией рисунка. Снизу слева направо, результаты GIST1 сшивания до 11 (а) и до 12 (б), результаты смешения пирамид в градиентной области (с) и смешения пирамид в изображении домен (г)

3 ИССЛЕДОВАНИЕ ПСЕВДОГРАДИЕНТНЫХ МЕТОДОВ СОЗДАНИЯ ПАНОРАМНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

3.1 Математические основы сшивания изображения

В данном разделе осуществляется исследование методов получения панорамных изображений в псевдоградиентной области. Математические основы данного метода представлены в статье [2]. Автор данный метод называет "GIST1". Рассмотрим математические основы данного метода.

GIST1: оптимизация функции затрат по производным изображения

Входные изображения проиллюстрированы на рисунке 3.1.

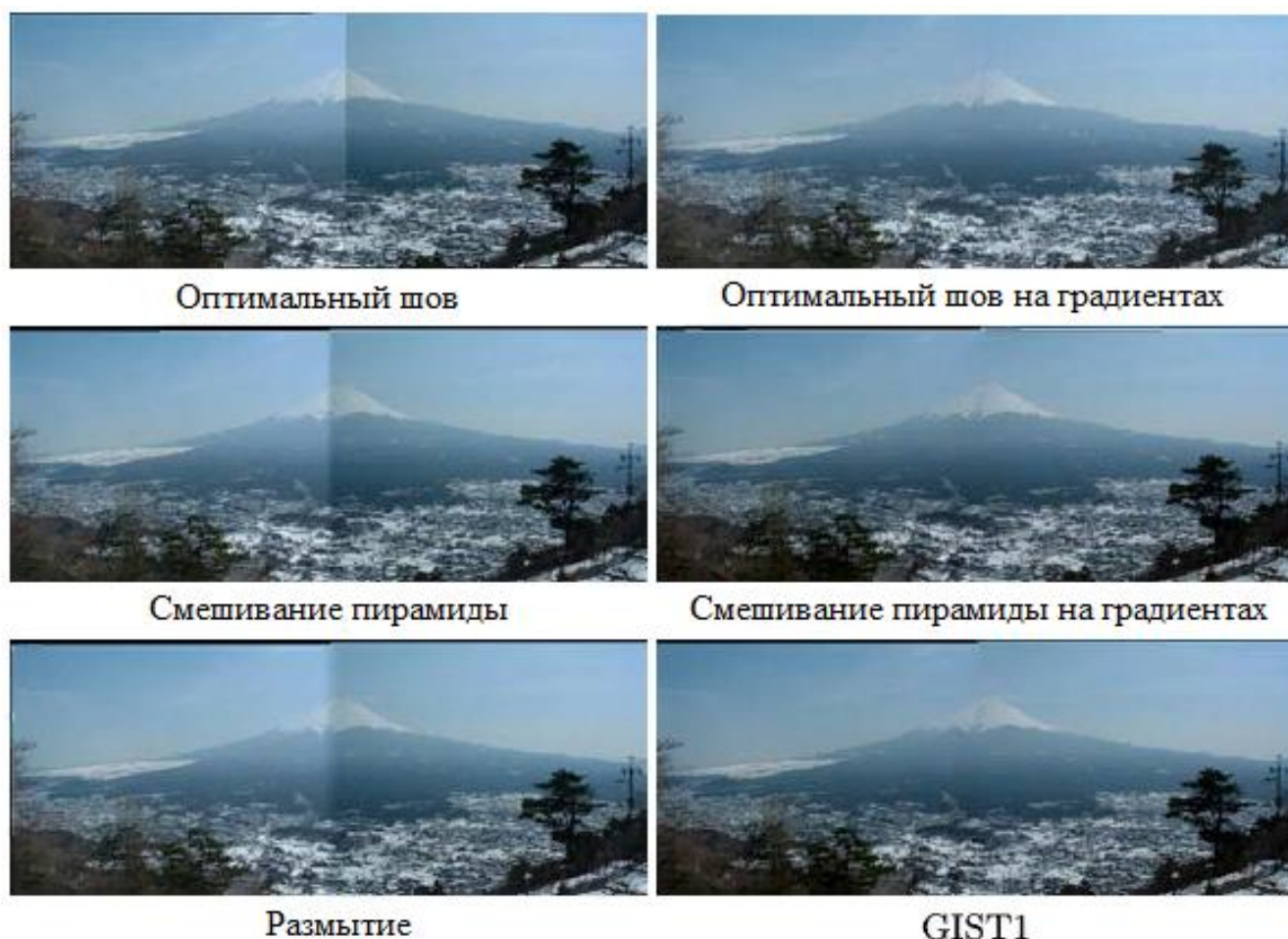


Рисунок 3.1 – Создание бесшовного изображения в градиентной области

Метод GIST1 вычисляет панорамное изображение, минимизируя функцию затрат E_p . E_p - мера различия между производными бесшовного изображения и производными входных изображений.

В частности, пусть I_1, I_2 будут двумя выровненными входными изображениями. Пусть τ_1 (τ_2 соответственно) – область, рассматриваемая исключительно на изображении I_1 (I_2 соответственно), и пусть ω будет областью перекрытия, как показано на рисунке 1.1, где $\tau_1 \cap \tau_2 = \tau_1 \cap \omega = \tau_2 \cap \omega = \emptyset$. Пусть W будет весом маски изображения.

Результат сшивания I в GIST1 определяется как минимум E_p по отношению к \hat{I} :

$$E_p(\hat{I}; I_1, I_2, W) = d_p(\nabla \hat{I}, \nabla I_1, \tau_1 \cup w, W) + d_p(\nabla \hat{I}, \nabla I_2, \tau_2 \cup w, U - W) \quad (3.1)$$

где U -однородное изображение, а $d_p(J_1, J_2, \varphi, W)$ - расстояние между J_1, J_2 на φ :

$$d_p(J_1, J_2, \varphi, W) = \sum_{q \in \varphi} W(q) \|J_1(q) - J_2(q)\|_p^p \quad (3.2)$$

с $\|n\|_p^p$, обозначающим p -норму.

