

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки  
Институт физики прочности и материаловедения  
Сибирского отделения Российской академии наук

На правах рукописи



Любутин Павел Степанович

АНАЛИЗ ИЗОБРАЖЕНИЙ  
В ОПТИЧЕСКОМ МЕТОДЕ ОЦЕНКИ ДЕФОРМАЦИИ

05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации  
(научные исследования)

Диссертация  
на соискание ученой степени  
доктора технических наук

Научный консультант:  
доктор технических наук, профессор  
Панин Сергей Викторович

Томск – 2021

## ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение.....	7
Глава 1 Обработка и анализ изображений для оценки деформации по состоянию рельефа поверхности материала .....	20
1.1 Применение фрактальной размерности для оценки изображений поверхности, получаемых различными датчиками .....	22
1.1.1 Методики расчета фрактальной размерности и получения изображений.....	24
1.1.2 Результаты исследования методик расчета фрактальной размерности и их обсуждение .....	25
1.2 Влияние билатеральной фильтрации на оценку фрактальной размерности оптических изображений поверхности нагруженных материалов .....	32
1.2.1 Развитие методов фильтрации и количественной оценки шума.....	33
1.2.2 Методики получения изображений .....	36
1.2.3 Результаты исследования адаптивной фильтрации изображений и их обсуждение.....	38
1.3 Исследование различных критериев оценки для серии оптических изображений, полученных методом датчика деформации интегрального типа .....	47
1.3.1 Получение оптических изображений поверхности датчика деформации интегрального типа .....	49
1.3.2 Критерии оценки изображений.....	54
1.3.3 Результаты исследования критериев оценки изображений и их обсуждение.....	58
1.4 Выводы по главе 1 .....	66
Глава 2 Формализация оптического метода оценки деформации с использованием корреляции цифровых изображений .....	68

2.1	Определение перемещений.....	71
2.1.1	Проблема апертуры, сопоставления и текстуры изображений .....	71
2.1.2	Оценка движения .....	72
2.1.3	Блочный метод.....	76
2.1.4	Вычисление свертки с использованием БПФ и циклической буферизации.....	78
2.1.5	Дифференциальный метод .....	82
2.1.6	Субпиксельная точность .....	86
2.2	Определение размера апертуры в методе корреляции цифровых изображений .....	90
2.2.1	Алгоритм выбора размера апертуры корреляционного алгоритма ...	91
2.2.2	Методика тестирования алгоритма выбора размера апертуры .....	96
2.2.3	Результаты тестирования алгоритма выбора размера апертуры и их обсуждение.....	99
2.3	Вычисление деформации .....	103
2.4	Постобработка полей векторов перемещений.....	105
2.4.1	Алгоритм постобработки поля векторов перемещений.....	106
2.4.2	Методы фильтрации векторных полей .....	111
2.4.3	Методы сглаживания векторных полей.....	112
2.5	Тестирование и верификация алгоритмов определения перемещений и расчета деформации.....	114
2.5.1	Моделирование оптического образа поверхности .....	115
2.5.2	Верификация способа оценки деформации с использованием различных схем нагружения материала.....	119
2.5.3	Оценка точности вычисления перемещений и помехоустойчивости алгоритмов при наличии возмущающих факторов .....	132
2.5.4	Влияние постобработки полей векторов перемещений на оценку деформации.....	140

2.5.5 Влияние субпиксельной точности на расчет компонент деформации .....	141
2.6 Выводы по главе 2 .....	145
Глава 3 Повышение помехоустойчивости и снижение вычислительных затрат при построении полей векторов перемещений .....	147
3.1 Инкрементальный алгоритм определения перемещений .....	148
3.1.1 Методика тестирования инкрементального алгоритма .....	150
3.1.2 Результаты тестирования инкрементального алгоритма и их обсуждение .....	155
3.2 Иерархический алгоритм трёхмерного рекурсивного поиска .....	159
3.2.1 Тестирование алгоритмов трёхмерного рекурсивного поиска .....	165
3.3 Использование параллельных вычислений на графических процессорах в задаче построения полей векторов перемещений .....	169
3.3.1 Параллельный рекурсивный алгоритм построения полей векторов перемещений .....	171
3.3.2 Тестирование параллельного рекурсивного алгоритма .....	178
3.4 Применение весовых коэффициентов билатерального фильтра в задачах вычисления оптического потока .....	180
3.4.1 Подход к применению весовых функций при определении перемещений .....	182
3.4.2 Влияние весовых функций на определение перемещений .....	186
3.5 Выводы по главе 3 .....	196
Глава 4 Применение систем технического стереозрения в оптическом методе оценки деформации .....	198
4.1 Поиск и распознавание узловых точек калибровочного шаблона .....	199
4.1.1 Детектирование узловых точек калибровочного шаблона типа 1 ...	201

4.1.2 Результаты тестирования алгоритма детектирования узловых точек калибровочного шаблона типа 1.....	208
4.1.3 Детектирование узловых точек калибровочного шаблона типа 2 ...	209
4.1.4 Результаты тестирования алгоритма детектирования узловых точек калибровочного шаблона типа 2.....	217
4.2 Калибровка системы технического стереозрения.....	222
4.2.1 Калибровка отдельной камеры.....	222
4.2.2 Калибровка системы сетереозрения.....	224
4.3 Вычисление карты диспаратности и модифицированный инкрементальный алгоритм.....	226
4.4 Построение карты глубины и трехмерного поля векторов перемещений.....	230
4.5 Вычисление деформации поверхности объекта.....	232
4.6 Система технического стереозрения оценки деформации поверхности объектов в пространстве.....	235
4.7 Методика тестирования системы технического стереозрения.....	239
4.7.1 Модель трехмерной сцены.....	239
4.7.2 Модель деформации поверхности.....	241
4.8 Результаты тестирования системы технического стереозрения.....	243
4.9 Обобщение принципа обработки информации в системах оптического измерения деформации.....	253
4.10 Выводы по главе 4.....	257
Глава 5 Практическое применение оптического метода оценки деформации.....	259
Заключение.....	270
Список использованной литературы.....	273
Приложение А Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в Indian Institute of Science.....	297
Приложение Б Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в LM Wind Power и BISS Ltd.....	298

Приложение В Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в BISS Labs .....	299
Приложение Г Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в ПАО «Компания «Сухой».....	300
Приложение Д Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в ФГУП «СибНИА им. С. А. Чаплыгина» .....	301
Приложение Е Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в Центре экспериментальной механики ПНИПУ .....	302
Приложение Ж Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в ООО «Композит ДВ».....	303
Приложение И Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в ТНТУ им. Ивана Пулюя.....	304

## Введение

**Актуальность исследования.** Современный уровень развития технологий автоматической обработки визуальной информации обуславливает их широкое применение во многих отраслях: микробиологии, медицине, материаловедении (анализ структуры), автоматизированных системах для выполнения широкого класса производственных операций и др. В рамках экспериментальной механики также существует ряд подходов, основанных на обработке и анализе изображений, получаемых, например, в ходе приложения воздействия к объекту исследований.

Обработка и анализ изображений являются одной из наиболее актуальных проблем, в рамках которой решается множество фундаментальных и прикладных задач. Как правило, термин «изображение» используется применительно к видимому диапазону электромагнитных волн. Однако разработка новых методов и аппаратных средств получения сигналов позволяет получать двумерные сигналы в диапазонах волн, отличных от видимого. В результате, независимо от типа датчика двух/трехмерного сигнала, основной задачей обработки и анализа изображений является получение информации, которая может служить для количественной характеристики (путем выбора и расчета информативных признаков) присутствующих на нем объектов.

Одним из приложений методов обработки и анализа изображений является проведение встроенного контроля деталей машин и элементов конструкций с применением датчиков деформации интегрального типа (ДДИТ). Методика ДДИТ основана на регистрации оптических изображений поверхности тонкого (алюминиевого) чувствительного элемента (фольги), наклеенного на исследуемый нагружаемый материал или деталь. В современной литературе выделяется несколько подходов для анализа изображений с целью оценки деформационного состояния материала при воздействии на него механической нагрузки: спектральный подход, вейвлет-анализ, фрактальный анализ, вычисление информативных параметров и др. Исследования в данной области были изложены в работах В.Н. Сызранцева, С.Р. Игнатовича, М.В. Карускевича и др.

В настоящее время в научно-технической литературе получил широкое распространение термин «оптический поток» («optical flow»): движение яркостной картины, наблюдаемое при перемещении объектов перед камерой, либо камеры в неподвижной окружающей обстановке. Исследования по данной тематике появляются с начала 1980-х годов. Алгоритмы определения оптического потока широко используются в различных научных направлениях и практических задачах. В частности, для оценки полей скоростей течения потоков жидкости или газа с использованием метода цифровой трассерной визуализации (PIV – Particle Image Velocimetry), сжатия видеоданных, в роботизированных системах управления транспортными средствами. Среди основных методов выделяют: дифференциальные алгоритмы, фазовые (частотные) алгоритмы; блочные алгоритмы. Первые дифференциальные алгоритмы были предложены В. К. Р. Horn и В. G. Schunck, а также В. D. Lucas и Т. Kanade.

Развитие таких алгоритмов, в первую очередь, было основано на усложнении модели движения, которая учитывает, в частности аффинные преобразования, поворот и др. Изучаются проблемы фильтрации векторных полей. Проблему ошибок определения поля оптического потока часто решают с использованием пространственной регуляризации, которая в последствии была расширена до пространственно-временной. Алгоритмы вычисления оптического потока активно реализуются с использованием параллельных вычислений. Проводятся исследования по снижению вычислительных затрат алгоритмов определения перемещений на изображениях. К таким исследованиям относится применение многомасштабного иерархического подхода для обработки изображений при вычислении оптического потока и др.

В экспериментальной механике для оценки деформации твердых тел получил распространение метод корреляции цифровых изображений (DIC – Digital Image Correlation). Метод основан на определении перемещений через процедуру минимизации коэффициента корреляции как меры подобия участков изображений поверхности объекта до деформирования и после. В настоящее время метод корреляции цифровых изображений является одним из наиболее распространённых подходов к изучению процессов деформации и разрушения структурно-неоднородных

материалов. Большой вклад в развитие метода корреляции цифровых изображений внесли М.А. Sutton, F. Hild, P. Lava, S. Roux, В. Pan и др.

Несмотря на достигнутые успехи в области разработки методов и алгоритмов оценки деформации, включая доступные коммерческие программные пакеты, остаются нерешенными задачи, связанные с недостаточной точностью, устойчивостью, высокими вычислительной сложностью и временными затратами при определении перемещений при оценке механического состояния объектов. В этой связи представляется актуальным решение проблемы анализа изображений в оптическом методе оценки деформации.

**Цель диссертационной работы** заключается в разработке комплексного подхода к обработке информации в оптических системах оценки деформационного состояния материалов и их свойств.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи**.

- Исследовать различные алгоритмы оценки фрактальной размерности и других информативных признаков для характеристики рельефа поверхности нагруженного материала. Установить параметры и исследовать влияние неадаптивной и адаптивной фильтрации изображений, основанной на оценке уровня шума на изображениях, на результат количественной оценки рельефа поверхности.

- Разработать адаптивный алгоритм определения размера ядра корреляции для целей автоматизации вычислений в оптическом методе оценки деформации.

- Разработать инкрементальный алгоритм определения перемещений на изображениях, позволяющий проводить их оценку в условиях значительного изменения рельефа поверхности и степени деформации до 50%.

- С целью кратного уменьшения времени построения векторных полей исследовать алгоритм трехмерного рекурсивного поиска и разработать ряд его модификаций для заданных условий функционирования.

- Применить иерархический подход к задаче определения перемещений на оптических изображениях для одновременного кратного уменьшения временных затрат и повышения устойчивости определения перемещений.

- Адаптировать алгоритм трехмерного рекурсивного поиска для реализации с помощью параллельных вычислений с целью значительного снижения времени построения векторных полей и использования данного алгоритма на многоядерных вычислительных системах.

- Исследовать возможность применения весовых коэффициентов в алгоритме вычисления оптического потока с целью повышения устойчивости определения перемещений, прежде всего на границах объектов в пределах области интереса.

- Разработать единый алгоритм обработки, анализа и интерпретации изображений в системе технического стереозрения, включающий этапы калибровки оптической системы, оценки перемещений, вычисления карт диспаратности и вычисления пространственных координат и деформаций поверхности исследуемого объекта.

**Объектом исследования** является процесс анализа изображений при оценке деформации нагруженных материалов.

**Предметом исследования** являются алгоритмы вычисления перемещений при оценке деформированного состояния и информативных признаков при определении рельефа поверхности материалов.

**Научная новизна** работы состоит в следующем.

1. Разработан единый подход к обработке информации в оптических системах оценки деформации материалов, основанный на количественной характеристике рельефа на его поверхности и корреляционном анализе изображений (п. 2 паспорта специальности 05.13.01).

2. Разработано и проведено исследование серии алгоритмов обработки и анализа изображений поверхности объекта или датчика деформации интегрального типа, основанных на вычислении информативных признаков с целью оценки механического состояния материала. Применительно к датчикам интегрального типа в алгоритме адаптивной билатеральной фильтрации для оценки уровня шума на изображении предложено использовать параметр минимальной дисперсии  $\min(D)$  (п. 3, 4 паспорта специальности 05.13.01).

3. Предложен алгоритм автоматического выбора размера ядра корреляции в задаче построения векторных полей при оценке деформации методом корреляции цифровых изображений, в основе которого лежит вычисление автокорреляционных функций (п. 4 паспорта специальности 05.13.01).

4. Развита алгоритмы построения полей векторов перемещений, основанные на инкрементальном подходе к оценке перемещений на изображении, отличающиеся от известных последовательным поиском перемещений с накоплением на изображениях серии близких по времени, что обеспечивает устойчивость как к а) изменению профиля поверхности материала, так и б) значительным по величине деформациям (п. 4 паспорта специальности 05.13.01).

5. Разработан комбинированный вероятностный алгоритм построения полей векторов перемещений, включающий а) трехмерный рекурсивный поиск и б) иерархический подход к анализу изображений. Объединение двух указанных алгоритмов позволяет кратно повысить быстродействие и устойчивость определения перемещений в условиях существенной зашумленности изображений (п. 4 паспорта специальности 05.13.01).

6. Показано, что применение весовых коэффициентов позволяет повысить устойчивость определения перемещений (более чем на 8%), прежде всего на контрастных границах движущихся объектов на изображениях. Предложен способ вычисления коэффициентов билатерального фильтра по двум изображениям используемой пары, учитывающий произведение коэффициентов билатерального фильтра обоих изображений, что позволило снизить ошибку более чем на 34% (п. 4 паспорта специальности 05.13.01).

7. Разработана система технического стереозрения (СТСЗ) для задачи оценки перемещений и деформаций объектов. Алгоритмическое и программное обеспечение системы основано на комплексном использовании: а) алгоритма поиска и выделения узлов калибровочного шаблона, б) модифицированного инкрементального алгоритма определения перемещений на серии стереопар, в) алгоритма вычисления деформации на поверхности пространственного объекта с использованием восстановленного профиля поверхности объекта (п. 5 паспорта специальности 05.13.01).

**Методы исследования.** В качестве основных методов исследования в работе использованы методы обработки и анализа цифровых изображений, векторных полей, моделирования изображений на ЭВМ, теории вероятностей, математической статистики, теории оптимизации, физического и математического моделирования.

### **Теоретическая и практическая значимость работы.**

В работе разработаны элементы теории обработки изображений, в частности разработан единый подход к обработке информации в системах технического зрения для количественной оценки механического состояния нагруженных материалов.

Применение единых принципов, а также их дальнейшее развитие обеспечит более широкое внедрение систем технического зрения для исследования и оценки деформационного состояния материалов и оценки их свойств.

Внедрение оптических систем оценки деформации должно привести к существенному технико-экономическому эффекту в различных отраслях промышленности и науки. В частности, позволит повысить безопасность, экономическую эффективность промышленного оборудования, транспортных средств (в авиации), сложных инженерных объектов. Приведет к снижению издержек производства, а также повышению надежности и эксплуатационных характеристик оборудования. Позволит интенсифицировать исследования, а также получить дополнительные результаты в области прикладной механики, механики разрушения твёрдых тел, усталости материала, теории накопления усталостных повреждений. Это также будет способствовать как созданию новых материалов, необходимых современной промышленности, так и систем контроля механического состояния элементов механизмов и инженерных конструкций.

Разработано программное обеспечение для оценки механического состояния материала на основании количественного расчета и анализа изображений датчика деформации интегрального типа (получены свидетельства о регистрации программ для ЭВМ). Разработано программное обеспечение для построения полей векторов перемещений и оценки деформаций, в основе которого лежат предложенные алгоритмы (получены свидетельства о регистрации программ для ЭВМ).

**Положения, выносимые на защиту:**

1. Подход к оценке механического состояния нагруженного материала, основанный на количественной характеристике рельефа на его поверхности с использованием алгоритмов вычисления фрактальной размерности и других выбранных информативных признаков, который включает применение адаптивных методов фильтрации, что позволяет повысить достоверность оценки рельефа (п. 4 паспорта специальности 05.13.01).

2. Принцип адаптивного определения параметров билатеральной фильтрации, основанный на расчете минимальной дисперсии  $\min(D)$  яркости изображения, характеризующей величину шума на изображении, что позволяет минимизировать влияние шумов и помех при получении количественной оценки рельефа поверхности (п. 3 паспорта специальности 05.13.01).

3. Алгоритм адаптивного определения апертуры в методе корреляции цифровых изображений, основанный на вычислении автокорреляционных функций и наборе их параметров, который обеспечивает минимальную ошибку определения деформации (п. 4 паспорта специальности 05.13.01).

4. Инкрементальный принцип и соответствующие алгоритмы определения перемещений для класса изображений, характеризующихся существенным изменением во времени и пространстве рельефа поверхности, позволяющие проводить оценку перемещений и деформации при изменении оптического образа более чем на 50% относительно исходного состояния (п. 4 паспорта специальности 05.13.01).

5. Серия алгоритмов построения полей векторов перемещений, основанных на трехмерном рекурсивном поиске, включая иерархический подход к анализу изображений, обеспечивающий одновременное повышение быстродействия до 10 раз и устойчивости расчета более чем в два раза по сравнению с алгоритмами, использующими свертку (п. 4 паспорта специальности 05.13.01).

6. Параллельный рекурсивный алгоритм построения полей векторов перемещений PDRS, основанный на применении модифицированного алгоритма рекурсивного поиска, позволяющий снизить время построения полей векторов

перемещений до 27 раз по сравнению с известными алгоритмами, реализующими последовательный расчет (п. 5 паспорта специальности 05.13.01).

7. Способ повышения устойчивости оценки перемещений для класса изображений, содержащих большое количество перекрывающихся объектов, основанный на использовании весовых коэффициентов билатерального фильтра, позволяющий снизить ошибку определения перемещений на границах объектов на 34% (п. 4 паспорта специальности 05.13.01).

8. Алгоритм функционирования системы технического стереозрения, основанный на последовательном проведении процедур: а) калибровки оптической системы, б) инкрементальной оценки перемещений, в) вычисления карт диспаратности, с целью вычисления координат и деформаций поверхности исследуемого объекта в трехмерном пространстве, что обеспечивает по сравнению с системой на основе одной камеры снижение ошибки оценки деформации более чем в 10 раз (п. 5 паспорта специальности 05.13.01).

9. Единый подход к обработке информации в системах оценки деформационного состояния и свойств материала, основой которого является корреляционный анализ изображений (включающий комплекс разработанных алгоритмов оптимизации и параллельных вычислений), а ключевыми количественными показателями - точность определения перемещений и временные затраты, определяющие и лимитирующие применение конкретной реализации системы технического зрения (п. 2 паспорта специальности 05.13.01).

**Личный вклад автора** заключается в разработке алгоритмов обработки изображений, программной реализации алгоритмов и их модификаций, исследовании и тестировании реализованных алгоритмов. Разработке алгоритмов моделирования изображений, отражающих различные схемы формоизменения поверхности исследуемого материала.

**Связь работы с научными программами и темами.** Диссертационная работа выполнена в Институте физики прочности и материаловедения СО РАН в соответствии с планами государственных и отраслевых научных программ: Программа г/б исследований СО РАН № 8.2 «Научные основы создания

композиционных и наноструктурных материалов на металлической, керамической и полимерной основах с высокими механическими и функциональными свойствами» (2004-2006 гг.); Комплексный проект г/б исследований СО РАН «Разработка принципов физической мезомеханики многоуровневых систем и создание на их основе конструкционных и функциональных материалов с наноструктурой во всем объеме, только в поверхностных слоях, с наноструктурными покрытиями или модифицированными наноструктурными наполнителями» (2007-2009 гг.); РФФИ 02-01-81003-Бел2002\_а «Механика пластической деформации и разрушения поверхностно-упрочненных твердых тел» (2002-2004 гг.); РФФИ 04-01-08030-офи\_а «Повышение усталостной прочности высокопрочных конструкционных материалов объектов типа СУ-27 путем создания наноструктур в их поверхностных слоях комбинированным методом ионноплазменного осаждения покрытия - ионной имплантации - ультразвуковой обработки» (2004-2005 гг.); РФФИ 05-01-00767-а «Физическая мезомеханика границ раздела в конструкционных материалах с упрочняющими покрытиями и наноструктурированными поверхностными слоями» (2005-2007 гг.); РФФИ 05-01-98008-р\_объ\_а «Исследование механического поведения нанокристаллических керамик оптико-телевизионными системами регистрации» (2005-2007 гг.); РФФИ 06-08-96938-р\_офи «Исследование механизмов зарождения и развития усталостных трещин в сварных соединениях трубопроводного транспорта и разработка методов повышения их усталостной прочности и долговечности путем наноструктурирования их поверхностных слоев» (2006-2008 гг.); РФФИ 09-08-90404-Укр\_ф\_а «Научные основы повышения термоусталостной стойкости нержавеющей стали путем наноструктурирования и контролируемого множественного растрескивания в поверхностных слоях» (2009-2010 гг.); Программа фундаментальных исследований отделения ЭМПУ РАН №4.12.5 «Мезомеханика множественного растрескивания наноструктурных покрытий с зубчатым градиентным подслоем при активном нагружении» (2006-2008 гг.); РФФИ 12-08-31042-мол\_а «Разработка научных основ комбинированного акустико-оптического метода диагностики состояния нагруженных материалов» (2012–2013 гг.); РФФИ 13-07-00009-а «Развитие быстродействующих и помехоустойчивых алгоритмов

обработки и анализа оптических и акустических сигналов для комбинированного метода контроля состояния нагруженных материалов» (2013–2015 гг.); РФФИ 15-08-05818-а «Многоуровневое описание малоциклового усталости поликристаллических и наноструктурных сред с учетом ротационных мод деформации» (2015-2017 гг.); РФФИ 17-18-00094-д Издание научного труда «Анализ изображений в оптическом методе оценки деформации» (2017 г.); Проект № III.20.1.3 «Разработка методологии и критериев диагностики состояния нагруженных материалов на основе многоуровневого подхода» (2010–2012 гг.); Проект фундаментальных исследований государственных академий наук №III.23.1.3. «Научные основы диагностики предразрушения и оценки ресурса работы многоуровневых структурно-неоднородных сред» (2013–2016 гг.); Проект фундаментальных исследований государственных академий наук №III.23.1.3. «Научные основы многоуровневого подхода к мониторингу, оценке механического состояния и диагностике предразрушения конденсированных сред и мягкой материи (soft matter)» (2017-2019 гг.); Проект ФЦП «Разработка с использованием многоуровневых компьютерных моделей иерархически армированных гетеромодульных экструдированных твердосмазочных нанокompозитов на основе сверхвысокомолекулярного полиэтилена для применения в узлах трения и футеровки деталей машин и механизмов, работающих в условиях Крайнего Севера» (соглашение с Минобрнауки РФ №14.604.21.0154, уникальный идентификатор проекта RFMEFI60417X0154, 2017-2018 гг.); Проект ФЦП «Разработка научных основ нового метода постобработки изделий, сформированных аддитивными технологиями, основанного на комбинированном импульсном высокочастотном многоуровневом механо-электрофизическом воздействии» (соглашение с Минобрнауки РФ №05.583.21.0089, уникальный идентификатор проекта RFMEFI58318X0089, 2018-2020 гг.).

**Внедрение работы.** Автор принимал участие в работе по договору «Разработка оптического метода встроенного контроля высоконагруженных агрегатов планера» (2008-2009 гг.) и «Исследование возможности применения встроенных методов неразрушающего контроля для металлических и полимерных композиционных материалов» (2014-2017 гг.) между Филиалом ПАО «Компания «Сухой»

«ОКБ Сухого» и ИФПМ СО РАН. Практическая значимость работы также подтверждается актами ее использования, полученными от Indian Institute of Science, LM Wind Power, BISS Ltd, ПАО «Компания «Сухой», ФГУП «СибНИА им. С. А. Чаплыгина», Центр экспериментальной механики ПНИПУ, ООО «Композит ДВ», ТНТУ им. Ивана Пулюя. Акты внедрения приведены в приложениях диссертации. Результаты диссертации используются в учебном процессе в отделении материаловедения Инженерной школы Новых производственных технологий Национального исследовательского Томского политехнического университета при подготовке образовательных дисциплин «Мониторинг состояния и контроль надежности материалов и изделий» и «Диагностика материалов» для магистров по направлению 22.04.01 – Материаловедение и технологии материалов.

**Достоверность полученных результатов.** Степень обоснованности результатов, изложенных в диссертации, обеспечивается корректностью постановки задачи, сопоставительным анализом предложенных подходов и алгоритмов. Подтверждается тестированием и исследованием алгоритмов на модельных и экспериментально полученных изображениях, согласием полученных результатов с представленными в научной литературе.