Различие E_p между изображениями определяется расстоянием между их производными. Различие в градиентной области инвариантно к средней интенсивности изображения. Кроме того, он менее чувствителен к сглаживанию глобальных различий между входными изображениями, например, из-за неоднородности реакции фотометрической камеры и из-за вариаций затенения сцены. На область перекрытия ω , функция затрат E_p оказывает влияние помехи, путем несогласования с любым из входных изображений. В местах, где I_1 и I_2 имеют низкий градиент, E_p ограничивает высокие значения градиента в мозаичном изображении. Это свойство полезно в устранении ложных краев сшивания. Выбор нормы (параметр p) влияет как на оптимизацию алгоритма, так

						Лист
					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	31
Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата		

и на мозаичное изображение. Минимизация E_p (3.1) для $p \geq 1$ является выпуклой, и, следовательно, могут быть эффективно использованы алгоритмы оптимизации.

3.2 Сшивка изображения в псевдоградиентной области

Работоспособность алгоритма была определена на объектах, расположенных далеко от объектива. Набор изображений, используемый в исследовании, содержит изображения земной поверхности. Был взят каждый 20 кадр из аэросъемки п.Разумное, в результате получилось 3 изображения местности. Съемка производилась с помощью БПЛА. Выбор исходных изображений обусловлен актуальностью и необходимостью зондирования земной поверхности. Ниже на рисунках 3.2-3.4 приведен набор исходных изображений.



Рисунок 3.2 – Исходное изображение 1



Рисунок 3.3 – Исходное изображение 2



Рисунок 3.4 – Исходное изображение 3

						<i>Лист</i>
					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	33
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		

Воспользовавшись алгоритмом (рисунок 1.3) сшиваем набор изображений в панораму, которая приведена на рисунке 3.5.



Рисунок 3.5 – Панорамное изображение

Программная решение было реализовано в системе MATLAB. MATLAB — это высокоуровневый язык и интерактивная среда для программирования, численных расчетов и визуализации результатов [20]. В программной среде использовалась встроенная функция SURF, описанная выше, для нахождения особых точек и дескрипторов. Так же было использовано проективное преобразование с помощью функции `projective2d` (2-D проективное геометрическое преобразование), которое инкапсулирует двумерное проективное геометрическое преобразование.