**Апробация работы.** Основные научные результаты работы докладывались и обсуждались на следующих конференциях: International Workshop «Advanced problems of Mechanics and Physics of Mesoscopic Systems», February 1-4, 2011, Perm, Russia; VII Российская научно-техническая конференция «Механика микронеоднородных материалов и разрушение», 23-27 апреля 2012, Екатеринбург, Россия; 18th World Conference on Non-Destructive Testing, 16-20 April 2012, Durban, South Africa; Школа-семинар «Проблемы прочности авиационных конструкций и материалов» 27 февраля - 2 марта, 2013, Новосибирск; Russia-China International Workshop «Development of advanced materials and processing technology for energy-saving applications», 9-13 September 2013, Tomsk, Russia; 7th International conference on airworthiness and fatigue, 25-27 March, 2013, Beijing, China; 12th Asian Symposium on Visualization ASV-12, May 19-23, Tainan, Taiwan, 2013; International workshop «Failure of Heterogeneous Materials under Intensive Loading: Experiment and Multi-

scale Modeling», February 10-14, 2014, Perm, Russia; XX Всероссийская научно-техническая конференция по неразрушающему контролю и технической диагностике, 3-6 марта, 2014, Москва, Россия; III Всероссийская конференция, посвященная 100-летию со дня рождения Академика Ю.Н. Работнова, 26-30 мая, 2014, Новосибирск, Россия; VIII Российская научно-техническая конференция «Механика, ресурс и диагностика материалов и конструкций», 26-30 мая, 2014, Екатеринбург, Россия; 11th European Conference on Non-Destructive Testing (ECNDT 2014), October 6-10, 2014, Prague, Czech Republic; ICAF-2014, 14-18 July, 2014, Patras, Greece; XI Всероссийский съезд по фундаментальным проблемам теоретической и прикладной механики, Казань, 20 – 24 августа 2015; 1<sup>st</sup> Structural Integrity Workshop, Conference and Exhibition, Bengaluru, India, July 2-6, 2016; 2<sup>nd</sup> International Structural Integrity Conference and Exhibition, Hyderabad, India, July 25-27, 2018; III Международный форум «Интеллектуальные системы 4-й промышленной революции» 26-27 ноября, 2019 Томск, Россия; 9<sup>th</sup> International Conference on materials structure & micromechanics of fracture (MSMF9), Brno, Czech Republic, June 26-28, 2019.

**Публикации.** По теме диссертации опубликована 51 работа, в том числе 35 статей в журналах, включенных в Перечень рецензируемых научных изданий, в которых должны быть опубликованы основные результаты диссертаций на соискание ученой степени кандидата наук, на соискание ученой степени доктора наук, 19 статей в журналах индексируемых в базах Web of Science и Scopus, 2 монографии, 11 свидетельств о государственной регистрации программ для ЭВМ.

**Структура и объем диссертации.** Диссертация состоит из введения, 5 глав, заключения и списка используемой литературы. Объем работы составляет 304 страницы, включая 111 рисунков, 16 таблиц, 230 библиографических наименований и 8 приложений.

#### **Краткое содержание диссертации.**

Диссертация построена следующим образом. В первой главе приведены исследования по развитию подхода, который получил в литературе название датчик деформации интегрального типа (ДДИТ). Рассмотрено применение фрактальной размерности для оценки изображений поверхности. Исследовано влияние

билатеральной фильтрации при использовании фрактальной оценки. Кроме того, рассмотрен ряд интегральных критериев оценки изображений, таких как ZNCC, MSE, PSNR, VSNR, UIQ, информационная энтропия для характеристики состояния ДДИТ.

Вторая глава посвящена формализации метода корреляции цифровых изображений. Принципам вычисления компонент деформации из последовательности изображений, отражающих деформированное состояние объекта. Рассмотрены проблемы точности, и помехоустойчивости построения полей векторов перемещений. Представлен алгоритм определения размера апертуры в методе корреляции цифровых изображений. Описаны исследования по применению методов фильтрации и сглаживания полей векторов перемещений и их влияние на конечный результат работы оптического метода - оценку деформации.

Дальнейшее развитие подходов по повышению помехоустойчивости и снижению вычислительных затрат алгоритмов определения полей векторов перемещений отражено в третьей главе. В частности, рассмотрены инкрементальный подход и алгоритм трехмерного рекурсивного поиска. Проведено исследование по применению производительных графических карт в задаче построения полей векторов перемещений.

В четвертой главе рассмотрены вопросы по проектированию системы технического стереозрения для задачи оценки деформации различных инженерных объектов и элементов конструкций. Описаны разработанный алгоритм вычисления деформации поверхности объекта в пространстве и модифицированный инкрементальный алгоритм построения полей векторов перемещений. Проведено тестирование предложенных алгоритмов, определяющих работу системы стереозрения. Проведено обобщение и рассмотрен единый подход к обработке информации в оптических системах оценки деформации материалов.

В заключительной пятой главе приведены результаты практического применения проведенных исследований. Разработанная система технического стереозрения (СТСЗ) применялась в различных областях исследований и разработок.

## Глава 1 Обработка и анализ изображений для оценки деформации по состоянию рельефа поверхности материала

В общем виде схема работы оптической системы оценки деформационного состояния (ОСОДС) может быть представлена в виде, показанном на рисунке 1.1. Конечный результат работы ОСОДС оценка деформации в виде поля деформации, либо набор информативных признаков характеризующих механическое состояние материала [1]. Калибровка системы является отдельным этапом работы системы и выполняется перед проведением измерений. Результат работы системы зависит от качества обработки информации на этапах: 1) формирования изображения; 2) его предварительной обработки; 3) постобработки результатов расчета полей (фильтрации).

**Формирование изображения.** Оптическое изображение поверхности фиксируется светочувствительной матрицей цифровой камеры или видеокамеры (устройство ввода) и в цифровом виде записывается в память ЭВМ. Точность передачи оптического изображения зависит от разрешающей способности и глубины цветопередачи конкретного устройства ввода.

**Предварительная обработка изображений.** Основная цель предварительной обработки изображений – удаление шумов (сглаживание, фильтрация), улучшение контрастности (преобразование шкалы яркости, обострение) [2], а также коррекции искажений изображений и т.д.

С целью коррекции известных геометрических искажений введенных изображений, вызванных, например, пространственной нелинейностью сенсора, перпендикулярностью рабочей плоскости к оптической оси камеры, применяют двумерные геометрические преобразования вида  $x' = \xi(x, y)$ ,  $y' = \eta(x, y)$  [3].

С помощью подбираемого преобразования шкалы яркости вида  $G' = \varphi(G)$  можно повысить контрастность изображения в желаемом диапазоне яркости.

**Построение 2D полей векторов перемещений.** При вычислении полей деформации промежуточным результатом работы программного обеспечения является поле векторов перемещений, это качественный показатель, который наглядно

показывает динамику процессов, происходящих в исследуемом образце. От точности построения поля векторов перемещений зависит точность дальнейшего расчета компонент деформации.

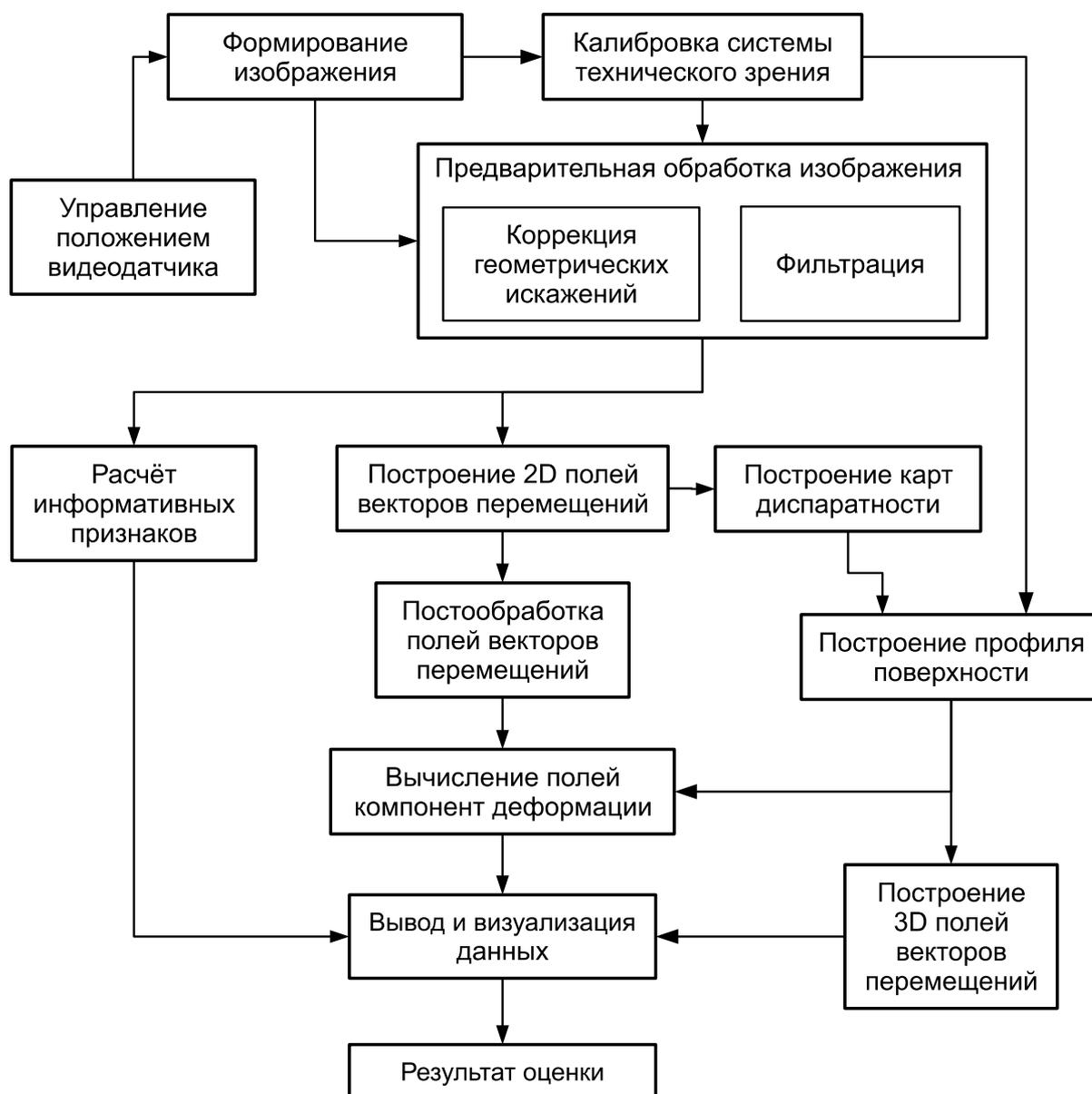


Рисунок 1.1 – Схема алгоритма работы оптической системы оценки деформационного состояния

**Построение профиля поверхности** может осуществляться с использованием алгоритмов построения полей векторов перемещения и служит предварительным этапом при определении перемещений точек поверхности и оценки вычисления деформаций трехмерной поверхности.

На этапе **постобработки полей векторов перемещений**, согласно заданным условиям, корректируются отдельные вектора и группы векторов.

В результате **вычисления полей компонент деформаций** получают количественные показатели – компоненты тензора деформации, распределение главного пластического сдвига и интенсивности скорости деформации.

**Расчёт информативных признаков** позволяет оценивать деформационный рельеф на поверхности материала.

**Вывод и визуализация данных** позволяет проводить анализ и делать заключения о механическом состоянии материала в конкретный момент времени.

В данной главе исследуются алгоритмы определения механического состояния объекта по оптическим изображениям его поверхности, в частности было проведено исследование фрактального анализа и алгоритмов вычисления информативных параметров.

## **1.1 Применение фрактальной размерности для оценки изображений поверхности, получаемых различными датчиками**

Использование фрактального анализа для количественной характеристики изображений в литературе встречается достаточно часто [4–6]. В работе [7] привели сопоставительный анализ точности расчета фрактальной размерности (ФР) различными методами для решения задач обнаружения малоконтрастных наземных и надводных объектов в радиолокации. В работе [8] расчет ФР методом структурной функции использовали для выделения характерных стадий развития деформации. В [9] на примере обработки серий модельных фрактальных изображений проведено сопоставительное сравнение различных методов вычисления ФР на предмет определения «точности» расчета, а также показано, что влияние шумов на оптических изображениях, преимущественно, приводит к «завышению» вычисленных значений.

На основании анализа литературных данных, а также с учетом опыта разработки и исследований различных методов анализа изображений [10–12] следует:

- сравнение различных методов вычисления ФР может быть корректно проведено только при обработке модельных изображений фрактальных поверхностей, для которых априори известно значение ФР, изменяющееся для поверхностей в диапазоне от 2 до 3 [13];
- при исследованиях изображений поверхностей реальных объектов метод расчета ФР также может быть использован, но не для оценки степени самоподобия объекта, а для получения количественной оценки его образа, например, деформационного рельефа, с учетом наличия шумов, искажений и пр. В этом случае, получаемое абсолютное значение ФР должно быть правильным образом интерпретировано [14];
- при использовании различной аппаратуры для фото (видео) регистрации цифровых изображений поверхности, последние, как правило, содержат значительное количество шумов и помех, что в значительной степени изменяет получаемое значение ФР. Таким образом, при проведении расчета требуется оценивать и учитывать влияние искажений, вносимых видеодатчиком, АЦП и другими компонентами тракта видеорегистрации;
- при использовании оптического метода получения информации о поверхности материала, регистрируемая яркостная картина является образом наблюдаемой поверхности, характеризующей её рельеф в единицах отражательной способности, но не являющаяся её точным отображением;
- помимо расчета ФР эффективным способом получения количественной оценки может быть привлечение аппарата Фурье- и вейвлет спектрального анализа [11, 12]. Однако, как показывают наши предыдущие исследования и литературные данные, результаты расчета, например величин энергии таких спектров, оказываются весьма чувствительными к изменению уровня освещенности, повороту объекта относительно камеры, но, главное, абсолютные значения информативных параметров могут меняться в широких пределах, что затрудняет их использование в качестве

универсальных критериев оценки. ФР изменяется в диапазоне от 2 до 3, инвариантна к изменению освещенности, поворотам и т.д. [9].

- Таким образом, ставится задача оценки влияния различных способов получения изображений на вычисляемое значение ФР, как количественной характеристики объекта анализа.

### 1.1.1 Методики расчета фрактальной размерности и получения изображений

Использовали несколько распространенных методов:

- а) треугольных призм [4];
- б) показателя Херста [13];
- в) структурной функции [15];
- г) изаритм [9].

Тестирование проводили с использованием:

1. серии изображений модельных фрактальных поверхностей;
2. изображений поверхности, полученных с помощью растрового электронного микроскопа (РЭМ)
3. оптических изображений, записанных с помощью USB-видеокамеры DCM-310.

Изображения поверхностей, полученных с помощью, РЭМ и видеокамеры, дополнительно обрабатывали для уменьшения влияния шумовых составляющих сигнала. Применяли следующие виды фильтров:

1. *Интерполяционная фильтрация.* Производится с применением процедур субдискретизации и интерполяции изображения с использованием двумерного В-сплайна. При субдискретизации изображение уменьшалось в 8 раз.
2. *ДПФ фильтрация.* Фильтрация основана на операциях ДПФ и обнуления ВЧ-составляющих в частотном спектре сигнала. Отбрасывались частоты выше 100 (пиксель<sup>-1</sup>).
3. *Медианная фильтрация.*
4. *Фильтрация Собеля.* Обработка изображения оператором Собеля, с целью выделения объектов определяющих рельеф [16].

**Модельные изображения фрактальных поверхностей.** Для каждого заданного значения ФР ( $Dg$ ) в интервале  $2,1 \div 2,9$  с шагом  $0,1$  методом смещения средней точки [6] генерировали по пятьдесят модельных изображений. С использованием всех вышеперечисленных методов оценивали ФР ( $Df$ ) и находили среднее значение.

- Серия изображений содержала участки поверхности образца кремнистого железа FeSi, расположенные на различном удалении от места разрушения [10]. Изображения размером  $512 \times 512$  пикселей при 256 уровнях серого формировали путем оцифровки аналогового выходного сигнала микроскопа РЭМ-200, реализованной с помощью устройства ввода изображений.
- Серия изображений была получена с помощью цифровой видеокамеры DCM-310 производства Hangzhou Scopetek Opto-Electric Co. Ltd., имеющей КМОП сенсор размером  $\frac{1}{2}$  дюйма с разрешением 3 Мпиксела. Поверхность образцов сплава Д16АТ, на которую была напылена алюминиевая пленка толщиной  $\sim 2$  мкм, фотографировали в процессе циклического изгиба. При этом на поверхности пленки по мере циклического нагружения постепенно формировались мелкие поперечные складки. Для расчёта ФР брали фрагменты размером  $1024 \times 1024$  пикселей при 256 уровнях серого; количество изображений в серии составило 64.

### **1.1.2 Результаты исследования методик расчета фрактальной размерности и их обсуждение**

График изменения ФР для расчетов, проведенных каждым из четырех методов, показан на рисунке 1.1.1, а, равно как и кривая, отражающая реальное значение ФР (кривая 5). Значения ФР  $Df$ , рассчитанные каждым из способов, имеют близкие значения, а также идентичную тенденцию изменения: при малых величинах ФР рассчитанные значения несколько выше реальной величины  $Dg$ , в то время как при больших значениях они несколько меньше её. Для целей визуализации

результатов анализа модельных изображений на рисунке 1.1.1, б приведено 3D распределение отсчетов яркости изображения с  $Dg=2,5$ .

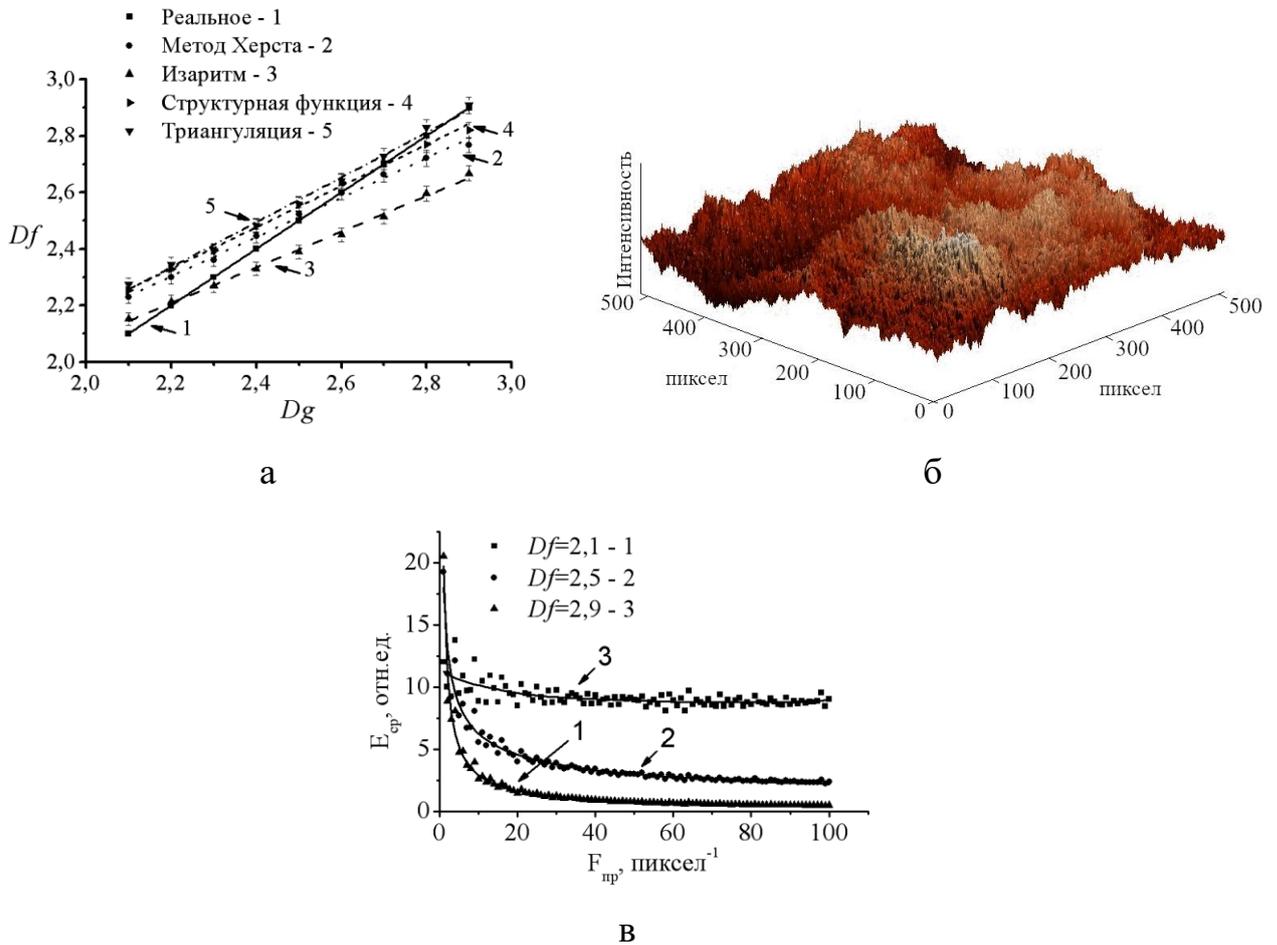


Рисунок 1.1.1 – Сводный график зависимости рассчитанного значения ФР от заданного (а) при использовании методов: 1) реальная ФР; 2) показателя Херста; 3) изаритм; 4) структурной функции; 5) триангуляции; 3D визуализация модельного изображения (б) с ФР=2,5. Зависимость средней энергий Фурье спектра (в) для изображений с разными ФР: 1)  $Df=2,1$ ; 2) 2,5; 3) 2,9

Наконец, на рисунке 1.1.1, в приведены зависимости, отражающие величину энергии амплитудного Фурье спектра от пространственной частоты в диапазоне от 1 до 100. При малом значении ФР ( $Dg=2,1$ ), основная энергия спектра сосредоточена в области низких пространственных частот (кривая 1), в то время как при высоком значении ФР ( $Dg=2,9$ ) энергия практически однородно распределена в

отображаемом диапазоне, что свидетельствует о наличии на изображении значительного числа элементов малого размера.

Построены графики зависимости ФР РЭМ-изображений поверхности FeSi от расстояния от места разрушения (рисунок 1.1.2, а). Характер изменения всех графиков является подобным: вблизи места разрушения величина ФР имеет минимальное значение  $Df=2,7\div 2,8$ , а затем все кривые (имеющие S-образный характер) достигают максимума  $Df=2,9\div 2,95$  для изображений, характеризующихся минимальной деформацией или наиболее гладкой поверхностью.

Проанализировано 3D распределение полей интенсивности изображений данной серии (рисунок 1.1.2, в). Несмотря на то, что на 2D-изображении для таких изображений поверхность выглядит четкой и контрастной, её реальный профиль характеризуется значительной ВЧ модуляцией (рисунок 1.1.2, в). Видимо по этой причине значение ФР в данной серии имеет столь высокое значение ( $Df=2,7\div 2,8$ ). Более того, 2D-поверхность, которую глаз экспериментатора воспринимает как гладкую, является столь же ВЧ-модулированной (что, наиболее вероятно, связано с высоким уровнем шумов при оцифровке).

Влияние ВЧ-составляющих подтверждается графиком зависимости энергии амплитудного Фурье-спектра от пространственной частоты (рисунок 1.1.2, д). Для «гладких» изображений в спектре практически отсутствуют НЧ-составляющие, в то время как в области высоких пространственных частот энергия спектра имеет высокое значение.

Влияние ВЧ-составляющих снижали несколькими методами НЧ-фильтрации изображений, что позволят сохранить элементы рельефа, но устранить ВЧ-осцилляции, тем самым, изменяя характер зависимости ФР как функция расстояния от места разрушения. Были протестированы несколько методов НЧ-фильтрации: 1) интерполяционная; 2) ДПФ фильтрация; 3) медианная фильтрация. Их использование приводило к снижению величины ФР, но не изменяло характер кривых ФР (рисунок 1.1.2, б, кривые 1-3).

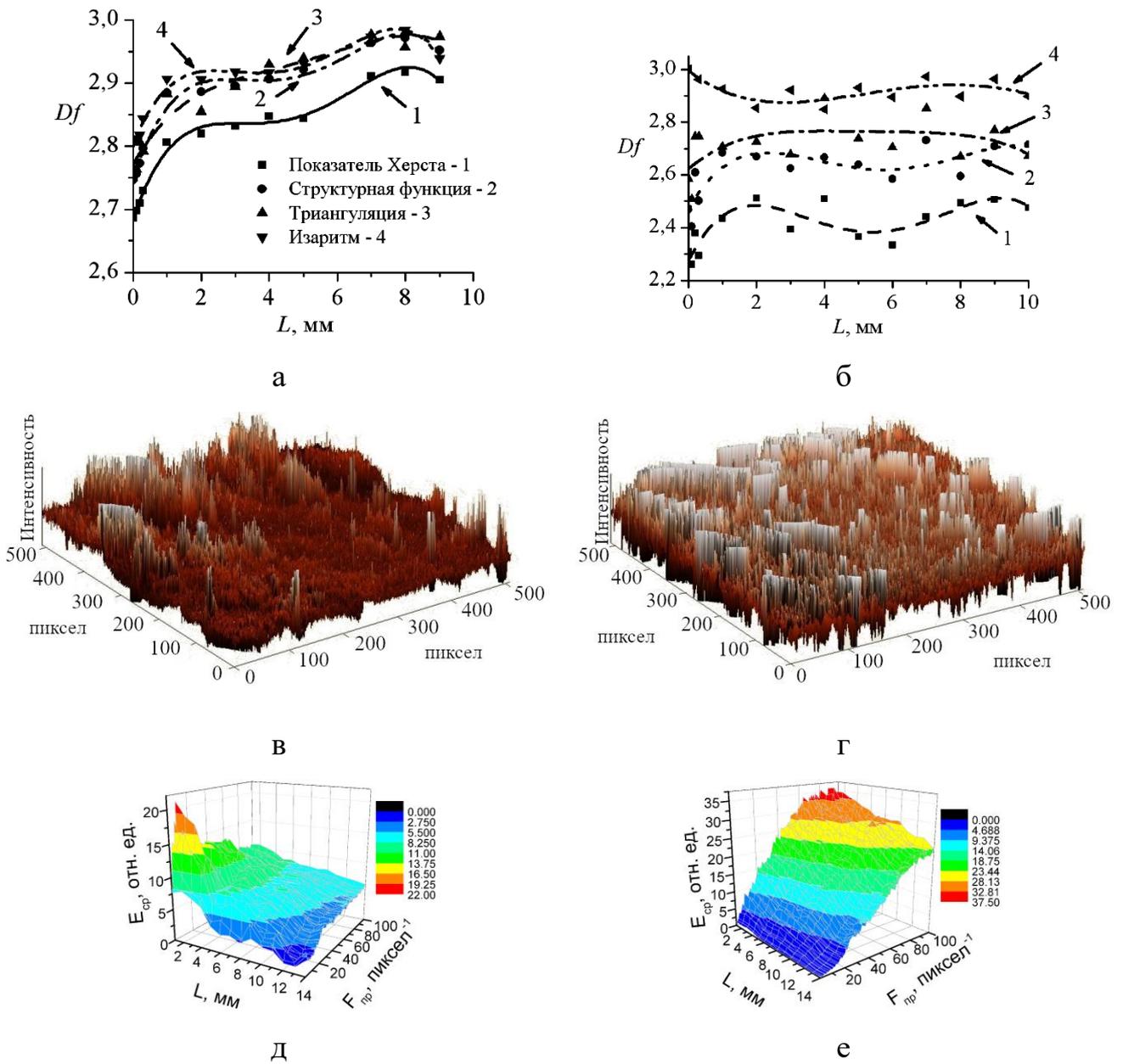


Рисунок 1.1.2 – Зависимость ФР от расстояния от места разрушения исходных изображений (а) при расчете методами: 1 - показателя Херста, 2 - изаритм, 3 - структурной функции, 4 - триангуляции; (б) изображений после фильтрации: 1 - интерполяционной, 2 - медианной, 3 - ДПФ, 4 - Собеля; 3D-визуализация изображений при  $L = 0,1$ , исходного изображения (в) и после фильтрации Собеля (г); изменение энергии Фурье-спектра от пространственной частоты в диапазоне 1-100 для РЭМ-изображений до фильтрации (д) и после фильтрации Собеля (е)

Предложено также использовать фильтр Собеля, который за счет подчеркивания границ структурных элементов может позволить нивелировать влияние ВЧ

шумовых составляющих. На рисунке 1.1.2, б приведены графики ФР изображений после применения НЧ фильтров и фильтра Собеля. После применения фильтрации Собеля максимальное значение ФР, наблюдается вблизи места разрушения, и уменьшается при удалении от него (рисунок 1.1.2, б, кривая 4). Поскольку результаты расчета ФР для разных методик практически совпадают, то на рисунке 1.1.2, б приведены результаты, полученные с использованием метода триангуляции.