Проективное преобразование — это взаимно-однозначное отображение ϕ проективного пространства на себя, сохраняющее отношение порядка частично упорядоченного множества всех подпространств.

– каждое проективное преобразование плоскости задаётся обратимым линейным преобразованием соответствующего ей трёхмерного пространства. В однородных координатах оно представляется уравнениями [25]:

$$\begin{cases} \lambda x'_1 = c_{11}x_1 + c_{12}x_2 + c_{13}x_3 \\ \lambda x'_2 = c_{21}x_1 + c_{22}x_2 + c_{23}x_3 \\ \lambda x'_3 = c_{31}x_1 + c_{32}x_2 + c_{33}x_3 \end{cases} \quad (3.3)$$

Получив единое бесшовное изображение и найденные точки, результаты вносятся в таблицу 3.1.

Таблица 3.1 – Результат сшивания

	Панорама
Особые точки	3355
Сопоставленные точки	37

Приведенные численные значения наглядно показывают, что особых точек намного больше сопоставленных, в виду того, что сопоставление происходит по реперным точкам, которые не требуются в большом количестве.

Так же была определена работоспособность алгоритма на объекте, расположенном недалеко от объектива. Ниже приведен набор исходных изображений.



Рисунок 3.6 – Исходное изображение 1



Рисунок 3.7 – Исходное изображение 2

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	<i>Лист</i>
						37
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		



Рисунок 3.8 – Исходное изображение 3



Рисунок 3.9 – Панорамное изображение

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	Лист
Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата		38

Сшивка панорамного изображения получилась полусферической, т.к. набор исходных изображений был сделан полусферой. Результат приведен в таблице 3.2.

Таблица 3.2 – Результат сшивания

	Панорама
Особые точки	2118
Сопоставленные точки	193

Приведенные численные значения наглядно показывают, что особых точек меньше, чем у набора изображений, находящихся дальше от объектива. Количество сопоставленных точек больше, чем у набора изображений, находящихся дальше от объектива.

3.3 Вычислительные эксперименты по исследованию псевдоградиентных методов создания панорамных изображений

Для выявления влияния модификаций изображений на сшивку в единое панорамное изображение был проведен ряд исследований, который заключался в принудительном искажении исходных изображений и склеивании их в панораму, и сравнении получаемых результатов.

Размытие по Гауссу уменьшает количества деталей и позволяет создать эффект дымки.

При монохромном шуме пиксели остаются того же цвета, но другой яркости.

Под искажением в данном случае понимается поворот изображения на определенное значение.

Для определения влияния размытия по Гауссу на сшивание изображений необходимо применить на все изображения данное размытие с разными

значениями радиуса размытия и сшить. Полученные результаты приведены в таблице.

Таблица 3.3 – Влияние размытия на сшивание изображений

	Радиус размытия 10	Радиус размытия 20	Радиус размытия 30
Особые точки	3861	867	630
Сопоставленные точки	39	14	8

На рисунке 3.10 приведена панорама с градусом размытия 10. Разборчивость объектов частично сохранена.