Причина подобного поведения графиков на рисунке 1.1.2, б становится понятной из анализа 3D-яркостной картины поверхности FeSi после фильтрации (рисунок 1.1.2, г). Крупные элементы рельефа на поверхности стали более выраженными на уровне фона; в то же время на изображении сохраняется значительная по уровню ВЧ-модуляция несмотря на то, что в виде поля яркостей поверхность выглядит достаточно гладкой. Видимо по этой причине возрастает и абсолютное значение ФР (рисунок 1.1.2, б). Об этом свидетельствует и график распределения энергии амплитудного Фурье-спектра от пространственной частоты (в диапазоне 1–100) для отфильтрованных изображений (рисунок 1.1.2, е). Для фильтрованных изображений в области низких пространственных частот, составляющие спектра уменьшились по величине, в то время как на высоких частотах энергия спектра увеличилась более чем в три раза.

Подобно ранее описанным результатам, «гладким» оптическим изображениям пленки в начале испытаний свойственно более высокое значение ФР (рисунок 1.1.3, а). Кроме того, уровень ФР, характерный для изображений в начале испытаний, весьма высок:  $Df=2,75\div 2,9$ . Максимальное значение ФР из всех использованных методов её расчета характерно для метода триангуляции. Причина наблюдаемых эффектов становится понятна при анализе 3D-яркостной картины поверхности (рисунок 1.1.3, в): преимущественно видны ВЧ-модуляции, в то время как на оптической 2D-картине более различимы именно поперечные складки. Это также подтверждается графиком зависимости энергии амплитудного Фурье-спектра от номера пространственной гармоники (диапазоне 1–100 – рисунок 1.1.3, д). В начале испытаний НЧ-составляющие в спектре практически отсутствуют, в то время как ВЧ-составляющие являются преобладающими. Поэтому используемый

способ регистрации оптических изображений поверхности приводит при получении её численной оценки через расчет ФР к заметному влиянию ВЧ-составляющей спектра на результат количественной оценки поверхности напыленной пленки, визуально воспринимаемой как гладкой.

Изображения были обработаны фильтрами, по аналогии с предыдущим разделом. Изображения, полученные при фильтрации интерполированием, стали менее резкими, что связано с отсутствием ВЧ-составляющих. График изменения ФР, полученной как для всех способов НЧ-фильтрации (расчет методом триангуляции), так и для всех четырех методов расчета ФР, приведен на рисунке 1.1.3, б. Наиболее эффективным методом фильтрации с позиции изменения характера кривой является интерполяционный.

При этом значение ФР заметно снижается (рисунок 1.1.3, а). Но самое важное, что после применения процедуры НЧ-фильтрации интерполированием характер изменения всех кривых ФР изменился: минимальное значение характерно для визуально более гладкой поверхности в начале испытаний, а максимум ФР достигается на наиболее «шероховатой» поверхности пленки, содержащей максимальное количество складок (рисунок 1.1.3, б). Причина наблюдаемого эффекта становится очевидной при анализе 3D- яркостной картины фильтрованного изображения (рисунок 1.1.3, г): в результате обработки большинство ВЧ-осцилляций на изображении исчезает. Это также сопровождается определенной потерей важных деталей, присутствовавших на исходном более контрастном изображении. Данный тезис иллюстрируется графиком зависимости энергии амплитудного Фурье-спектра от номера пространственной гармоники для изображений после НЧ-фильтрации интерполированием. В спектре практически отсутствуют составляющие, пространственная частота которых превышает 25. По мере увеличения количества циклов нагружения в области низких пространственных частот энергия спектра возрастает, отражая появление поперечных складок на изображении.

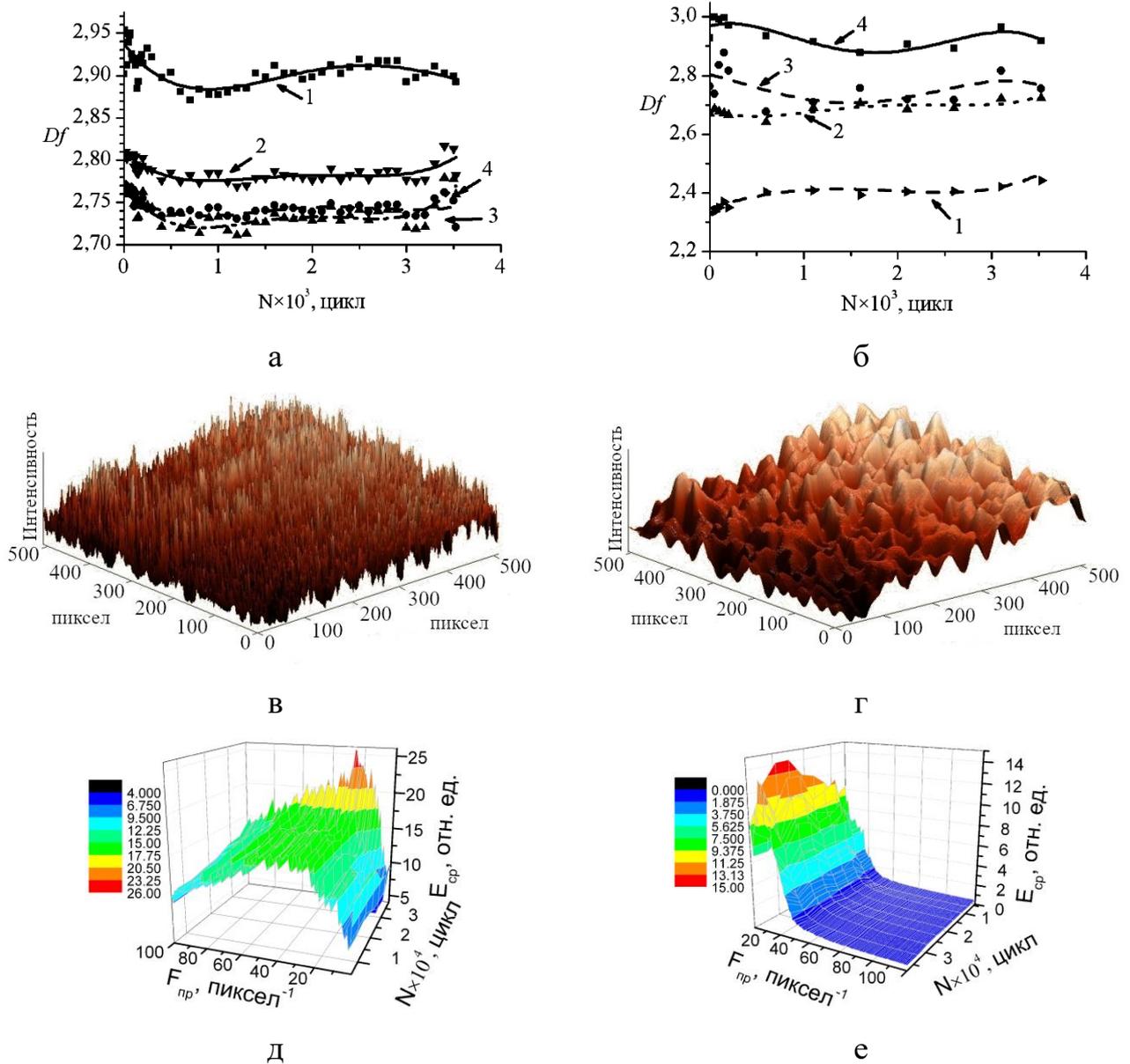


Рисунок 1.1.3 – Зависимость ФР от количества циклов нагружения исходных изображений (а) при расчете методами: 1 - показателя Херста, 2 - изаритм, 3 - структурной функции, 4 - триангуляции; (б) изображений после фильтрации: 1 - интерполяционной, 2 - медианной, 3 - ДПФ, 4 - Собеля; 3D-визуализация изображений при  $N=12000$  исходного изображения (в) и после интерполяционной фильтрации (г); Изменение энергии Фурье-спектра от пространственной частоты в диапазоне 1–100 для оптических изображений до (д) и после интерполяционной фильтрации (е)

Подобный вид обработки имеет смысл для получения оценки и, может быть, принят лишь в первом приближении. Дальнейшие исследования были направлены на поиск как критериев оценки качества изображений и их предобработки, а также

поиск и реализацию методов адаптивной и нелинейной фильтрации изображений, получаемых с помощью ПЗС-матриц.

## **1.2 Влияние билатеральной фильтрации на оценку фрактальной размерности оптических изображений поверхности нагруженных материалов**

В современных технических системах все чаще в качестве источника информации о внешней среде выступает видео- или фотокамера. Это обусловлено доступностью и простотой получения двумерной информации, а также возможностью оперативной компьютерной обработки, как в процессе регистрации, так и в режиме постобработки. В нашей предыдущей работе [17] были рассмотрены вопросы использования фрактальной размерности (ФР) для получения количественной оценки состояния нагруженных материалов. Показано, что значение ФР крайне чувствительно к наличию на изображении шумов, попытка фильтрации которых линейными и нелинейными методами не обеспечила желаемых результатов.

В научно-технической литературе, посвященной развитию методов адаптивной нелинейной фильтрации, сформировалось целое направление, посвященное обработке цифровых изображений [18, 19]. Так в [20], проведено сравнительное исследование различных алгоритмов фильтрации и показаны преимущества и недостатки использования каждого из них. Конечной задачей улучшения изображений в [20] являлось повышение качества их визуального восприятия. Другое направление исследований в данной области посвящено использованию фильтрации для получения количественных оценок качества изображений. В случае же использования оптических изображений для анализа и оценки процессов деформации и разрушения крайне важно получить именно количественные значения для объектов на изображении (деформационного рельефа), которые бы учитывали, в том числе, проведение процедуры фильтрации.

Ключевым фактором при определении эффективности и выборе параметров фильтрации является критерий, величина которого позволяет правильно подобрать

способ и параметры обработки оптических изображений. В [21] в качестве такого критерия для количественной оценки уровня шума принят параметр NLF (Noise Level Function), предназначенный для получения количественной оценки уровня шума. Другим общераспространенным параметром для оценки эффективности фильтрации является PSNR (peak signal/noise ratio), основанный на вычислении меры соответствия исходного (модельного) и отфильтрованного изображений [22]. Недостаток этого параметра – необходимость наличия модельного незашумленного изображения, что в реальных системах технического зрения не всегда возможно.

Целью данного раздела является разработка и экспериментальное исследование адаптивного метода билатеральной фильтрации, (ранее показавшего свою эффективность с позиции повышения качества изображений, полученных с использованием ПЗС-матриц в [23]) при обработке серий оптических изображений поверхностей образцов конструкционных материалов, зарегистрированных в процессе испытаний на циклическое растяжение. В основе подобного подхода [24] лежит использование датчика деформации интегрального типа (ДДИТ). Также ставилась задача подобрать количественный параметр, применение которого дополняло бы значение ФР при характеристике изменений на оптических изображениях. Ещё одна важная задача исследований – поиск критериев для получения количественной оценки эффективности фильтрации оптических изображений с учётом предварительной оценки уровня их шума.

### 1.2.1 Развитие методов фильтрации и количественной оценки шума

Одним из критериев для количественной оценки шума является построение функции его уровня NLF. В работе [25] функция уровня шума  $f_{NL}$  определяется как среднеквадратичное отклонение шума по отношению к интенсивности яркости изображения

$$f_{NL}(E_v, f_{CR}, \sigma_{PRNU}, \sigma_{shot}, \sigma_{kTC}) = \sqrt{E\{(I_N - I)^2\}}, \quad (1.2.1)$$

где  $E_v$  - освещенность,  $f_{CR}$  - функция отклика камеры (CR – Camera response),  $\sigma_{PRNU}$  - неоднородность фотосигнала, также известная как шум с фиксированным

распределением (PRNU – Photo Response Non-Uniformity), зависящая от уровня падающего излучения,  $\sigma_{shot}$  - составляющая фотонного шума и шума темнового тока,  $\sigma_{kTC}$  - составляющая шума сброса вызванного зарядкой/разрядкой датчика (Reset Noise  $kTC$ ),  $I_N$  - интенсивность зашумленного изображения,  $I$  - интенсивность исходного изображения.

Метод получения функции уровня шума  $f_{NL}$  заключается в следующем: вначале, изображение разделяется на блоки размером  $R \times R$ . Далее для всех блоков рассчитываются среднее  $\mu_b$  и среднеквадратичное отклонение  $D$  по формулам:

$$D = \frac{1}{R^2 - 1} \sqrt{\sum_{I(i,j) \in block} (I(i,j) - \mu_b)^2}, \mu_b = \frac{1}{R^2} \sum_{I(i,j) \in block} I(i,j), \quad (1.2.2)$$

где  $R$  - размер блока,  $I(i, j)$  - яркость пиксела с координатами  $i, j$ . Аппроксимация зависимости минимальных значений СКО для блоков с одинаковой средней яркостью  $\mu_b$  от величины  $\mu_b$  дает нам функцию  $f_{NL}$ .

Вторым критерием оценки уровня шума является максимальное отношение сигнал-шум ( $PSNR$ ). В работе [22] расчет  $PSNR$ , с учетом того, что максимальная величина интенсивности изображений составляет 255, производится по следующей формуле:

$$PSNR = 10 \log \left( \frac{255^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i,j=0}^{M,N} (I_1(i,j) - I_2(i,j))^2} \right), \quad (1.2.3)$$

где  $M$  и  $N$  – соответственно ширина и высота изображения в пикселах,  $I_1(i, j)$  и  $I_2(i, j)$  – значение пиксела соответствующей координаты оригинального изображения и восстановленного изображения соответственно.

Третий критерий оценки уровня шума предполагает, что шум соответствует высоким пространственным частотам, и, следовательно, оценка этих компонент и даст оценку его уровня. Методика получения этой оценки [26] основана на разделении всего изображения на блоки равных размеров, и нахождения их среднеквадратичное отклонения (СКО) по формуле (1.2.2), минимальное значение, полученное по всем блокам, и дает критерий оценки  $\min(D)$ .

Также был предложен критерий оценки «качества» изображения аналогичный ФР. При этом изображение разбивалось на блоки размером  $16 \times 16$ . Далее для каждого блока в скользящем окне вычислялось среднеквадратичное отклонение по формуле (1.2.2), после чего брали их минимальное и максимальное значение и данный интервал разбивали на 256 уровней. Затем строили гистограмму количества (частоты появления) значений СКО в каждом интервале. Моду СКО, также принимали как критерий оценки изображения. Фактически такой параметр отражает наиболее характерную дисперсию на изображении, что является оценкой его текстуры (или рельефа).

Для удаления шума из изображения на основании количественной оценки  $f_{NL}$  применяли адаптивную билатеральную фильтрацию, принципы которой изложены в [21, 23]. Первоначально значения яркости исходного полутонового изображения размером  $M \times N$  приводили к диапазону  $\{0, 1\}$ . Затем задавали размер маски фильтра  $w$ , допустимые СКО ( $\sigma_d$ ) и СКО яркости каждого пиксела ( $\sigma_r$ ) от заданной.

Свое значение  $\sigma_r$  для каждого пиксела рассчитывали по формуле [25]:

$$\sigma_r = C \cdot f_{NL}(I(i, j)), \quad (1.2.4)$$

где  $C$  – корректирующий коэффициент,  $I(i, j)$  – интенсивность пикселя с координатами  $(i, j)$ .

Для пространственной фильтрации задавали маску размером  $(2w+1) \times (2w+1)$  с помощью уравнения:

$$G(x, y) = e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_d^2}}, \quad x \in (-w, w), \quad y \in (-w, w). \quad (1.2.5)$$

Затем для каждого пиксела  $I(i, j)$ , где  $1 \leq i \leq M$ ,  $1 \leq j \leq N$ , формировали матрицу  $H$  отклонений яркости в окрестности  $O$  размером  $(2w+1) \times (2w+1)$  текущего пиксела  $I(i, j)$ , используя выражение:

$$H(x, y) = e^{-\frac{(O(x,y)-I(i,j))^2}{2\sigma_r^2}}. \quad (1.2.6)$$

После этого вычисляли матрицу  $F$  поэлементным перемножением  $H$  и  $G$ :

$$F(x, y) = H(x, y) \cdot G(x, y) \quad (1.2.7)$$

Далее формировали результирующее изображение  $B$ , путем расчета яркости каждого пиксела:

$$B(i, j) = \frac{\sum (F(x, y) \cdot O(x, y))}{\sum F(x, y)} \cdot 255, \quad (1.2.8)$$

где  $O$  – окрестность пиксела  $I(i, j)$  размером  $(2w+1) \times (2w+1)$ .

Для нахождения количественной оценки влияния параметров нелинейной адаптивной фильтрации также использовали зависимость энергии амплитудного Фурье спектра оптических изображений от пространственной частоты, что позволяло оценить изменения с позиции частотного диапазона [11].

### 1.2.2 Методики получения изображений

Тестирование фильтрации проводили на модельных, а также на экспериментально полученных изображениях поверхностей фольг. Моделировали два типа изображений: фрактальные и нефрактальные поверхности. По первым можно наиболее точно определить ФР известными методами [17]. Нефрактальные изображения были использованы как наиболее близкие по характеру гистограммы к реальным.

Экспериментальные изображения получали с использованием видеодатчика с КМОП-матрицей. Наиболее характерные шумы таких матриц можно аппроксимировать гауссовским шумом, в частности в [22] такой шум представляли как аддитивный белый гауссовский шум. Зашумленное модельное изображение задавалось выражением:

$$A(i, j) = I(i, j) + GN(i, j) \quad (1.2.9)$$

где  $A(i, j)$  – пиксели зашумленного изображения,  $I(i, j)$  – пиксели исходного изображения,  $GN(i, j)$  – значение шума, полученного из распределения Гаусса с нулевым средним. Зашумлению подвергали модельные изображения обоих типов: фрактальные и нефрактальные.

**Модельные изображения нефрактальных поверхностей.** Изображение формировали из нескольких слоев. Каждый слой содержит детали только одной пространственной частоты. Первый слой формируется из «затравки» размером

4×4 пикселя, представляющей собой набор случайных значений яркости с равномерным распределением, амплитудой равной 0,6 % от максимальной яркости 255. На каждой итерации формируется слой путем наложения на изображение набора пикселей случайной интенсивности. Итерация состоит из процедуры увеличения изображения в два раза, реализуемой сплайн-интерполяцией. На каждой последующей итерации амплитуда случайных значений увеличивается в два раза. Производили четыре итерации, в результате которых было получено промежуточное изображение размером 32×32 пикселя. После чего изображение увеличили до размера 512×512 пикселей. Таким образом, конечное изображение содержало четыре слоя. Для оценки качества фильтрации на изображения накладывали аддитивный белый гауссовский шум. Зашумленное изображение по виду гистограммы и по значению  $\min(D)$  примерно соответствовало экспериментально полученным изображениям, принцип получения которых будет описан ниже.

**Модельные изображения фрактальных поверхностей.** Исследовали влияние адаптивной фильтрации на изменение ФР ( $Df$ ) модельных фрактальных изображений, зашумленных аддитивным белым Гауссовским шумом. В [27] было показано, что введение шумов в изображение с малой ФР приводит к увеличению вычисляемого значения и практически не сопровождается возрастанием у изображений с ФР более 2,5. Модельные фрактальные изображения сформированы по методике, описанной в [17]. При расчёте значений ФР применялся метод триангуляции.

**Оптические изображения поверхностей фольг из алюминиевого сплава.** Регистрацию оптических картин поверхности образца в процессе нагружения проводили с помощью цифровой зеркальной фотокамеры Canon EOS 450D, оборудованной длиннофокусным объективом Canon EF-S (55-250mm, f/4–5.6 IS). Фотографирование проводили с интервалом приложения нагрузки 1000 циклов при автоматическом режиме наведения фокуса. На поверхность образцов конструкционных материалов наклеивали фольгу из алюминиевого сплава, на которой в процессе испытаний на циклическое растяжение формировался деформационный рельеф в форме поперечных мелких складок.

### 1.2.3 Результаты исследования адаптивной фильтрации изображений и их обсуждение

**Модельные изображения нефрактальных поверхностей.** На рисунке 1.2.1, а приведено исходное модельное нефрактальное изображение, параметры которого с позиции зашумления и фильтрации достаточно хорошо соответствуют таковым для экспериментальных изображений (см. ниже). Значение ФР для этого изображения составляет  $Df = 2,57$ . Для подбора параметров билатеральной фильтрации  $\sigma_d$  и  $C$  была построена поверхность, отражающая изменение функции  $f_{NL}$  от каждого из этих параметров. Построена поверхность, отражающая изменение значений PSNR при варьировании параметров  $\sigma_d$  и  $C$  (рисунок 1.2.1, г). Максимум PSNR соответствует величинам  $\sigma_d$  в диапазоне 0,1 – 4 и параметра  $C$  в диапазоне 0,1 – 100. На основании анализа зависимостей на рисунке 1.2.1, в, г в дальнейшем анализировали величину  $f_{NL}$  всех изображений при значении  $\sigma_d = 0,7$  (0,8) и 2, а значение параметра  $C$  при этом принималось равным 0,2 и 40. Оценивали энергию амплитудного Фурье спектра  $E_{\text{фс}}$  (рисунок 1.2.1, б).

В использованном изображении основная информация содержится в области низких пространственных частот ( $f_{\text{пр}} = 1 - 25$ ), а применение билатеральной фильтрации приводит к изменениям лишь в области средних и высоких пространственных частот ( $f_{\text{пр}} > 40$ ). Подобно зашумленным изображениям фрактальной поверхности фильтрация с  $\sigma_d = 2$  обуславливает «восстановление» зависимости  $E_{\text{фс}} = f(f_{\text{пр}})$  до уровня незашумленного изображения, в то время как при параметре фильтрации  $\sigma_d = 0,7$  (0,8) спектральная характеристика ближе к кривой для зашумленного. Количество элементов на изображении, соответствующих средним пространственным частотам, возрастает (рисунок 1.2.1, б, кривые 2, 3).

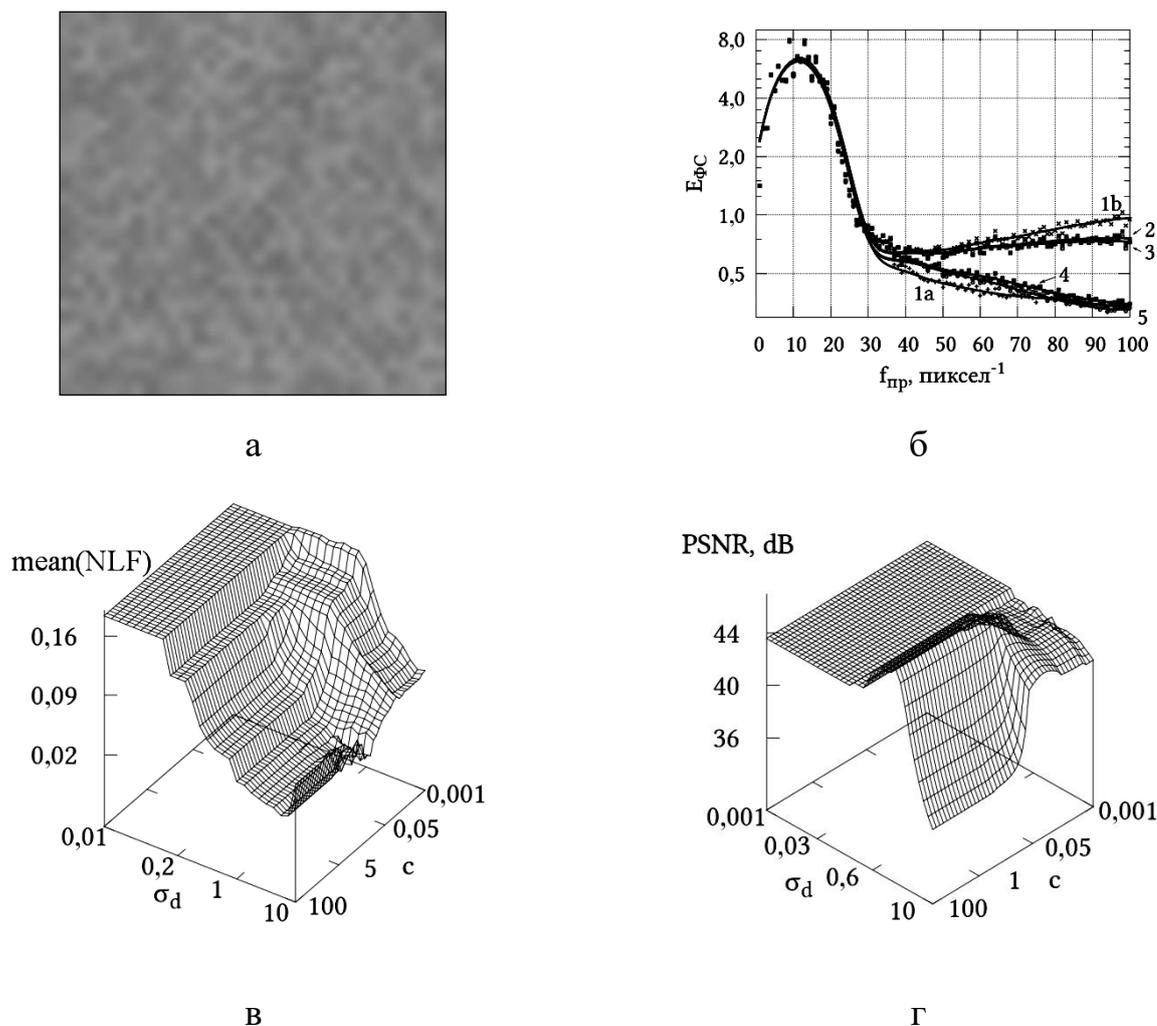


Рисунок 1.2.1 – Данные анализа нефрактальных изображений: а – исходное изображение; б – зависимость  $E_{fc}$  от пространственной частоты  $f_{пр}$  (кривая 1а – для исходного изображения, 1б – для зашумленного с  $\sigma_n = 3\%$ , 2 – изображения после фильтрации с параметрами  $\sigma_d = 0,7$ ,  $C = 2$ , 3 –  $\sigma_d = 0,8$ ,  $C = 40$ , 4 –  $\sigma_d = 2$ ,  $C = 0,2$ , 5 –  $\sigma_d = 2$ ,  $C = 40$ ); в, г – поверхности отражающие зависимости  $mean(f_{NL})$  и PSNR от параметров фильтрации ( $\sigma_d$ ,  $C$ )

В таблице 1.2.1 приведены значения ФР исходного, зашумленного и отфильтрованных изображений при различных значениях параметров  $\sigma_d$  и  $C$ . При использованных параметрах зашумления величина ФР заметно возрастает. Использование билатеральной фильтрации с параметром  $\sigma_d = 2$  приводит к снижению ФР практически до исходного уровня  $Df = 2,56$ , в то время как менее «мощная» фильтрация при  $\sigma_d = 0,7-0,8$  обеспечивает величину ФР порядка  $Df = 2,6$ , что на 0,03 выше, чем

для исходного изображения. Изменение параметра  $C$  в 200 раз практически не сказывается на результатах расчета.

Таблица 1.2.1 – Значения ФР при выбранных параметрах фильтрации

Тип изображения	Исходное	Зашумленное ( $\sigma_n = 3\%$ )	$\sigma_d = 2,$ $C = 0,2$	$\sigma_d = 2,$ $C = 40$	$\sigma_d = 0,7,$ $C = 2$	$\sigma_d = 0,8,$ $C = 40$
Значение ФР	2,57	2,69	2,56	2,56	2,60	2,59

Отметим, что в литературе также предлагается использовать универсальный критерий качества изображений (Universal Image Quality index – UIQ [28]). Был проведен соответствующий расчет, показавший, что изменение параметров UIQ и PSNR имеет сходный характер.

**Модельные изображения фрактальных поверхностей.** Для анализа эффективности применения билатеральной фильтрации использовали также модельные фрактальные изображения [17] с величиной ФР  $Dg = 2,1 \div 2,9$  (размером  $512 \times 512$  пикселей, рисунок 1.2.2, а). Первоначально, для сравнения влияния параметров фильтрации была построена зависимость энергии амплитудного Фурье-спектра изображения с  $Dg = 2,5$  при выбранных в предыдущем разделе значениях  $\sigma_d$  и  $C$  (рисунок 1.2.2, б). В отличие от модельных нефрактальных изображений наложение шума практически не меняет вид зависимости  $E_{\text{фс}} = f(f_{\text{пр}})$ , что, в целом согласуется с данными [27], где показано, что наложения шумов на изображения с ФР более 2,5 практически не изменяет значение ФР.

Последующее использование билатеральной фильтрации при малых величинах  $\sigma_d$  слабо изменяет вид зависимостей (кривые 2, 3), в то время как при  $\sigma_d = 2$  энергия спектра в области средних пространственных частот заметно снижается (рисунок 1.2.2, б, кривые 4, 5).

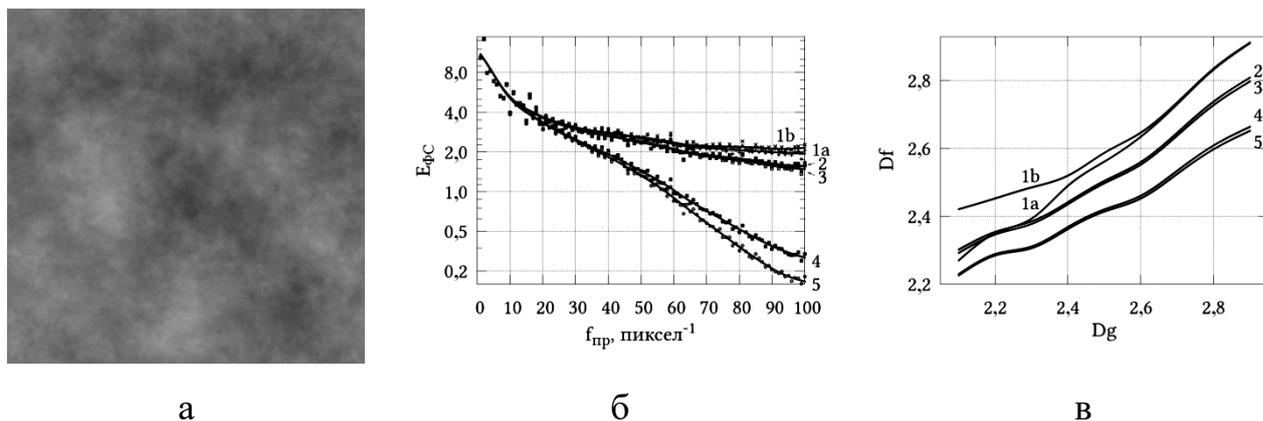


Рисунок 1.2.2 – Данные анализа фрактальных изображений: Исходное фрактальное изображение со значением ФР  $Dg = 0,5$  (а); график зависимости энергии спектра  $E_{ФС}$  от пространственной частоты  $f_{пр}$  (б); график зависимости рассчитанного значения ФР  $Df$  от заданного  $Dg$  (в). На рисунках б и в приведены кривые соответствующие: исходному изображению (1а), зашумлённому изображению с  $\sigma_n = 3\%$  (1б), изображению после фильтрации с параметрами  $\sigma_d = 0,7$ ,  $C = 2$  (2),  $\sigma_d = 0,8$ ,  $C = 40$  (3),  $\sigma_d = 2$ ,  $C = 0,2$  (4),  $\sigma_d = 2$ ,  $C = 40$  (5)

Указанные изменения наглядно проявляются и на графике зависимости ФР (заданной и расчетной) для исходных, зашумленных и фильтрованных изображений (по 20 изображений с шагом фрактальной размерности 0,1 и изменением его от 2,1 до 2,9, рисунок 1.2.2, в). Наложение шумов (при  $\sigma_n = 3\%$ ) сопровождается возрастанием кривой в области малых величин ФР ( $Dg < 2,5$  – кривая 1б). Последующая фильтрация с  $\sigma_d = 0,7 - 0,8$  снижает значения ФР во всем диапазоне изменений ФР (причем в большей степени при малых величинах ФР:  $Dg < 2,5$  – кривые 2, 3). При параметре билатеральной фильтрации  $\sigma_d = 2$  наблюдается последующее снижение значений ФР во всем анализируемом диапазоне; при этом эффективная фильтрация (отбрасывание) высоких пространственных частот проявляется в более заметном «занижении» ФР уже при высоких значениях ФР ( $Dg > 2,5$  – кривые 4, 5).

**Оптические изображения поверхностей фольг из алюминиевого сплава.** В процессе циклического нагружения на поверхности алюминиевой фольги постепенно происходит формирование деформационного рельефа, который связан с

деформированием фольги и образованием на её поверхности как тонких поперечных складок размером до нескольких десятков микрон (рисунок 1.2.3), так и постепенным нарушением адгезии между фольгой и материалом основы (клеевым слоем), вследствие деформационного упрочнения фольги и исчерпания ресурса её пластичности.

Последнее проявляется в виде формирования областей материала размером до нескольких сот микрон и единиц миллиметров, характеризующихся меньшей отражательной способностью (рисунок 1.2.3, б, в). Как было выявлено изменение рельефа на поверхности фольги закономерным образом меняет значение рассчитываемых информативных параметров и определяет стадийный характер их изменения.

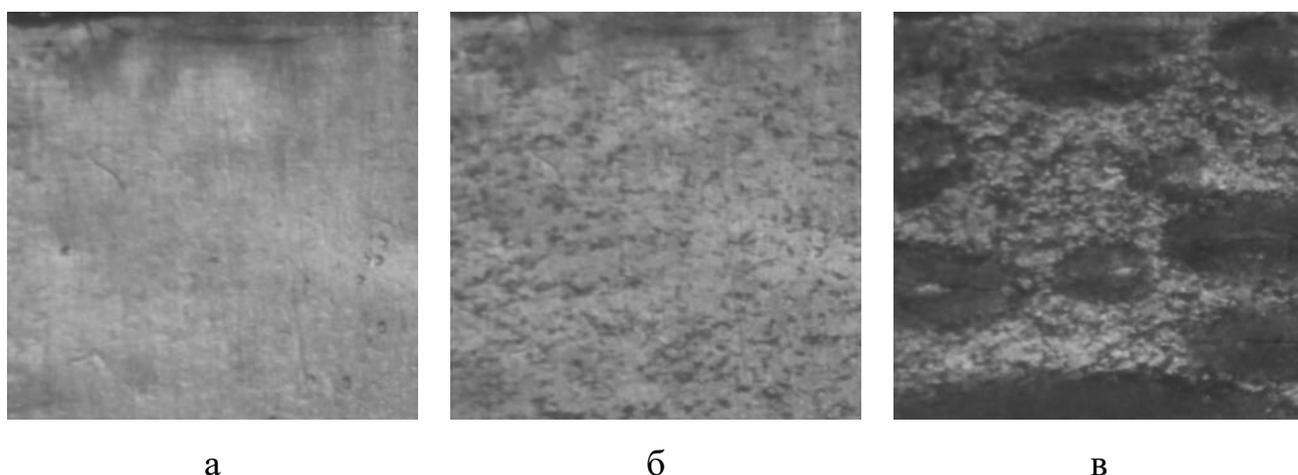


Рисунок 1.2.3 – Изображения поверхности фольги после 4011 (а), 46095 (б) и 94042 (в) циклов нагружения

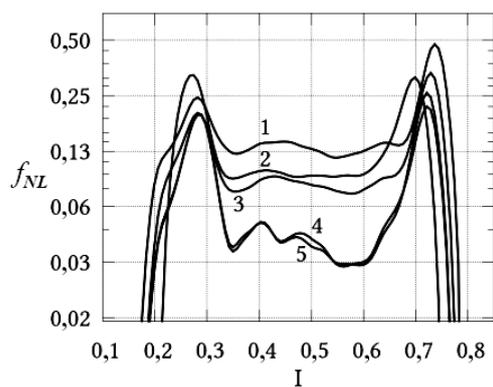
Были построены зависимости функции уровня шума  $f_{NL}$  от математического ожидания  $\mu_b$  яркости для всех фрагментов изображения размером  $16 \times 16$  пикселей, для исходного изображения и изображений после билатеральной фильтрации с различными параметрами. Зависимости приведены для изображений фольги, представленных на рисунке 1.2.3, соответствующих 4011, 46095 и 94042 циклам нагружения образца, на который была наклеена фольга.

Фильтрация снижает величину функции  $f_{NL}$  (рисунок 1.2.4, а, в, д). Очевидно, что  $f_{NL}$  отражает не только шум, присутствующий на изображении, но и, частично, характер изображения, поскольку в изображении относительно гладкие

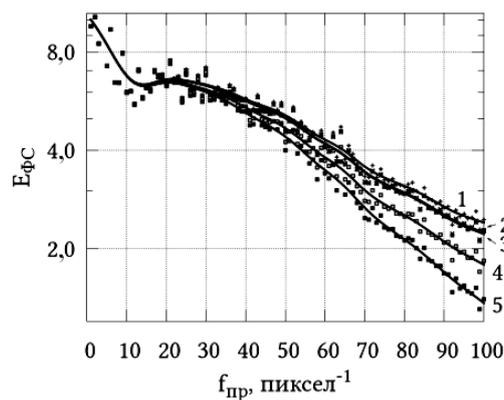
участки распределены не равномерно по всему диапазону яркости. Изменение формы приведенных гистограмм свидетельствует о том, что на поверхности формируется деформационный рельеф и изменяется отражательная способность участков поверхности фольги (рисунок 1.2.4, в, д). Кроме того, фильтрация наиболее эффективна для более гладких участков изображений, что можно увидеть по зависимостям 4 и 5 в диапазоне математического ожидания 0,5–0,6 (рисунок 1.2.4, а) и 0,2–0,3 (рисунок 1.2.4, д).

С позиции оценки изменений анализируемых изображений в частотном диапазоне показано (рисунок 1.2.4, б, г, е), что для поверхности гладкой (недеформированной) фольги наблюдается постепенное снижение энергии амплитудного спектра от величины  $E_{\text{ФС}} = 10$  до 2 при пространственной частоте  $f_{\text{пр}} = 100$ . Формирование тонких поперечных складок малого размера приводит к заметному увеличению энергии спектра в области пространственных частот, равной  $f_{\text{пр}} = 30$  до  $E_{\text{ФС}} = 11$  (рисунок 1.2.4, г). Наконец перед разрушением, заметно возрастают составляющие спектра, соответствующие самым низким пространственным частотам (рисунок 1.2.4, е).

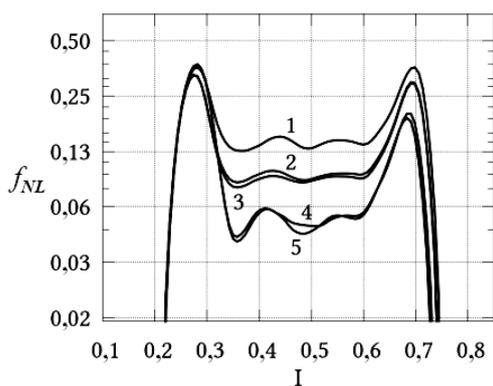
Исходя из предположения о том, что шум на оптических изображениях можно оценить минимальным уровнем СКО или дисперсии, в дополнении к  $f_{NL}$ , был построен график значения минимального СКО  $\min(D)$  по фрагментам изображения размером  $16 \times 16$  для каждого из изображений в серии (рисунок 1.2.5, а). На начальном этапе нагружения  $N = 0 \div 20 \times 10^3$  циклов наблюдается незначительный рост  $\min(D)$ ; затем он имеет примерно постоянное значение  $\min(D) \approx 1,8$  до  $N = 70 \times 10^3$  циклов; наконец перед разрушением значение данного параметра незначительно снижается до  $\min(D) \approx 1,7$ . Применение билатеральной фильтрации с параметром  $\sigma_d = 0,7 - 0,8$  снижает средний уровень  $\min(D)$  до величины 1. Фильтрация с использованием более высокого значения  $\sigma_d = 2$  уменьшает его величину этого параметра до  $\min(D) \approx 0,4$ . Параметр  $C$  незначительно влиял на результат фильтрации.



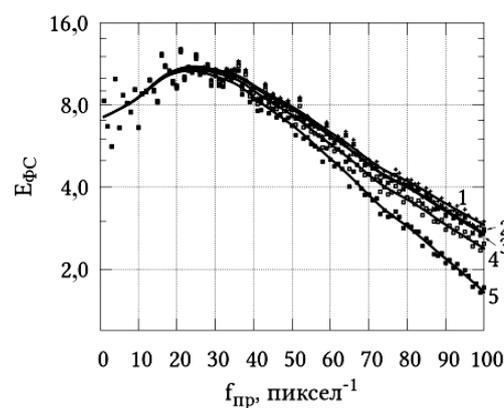
а



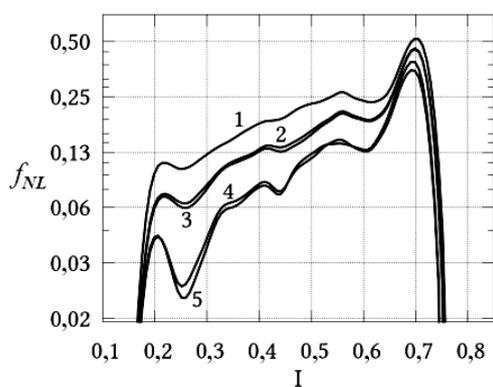
б



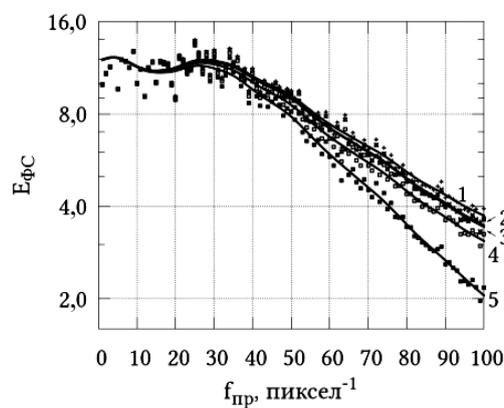
в



г



д



е

Рисунок 1.2.4 – Данные анализа экспериментальных изображений: графики зависимостей  $f_{NL}$  от яркости (а, в, д) и графики зависимостей энергии спектра  $E_{\Phi C}$  (б, г, е) от пространственной частоты  $f_{\text{ПР}}$  соответствующие изображениям рисунка 1.2.3, а-в; Кривые 1 соответствуют: исходному изображению, обозначения кривых 2-4, как на рисунке 1.2.2

Статистический анализ данных, представленных на рисунке 1.2.4, а, в, д, показал, что на любой из них присутствует явно выраженный максимум, положение которого характеризует дисперсию большинства фрагментов. На этом основании был построен график зависимости величины СКО, характерного для большинства фрагментов на изображении  $\text{mode}(D)$  от количества циклов нагружения (рисунок 1.2.5, б). Характер изменения параметра  $\text{mode}(D)$  от величины циклической нагрузки может быть оценен как трехстадийный. Таким образом, предлагается использовать данный параметр наряду с фрактальной размерностью для количественной характеристики изменений рельефа на оптических изображениях поверхности нагруженных материалов. Влияние параметров фильтрации на изменение кривых на рисунке 1.2.5, б можно охарактеризовать как подобное таковому для графика на рисунке 1.2.5, а для минимальной дисперсии.

Такой же вывод можно сделать и для кривых зависимости ФР от количества циклов нагружения, для которых трехстадийный характер изменения наиболее наглядно проявляется, а данный информативный параметр изначально заметно возрастает, затем скорость его роста значительно снижается и, наконец, на этапе формирования областей отслоенного материала фольги резко снижается (рисунок 1.2.5, в). Изменение параметров фильтрации не меняет ход кривых, но отражается на уровне ФР.

На рисунке 1.2.5, г приведена поверхность, иллюстрирующая зависимость  $\text{mean}(f_{NL})$  от параметров фильтрации  $\sigma_d$  и  $C$ . Характер приведенного распределения весьма подобен таковому, показанному ранее на рисунке 1.2.1, в, что, во-первых, свидетельствует об удачном выборе модельного изображения, а во вторых, показывает, что именно параметр фильтрации  $\sigma_d \approx 0,8$  должен быть использован для обработки изображений. Дальнейшее увеличение  $\sigma_d$  до 2 приводит к сильному сглаживанию изображения и потере ряда важных деталей на нем.

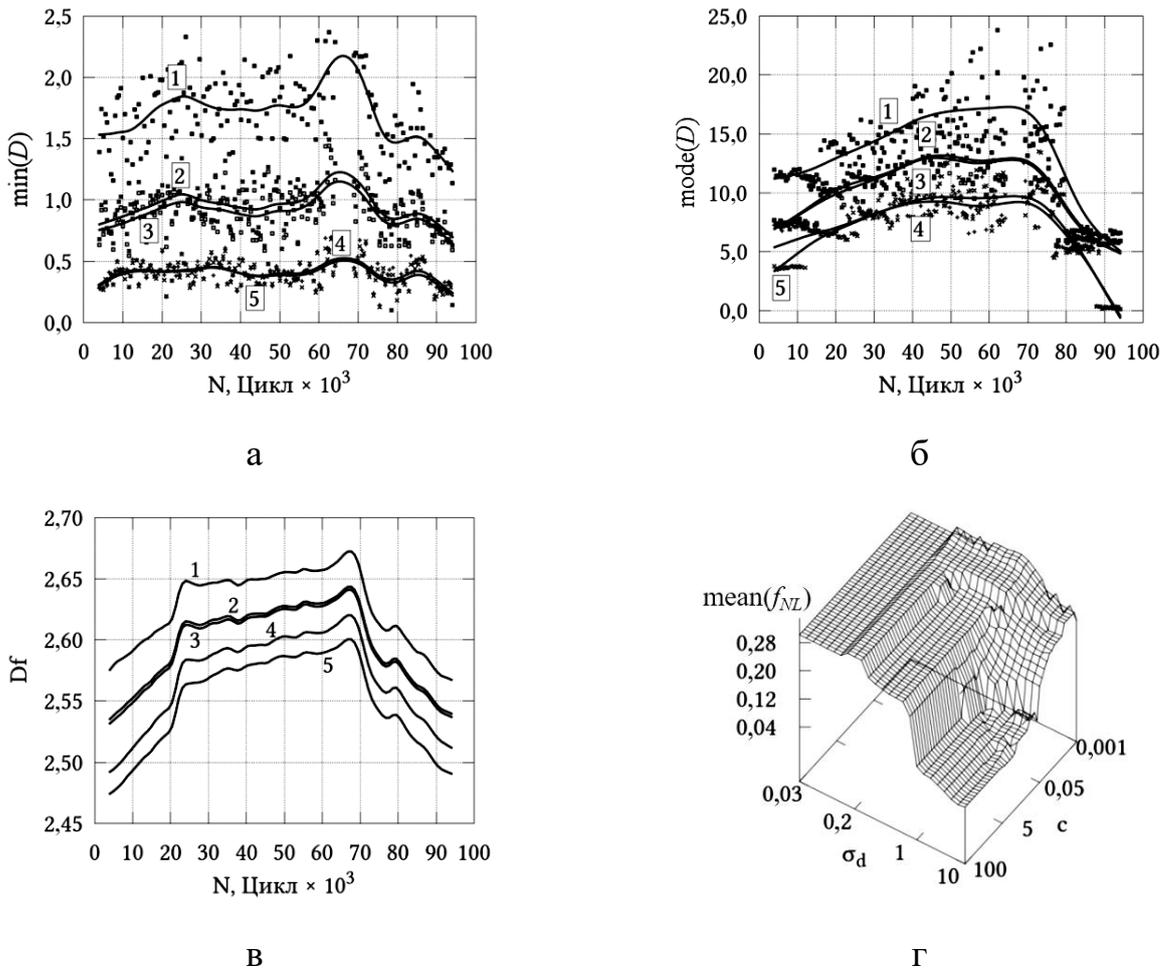


Рисунок 1.2.5 – Данные анализа экспериментальных изображений: графики зависимостей  $\min(D)$  и  $\text{mode}(D)$  от количества циклов нагружения (а, б); график зависимости ФР  $Df$  от количества циклов нагружения для исходных и отфильтрованных изображений (в); поверхность зависимости  $\text{mean}(f_{NL})$  от параметров фильтрации  $\sigma_d$  и  $c$  (г); Кривые 1 соответствуют: исходному изображению, обозначения кривых 2-4, как на рисунке 1.2.2

Таким образом, построение поверхности такого типа позволяет заранее подобрать параметры фильтрации без использования параметра PSNR. В завершении данного подраздела были рассчитаны коэффициенты корреляции для зависимостей  $\min(D)$ , максимума гистограммы дисперсии  $\text{mode}(D)$  и фрактальной размерности  $Df$  для исходных и фильтрованных изображений (таблица 1.2.2).

Таблица 1.2.2 – Коэффициенты корреляции различных оценок с исходными изображениями

Тип данных	$\sigma_d = 2; C = 0,2$	$\sigma_d = 2; C = 40$	$\sigma_d = 0,7; C = 0,2$	$\sigma_d = 0,8; C = 40$
$\min(D)$	0,583518	0,572211	0,872749	0,839798
$\text{mode}(D)$	0,761394	0,77449	0,897257	0,892409
$Df$	0,965532	0,970953	0,99178	0,990293

Использование фильтрации с  $\sigma_d < 2$  позволяет сохранить величину коэффициента корреляции ближе к 1. Таким образом, анализируя данный коэффициент можно также количественно подбирать параметры фильтрации оптических изображений, также принимая во внимание и изменения на изображениях с позиции спектра пространственных частот.

### **1.3 Исследование различных критериев оценки для серии оптических изображений, полученных методом датчика деформации интегрального типа**

Использование композиционных материалов (КМ) на основе углеродных волокон при создании конструкций позволяет значительно повысить их прочностные характеристики. Это обусловлено высокими механическими свойствами КМ по сравнению металлическими сплавами. Кроме того, производство изделия из КМ имеют более низкую стоимость, так как используются высокопроизводительные методы (например, намотки), что позволяет изготавливать крупногабаритные детали, с минимумом необходимых соединений (болтовых, заклепочных и т.п.). Таким образом, доля КМ в конструкциях, например, современных пассажирских самолетов, постоянно растет, достигая до 50 % по массе (например, Boeing-787, Airbus-A350XWB).

В процессе эксплуатации подобные конструкции испытывают действие циклических нагрузок, которое может приводить к усталостному разрушению.

Поэтому разработка методов контроля их механического состояния является актуальной научно-технической задачей.

Одним из подходов к проведению встроенного контроля деталей машин и элементов конструкций является применение датчиков деформации интегрального типа (ДДИТ) [29–38]. Методика ДДИТ основана на регистрации оптических изображений поверхности тонкого (алюминиевого) чувствительного элемента (фольги), наклеенного на исследуемый материал или деталь. За счет циклических деформаций в процессе нагружения на поверхности фольги формируется рельеф, оптическое изображение которого регистрируется с помощью видеодатчика. Анализируя этот рельеф, можно оценивать наработку материала и его механическое состояние.

В то же время оптические изображения рельефа могут характеризоваться значительным количеством факторов, способных заметным образом отразиться на величине рассчитываемых критериев (информативных параметров), используемых для подобной оценки. Речь идет о шумах, помехах, уровне освещенности и её неравномерности, размытии и пр. Поэтому от качества исходных регистрируемых оптических изображений во многом зависит достоверность результатов обработки и анализа экспериментальных данных.

Поскольку при реализации датчика деформации интегрального типа оптические изображения являются образом рельефа на поверхности фольги, то выбор информативных параметров является крайне важным с точки зрения исключения (или минимизации) влияния таких факторов как освещенность, зашумленность, степень размытия. В работе [39] было исследовано применение адаптивной билатеральной фильтрации для обработки серии изображений; при этом в качестве информативного признака для оценки деформации использовалась фрактальная размерность.

В данном разделе была поставлена задача исследовать влияние шумов, размытия (имитирующего расфокусировку) и степени сжатия на характер изменения значения информативных признаков при обработке изображений алюминиевой фольги в ДДИТ при оценке циклической деформации (наработки) образца композиционного материала. Следует отметить, что далее в тексте для обозначения

использованных количественных характеристик применяется как термин «критерии», так и термин «информативные параметры».