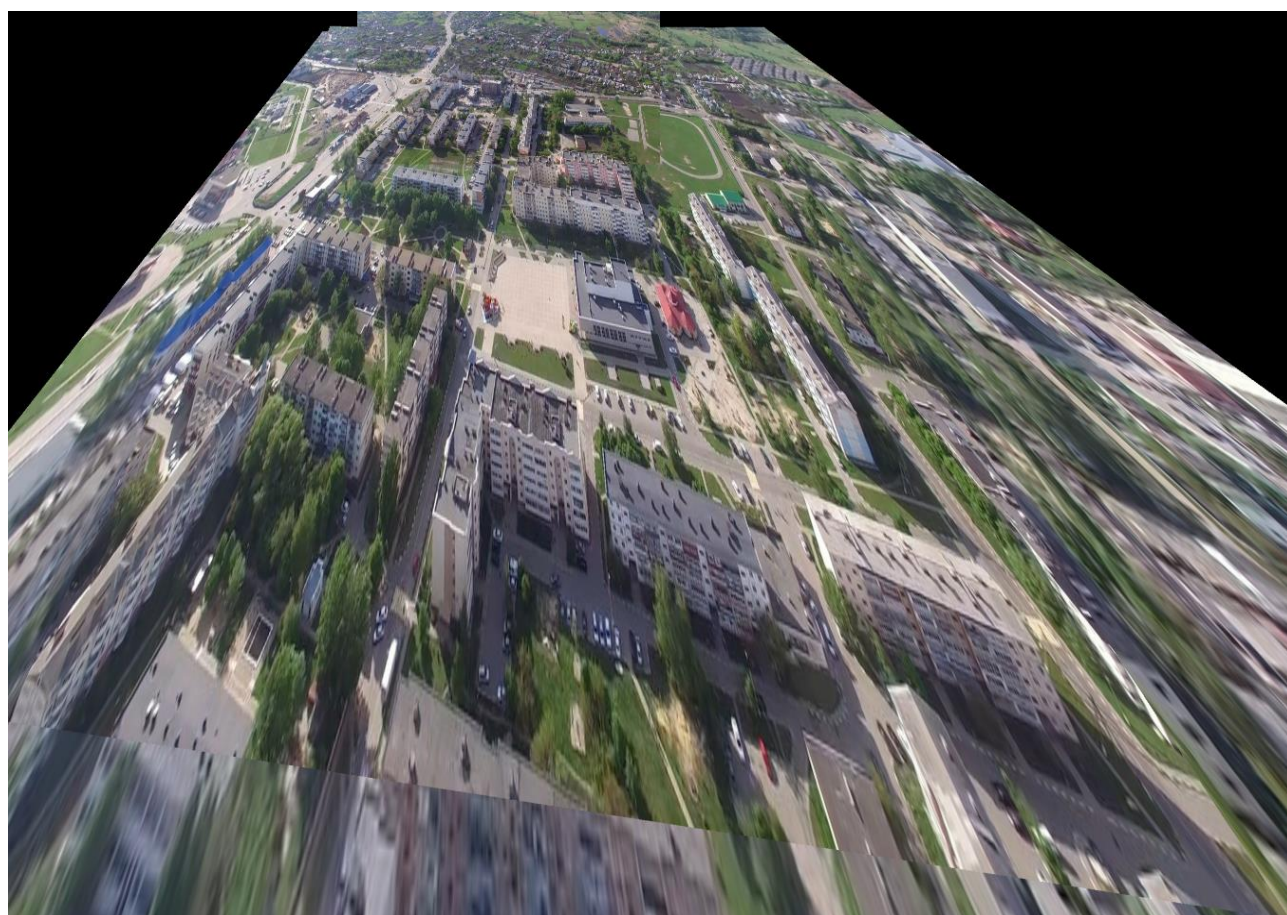


Рисунок 3.10 – Панорама при градусе размытия 10

На рисунке 3.11 приведена панорама с градусом размытия 30. Очертания объектов сохранены, при этом сшить получилось частично 2 изображения. Третье изображение склеилось вертикально поверх панорамы из двух изображений, но при этом склеивание произошло правильно и в необходимом месте.