### **1.3.1 Получение оптических изображений поверхности датчика деформации интегрального типа**

Прямоугольные плоские образцы УЭКМ с двумя центральными V-образными надрезами (КМ системы углеродное волокно/эпоксидная матрица) размерами  $70 \times 13 \times 3,5$  мм<sup>3</sup> испытывали на одноосное циклическое растяжение с асимметрией цикла  $R = 0,1$  на сервогидравлической испытательной машине UTM Biss-00-201. В качестве видеодатчика использовали цифровой зеркальный фотоаппарат Canon EOS 550D с оптическим трактом от микроскопа МБС-9. Фотоаппарат подключали через переходное кольцо вместо системы с окулярами. Данная система позволяет получать изображения с физическими размерами  $12 \times 8$  мм<sup>2</sup> (разрешение получаемых снимков -  $5184 \times 3456$  пикселей). На поверхность образцов наклеивали поликристаллическую алюминиевую фольгу. Для проведения количественной обработки из середины кадра вырезали квадратные фрагменты размером  $1024 \times 1024$  пиксела.

Использованная схема освещения фольги взаимосвязана с методикой подготовки фольги, но отличается от таковых, описанных в литературе. Так, в [29] фольгу отклеивали с помощью ацетона от образца и фотографировали с помощью микроскопа МБС-9 в отраженном свете, получая светлые недеформированные участки и темные складки деформированного материала. В [40] фотографирование фольги, наклеенной на образец, осуществляли, не извлекая последний из захватов испытательной машины, однако благодаря диффузному освещению также получали изображения со светлыми недеформированными областями и темными складками.

Для освещения образца использовали 2 источника: галогеновый студийный осветитель и точечную светодиодную лампу (рисунок 1.3.1). Галогеновый осветитель располагали в плоскости  $xz$  под углом  $45^\circ$  к оси  $x$  для формирования общего фона изображения. Точечный светодиодный источник для увеличения контраста

формирующихся деформационных складок был расположен в плоскости  $xz$  под углом  $\sim 10^\circ$  к «отрицательной» оси  $x$ . Такая схема освещения зеркальной фольги позволяет получить на начальных этапах циклического нагружения темное однотонное изображение, так как отраженный свет не попадает в объектив микроскопа. Далее по мере наработки формируется деформационный рельеф, на элементах которого происходит рассеянное отражение, поэтому области со сформировавшимся рельефом выглядят более светлыми.

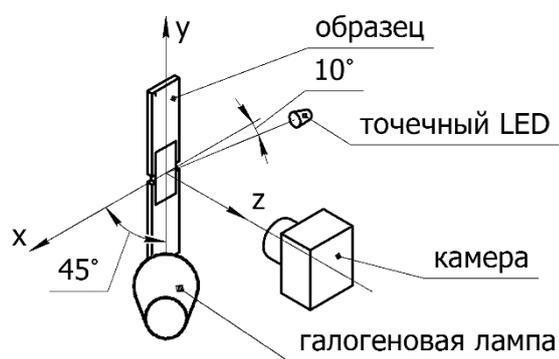


Рисунок 1.3.1 – Схема освещения и съемки образца

Опыт по выбору схемы был получен в предварительном исследовании, при котором испытывали металлические образцы с наклеенными ДДИТ [40]. Фольги полировали для получения зеркальной поверхности. Таким образом, начальное состояние фольги у разных образцов было одинаковым. В сравнении с химически травленной фольгой (матовая поверхность) на зеркальных фольгах значительно улучшилась повторяемость результатов, а сравнение образцов с разной наработкой стало более корректным. Поэтому одним из ограничений при выборе угла освещения галогенного осветителя стала невозможность освещать поверхность с угла более  $60^\circ$ ; при этом свет отражается от зеркальной поверхности и происходит засветка изображения. Располагать осветитель под углом менее  $10^\circ$  не позволяла колонна испытательной машины. Конечное значение угла освещения определяли визуально, по качеству получаемых изображений.

Положение LED-осветителя выбирали таким образом, чтобы увеличить контраст деформационных складок, стараясь не вносить изменения в общее освещение

(в данном случае также руководствовались визуальными оценками качества получаемых изображений). Поэтому угол выбирали наименьший ( $10^\circ$ ), ограничением также являлась колонна испытательной машины.

Фотографирование в процессе циклического нагружения осуществляли по следующей схеме: с шагом 100 циклов до наработки 2000 циклов; с шагом 200 от 2000 до 10000 циклов; с шагом 500 от 10000 до 30000 циклов; с шагом 1000 - свыше 30000 циклов до разрушения. В этих точках программа управления испытательной машиной осуществляла остановку циклического нагружения, и производилось фотографирование [40]. На рисунке 1.3.2 показаны исходные изображения из этой серии, полученные при различной величине наработки  $N$ . Заметим, что в силу использованного метода освещения изображение недеформированной фольги является темным и характеризуется однородным распределением яркости. При количестве циклов  $N=1600$  выявляются признаки формирования деформационного рельефа, однако в целом изображение продолжает оставаться темным (рисунок 1.3.2, б). Возрастание наработки до  $N=6400$  сопровождается значительным формированием деформационного рельефа в виде мелких складок, при этом уровень яркости изображения увеличивается (рисунок 1.3.2, в). Наконец, при количестве циклов нагружения  $N=29000$  рельеф практически не меняется, однако изображение становится еще более светлым (рисунок 1.3.2, г). График, характеризующий изменение среднего уровня яркости изображения  $I_{cp}$  как функция от величины наработки, приведен на рисунке 1.3.3 (кривая 10).

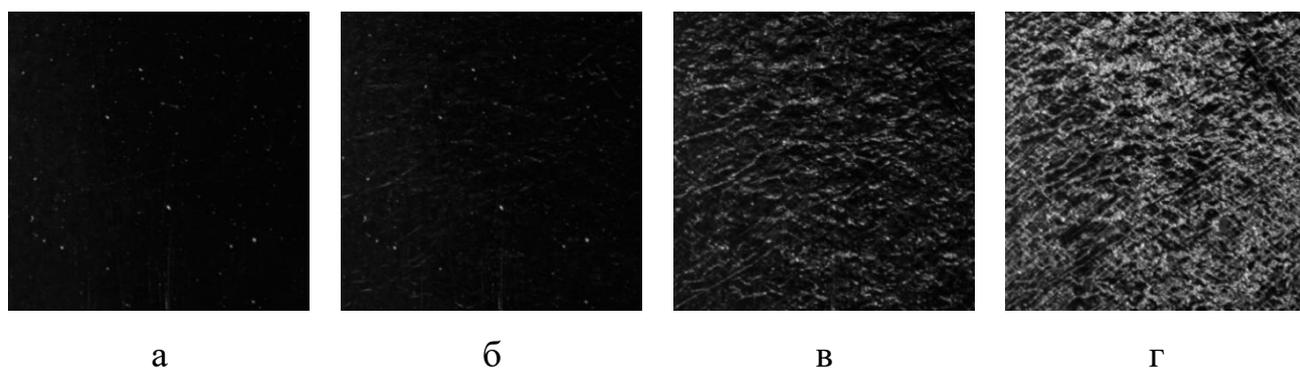


Рисунок 1.3.2 – Исходные оптические изображения ДДИТ; Количество циклов нагружения  $N$ : а) 100, б) 1600, в) 6400, г) 29000

Для анализа серий изображений ДДИТ рассчитывали следующие информативные признаки: среднеквадратическая ошибка ( $MSE$  - mean square error), информационная энтропия  $H$ , фрактальная размерность  $F_d$ , энергия Фурье-спектра  $E_{ФС}$ , пиковое отношение сигнал/шум PSNR, универсальный критерий качества UIQ (universal image quality), визуальное отношение сигнал/шум VSNR, отношение площадей белых и черных пикселей в бинаризованных изображениях  $S_q$  [29].

**Размытие изображений.** Исходные оптические изображения ДДИТ были подвергнуты размытию с использованием фильтра Гаусса. Это низкочастотный фильтр, который использует нормальное распределение для вычисления преобразования, применяемого к каждому пикселю изображения. Распределение Гаусса в  $N$  измерениях имеет вид [41]:

$$G(x, y) = ce^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_p^2}}, \quad (1.3.1)$$

где  $\sigma_p$  – стандартное отклонение в распределении Гаусса, которое задает степень размытия,  $c$  – масштабирующий коэффициент. В двумерном случае эта формула задает поверхность, имеющую вид концентрических окружностей. Размер ядра свертки, которое затем применяется к исходному изображению, принимается равным  $6\sigma_p+1$ . Значение каждого пикселя становится средневзвешенным для окрестности. Степень размытия  $\sigma_p$  варьировали от 1 до 10.

**Наложение шума.** Гауссовский шум представляет собой статистический шум, имеющий функцию плотности распределения вероятности, соответствующей нормальному закону. Иными словами, значения, которые может принимать шум,

характеризуются гауссовским распределением. Функция плотности распределения вероятности  $P$  гауссовской случайной величины  $z$  задается следующим образом:

$$P_G(z) = \frac{1}{\sigma_{\text{ш}}\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma_{\text{ш}}^2}}, \quad (1.3.2)$$

где  $z$  – уровень градации серого,  $\mu$  – среднее значение,  $\sigma_{\text{ш}}$  – стандартное отклонение, определяющее амплитуду шума [41]. Для зашумления принимали значения от 0,03 до 0,3.

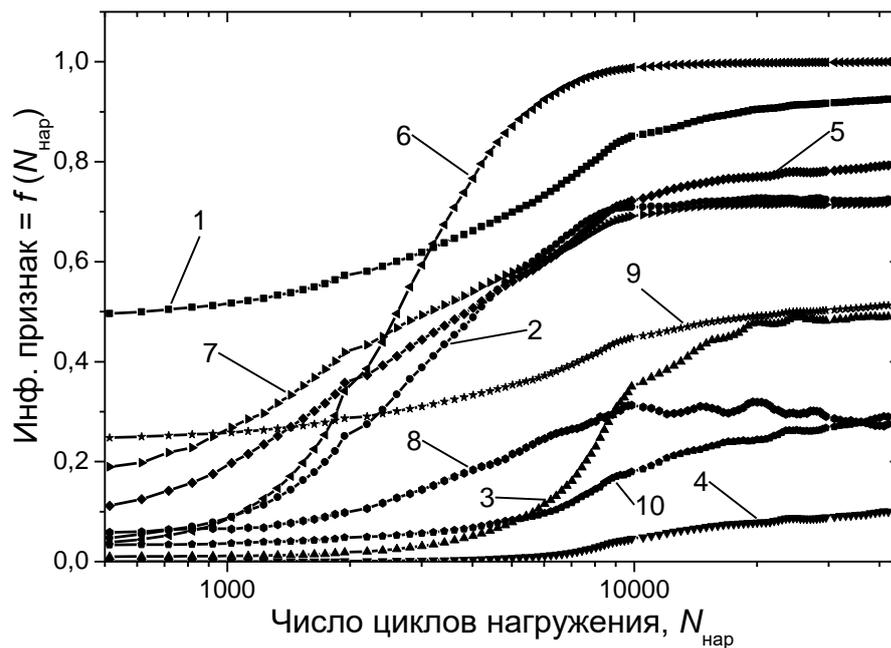


Рисунок 1.3.3 – Графики зависимости различных критериев оценки качества исходных экспериментальных изображений от величины наработки (количества циклов нагружения); 1)  $H$ ; 2)  $F_d$ ; 3)  $E_{\text{ФС}}$ ; 4) MSE; 5) PSNR; 6) UIQ; 7) VSNR; 8)  $Sq$ ; 9)  $H$ -MSE; 10)  $I_{\text{ср}}$ .

**JPEG сжатие изображений.** Часто в качестве датчиков видеоинформации используют видеокамеры, реализующие различные принципы сжатия видеоданных. Представляет интерес оценить влияние степени сжатия на изменение информативных признаков. Для этого использовали один из самых распространенных методов компрессии – JPEG-сжатие, который основан на дискретном косинусном преобразовании сигнала. Сжатие выполняли с помощью программы XnView (<http://www.xnview.com>), со следующими параметрами: значение ДКП –

медленное, коэффициент сглаживания – 0, дискретизация (по умолчанию) –  $2 \times 2$ ,  $1 \times 1$ ,  $1 \times 1$ . Степень сжатия варьировали от 10 до 100 с шагом 10 единиц, отражающих величину потерь информации при сжатии.

### 1.3.2 Критерии оценки изображений

**Среднеквадратичная ошибка MSE.** Метод расчета основан на вычислении среднеквадратичной ошибки между двумя изображениями [42]:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (I_{1,i} - I_{2,i})^2 \quad (1.3.3)$$

где  $n$  – общее количество пикселей в изображении,  $I_1, I_2$  – яркости пикселей искаженного (например, зашумленного либо деформированного – при различных величинах наработки) и оригинального (без зашумления либо, снятого до начала циклического деформирования образца) изображения, соответственно.

**Информационная энтропия изображения  $H$ .** С целью расчета данного параметра первоначально для исходного изображения строится гистограмма, как зависимость количества пикселей  $p$  для каждого уровня яркости  $i$ . Далее (информационная) энтропия  $H$  вычисляется по следующей формуле [43]:

$$H(I) = - \sum_{i=1}^{I_{max}} p(i) \log_2 p(i), \quad (1.3.4)$$

где  $i$  – возможное состояние яркости пикселя изображения,  $I_{max}$  – максимальное значение яркости, в нашем случае равняется 255.

**Энергия Фурье спектра мощности  $E_{ФС}$ .** Для исходного изображения построено-столбцовой процедурой метода БПФ (быстрое преобразование Фурье) рассчитывается его дискретный Фурье-образ  $F(\omega_x, \omega_y)$ , а затем вычисляется дискретный двумерный спектр мощности [44]

$$P(\omega_x, \omega_y) = |F(\omega_x, \omega_y)|^2. \quad (1.3.5)$$

Дискретный Фурье-спектр мощности представляет собой двумерный массив чисел, который может быть записан в декартовых  $[i, j]$  координатах  $P_{ij}$ . Оценка амплитудного Фурье-спектра проводилась путем расчета среднего значения энергии

спектра, ограниченного заданной пространственной частотой (радиус окружности). Радиус окружности задавался равным 10 % от размера изображения

$$E_{\Phi C} = \sum_{i,j \in R} P_{ij}, \quad (1.3.6)$$

где  $R$  – радиус окружности.

**Фрактальная размерность Fd (метод изаритм).** Метод изаритм [5] основан на предположении о том, что численную оценку ФР поверхности изображения можно получить, исходя из оценок его контурных изолиний (линий равных значений яркости) – изаритм. Реализация данного метода оценки ФР поверхности начинается с построения серии изаритм с заданным интервалом яркости. Далее для каждой изаритмы оценивается её фрактальная размерность  $F_d$  – параметр, вычисляемый через уравнение регрессионной прямой:

$$\log(L_i) = C + B \log P \quad (1.3.7)$$

где  $L_i$  – длина изаритмы при текущем шаге  $P$  (1, 2, 4, 8, 16, 32, ...),  $B$  - тангенс угла наклона регрессионной кривой,  $C$  - константа. Длина каждой изаритмы оценивается последовательно с разным шагом  $P$ , измеряемым в пикселях. Количество шагов подбирается эмпирически и напрямую влияет на точность оценки параметра  $F_d$ , который вычисляется как

$$F_d = 1 - B. \quad (1.3.8)$$

Чем больше размер шага, используемого для вычисления длины изаритмы, тем меньше её длина. Это, в свою очередь, приводит к получению отрицательного тангенса угла наклона  $B$  регрессионной кривой (так, для линии угол  $B$  всегда будет нулевым). Для бесконечно изломанной кривой значение  $B$  будет отрицательным и равным  $-1$ . Параметр  $F_d$  поверхности вычисляется как выражение (1.3.8) плюс единица, т.е.

$$F_d = 2 - B. \quad (1.3.9)$$

Таким образом, при реализации метода для каждой изаритмы оценивали свое значение ФР. Последующий расчет для всего изображения поверхности проводили путем усреднения значений фрактальной размерности всех изаритм.

**Пиковое отношение сигнал/шум PSNR.** Данный критерий является «стандартной» мерой качества изображений [42], поэтому использовался, прежде всего, для целей сравнения:

$$PSNR = 10 \log \frac{I_{max}^2}{MSE}, \quad (1.3.10)$$

где  $I_{max}$  – это максимальное значение, принимаемое пикселем изображения (в нашем случае 255), MSE – среднеквадратичная ошибка между двумя изображениями (см. выше п. 2.1).

**Универсальный критерий качества UIQ.** Данный критерий также в литературе рекомендуют как «стандартный» способ получения количественной оценки качества изображения [28]:

$$UIQ = \frac{4\sigma_{12}\bar{I}_1\bar{I}_2}{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)(\bar{I}_1^2 + \bar{I}_2^2)}, \quad (1.3.11)$$

где  $\bar{I}_1, \bar{I}_2$  – средние арифметические значения яркости исходного и зашумленного изображений соответственно:

$$\bar{I}_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{1,i}, \bar{I}_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{2,i}, \quad (1.3.12)$$

где  $n$  – количество пикселей изображений. Стандартные отклонения значений яркости оригинального и зашумленного изображений соответственно:

$$\sigma_1^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (I_{1,i} - \bar{I}_1)^2, \sigma_2^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (I_{2,i} - \bar{I}_2)^2, \quad (1.3.13)$$

Коэффициент взаимной корреляции между двумя изображениями:

$$\sigma_{12} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (I_{1,i} - \bar{I}_1)(I_{2,i} - \bar{I}_2). \quad (1.3.14)$$

**Визуальное отношение сигнал/шум VSNR.** Данный критерий, предложенный в [45], является логическим продолжением параметра  $PSNR$ , и позиционируется как более эффективный и чувствительный параметр оценки качества изображений. Вычисление предложенной метрики производится в два этапа. На первом этапе, для каждого уровня вейвлет спектра изображения вычисляются пороги различия

изображений для обнаружения искажений. Если искажения ниже порога детектирования, VSNR принимается равным бесконечности и дальнейший анализ не производится. Второй этап основан на оценке различий изображений на низких и средних пространственных частотах. Итоговое значение параметра VSNR заключается в суммировании коэффициентов, полученных на каждом уровне вейвлет преобразования.

**Отношение площадей черных и белых пикселей на изображении Sq.** Аналогичный подход использовали в [29] для оценки изменений, происходящих на поверхности ДДИТ по мере нагружения. Расчет состоит из двух этапов. На первом производится бинаризация изображения с использованием локального порога, предложенная В. Ниблэком [46]. Порог бинаризации для пиксела с координатами  $(x, y)$  рассчитывается так:

$$T(x, y) = \bar{I}_M + k\sigma_M, \quad (1.3.15)$$

где  $\bar{I}_M$  – среднее арифметическое значение яркости в окне  $M$ , а  $\sigma_M$  – стандартное отклонение значений яркости в том же окне  $M$ ,  $k$  – коэффициент чувствительности алгоритма. Размер окна (апертуры) должен быть выбран таким образом, чтобы сохранить локальные детали изображения, но, в то же время, снизить влияние шума. Значение искомого параметра находится как отношение суммы яркости всех пикселей бинаризованного изображения к общему количеству:

$$Sq = \frac{\sum_i^n N_i}{n}, \quad (1.3.16)$$

где  $N_i$  – значение пиксела изображения после бинаризации  $\{0,1\}$ ,  $n$  – общее количество пикселей в изображении.

**Интегральный критерий H-MSE.** Поскольку (см. ниже) было выявлено, что параметры MSE и  $H$  характеризуются существенным динамическим диапазоном изменения, было предложено ввести комплексный критерий  $H$ -MSE, который рассчитывали, как среднеарифметическое между нормированными значениями MSE и  $H$ .

**Средняя яркость изображения Isr.** Поскольку все используемые информативные признаки являются математическими оценками изображения, как

цифрового образа поверхности ДДИТ, использовались еще две характеристики, сопоставление с которыми может дать дополнительную информацию об изменении отражательной способности фольги ( $I_{cp}$  – нормированная средняя яркость изображения), а также линейную зависимость, увеличивающаяся от 0 до 1 по мере увеличения наработки, которую можно условно назвать степенью наработки ( $N_{нар}$ ). Целью введения последнего критерия (ниже обозначен как  $K_r$ ) является необходимость получения оценки изменения каждого из информативных признаков путем расчета коэффициента корреляции между ними.

### 1.3.3 Результаты исследования критериев оценки изображений и их обсуждение

**Серия исходных (неискаженных) экспериментальных изображений ДДИТ.** Для проведения сопоставительного сравнения всех предложенных информативных признаков (критериев оценки качества) проведен их расчет для серии исходных (не зашумленных, не размытых, не сжатых) изображений фольги, полученных при различной величине наработки эпокси-углеродных образцов. Результирующий график, на котором все использованные характеристики были пронормированы (так, чтобы максимум величины не превышал 1), показан на рисунке 1.3.3. Видно, что изменение всех информативных параметров имеет типичный трехстадийный характер, однако временные границы этих стадий отличаются. Кроме того, динамический диапазон их изменения также заметно различен. Вкратце, сгруппировав различные критерии, проведем их описание.

Для практически всех параметров при величине наработки до  $N = 1000$  циклов информативные признаки остаются практически постоянными. Затем, наблюдается заметный рост следующих критериев:  $H$  (кривая 1),  $F_d$  (кривая 2), PSNR (кривая 5), UIQ (кривая 6), VSNR (кривая 7),  $H-MSE$  (кривая 9). Для оставшихся параметров начало второй стадии (заметное возрастание параметра) регистрируется при больших величинах наработки. На третьей стадии, которая является наиболее протяженной, и практически не сопровождается изменением деформационного рельефа (см. рисунок 1.3.2, в, г), большинство параметров

остаются постоянными, за исключением  $H$  (кривая 1), MSE (кривая 4), PSNR (кривая 5),  $Sq$  (кривая 8) и  $H-MSE$  (кривая 9). Более того, параметр  $Sq$  даже несколько снижает свое значение, что делает его практически непригодным для использования в целях получения достоверной количественной оценки ДДИТ. Величина средней яркости изображения  $I_{cp}$  ведет себя аналогично параметру  $H$ , но имеет при этом меньший динамический диапазон изменения. Такое поведение связано с постепенным формированием рельефа на поверхности фольги, отраженный свет от которой попадает на сенсор фотокамеры. По всей видимости, в других условиях получения изображений характер изменения средней яркости может отличаться.

Таким образом, с точки зрения максимального динамического диапазона изменения информативных параметров по мере увеличения наработки следует отнести: UIQ ( $\Delta UIQ = 1,0$ ), PSNR ( $\Delta PSNR = 0,8$ ), ФР ( $\Delta F_d = 0,7$ ),  $E_{\Phi C}$  ( $\Delta E_{\Phi C} = 0,5$ ), VSNR ( $\Delta VSNR = 0,5$ ). С позиции изменения значения в течение всего времени испытаний следует вынести следующие информативные признаки:  $H$  (кривая 1),  $F_d$  (кривая 2),  $E_{\Phi C}$  (кривая 3), PSNR (кривая 5), VSNR (кривая 7) и  $H-MSE$  (кривая 9).

После того как было оценено изменение каждого информативного параметра с возрастанием величины наработки, были проведены исследования влияния на них зашумления, размытия и компрессии изображений. Серию исходных изображений «искажали» с помощью а) гауссовского размытия, б) наложения гауссовского шума и 3) jpeg сжатия. При этом для численной оценки перечисленных информативных параметров при наличии перечисленных возмущающих факторов (искажений), рассчитывали следующие характеристики:

- Среднеквадратическая ошибка СКО величины информативного параметра как функция меры зашумления, размытия, компрессии.
- Коэффициент корреляции  $Kr$  между зависимостями изменения информативного параметра от нормированной величины наработки для серии исходных и искаженных изображений как функция меры зашумления, размытия, компрессии. Таким образом, при трактовке результатов анализа указанных характеристик предполагается, что величина СКО должна

иметь минимальное значение, в то время как значение  $K_r$  должно стремиться к 1.

**Размытие изображений.** На рисунке 1.3.4 приведены графики зависимости СКО и коэффициента корреляции  $K_r$  от степени размытия изображений.

На рисунке 1.3.4, а видно, что для большинства критериев во всем диапазоне изменения  $\sigma_p = 1 - 10$  величина СКО не превышает  $5 \cdot 10^{-3}$ . Лишь для трех параметров она нелинейно возрастает:  $F_d$  (кривая 2),  $E_{\Phi C}$  (кривая 3) и  $Sq$  (кривая 8). С другой стороны, характер изменения параметра  $K_r$  (рисунок 1.3.4, б) показывает, что максимальная корреляция (не ниже 0,9) во всем диапазоне степеней размытия сохраняется для  $H$  (кривая 1),  $E_{\Phi C}$  (кривая 3),  $MSE$  (кривая 4) и  $H-MSE$  (кривая 9). Для  $F_d$  (кривая 2),  $PSNR$  (кривая 5),  $UIQ$  (кривая 6),  $VSNR$  (кривая 7)  $K_r$  изменяется в диапазоне 0,8-0,9. Для  $Sq$  его изменение имеет вид кривой с максимумом.

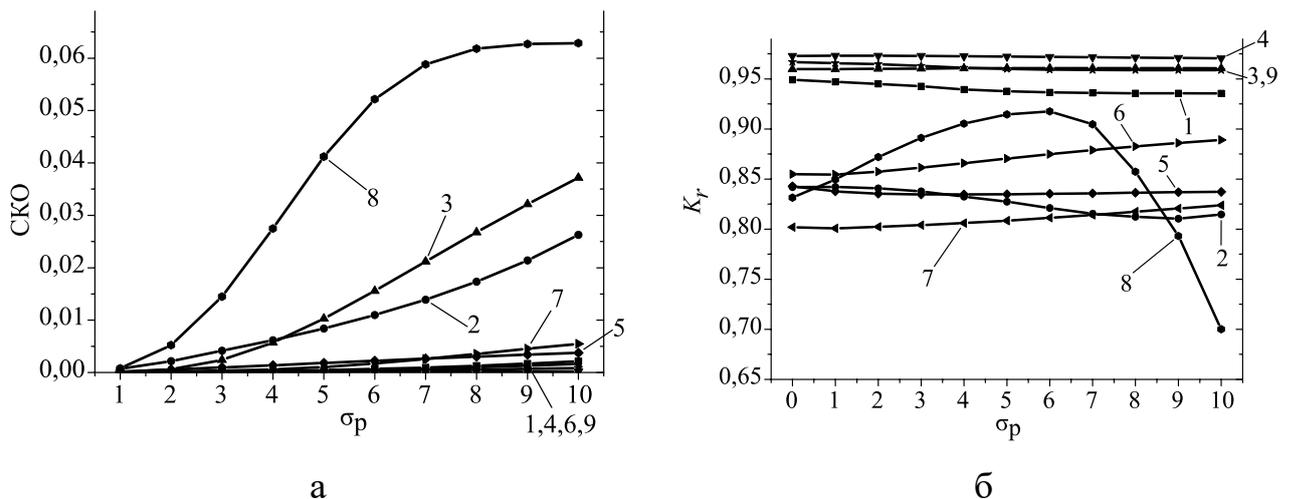


Рисунок 1.3.4 – Графики зависимостей: а) СКО информативных признаков от степени размытия, б) коэффициента корреляции  $K_r$  от степени размытия. 1)  $H$ ; 2)  $F_d$ ; 3)  $E_{\Phi C}$ ; 4)  $MSE$ ; 5)  $PSNR$ ; 6)  $UIQ$ ; 7)  $VSNR$ ; 8)  $Sq$ ; 9)  $H-MSE$

Совместный анализ двух графиков позволил сделать следующие заключения. Наиболее устойчивым к влиянию размытия информативным признаком является  $MSE$ , показавший максимальную величину  $K_r$  (примерно 0,975) во всем диапазоне  $\sigma_p = 1-10$ ; в то время как параметр СКО для него имеет минимальное значение. Далее следует отметить информационную энтропию  $H$  ( $K_r = 0,96$ ) и  $E_{\Phi C}$  ( $K_r = 0,95$ –

0,94), несмотря на то, что энергия Фурье спектра мощности по параметру СКО оказывается чувствительна к размытию изображений. Весьма высокие значения  $Kr$  характерны для VSNR ( $K_r = 0,85-0,89$ ), PSNR ( $K_r = 0,84$ ) и UIQ ( $K_r = 0,8 - 0,83$ ), что сопровождается и минимальными значениями СКО. Достаточно высокий уровень  $K_r$  также показал  $F_d$  ( $K_r = 0,85-0,81$ ), однако для него характерен заметный рост СКО по мере увеличения степени размытия. Наименее «адекватно» изменяющимся является параметр  $Sq$ , для которого коэффициент корреляции меняется «экстремальным» образом (0,7–0,91), а также характерна максимальная величина СКО по сравнению с другими критериями (по мере возрастания степени размытия). Наконец, параметр  $H-MSE$ , в силу того, что учитывает два критерия – MSE и  $H$ , также характеризуется малой величиной СКО и высоким значением коэффициента корреляции ( $K_r = 0,96$ ).

**Зашумление изображений.** На рисунке 1.3.5 приведены графики зависимости СКО и  $Kr$  от степени зашумления изображений гауссовским шумом. На рисунке 1.3.5, а видно, что только для 4-х информативных параметров СКО в анализированном диапазоне зашумления остается постоянным  $H$  (кривая 1),  $E_{\text{ФС}}$  (кривая 3), MSE (кривая 4),  $H-MSE$  (кривая 9), в то время как для  $F_d$  (кривая 2), PSNR (кривая 5), VSNR (кривая 7),  $Sq$  (кривая 8) и UIQ (кривая 6) возрастают. Подобная тенденция, но с обратным характером изменения на графике  $Kr = f(\sigma_{\text{ш}})$ , свойственна для UIQ (кривая 6) и  $F_d$  (кривая 2). Параметр VSNR (кривая 7) при этом даже возрастает, а PSNR (кривая 5) остается примерно постоянным (0,85). Максимальным уровнем  $Kr$  характеризуются следующие параметры  $H$  (кривая 1),  $E_{\text{ФС}}$  (кривая 3), MSE (кривая 4) и  $H-MSE$  (кривая 9).

Совместный анализ обоих графиков позволил сделать следующие заключения. Подобно данным по размытию изображений наименее чувствительным к зашумлению гауссовским шумом является параметр MSE,  $Kr = 0,97$  выше, чем у других информативных признаков, в то время как СКО по мере увеличения степени размытия остается наименьшей. Также достаточно устойчивыми к воздействию шума являются энтропия  $H$  ( $Kr = 0,95 - 0,965$ ) и  $E_{\text{ФС}}$  ( $Kr = 0,96 - 0,955$ ). Следующими в этом условном «рейтинге» выступают VSNR ( $Kr = 0,85 - 0,94$ ) и PSNR

( $Kr = 0,84 - 0,86$ ), для которых также свойственны и невысокие значения СКО. Параметры  $F_d$  и UIQ характеризуются существенным снижением  $Kr$  по мере зашумления:  $0,83 - 0,44$  и  $0,83 - 0,4$  соответственно, а также весьма большой величиной СКО. Параметр  $H-MSE$  также достаточно устойчив к влиянию зашумления: СКО достаточно мала, в то время как коэффициент корреляции достаточно высок ( $0,97$ ).

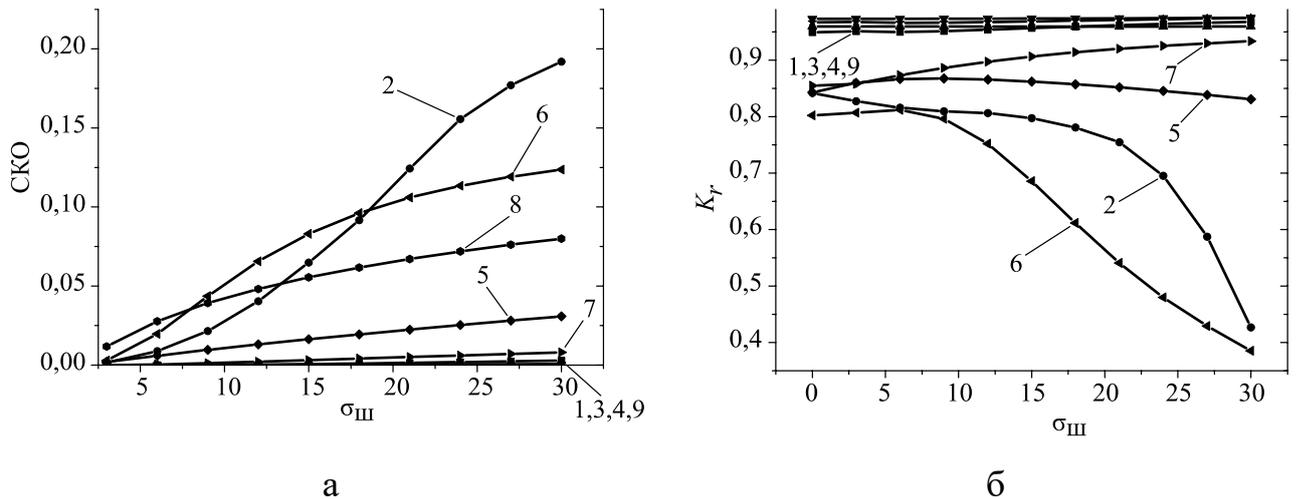


Рисунок 1.3.5 – Графики зависимостей: а) СКО информативных признаков от степени зашумления, б) коэффициента корреляции  $Kr$  от степени зашумления. 1)  $H$ ; 2)  $F_d$ ; 3)  $E_{\text{ФС}}$ ; 4) MSE; 5) PSNR; 6) UIQ; 7) VSNR; 8)  $Sq$ ; 9)  $H-MSE$

**JPEG сжатие изображений.** На рисунке 1.3.6 приведены графики зависимости СКО и  $Kr$  от степени сжатия изображений. На рисунке 1.3.6, а видно, что для  $E_{\text{ФС}}$  (кривая 3) и MSE (кривая 4) СКО меняется в наименьшем диапазоне  $10^{-10} - 10^{-7}$ . Остальные информативные параметры до  $K_{\text{сжат}} = 50$  находятся в диапазоне  $10^{-7} - 10^{-5}$ . Дальнейшее увеличение степени сжатия приводит к тому, что СКО информативных параметров  $H$  (кривая 1) и  $H-MSE$  (кривая 9) существенно возрастает до уровня  $0,01-0,1$ . Анализ изменения величины  $Kr$  показал, что можно выделить две группы параметров: 1) с высоким  $Kr > 0,94$  и 2)  $0,8 < Kr < 0,87$ . В первую группу входят:  $H$  (кривая 1),  $E_{\text{ФС}}$  (кривая 3), MSE (кривая 4) и  $H-MSE$  (кривая 9). Ко второй группе можно отнести:  $F_d$  (кривая 2), PSNR (кривая 5), VSNR (кривая 7) и  $Sq$  (кривая 8). Параметр UIQ характеризуется минимальным значением  $Kr \sim 0,77$  и его сложно отнести к какой-либо из групп.

Совместный анализ графиков на рисунке 1.3.6 позволяет сделать вывод о том, что наиболее предпочтительным критерием оценки с позиции влияния на изображения jpeg-сжатия, также является MSE, так как степень корреляции для него выше, чем у других критериев ( $Kr \sim 0,975$ ), в то время как СКО – наименьшая. То же можно сказать о параметре  $E_{\text{ФС}}$  ( $Kr \sim 0,96$ ), чему соответствует наименьшая величина ошибки отклонения. Критерии  $H$  и  $H\text{-MSE}$  при таком виде искажения (компрессии) показали высокую степень корреляции с прямой для нормированной величины наработки ( $Kr \sim 0,95 - 0,94$ ), но, одновременно, также самую большую ошибку из всех критериев.

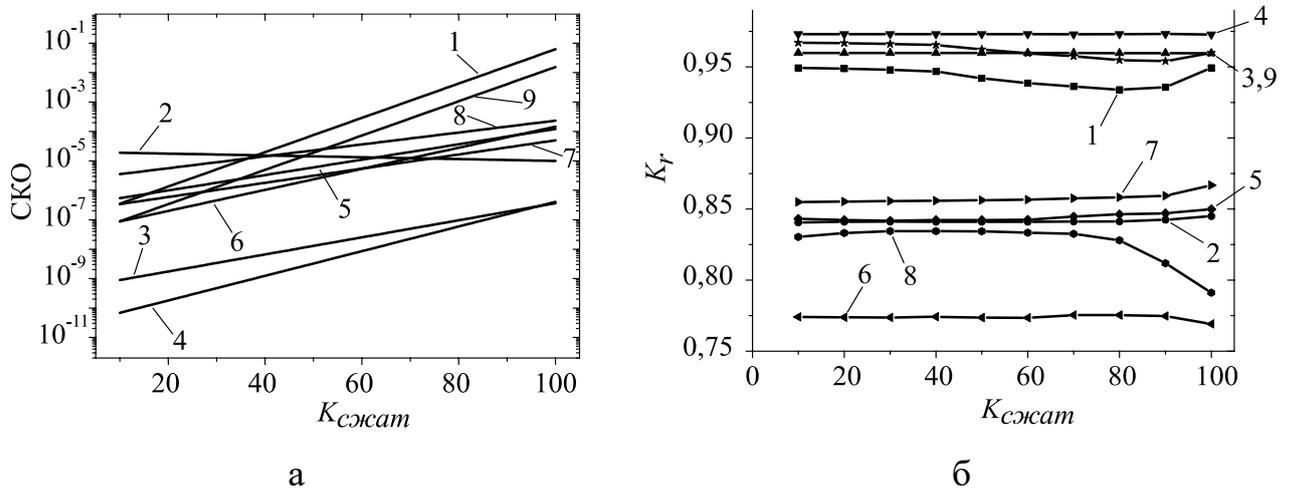


Рисунок 1.3.6 – Графики зависимостей: а) СКО информативных признаков от степени сжатия, б) коэффициента корреляции  $Kr$  от степени сжатия. 1)  $H$ ; 2)  $F_d$ ; 3)  $E_{\text{ФС}}$ ; 4) MSE; 5) PSNR; 6) UIQ; 7) VSNR; 8)  $Sq$ ; 9)  $H\text{-MSE}$

Далее примерно одинаковые показатели корреляции характерны для группы критериев VSNR ( $Kr \sim 0,85 - 0,87$ ), PSNR ( $Kr \sim 0,84 - 0,85$ ) и  $F_d$  ( $Kr \sim 0,84$ ); одновременно для них характерны небольшая величина ошибки  $MSE$ . Параметр  $Sq$  следует снова считать, как наименее восприимчивый к действию искажающих факторов – он имеет невысокий коэффициент корреляции  $Kr \sim 0,79 - 0,84$  и среднюю ошибку отклонения по сравнению с другими критериями при разных степенях jpeg сжатия изображений.

Характер изменения параметра UIQ следует считать, как наименее близкий к линейному из всех параметров, отражающему количество циклов наработки

( $Kr \sim 0,77 - 0,78$ ), при этом он имеет среднюю ошибку отклонения в сравнении с другими критериями при разных степенях jpeg сжатия изображений.

### **Сопоставительное сравнение ряда критериев и обсуждение результатов.**

На основании анализа полученных результатов можно сделать вывод, что наименее чувствительными к влиянию искажающих воздействий являются параметры  $H$ ,  $MSE$ ,  $E_{fc}$  и  $H-MSE$ . Эти параметры могут быть рекомендованы в качестве критериев оценки изображений, полученных методом ДДИТ. На рисунке 1.3.7 приведены перечисленные параметры при разных типах искажающих воздействий.

На рисунке 1.3.7, а видно, что характер изменения информационной энтропии для всех видов искажения (зашумление, размытие, сжатие) не изменяется, следовательно, можно утверждать, таким образом, они на данный критерий влияют незначительно. Также можно сказать, что параметр  $H$  адекватно отражает визуально наблюдаемые изменения деформационного рельефа на поверхности для анализируемой серии изображений. Недостатком данного параметра следует считать то, что он теряет свою чувствительность к изменениям рельефа фольги начиная с величины наработки  $N \sim 10000$  циклов нагружения.

С другой стороны, параметр  $MSE$  (рисунок 1.3.7, б) наиболее чувствителен к размытию изображений. Необходимо отметить, что в отличие от  $H$  параметр  $MSE$  начинает заметно изменяться, примерно начиная с  $N \sim 5000$  циклов нагружения. Параметр энергии Фурье спектра  $E_{fc}$  также чувствителен к размытию изображений (рисунок 1.3.7, в). Кроме того,  $E_{fc}$  наименее чувствителен к изменениям происходящим на поверхности датчика в сравнении с остальными четырьмя параметрами: параметр нелинейно изменяется в диапазоне от 5000 до 15000 циклов.

Параметр  $H-MSE$  (рисунок 1.3.7, г) сочетает в себе преимущества двух параметров, поэтому его «помехоустойчивость» остается на уровне критерия  $H$  (информационная энтропия), при этом он меняется во всем измеряемом диапазоне циклов нагружения. На основании проведенных исследований можно сделать вывод о целесообразности применения параметра  $H-MSE$  и рекомендовать его для практического использования с целью экспресс оценки количества циклов наработки ДДИТ.

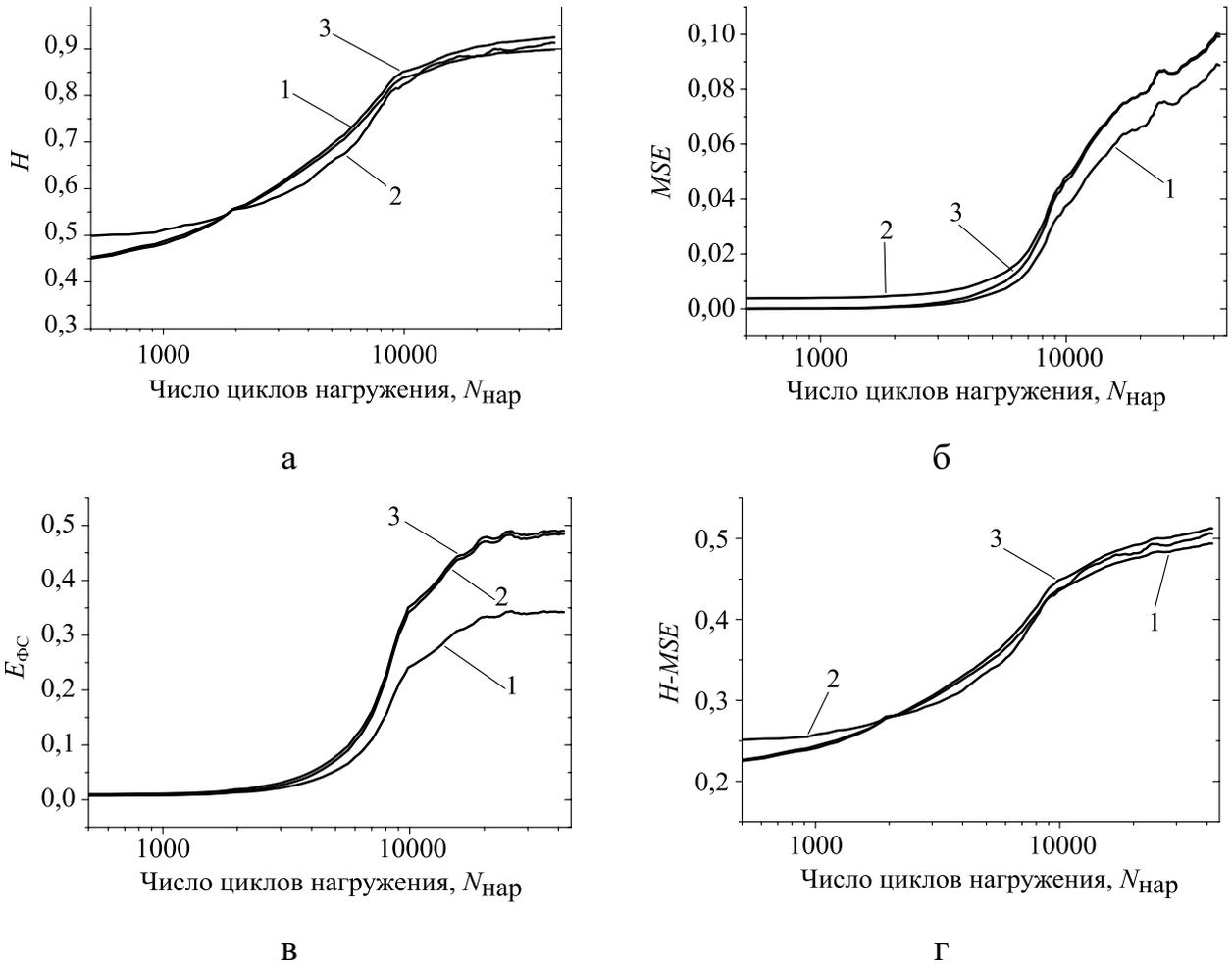


Рисунок 1.3.7 – Графики зависимости параметров  $H$  (а),  $MSE$  (б),  $E_{ФС}$  (в),  $H-MSE$  (г) от количества циклов нагружения при гауссовском размытии с  $\sigma_p=5$  (кривая 1), наложении гауссовского шума с  $\sigma_{ш}=15$  (кривая 2) и jpeg сжатия  $K_{сжат}=60$  (кривая 3) изображений

Важно было провести сравнение результатов, полученных в данном разделе, где объектом исследования были углепластики, с результатами, полученными в работах [29, 40, 47]. Объектами исследования в них были металлы (стали [29], алюминиевые сплавы [40, 47]), а их циклическое нагружение проводили при нагрузках, ниже предела упругости ( $\sim 0,2\%$  удлинения). При этом рельеф на фольге формировался значительно медленнее, чем при исследовании углепластиков в рамках данного раздела (удлинения  $\sim 1,2\%$  при растяжении от нижнего уровня нагрузки в цикле до верхнего). В качестве критериев оценки в этих работах используются: фрактальная размерность [40, 47] и относительная площадь черных и белых

пикселей [29], что позволяло достоверно описывать изменения рельефа в широком диапазоне наработки (от начала нагружения до 80 тыс. циклов [29]).

Однако, при исследовании углепластиков, из-за более быстрого образования рельефа, данные критерии не позволяют оценивать наработку после  $\sim 10$  тыс. циклов, что вместе с измененной схемой освещения (предполагающей получение информации в значительной степени благодаря увеличению суммарной освещенности изображения фольги) и обусловило необходимость поиска новых критериев. Критерии, предлагаемые в данном разделе, также могут быть использованы для оценки состояния фольг при исследовании металлов, но при условии применения аналогичной схемы освещения.

## 1.4 Выводы по главе 1

В главе исследованы информативные параметры, позволяющие проводить оценку механического состояния материала по оптическим изображениям его поверхности.

Показано, что все четыре реализованных методики расчета ФР позволяют получить оценку её значения, удовлетворительно совпадающую с заданным при моделировании. ФР может быть количественной мерой рельефа на поверхности, однако необходимо оценивать и максимально исключать влияние шумов на результаты расчета, что может быть достигнуто процедурами фильтрации.

Проведено исследование влияния адаптивной билатеральной фильтрации на оценку модельных и экспериментальных оптических изображений с использованием фрактальной размерности, а также предложено дополнительно оценивать изображения по параметру максимума гистограммы дисперсии  $\text{mode}(D)$ .

Предложено использовать параметр минимальной дисперсии  $\min(D)$  для оценки шума на изображении. Показано, что характер  $\min(D)$  является наглядной характеристикой уровня шума. Для настройки оптической системы и выбора параметров адаптивной билатеральной фильтрации показана эффективность применения параметров  $f_{NL}$  и  $\min(D)$ . Для использованной оптической системы подобраны

параметры фильтрации ( $\sigma_d \approx 0,7$ ,  $C = 2$ ), обеспечивающие наиболее эффективную фильтрацию шумов. Полученные результаты подтверждают эффективность использованных параметров оценки шумов для разработки методов адаптивной фильтрации.

Проведено исследование изменения информативных параметров применительно к задаче оценки величины наработки с помощью датчика деформации интегрального типа по изображениям поверхности алюминиевой фольги. Определены наиболее чувствительные к деформации и искажениям критерии оценки оптических изображений, полученных при использовании методики ДДИТ, к которым следует отнести  $H$ ,  $MSE$ ,  $E_{fc}$  и  $H-MSE$ . Выбор осуществлялся на основании установления близости характера изменения указанных параметров к линейному.

Показано, что для этих параметров характер изменения по мере возрастания величины наработки для всех видов искажений изменяется незначительно. Поскольку параметры  $H$  и  $MSE$  чувствительны каждый в своем диапазоне, предлагается использовать комбинированный критерий  $H-MSE$ , являющийся их средним арифметическим значением. Данный комплексный критерий является чувствительным к изменениям деформационного рельефа, происходящим на поверхности датчика, а также сохраняет помехоустойчивость в исследованном диапазоне искажений (зашумления, размытия, компрессии).

На программу оценки деформации материала и качества оптических изображений с помощью расчета статистических информативных параметров получено свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ [38].

## **Глава 2 Формализация оптического метода оценки деформации с использованием корреляции цифровых изображений**

В настоящее время для исследований параметров деформации, а также для неразрушающего контроля материалов и элементов конструкций разработан и используется целый ряд методов, приборов и устройств. Каждый из них имеет как свои недостатки, так и преимущества, связанные с возможностями применения конкретного метода, его точностными характеристиками, возможностью правильной идентификации дефектов конечных размеров, чувствительностью, затратами на изготовление и эксплуатацию, сложностью проведения измерений, способностью к перенастройке и т.д.

Оптико-телевизионный способ исследований является одним из наиболее перспективных подходов для изучения процессов деформации и разрушения структурно-неоднородных материалов (металлов, сплавов, керамических материалов и т.п.). Применение оптико-телевизионных измерительных систем (ОТИС) позволяет развивать следующие направления: проектирование и разработка перспективных материалов в рамках научного направления «компьютерное конструирование материалов», создание принципиально нового подхода к неразрушающему контролю, основанному на выявлении стадии предразрушения, а также проводить тарировку существующих приборов дефектоскопии и неразрушающего контроля и т.п. [48–51].

В начале 1990-х годов в ИФПМ СО РАН, с использованием накопленного ранее в Томской школе под руководством В.П. Тарасенко опыта и разработок, была создана оптико-телевизионная измерительная система (ОТИС) [48]. Принцип действия последней был основан на корреляционном анализе изображений поверхности нагруженных твердых тел, а также подходе физической мезомеханики материалов, отводящей процессам на поверхности нагруженного твердого тела особую роль в развитии пластического течения [52, 53]. Корреляционные зрительные системы используют корреляционно-экстремальный метод обработки зрительной информации и, по сути, представляют собой разновидность корреляционно-

экстремальных систем (КЭС). Известно, что работа КЭС основана на распознавании объекта и определении его искомым характеристик путем обработки информации, представленной в виде реализаций случайных функций [54].

За прошедшее время с использованием ОТИС было проведено большое количество исследований. Основные усилия были направлены: а) на получение экспериментальных данных для построения адекватных математических моделей для проведения компьютерного моделирования поведения нагруженных материалов; б) на разработку подхода к неразрушающему контролю, основанному на выявлении стадии предразрушения; в) на экспериментальное исследование процессов пластической деформации на мезоуровне, развивающихся в конструкционных материалах при различных условиях нагружения [55–57]. Последнее должно позволить выработать рекомендации по новым методам упрочнения, созданию оптимальных типов покрытий, определению оптимальных соотношений механических свойств покрытия и матрицы (основы), составам композиционных материалов.

Функционирование ОТИС предполагает проведение обработки изображений с использованием статистических, структурных и спектральных алгоритмов. Для получения информации о механическом состоянии нагруженного твердого тела путем анализа изменений топологии поверхности используют ряд алгоритмов, позволяющих оценивать смещения участков поверхности исследуемого материала с пространственным разрешением, достаточным для выявления характера развития пластической деформации на мезоуровне, в том числе следить за эволюцией напряженно-деформированного состояния поверхности [55].

На сегодняшний день в литературе получил широкое распространение термин "оптический поток" ("optical flow"): кажущееся движение яркостной картины, наблюдаемое при движении объектов перед камерой или движение камеры в неподвижной окружающей обстановке. Исходя из предположения, что в обычном случае оптический поток не существенно отличается от поля движения, можно оценивать перемещения в серии изображений, изменяющихся во времени. Исследования и публикации по данному направлению встречаются в научно-технической литературе с начала 1980-х годов. В обзоре методов определения оптического потока [58]

выделяют корреляционный [59], дифференциальный [60–62], фазовый (частотный) [63] и другие подходы. Кроме того методы подразделяют на глобальные и локальные [64–67]. Один из наиболее ранних и известных алгоритмов по определению оптического потока описан в работе Хорна и Шанка [60], в которой была применена регуляризация, которая позволяла определять каждый вектор перемещения, учитывая степень его подобия соседним векторам.

Алгоритмы вычисления оптического потока используются во многих научных и практических задачах, таких как оценка деформации материалов и элементов конструкций [59], анализ потоков жидкостей и газов [68], сжатие видеоданных [69], роботизированное управление автомобилями [70], детектирование движения в охранных системах и др. Оптический поток определяется путем обработки серии изображений, отражающих перемещение объектов сцены относительно камеры, либо наоборот наблюдателя относительно рабочей сцены [60, 61, 71]. Метод корреляции цифровых изображений, также основан на определении оптического потока. Конечным результатом работы метода являются рассчитанные компоненты деформации.