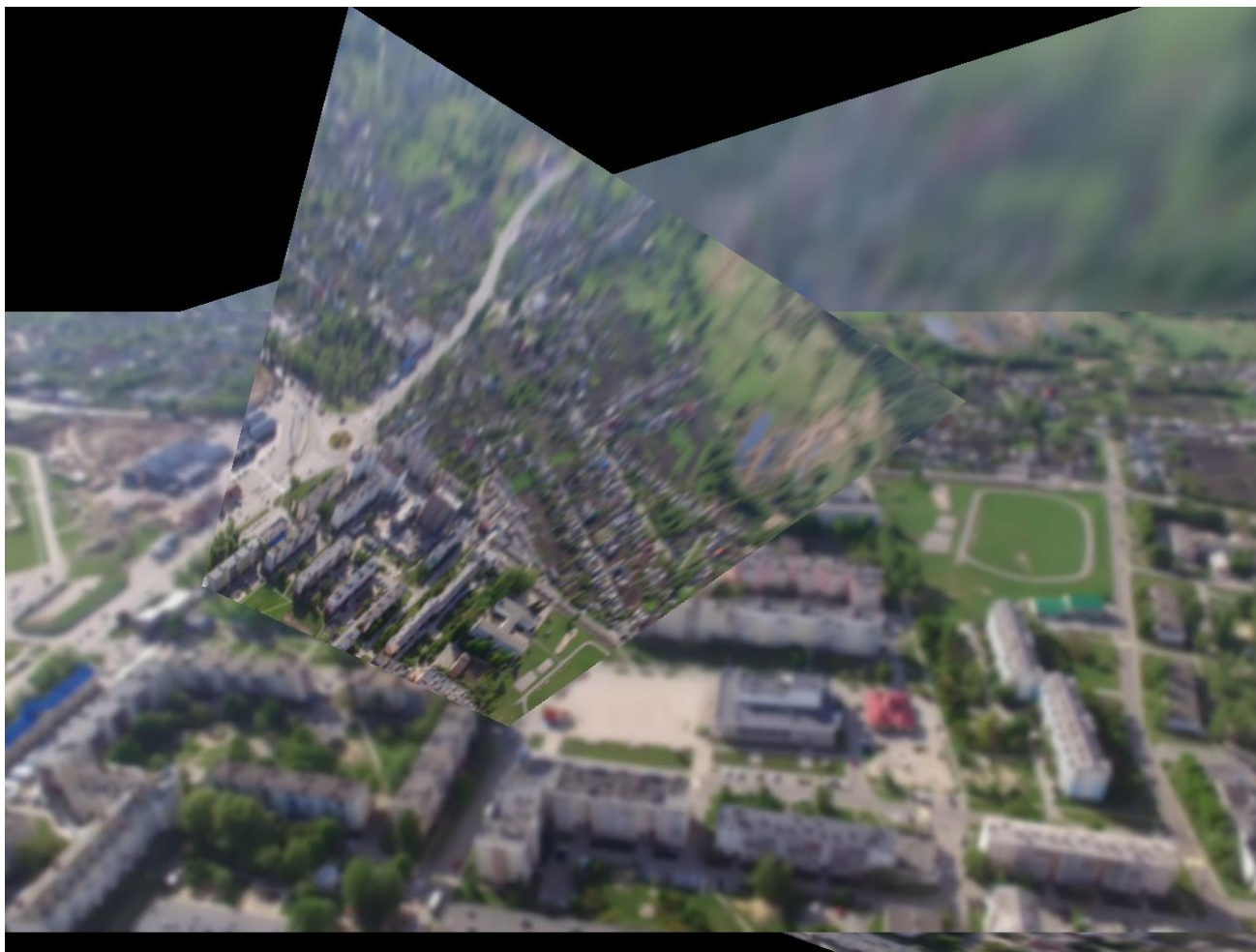


Рисунок 3.11 – Панорама при градусе размытия 30

При радиусе размытия больше 30 возникают проблемы с сопоставлением точек, следовательно, нет возможности применить геометрическое преобразование.

Также был проведен эксперимент сшивания с чередованием изображений с модификациями и исходным изображений. Обозначим параметры для данного эксперимента: цифра в столбике будет указывать на то, какое изображение

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		41

подверглось изменениям, в остальных случаях исходное изображение остается без изменений. Градус размытия 30.

Таблица 3.4 – Влияние чередования изображений с модификациями и исходным изображением на создание панорамы

	1	1 и 2	1 и 3
Особые точки	3847	630	3847
Сопоставленные точки	37	9	10

Исследование показывает, что при сшивании подряд идущих модифицированных изображений ухудшается качество сшивания, за счет малого количества особых и сопоставленных точек.

Для определения влияния монохромного шума на сшивание изображений необходимо применить на все изображения данный шум с разными значениями шума и сшить. Полученные результаты приведены в таблице 3.5.

Таблица 3.5 – Влияние монохромного шума на сшивание изображений

	Количество 50	Количество 75	Количество 100
Особые точки	4340	4802	5355
Сопоставленные точки	33	33	36

При количестве шума выше 100 возникают проблемы с сопоставлением точек, следовательно, нет возможности применить геометрическое преобразование.

На рисунках 3.12-3.13 приведены панорамы с монохромным шумом с разным количеством шума.



Рисунок 3.12 – Панорама при количестве точек 50



Рисунок 3.13 – Панорама при количестве точек 100

С увеличением количества точек шума геометрическое преобразование перестает справляться со своей задачей.

Также был проведен эксперимент сшивания с чередованием изображений с модификациями и исходным изображений. Обозначим параметры для данного эксперимента: цифра в столбике будет указывать на то, какое изображение подверглось изменениям, в остальных случаях исходное изображение. Количество шума 75.

Таблица 3.6 - Влияние чередования изображений с модификациями и исходным изображением на создание панорамы

	1	1 и 2	1 и 3
Особые точки	3847	4802	3847
Сопоставленные точки	37	30	36

Самый хороший результат показал вариант сшивки 1 и 3 изображения с шумом, 2 без шума.

Для определения влияния искажения на сшивание изображений необходимо применить на все изображения данное искажение с разными значениями и сшить в единое изображение. Исследование проводилось при угле поворота изображений на 5°. Сшить модифицированный набор изображений в панораму не удалось, происходит склеивание двух изображений накладываемых поверх третьего (рис. 3.14). Количество особых точек составило 4056, а количество сопоставленных 70.



Рисунок 3.14 – Панорама при угле поворота исходных изображений на 5°

Такой результат обосновывается тем, что при изменении угла поворота изображения место, где оно находилось заполняется белым цветом. Повернуть изображение возможно лишь выравнением, в результате уменьшается изображение, т.к. оно обрезается. Это не целесообразно использовать, ввиду уменьшения угла обзора.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате выполнения выпускной квалификационной работы были определены характеристики панорамного изображения, определяющие качества сшивания изображений и за основные характеристики были взяты особые и сопоставленные точки.

Были выполнены были выполнены все задачи исследования:

1. Проанализированы существующие подходы и методы обработки графической информации при формировании единого панорамного изображения.

2. Отладка алгоритма обработки изображений и склеивания их в панораму была реализована в программе MATLAB.

3. Определены и исследованы алгоритмы получения панорамного изображения с использованием вычислительных экспериментов.

В ходе исследования определено то, что используемая встроенная функция SURF со своей задачей справляется. Детерминант матрицы Гессе (т.н. гессиан) достигает экстремума в точках максимального изменения градиента яркости. Он хорошо детектирует пятна, углы и края линий. Для каждой ключевой точки считается направление максимального изменения яркости (градиент) и масштаб, взятый из масштабного коэффициента матрицы Гессе. Объяснить растянутые и сшитые не должным образом изображения можно тем, что съемка была проведена под разным углом по истечении времени. Для сшивки с большим углом обзора необходимо чтобы съемка была горизонтальная. С увеличением градуса размытия количество особых и сопоставленных точек значительно уменьшается. С увеличением количества точек шума количество особых точек возрастает из-за того, что изображение становится зернистым и функция SURF воспринимает шум за особые точки. С увеличением градуса поворота изображений в панораму не склеиваются изображения, а начинают слоями наклеиваться.

						Лист
						46
Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата	11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. В мире трехмерного панорамного видео // КомпьютерПресс URL: <http://www.compress.ru/Archive/CP/2006/2/27/> (дата обращения: 18.06.2019).

2. Levin A., Zomet A., Peleg S., Weiss Y. (2004) Seamless Image Stitching in the Gradient Domain. In: Pajdla T., Matas J. (eds) Computer Vision - ECCV 2004. ECCV 2004. Lecture Notes in Computer Science, vol 3024. Springer, Berlin, Heidelberg.

3. Мультимедиа в LINUX // Форматы панорам URL: <http://digilinux.ru/2006/06/13/panorama-formats/> (дата обращения: 18.01.2019).

4. Библиотека диссертаций // Алгоритмы формирования кругового панорамного изображения в системе разнесенных в пространстве видеокамер URL: <http://www.dslib.net/tele-sistemy/algoritmy-formirovaniya-krugovogo-panoramnogo-izobrazhenija-v-sisteme-raznesennyh-v.html> (дата обращения: 18.02.2019).

6. Научная электронная библиотека «киберленинка» // Формирование панорамного изображения с учетом параллакса при известной модели окружающего мира URL: <http://cyberleninka.ru/article/n/formirovanie-panoramnogo-izobrazheniya-s-uchetom-parallaksa-pri-izvestnoy-modeli-okruzhayuschego-mira> (дата обращения: 18.06.2019).