Выделив основные блоки алгоритма работы оптико-телевизионной измерительной системы (рисунок 1.1), можно представить схему работы ОТИС в виде, показанном на рисунке 2.1. В данном случае оптическая система ОТИС состоит из одной камеры и результатом работы системы являются оценка деформаций и перемещений в плоскости. Напомним, что конечный результат работы ОТИС – картина распределения деформации зависит от качества обработки информации на этапах: 1) формирования изображения; 2) его предварительной обработки; 3) расчета информативных признаков; 4) постобработки результатов расчета (фильтрации), а также участия оператора в настройке параметров расчета (обучения системы) и ручной корректировке промежуточных данных.



Рисунок 2.1 – Схема, иллюстрирующая принцип действия оптико-телевизионной измерительной системы

В главе приведены описания алгоритмов оценки перемещений с пиксельной и субпиксельной точностью, расчет компонент деформации. Приведен способ оптимизации алгоритма по вычислительным затратам. Описана предложенная методика постобработки полей векторов перемещений. Алгоритмы предварительной обработки изображений в работе не разрабатывались, т. к. это выходит за рамки поставленной задачи. В настоящее время существует множество алгоритмов и реализованного открытого и коммерческого ПО для осуществления предобработки изображений. Таким образом, наибольшие требования предъявляются к алгоритмам построения ПВП и постобработки (корректировки) ПВП.

## 2.1 Определение перемещений

### 2.1.1 Проблема апертурности, сопоставления и текстуры изображений

Поиск соответствия конкретного пикселя одного изображения сцены на другом изображении той же сцены, полученном в другой момент времени, не представляется возможным по ряду причин. Физически пиксел изображения соответствует размеру элемента на фоточувствительной матрице. Яркость пикселя соответствует интегральному значению энергии светового излучения, попавшему на фоточувствительный элемент. Количество энергии, попавшей на фоточувствительный элемент, может меняться во времени, кроме того, измерение величины энергии искажается наличием различного рода шумов. Таким образом, яркость пикселя соответствующего точке объекта на изображении может изменяться от изображения к изображению. С другой стороны, значение яркости пикселя в градациях серого одного изображения может соответствовать множеству пикселей на другом изображении.

Используя окрестность, интересующего нас, пиксела мы получаем дополнительную информацию для поиска соответствия. Рассмотрим перемещение одномерного объекта на изображении, такого как отрезок. В случае, когда размер апертуры меньше размера отрезка можно оценить перемещение только перпендикулярно отрезку, и невозможно вдоль него. При увеличении размера апертуры больше размера отрезка, мы можем однозначно определить перемещение точек по всей длине отрезка. Поэтому, размер апертуры необходимый для сопоставления окрестности пиксела на изображениях является важным при определении перемещений.

Характер изображения и текстура его фрагментов также накладывают ограничения на возможность определения перемещений. В случае с регулярной текстурой изображения мы имеем множество соответствий для одного участка изображения, в результате такой неоднозначности невозможно определить перемещение. При отсутствии, либо слабовыраженной текстуре малоконтрастного изображения, сопоставить участки двух изображений также не представляется возможным.

Таким образом, для решения задачи определения перемещений на серии изображений мы имеем несколько общих рекомендаций. Изображения должны характеризоваться нерегулярной случайной изотропной текстурой, которая не имеет ярко выраженной направленности. Размер апертуры необходимой для поиска соответствий определяется текстурой изображения, в разделе 2.2 будет рассмотрен алгоритм по оценке размера апертуры.

### 2.1.2 Оценка движения

Алгоритмы определения движения на серии изображений в общем виде основаны на минимизации функционала

$$E(w, S) = E_D(w, S) + \alpha E_S(w, S), \quad (2.1.1)$$

где  $w$  – функция перемещений,  $S$  – область изображения, по которой минимизируется  $E$ ,  $E_D$  – мера подобия блоков изображений,  $E_S$  – мера подобия векторов в оптическом потоке,  $\alpha$  – регуляризационный коэффициент. В частном случае используется экстремум меры подобия между участками двух изображений [72, 73]:

$$E(w, S) = E_D(w, S) \quad (2.1.2)$$

Меры близости  $E_D$  двух участков текущего изображения (ТИ) и эталонного изображения (ЭИ) могут определяться различными функциями, условием применимости которых является наличие экстремума, обычно минимума. Наиболее простой мерой близости является сумма квадратов разности [73, 74]:

$$SSD = \sum_{X \in S} (F(X) - G(X, w))^2, \quad (2.1.3)$$

где  $F(X)$ ,  $G(X, w)$  – значения яркости пикселей сравниваемых участков ТИ и ЭИ соответственно,  $X$  – координаты пикселей участка  $S$ .

Одной из наиболее сложных мер является нормированная сумма квадратов разности с нулевым средним [75, 76]:

$$ZNSSD = \sum_{X \in S} \left( \frac{F(X) - \bar{F}}{\sqrt{\sum_{X \in S} (F(X) - \bar{F})^2}} - \frac{G(X, w) - \bar{G}}{\sqrt{\sum_{X \in S} (G(X, w) - \bar{G})^2}} \right)^2, \quad (2.1.4)$$

где  $\bar{F}$  и  $\bar{G}$  – среднеарифметические значения участков ТИ и ЭИ соответственно. В таблице 2.1.1 приведены применяемые на практике меры подобия. Для нахождения перемещения участков изображения широко используют сумму абсолютных разностей SAD (Sum of absolute differences) и сумму квадратов разностей яркостей участков SSD (Sum of squared differences), т.к. для вычисления этих коэффициентов требуется наименьшее количество операций по сравнению с остальными. Выражения для расчета коэффициентов SAD и SSD могут быть модифицированы с учетом средних яркостей анализируемых участков. Коэффициент ZSSD (Zero-mean sum of squared differences) представляет собой сумму квадратов разностей элементов участков с нулевым средним. При вычислении коэффициента LSSD (Locally scaling sum of squared differences) элементы участков масштабируются средними значениями, что позволяет привести яркость двух сравниваемых участков к одному масштабу. Наибольшие вычислительные затраты характерны для расчета коэффициентов корреляции (ZNCC, NCC) [73, 74]. Коэффициент NCC представляет собой нормированную свертку двух участков изображения, коэффициент ZNCC аналогичен предыдущему, но с приведением среднего значения элементов участков к нулю.

Существует два пути нахождения минимума функционала  $E$ :

- Блочный метод. Область  $S$  начального изображения сравнивается в скользящем окне со вторым изображением. Часто используется для предварительного поиска больших перемещений с пиксельной точностью. Не используется в субпиксельной области и со сложной функцией перемещений, т.к. приводит к неоправданно большим вычислительным затратам.
- Дифференциальный метод. Используется алгоритм Ньютона-Рафсона или обратный алгоритм Гаусса-Ньютона. Такой подход напротив используется в субпиксельной области, поскольку обеспечивает устойчивую сходимость в диапазоне  $-1 \div 1$  пиксел.

Таблица 2.1.1 – Функции мер подобия блоков изображений

Название	Формула
Sum of absolute differences (сумма абсолютных разностей)	$SAD = \sum_{x \in S}  F - G $
Sum of squared differences (сумма квадратов разностей)	$SSD = \sum_{x \in S} (F - G)^2$
Zero-mean sum of squared differences (сумма квадратов разностей с нулевым средним)	$ZSSD = \sum_{x \in S} ((F - \bar{F}) - (G - \bar{G}))^2$
Locally scaling sum of squared differences (сумма квадратов разности с локальным масштабированием элементов)	$LSSD = \sum_{x \in S} (\bar{G}F - \bar{F}G)^2$
Zero-mean normalized sum of squared differences (нормированная сумма квадратов разности с нулевым средним)	$ZNSSD = \sum_{x \in S} \left( \frac{F - \bar{F}}{\sqrt{\sum_{x \in S} (F - \bar{F})^2}} - \frac{G - \bar{G}}{\sqrt{\sum_{x \in S} (G - \bar{G})^2}} \right)^2$
Zero-mean normalized cross-correlation (нормированная кросс-корреляция с нулевым средним)	$ZNCC = 1 - \frac{\sum_{x \in S} (F - \bar{F})(G - \bar{G})}{\sqrt{\sum_{x \in S} (F - \bar{F})^2 \sum_{x \in S} (G - \bar{G})^2}}$
Normalized cross-correlation (нормированная кросс-корреляция)	$NCC = 1 - \frac{\sum_{x \in S} FG}{\sqrt{\sum_{x \in S} F^2 \sum_{x \in S} G^2}}$

### 2.1.3 Блочный метод

Традиционно, для определения смещения участков изображения используются корреляционные алгоритмы (КА). Наиболее распространенным блочным подходом является КА, в котором производится вычисление взаимно корреляционной функции (ВКФ) или интеграла типа свертки с последующим поиском максимума этого функционала. Реализация КА требует значительных вычислительных затрат для осуществления операций умножения и интегрирования при всех сдвигах и разворотах текущего изображения (ТИ) и эталонного изображения (ЭИ) [72].

Для удобства обозначим наиболее простой алгоритм построения полей векторов перемещений (ПВП) как базовый, принцип функционирования, которого заключается в нахождении максимума коэффициента SSD или NCC в пределах зоны сканирования [48, 77] (см. рисунок 2.1.1, а). Принцип определения смещения можно сформулировать следующим образом: в пределах зоны сканирования, которая, как правило, имеет размер  $3n$ , где  $n$  – размер стороны площадки, по которой определяется коэффициент SSD (NCC), построчно с шагом 1 пиксел производится поиск его максимума.

Перед проведением сканирования в пределах зоны поиска коэффициент SSD (NCC) определяется без смещения, как показано на рисунке 2.1.1, а в точке  $(I_0, J_0)$  эталонного изображения (ЭИ). Этим из рассмотрения вычитаются два предельных случая, когда яркости всех элементов площадки совпадают (смещения по осям абсцисс и ординат равны 0), или имеют значения 0 и 255 (для полутонового изображения, содержащего 256 уровней серого): в этом случае из черного участка вычитается белый, и значение коэффициента вырождается в 1 или 0. Все изображение разбивается на зоны с шагом  $n$ . Схема алгоритма сканирования отдельной зоны приведена на рисунке 2.1.1, б, где  $dx, dy$  – смещение участка изображения на ТИ (второго изображения) относительно ЭИ (первого изображения).

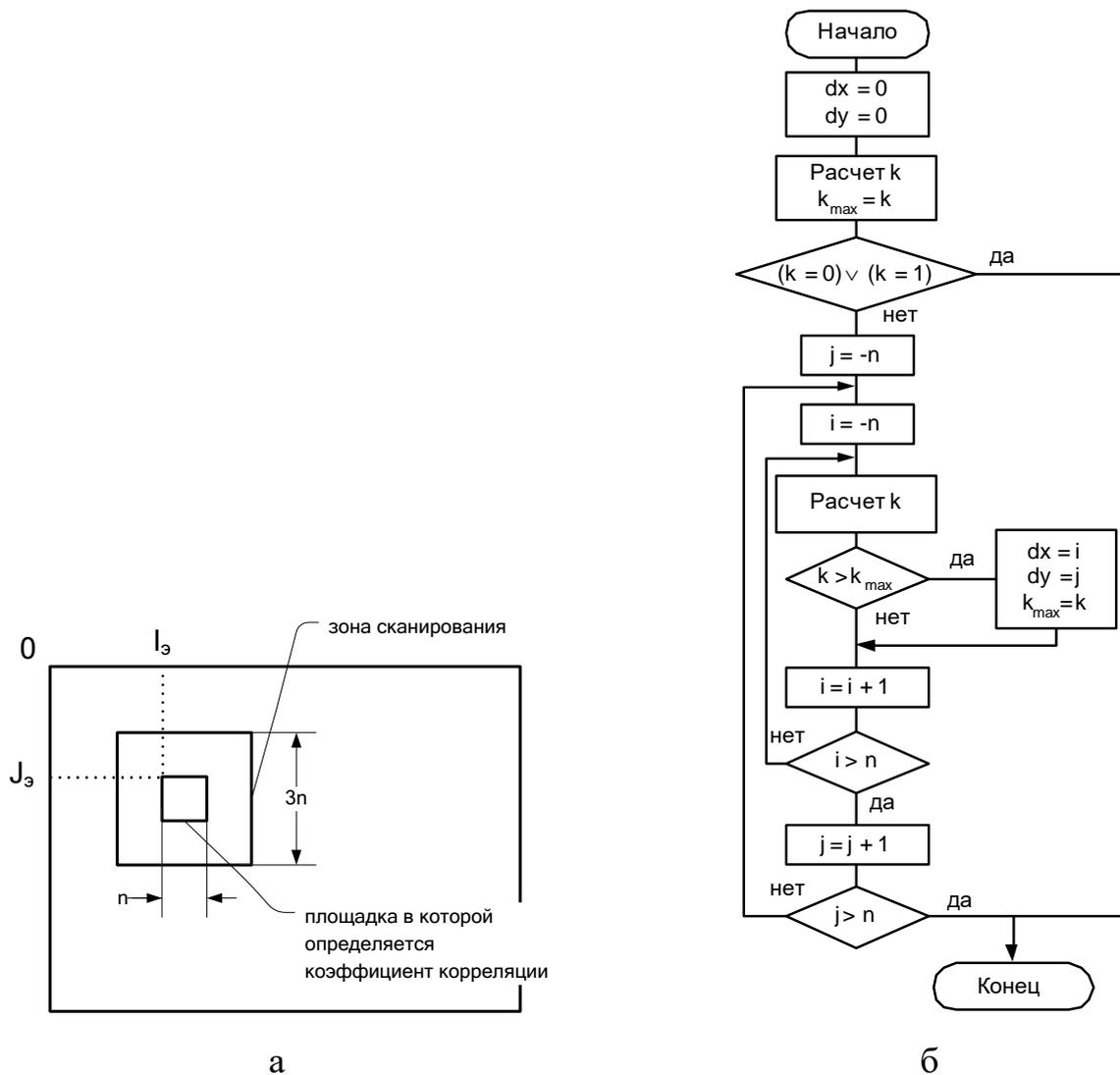


Рисунок 2.1.1 – Блочный алгоритм

Нахождение минимума коэффициента в пределах зоны сканирования производится построчно с шагом 1 пиксел [73]. Размер зоны сканирования ( $sa$ ) и шаг построения векторов ( $step$ ) задаются оператором (рисунок 2.1.2). На рисунке 2.1.2 приняты следующие обозначения:  $n$  – размер стороны площадки, в которой вычисляется коэффициент корреляции;  $sa$  – размер стороны зоны сканирования;  $step$  – шаг построения векторов;  $I_э$ ,  $J_э$  – координаты участка изображения.

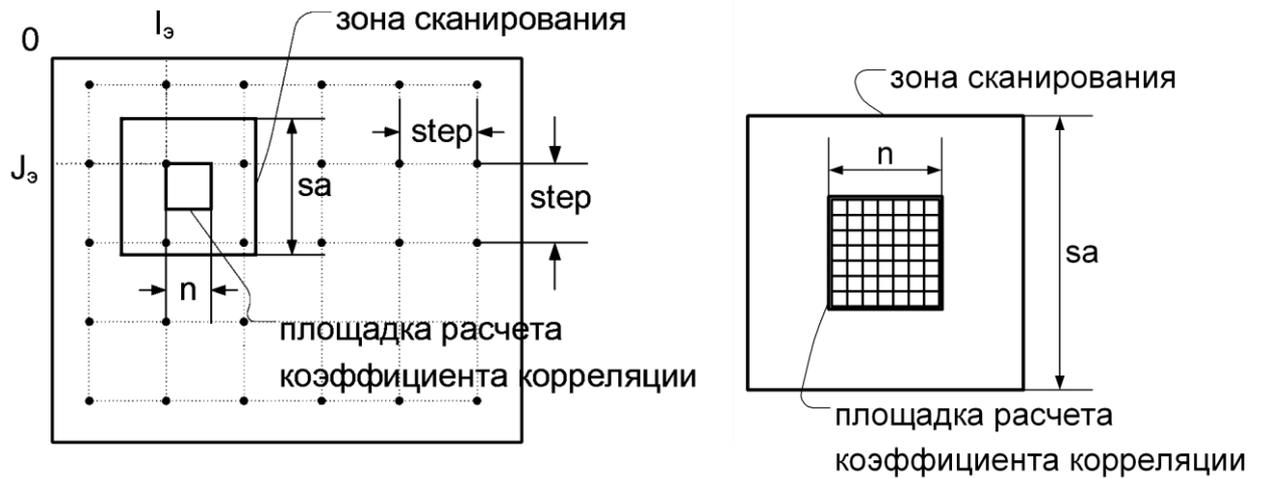


Рисунок 2.1.2 – К пояснению принципа действия блочного алгоритма

### 2.1.4 Вычисление свертки с использованием БПФ и циклической буферизации

Теорема о свертке гласит, что Фурье-образ свертки двух непрерывных функций равен произведению их индивидуальных Фурье-образов. Если  $f, g \in L_1(\mathbb{R})$ , тогда

$$(f * g) = \sqrt{2\pi}fg \quad (2.1.5)$$

где

$$(f * g)(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t-s)g(s)ds \quad (2.1.6)$$

Применение теоремы позволяет вычислить циклическую свертку  $y_l$  двух последовательностей  $h_n$  и  $x_m$ , используя дискретное преобразование Фурье (ДПФ), по схеме [44]

$$y_l = \text{ДПФ}^{-1}\{\{\text{ДПФ}(h_n)\}[\text{ДПФ}(x_m)]\}, \quad (2.1.7)$$

где

$$y_l = \sum_{m=0}^{N-1} h_m x_{l-m}, l = 0, \dots, N-1. \quad (2.1.8)$$

Поскольку ДПФ можно вычислять с помощью БПФ-алгоритмов, то этот метод требует, чтобы число операций было пропорционально  $M \log N$  и, следовательно,

меньше числа операций при прямом вычислении. Более точно, если используется БПФ-алгоритм по основанию 2 с одним фиксированным входом, то циклическая свертка последовательности длиной  $N = 2^l$  требует два БПФ и  $N$  комплексных умножений. Следовательно, число комплексных умножений  $M$  будет

$$M = N(1 + \log_2 N). \quad (2.1.9)$$

Для больших  $N$  это значительно меньше, чем  $N^2$  умножений, требуемых при прямом вычислении свертки (2.1.8).

При вычислении взаимно корреляционной функции (ВКФ), необходимо рассчитать набор коэффициентов корреляции. Число коэффициентов корреляции, при нахождении одного вектора, будет равно (обозначения взяты из рисунка 2.1.2):

$$N_r = (sa - n + 1) \times (sa - n + 1) \quad (2.1.10)$$

Коэффициент корреляции можно записать в виде:

$$\begin{aligned} ZNCC &= 1 - \frac{\sum_{x \in S} (F - \bar{F})(G - \bar{G})}{\sqrt{\sum_{x \in S} (F - \bar{F})^2 \sum_{x \in S} (G - \bar{G})^2}} \\ &= 1 - \frac{\sum FG - \bar{F} \sum G - \bar{G} \sum F + n^2 \bar{F} \bar{G}}{\sqrt{(\sum F^2 - 2\bar{F} \sum F + n^2 \bar{F}^2)(\sum G^2 - 2\bar{G} \sum G + n^2 \bar{G}^2)}} \end{aligned} \quad (2.1.11)$$

где  $F, G$  – яркости элементов (пикселей) сравниваемых участков изображений,  $\bar{F}$  и  $\bar{G}$  – среднеарифметические значения элементов тех же участков,  $n$  – размер стороны площадки, для которой вычисляется коэффициент.

Выражение  $\sum FG$  (в числителе) является сверткой двух сигналов. По теореме о свертке свертка двух функций равна покомпонентному перемножению их Фурье образов. Используя быстрое преобразование Фурье (БПФ), для вычисления свертки можно значительно снизить время вычисления ВКФ.

Функция яркости  $F$  относится к участку эталонного изображения при вычислении ВКФ, следовательно, сумма  $\sum F$  и среднеарифметическое значение  $\bar{F}$  фактически являются константами в выражении 2.1.11. Количество операций при вычислении суммы  $\sum G$  и среднеарифметического значения  $\bar{G}$  можно снизить, используя алгоритм циклической буферизации (рисунок 2.1.3).

При нахождении одного вектора необходимо выполнить суммирование  $\sum G$   $N_r$  раз. Количество операций сложения будет равно  $n \times n \times N_r$ . При использовании алгоритма циклической буферизации можно снизить количество операций

$$N_{\Sigma} = (sa - n)(4sa - n + 1) + sa(n + 1) \quad (2.1.12)$$

Например, при  $n=32$  и  $sa=64$  количество операций сложения снизится в 120 раз. Для такой оптимизации требуется буфер с размером равным стороне зоны сканирования  $sa$ . Схема алгоритма приведена на рисунке 2.1.3, в схеме приняты следующие обозначения:  $b$  – буфер,  $I$  – яркость пикселей,  $sum$  – искомая сумма яркости пикселей. Среднеарифметическое значение  $\bar{G}$  является нормировкой суммы на количество пикселей, таким образом для вычисления каждого  $\bar{G}$  необходима одна дополнительная операция деления.

Результаты тестирования алгоритмов показали, что применение циклической буферизации одновременно с применением БПФ позволяет значительно снизить вычислительные затраты (таблица 2.1.2). В таблице приведены значения времени расчета поля векторов перемещений (в секундах) алгоритмами, основанными на вычислении следующих коэффициентов корреляции (разности):

- ZNCC (Zero-mean normalized cross-correlation) – нормированная кросс-корреляция нулевым средним.
- NCC (Normalized cross-correlation) – нормированная кросс-корреляция.
- SSD (Sum of squared differences) – сумма квадратов разностей.

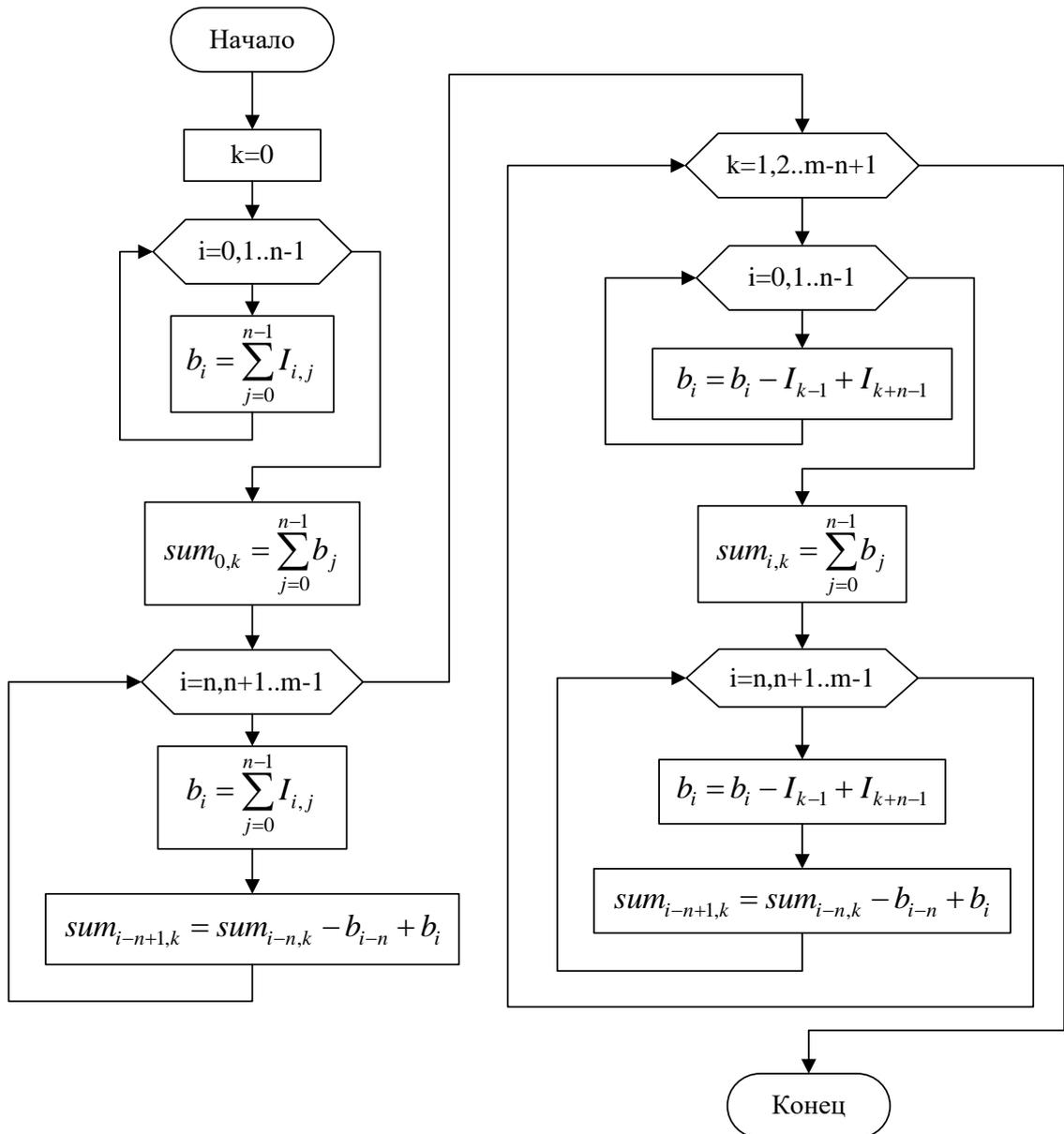


Рисунок 2.1.3 – Схема алгоритма нахождения сумм яркости пикселей с использованием циклической буферизации

Алгоритмы, использующие быстрое преобразование Фурье, обозначены как "FFT ZNCC" и "FFT NCC". Тестовые изображения имели разрешение 2560×1920 пикселей. Тестирование проводилось при различном размере площадки расчета коэффициента  $n$ . Шаг построения векторов равнялся 64 пикселя, размер стороны площадки сканирования равнялся 85 пикселей. Для результатов, приведенных в таблице 2.1.2 наибольшая разница по времени составила 73,5 раза (алгоритмы "ZNCC" и "FFT ZNCC"). Время, затраченное для расчета поля векторов алгоритмом ZNCC больше в 2,6 раза по сравнению с алгоритмом SSD и больше в 1,4 раза по

сравнению с алгоритмом NCC. Расчеты проводились на персональном компьютере с процессором Intel Core2 Duo 2,8 GHz; оперативной памятью DDR2-800 объемом 4 Gb; системной платой на микропроцессорном наборе Intel P45 Express.