7. Бесплатная библиотека авторефераты кандидатских, докторских диссертаций // Алгоритмы формирования кругового панорамного изображения в системе разнесенных в пространстве видеокамер URL: <http://netess.ru/3radiotehnika/575764-1-algoritmi-formirovaniya-krugovogo-panoramnogo-izobrazheniya-sisteme-raznesennih-prostranstve-videokamer.php> (дата обращения: 18.03.2019).

8. Бесплатная библиотека авторефераты кандидатских, докторских диссертаций // Алгоритмы формирования кругового панорамного изображения в системе разнесенных в пространстве видеокамер URL: <http://libed.ru/knigi->

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		47

nauka/666237-1-algoritmi-formirovaniya-krugovogo-panoramnogo-izobrazheniya-sisteme-raznesennih-prostranstve-videokamer.php. (дата обращения: 18.03.2019).

9. Joshi Hemlata, Sinha Mr KhomLal. A Survey on Image Mosaicing Techniques // International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET). – 2013. – Vol. 2, no. 2. – P. pp–365.

10. Mehta Jalpa D, Bhirud SG. Image stitching techniques // Thinkquest 2010. – Springer, 2011. – P. 74-80.

11. Argyriou V, Vlachos T. Estimation of sub-pixel motion using gradient cross correlation // Electronics letters. – 2003. – Vol. 39, no. 13. – P. 980-982.

12. Argyriou V, Vlachos T. Sub-pixel motion estimation using gradient cross correlation // Signal Processing and Its Applications, 2003. Proceedings.

13. Foroosh Hassan, Zerubia Josiane B, Berthod Marc. Extension of phase correlation to subpixel registration // Image Processing, IEEE Transactions on. – 2002. – Vol. 11, no. 3. – P. 188-200.

14. Zhang Ying, Yang Lei, Wang Zhujun. Research on Video Image Stitching Technology Based on SURF // Computational Intelligence and Design (ISCID), 2012 Fifth International Symposium on / IEEE. – Vol. 2. – 2012. – P. 335-338.

15. Crawford Ryan. Automated Image Stitching Using SIFT Feature Matching. – 2012.

16. Automatic image stitching using SIFT / Yanfang Li, Yaming Wang, Wenqing Huang, Zuoli Zhang // Audio, Language and Image Processing, 2008. ICALIP 2008. International Conference on / IEEE. – 2008. – P. 568-571.

17. Bhosle Udhav, Chaudhuri Subhasis, Roy S Dutta. A fast method for image mosaicing using geometric hashing // IETE journal of research. – 2002. – Vol. 48, no. 3/4. – P. 317-324.

18. Lucas, B.D. An iterative image registration technique with an application in stereo vision [Текст] / B.D. Lucas, T. Kanade // Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence, Vancouver, Canada, August 24-28, 1981, P. 674–679;

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	<i>Лист</i>
						48
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		

19. Skoryukina, N. Real Time Rectangular Document Detection on Mobile Devices [Текст] / Natalya Skoryukina, Dmitry P. Nikolaev, Alexander Sheshkus, Dmitry Polevoy // Seventh International Conference on Machine Vision (ICMV 2014), Milan, Italy, November 19-21, 2014, P. 89–93;
20. MATLAB и Simulink центр компетенции // MATLAB URL: <https://matlab.ru/products/matlab>. (дата обращения: 21.04.2019);
21. Harris Chris, Stephens Mike. A combined corner and edge detector. // Alvey vision conference / Manchester, UK. – Vol. 15. – 1988. – P. 50;
22. Rosten Edward, Drummond Tom. Machine learning for high-speed corner detection // Computer Vision–ECCV 2006. – Springer, 2006. – P. 430-443;
23. Lowe David G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints // International journal of computer vision. – 2004. – Vol. 60, no. 2. – P. 91-110;
24. Bay Herbert, Tuytelaars Tinne, Van Gool Luc. Surf: Speeded up robust features // Computer Vision–ECCV 2006. – Springer, 2006. – P. 404-417.
25. HOWLING PIXEL // Проективное преобразование URL: https://howlingpixel.com/i-ru/Проективное_преобразование. (дата обращения: 18.04.2019).

					11120005.11.03.02.431.ПЗВКР	<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		49