Таблица 2.1.2 – Время расчета поля векторов

n	ZNCC	FFT ZNCC	NCC	FFT NCC	SSD
32	23,02	0,67	16,45	0,49	8,92
64	87,19	1,42	62,13	1,06	33,95
96	194,97	2,63	139,23	1,97	75,88
128	324,9	4,16	232,45	3,16	126,22

### 2.1.5 Дифференциальный метод

Запишем систему уравнений, решение которой будет определять экстремум функции  $E$ , в общем виде и в матричной форме:

$$\begin{cases} \frac{\partial E}{\partial p_0} = 0 \\ \dots \\ \frac{\partial E}{\partial p_n} = 0 \end{cases} \rightarrow \nabla E(P) = 0 \quad (2.1.13)$$

Решение полученной системы можно осуществить с помощью метода Ньютона-Рафсона [78, 79]:

$$P^{k+1} = P^k - \frac{\nabla E(P^k)}{\nabla \nabla E(P^k)} \quad (2.1.14)$$

где  $k$  – номер итерации. Матрицы  $\nabla E(P^k)$  и  $\nabla \nabla E(P^k)$  записываются следующим образом:

$$\nabla E(P) = \left[ \frac{\partial E}{\partial p_0} \quad \dots \quad \frac{\partial E}{\partial p_n} \right]^T; \nabla \nabla E(P) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 E}{\partial p_0^2} & \dots & \frac{\partial^2 E}{\partial p_0 \partial p_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 E}{\partial p_n \partial p_0} & \dots & \frac{\partial^2 E}{\partial p_n^2} \end{bmatrix} \quad (2.1.15)$$

Матрица  $\nabla \nabla E(P^k)$  представляет собой матрицу Гессе. Введем обозначения матриц и запишем выражение (2.1.14) в краткой форме:

$$H = \nabla \nabla E(P); \quad q = -\nabla E(P); \quad P^k = P^{k-1} + H^{-1}q \quad (2.1.16)$$

Рассмотрим простейший случай с функцией перемещений нулевого порядка и сумму квадратов разности в качестве меры подобия. Функция перемещений будет выглядеть следующим образом:

$$w(X, P) = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} + X \rightarrow \begin{cases} \tilde{x}(x, y) = u + x \\ \tilde{y}(x, y) = v + y \end{cases} \quad (2.1.17)$$

где  $u, v$  искомое перемещение по осям  $x$  и  $y$  соответственно. Мера подобия будет иметь следующий вид:

$$E = \sum_{X \in S} (F(X) - G(X, w))^2 \quad (2.1.18)$$

Запишем матрицы  $H$  и  $q$ :

$$q = \begin{bmatrix} \frac{\partial E}{\partial u} & \frac{\partial E}{\partial v} \end{bmatrix}^T; \quad H = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 E}{\partial u^2} & \frac{\partial^2 E}{\partial u \partial v} \\ \frac{\partial^2 E}{\partial u \partial v} & \frac{\partial^2 E}{\partial v^2} \end{bmatrix} \quad (2.1.19)$$

Первые и вторые производные матриц  $H$  и  $q$  будут иметь следующий вид:

$$\frac{\partial E}{\partial p_i} = -2 \sum_{X \in S} (F(X) - G(X, w)) \frac{\partial G(X, w)}{\partial p_i} \quad (2.1.20)$$

$$\frac{\partial^2 E}{\partial p_i \partial p_j} = -2 \sum_{X \in S} (F(X) - G(X, w)) \frac{\partial^2 G(X, w)}{\partial p_i \partial p_j} + 2 \sum_{X \in S} \frac{\partial G(X, w)}{\partial p_i} \frac{\partial G(X, w)}{\partial p_j} \quad (2.1.21)$$

Принимая, что  $F(X) \approx G(X, w)$  выражение (2.1.21) упрощается до следующего вида:

$$\frac{\partial^2 E}{\partial p_i \partial p_j} = 2 \sum_{X \in S} \frac{\partial G(X, w)}{\partial p_i} \frac{\partial G(X, w)}{\partial p_j} \quad (2.1.22)$$

В свою очередь производные по искомым параметрам  $p_i$  определяются следующим выражением:

$$\frac{\partial G(X, w)}{\partial p_i} = \frac{\partial G(X, w)}{\partial \tilde{x}} \frac{\partial \tilde{x}}{\partial p_i} + \frac{\partial G(X, w)}{\partial \tilde{y}} \frac{\partial \tilde{y}}{\partial p_i} \quad (2.1.23)$$

где  $\frac{\partial G(X, w)}{\partial \tilde{x}}, \frac{\partial G(X, w)}{\partial \tilde{y}}$  – производные яркостей изображения  $G(X, w)$  по координатам  $x$  и  $y$  соответственно. Яркости  $G(X, w)$  с учетом функции перемещений  $w(x, y)$

вычисляются с использованием интерполирования. Алгоритмы интерполяции будут рассмотрены в следующем разделе.

Конечное выражение для итеративного решения системы уравнений можно записать в следующем виде:

$$\begin{bmatrix} u^{k+1} \\ v^{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u^k \\ v^k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sum_{x \in S} \left( \frac{\partial G}{\partial x} \right)^2 & \sum_{x \in S} \frac{\partial G}{\partial x} \frac{\partial G}{\partial y} \\ \sum_{x \in S} \frac{\partial G}{\partial x} \frac{\partial G}{\partial y} & \sum_{x \in S} \left( \frac{\partial G}{\partial y} \right)^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{x \in S} (G - F) \frac{\partial G}{\partial x} \\ \sum_{x \in S} (G - F) \frac{\partial G}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (2.1.24)$$

Выражение (2.1.24) соответствует хорошо известному алгоритму Lucas-Kanade [61, 62] для вычисления оптического потока. Алгоритм Lucas-Kanade вычисляет движение между двумя изображениями, взятыми в момент времени  $t$  и  $t + \delta t$ , в каждом пикселе и основан на ограничении постоянства яркости и приближении уравнения оптического потока рядом Тейлора:

$$I(x, y, t) \approx I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \approx I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \delta t \quad (2.1.25)$$

При определении сложных деформаций изображений применяют функции перемещений высших порядков. Функция перемещений, учитывающая аффинные деформации, имеет следующий вид [59, 79]:

$$w(X, P) = \begin{bmatrix} p_0 \\ p_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} p_2 & p_4 \\ p_3 & p_5 \end{bmatrix} X \quad (2.1.26)$$

Билинейная функция перемещений в общем виде:

$$\begin{cases} \tilde{x}(x, y) = p_0 + p_2 x + p_4 y + p_6 xy \\ \tilde{y}(x, y) = p_1 + p_3 x + p_5 y + p_7 xy \end{cases} \quad (2.1.27)$$

или в матричном виде

$$w(x, y, P) = \begin{bmatrix} p_0 \\ p_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} p_2 & p_4 & p_6 \\ p_3 & p_5 & p_7 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ xy \end{bmatrix} \quad (2.1.28)$$

В общем виде функцию перемещений можно записать следующим образом, в полиномиальной форме двух переменных:

$$\begin{cases} \tilde{x}(x, y) = \sum_{i,j=0}^n p_k x^i y^j ; k = 2((n+1)i + j) \\ \tilde{y}(x, y) = \sum_{i,j=0}^n p_l x^i y^j ; l = 2((n+1)i + j) + 1 \end{cases} \quad (2.1.29)$$

или в виде суммы однородных полиномов

$$\begin{cases} x(x, y) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^i p_k x^{i-j} y^j ; k = 2\left(\frac{(i+1)i}{2} + j\right) \\ y(x, y) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^i p_l x^{i-j} y^j ; l = 2\left(\frac{(i+1)i}{2} + j\right) + 1 \end{cases} \quad (2.1.30)$$

где величина  $n$  определяет степень функции перемещений.

Запишем матрицу  $H$  и вектор  $q$  для случая билинейной функции перемещений и суммы квадратов разности с нулевым средним (ZSSD) в качестве меры подобия, матрица  $H$  диагонально симметрична:

$$H = \begin{bmatrix} \Sigma G_x^2 & \Sigma G_x G_y & \Sigma G_x^2 x & \Sigma G_x G_y x & \Sigma G_x^2 y & \Sigma G_x G_y y & \Sigma G_x^2 xy & \Sigma G_x G_y xy \\ & \Sigma G_y^2 & \Sigma G_x G_y x & \Sigma G_y^2 x & \Sigma G_x G_y y & \Sigma G_y^2 y & \Sigma G_x G_y xy & \Sigma G_y^2 xy \\ & & \Sigma G_x^2 x^2 & \Sigma G_x G_y x & \Sigma G_x^2 xy & \Sigma G_x G_y xy & \Sigma G_x^2 G_y x^2 y & \Sigma G_x G_y x^2 y \\ & & & \Sigma G_y^2 x^2 & \Sigma G_x G_y xy & \Sigma G_y^2 xy & \Sigma G_x G_y x^2 y & \Sigma G_y^2 x^2 y \\ & & & & \Sigma G_x^2 y^2 & \Sigma G_x G_y y^2 & \Sigma G_x^2 xy^2 & \Sigma G_x G_y xy^2 \\ & & & & & \Sigma G_y^2 y^2 & \Sigma G_x G_y xy^2 & \Sigma G_y^2 xy^2 \\ & & & & & & \Sigma G_x^2 x^2 y^2 & \Sigma G_x G_y x^2 y^2 \\ & & & & & & & \Sigma G_y^2 x^2 y^2 \end{bmatrix} \quad (2.1.31)$$

$$q = \begin{bmatrix} \sum (G - F) G_x \\ \sum (G - F) G_y \\ \sum (G - F) G_x x \\ \sum (G - F) G_y x \\ \sum (G - F) G_x y \\ \sum (G - F) G_y y \\ \sum (G - F) G_x xy \\ \sum (G - F) G_y xy \end{bmatrix} \quad (2.1.32)$$

В выражениях (2.1.31) и (2.1.32) используются следующие обозначения:

$$G_x = \frac{\partial(G(X, w) - \bar{G})}{\partial x}; G_y = \frac{\partial(G(X, w) - \bar{G})}{\partial y}. \quad (2.1.33)$$

### 2.1.6 Субпиксельная точность

Можно выделить две основные проблемы, определяющие корректность конечного результата работы алгоритма:

- способ получения изображений в оптической микроскопии, основанный на регистрации отраженного некогерентного излучения (освещения);
- дискретность представления изображения и погрешности связанные с проведением численного дифференцирования.

Ограничения на разрешение изображений накладываемые аппаратной частью сказываются на точности определения векторов смещений и, в конечном счете, на точность расчета компонент деформации. Грубые дискретные переходы становятся видны при численном дифференцировании ПВП. Можно выделить следующие компоненты аппаратного обеспечения, которые ограничивают разрешение изображений:

- Видеодатчик;
- Производительность ЭВМ, которая обеспечивает обработку изображений;
- Ограниченность диапазона увеличений оптического микроскопа (до 1000 крат).

Для уменьшения ошибок, возникающих при численном дифференцировании ПВП, необходимо повысить точность определения смещения до субпиксельной. Основываясь на публикациях, можно выделить следующие алгоритмы определения полей векторов перемещений с субпиксельной точностью [80]:

- Алгоритмы, основанные на интерполировании изображений [81, 82];
- Алгоритм подбора кривой коэффициента корреляции ВКФ [83–85];
- Алгоритмы, основанные на итеративном методе Ньютона-Рафсона [78, 86–90];
- Метод двойного Фурье преобразования [91, 92];

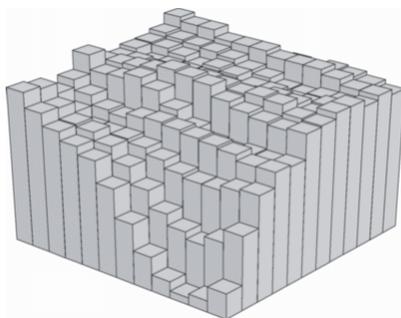
- Градиентные методы [93–96];
- Генетические алгоритмы [97–99];
- Методы, использующие искусственные нейронные сети [100, 101].

Наиболее точными являются алгоритмы, основанные на итеративном методе Ньютона-Рафсона [80]. Метод Ньютона-Рафсона в таких алгоритмах, используется для решения нелинейного уравнения для нахождения функции корреляции. Данные алгоритмы предъявляют наибольшие требования к ресурсам вычислительных систем, по сравнению с другими алгоритмами. Алгоритмы, основанные на интерполировании изображений, также представляются весьма затратными с точки зрения вычислений. Методы, основанные на генетических алгоритмах и нейронных сетях пока не получили большого распространения.

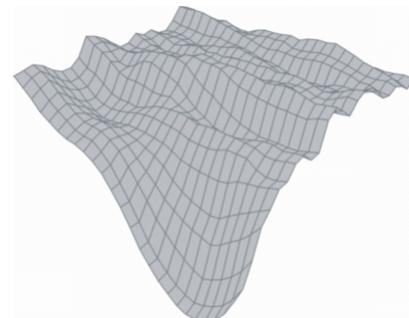
В работе были проведены исследования двух подходов определения перемещений с субпиксельной точностью:

- Интерполяция ВКФ.
- Применение метода Ньютона-Рафсона.

**Интерполяция взаимно-корреляционной функции.** В данном случае интерполируются узлы ВКФ, лежащие в окрестности её экстремума (рисунок 2.1.4). В свою очередь экстремум интерполяционного полинома определяет субпиксельное значение перемещения. Такой подход может использоваться для сглаживания блочных методов определения перемещений.



а



б

Рисунок 2.1.4 – Дискретная (а) и непрерывная (б) взаимно корреляционные функции

Предложенный алгоритм работает не с изображением, а с полученным распределением ВКФ, т.е. не вносит своих искажений в изображения. Вычислительные затраты такого подхода невелики, т.к. требуют нахождения сравнительно небольшого количества коэффициентов интерполяционного полинома. Поиск экстремума полинома также не представляет сложности.

Можно проводить интерполяцию с использованием одномерных и двумерных интерполяционных сплайнов. При использовании одномерных сплайнов интерполирование производится в двух измерениях, т.е. по вертикали и затем по горизонтали. Наиболее простые алгоритмы используют кубическое интерполирование по четырем точкам или квадратичное интерполирование по трем точкам.

**Метод Ньютона-Рафсона** рассмотренный в предыдущем разделе позволяет находить перемещения непосредственно с субпиксельной точностью. Метод подразумевает интерполирование яркостей пикселей изображения. Часто используют билинейное и бикубическое интерполирование.

**Двумерное интерполирование** позволяет находить промежуточные значения яркости по имеющемуся дискретному набору известных значений яркостей пикселей. Общий вид интерполяционной функции может быть записан в следующем виде:

$$f(x, y) = \sum_{i,j=0}^n a_{ij}x^i y^j \quad (2.1.34)$$

где  $n$  – степень полинома.

Нахождение коэффициентов интерполяционной функции производится путем решения системы уравнений в матричном виде:

$$F = BAB^T \quad (2.1.35)$$

где  $F$  - матрица дискретных значений яркости,  $A$  – матрица коэффициентов полинома,  $B$  – матрица, которая связывает коэффициенты полинома и дискретные значения. Решая систему уравнений 2.1.35 относительно  $A$  получим:

$$A = B^{-1}F(B^{-1})^T \quad (2.1.36)$$

Коэффициенты полинома образуют матрицу  $A$ :

$$A = \begin{bmatrix} a_{00} & \cdots & a_{0n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n0} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \quad (2.1.37)$$

Матрица  $F$  для нечетных степеней полинома будет иметь вид:

$$F = \begin{bmatrix} f\left(-\frac{n-1}{2}, -\frac{n-1}{2}\right) & \cdots & f\left(-\frac{n-1}{2}, \frac{n+1}{2}\right) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f\left(\frac{n+1}{2}, -\frac{n-1}{2}\right) & \cdots & f\left(\frac{n+1}{2}, \frac{n+1}{2}\right) \end{bmatrix} \quad (2.1.38)$$

Для четных степеней полинома будет принимать следующий вид:

$$F = \begin{bmatrix} f\left(-\frac{n}{2}, -\frac{n}{2}\right) & \cdots & f\left(-\frac{n}{2}, \frac{n}{2}\right) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f\left(\frac{n}{2}, -\frac{n}{2}\right) & \cdots & f\left(\frac{n}{2}, \frac{n}{2}\right) \end{bmatrix} \quad (2.1.39)$$

Элементы матрицы  $B$  можно найти из следующих выражений, для нечетной степени полинома и четной соответственно:

$$b_{ij} = \left(i - \frac{n-1}{2}\right)^j; \quad b_{ij} = \left(i - \frac{n}{2}\right)^j \quad (2.1.40)$$

Рассмотрим случай **бикубической интерполяции**, для которой матрица коэффициентов полинома  $A$  принимает следующий вид:

$$A = \begin{bmatrix} a_{00} & a_{01} & a_{02} & a_{03} \\ a_{10} & a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{20} & a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{30} & a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \quad (2.1.41)$$

Запишем матрицы  $F$  и  $B$ :

$$F = \begin{bmatrix} f(-1, -1) & f(-1, 0) & f(-1, 1) & f(-1, 2) \\ f(0, -1) & f(0, 0) & f(0, 1) & f(0, 2) \\ f(1, -1) & f(1, 0) & f(1, 1) & f(1, 2) \\ f(2, -1) & f(2, 0) & f(2, 1) & f(2, 2) \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 3 \end{bmatrix} \quad (2.1.42)$$

Подставляя, полученные матрицы в выражение 2.1.36, находим значения коэффициентов матрицы  $A$ .

Рассмотренный способ интерполяции позволяет получить интерполяционный сплайн, проходящий через заданные дискретные точки, при этом не обеспечивается непрерывность первой производной на границе ячейки с координатами  $(0,0)$ - $(1,1)$ . Непрерывность первой производной и других производных (в

зависимости от степени полинома) можно обеспечить, определяя матрицы  $F$  и  $B$  не только из значений функции в соответствующих узлах, но и из значений производных функции в этих узлах. Также в качестве процедуры интерполяции часто используют b-сплайн интерполяцию, которая также позволяет достичь нужной гладкости интерполяционного сплайна [102].

## **2.2 Определение размера апертуры в методе корреляции цифровых изображений**

Оптический метод оценки деформации, основанный на корреляции цифровых изображений (DIC – digital image correlation), включает два основных этапа: 1) построение поля векторов перемещений и 2) последующий расчет компонент деформации. Подготовка поверхности исследуемого материала для работы метода корреляции цифровых изображений заключается в нанесении на поверхность картины спекла с использованием аэрозольной краски [59]. Это позволяет частично решить проблему апертуры и сопоставления участков изображения. При этом форма и размер пятен спекла существенно влияют на точность и помехоустойчивость определения перемещений. В работе [103] исследовано влияние размера пятен спекла на точность определения перемещений корреляционным алгоритмом. Определялась систематическая ошибка вследствие субпиксельной интерполяции изображений при определении перемещений, и случайная погрешность, обусловленная наличием шумов и их уровнем.

Помимо выявления оптимального размера элементов спекла, существует проблема выбора размера апертуры/площадки корреляции (subset size) [60, 61, 71]. Наличие шумов на изображении, деформация наблюдаемых объектов при несоответствии размера апертуры формоизменению обуславливают появление ошибок при определении перемещений. Пост-обработка полей векторов перемещений может улучшить результат работы метода, для этого используются пространственная фильтрация векторных полей [104], их сглаживание [105] и т.п. Увеличение размера апертуры также позволяет повысить помехоустойчивость [106, 107], но

одновременно с этим приводит к усреднению величин перемещений. Такое усреднение также негативно сказывается на точности оценки перемещений по причине неоднородности локальной деформации объектов. Таким образом, размер апертуры должен быть достаточным для сопоставления участков изображений, с другой стороны, приводит к минимальному сглаживанию определяемых перемещений.

В работе [108] предложен подход к определению размера апертуры, который основан на вычислении суммы квадратов градиентов интенсивности участков изображения SSSIG (Sum of Square of Subset Intensity Gradients). Проведено исследование по влиянию размера апертуры и шума на изображении на ошибку определения перемещений. В [59] приводятся рекомендации для выбора размера апертуры в зависимости от физического размера образца материала, а также от разрешения оптической системы и размера элементов спекла.

Таким образом, проблема автоматического выбора размера апертуры/площадки корреляции (subset size), содержащей достаточно уникальные и идентифицируемые особенности (объекты на изображении) для обеспечения надежного и точного определения перемещений, является предметом исследований. В настоящем разделе была поставлена задача разработки алгоритма выбора размера площадки корреляции без использования дополнительной информации об условиях съемки (характере шума на изображении, размере элементов спекла и т.п.), а также без участия оператора (т.е. без предварительного задания параметров расчета).

### **2.2.1 Алгоритм выбора размера апертуры корреляционного алгоритма**

Основой алгоритма определения перемещений является вычисление взаимно-корреляционной функции (ВКФ) участков двух изображений [73]. Экстремум ВКФ в области зоны сканирования определяет направление и величину перемещения. Размер зоны сканирования ( $sa$ ) и шаг построения векторов ( $step$ ) (рисунок 2.2.1, а) задаются оператором перед началом корреляционного анализа. На рисунке 2.2.1, а приняты следующие обозначения:  $n$  – размер стороны квадратного участка изображения, для которого вычисляется коэффициент корреляции;  $sa$  –

размер стороны области сканирования;  $step$  – шаг построения векторов;  $I_{\Delta}$ ,  $J_{\Delta}$  – координаты левого верхнего угла участка изображения.

Проблемы, связанные с оценкой перемещений на изображениях, были рассмотрены ранее в главе 2. Размер  $n$  играет важную роль в работе корреляционного алгоритма. Увеличение  $n$  приводит к возрастанию количества операций в свертке двух сигналов, а также усредняет оценку перемещений и в результате уменьшает точность оценки деформации. Минимальный размер  $n$  ограничен вследствие проблемы апертуры, описанной ранее и характером яркостной картины исследуемого объекта, называемого спеклом. Коэффициент корреляции для участков изображения с низкой контрастностью, т. е. обладающих небольшой разницей в яркости пикселей, будет стремиться к единице. Перечисленные проблемы приводят к возникновению ошибок оценки перемещений и построения поля векторов перемещений.

Был предложен алгоритм, который основан на вычислении автокорреляционной функции (рисунок 2.2.1, б) и оценке её параметров. Определение оптимального размера площадки корреляции  $CA$  осуществляется из значений  $n$ , находящихся в диапазоне  $0 < n < \min\{w/4; h/4\}$ , где  $w$  и  $h$  – ширина и высота изображения,  $\min$  – минимальное значение из аргументов (рисунок 2.2.2).

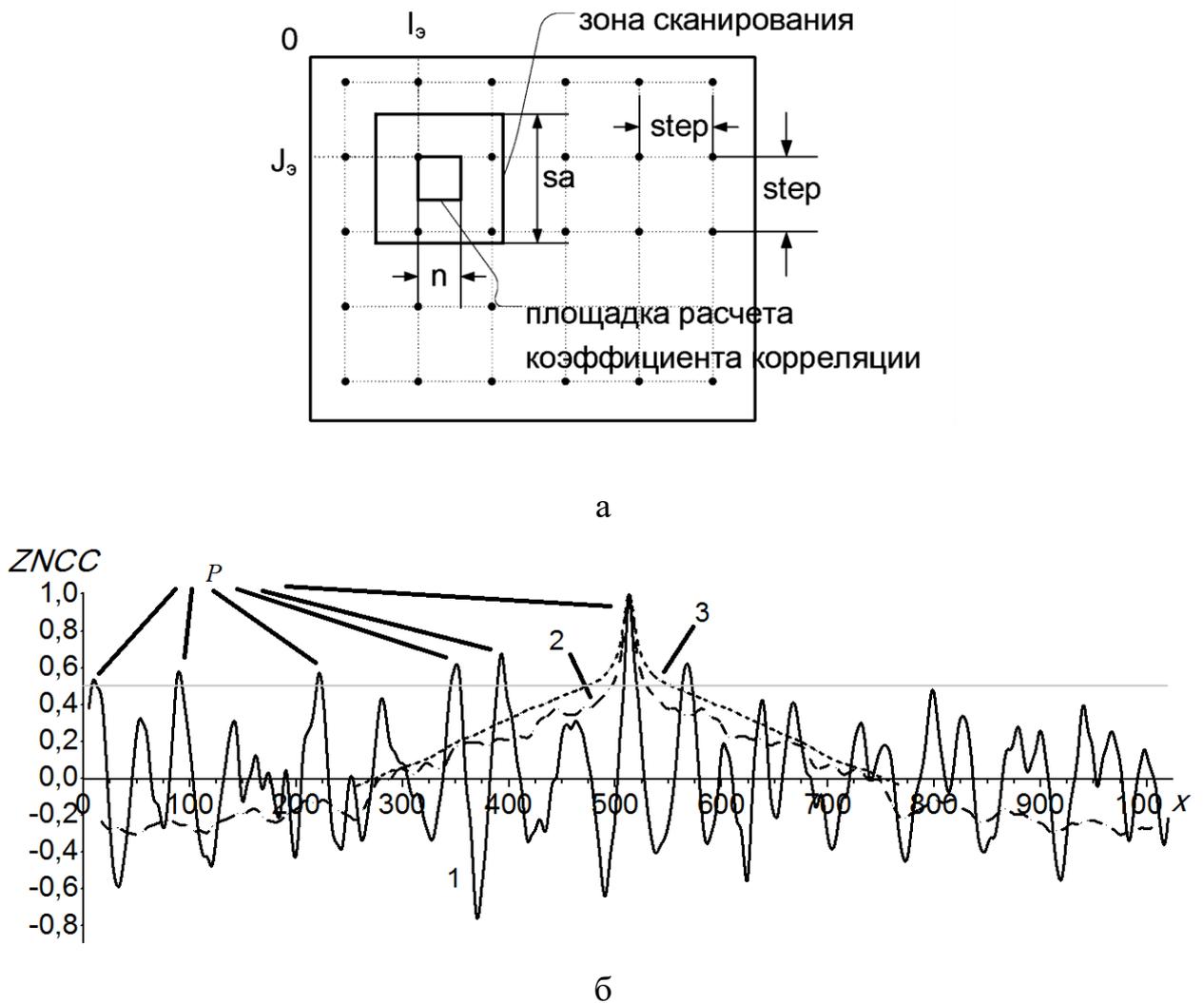


Рисунок 2.2.1 – К пояснению определения перемещений. а) принцип построения поля векторов перемещений; б) пример автокорреляционной функции для трех значений  $n$ : 1 –  $n = 8$ , 2 –  $n = 64$ , 3 –  $n = 512$

Алгоритм (рисунок 2.2.2) включает этапы, перечисленные ниже.

1. На первом этапе вычисляются автокорреляционные функции в горизонтальном и вертикальном направлениях, относительно центрального участка размером  $n \times n$  пикселей, на основе нормированного коэффициента корреляции с нулевым средним [73, 74]

$$ZNCC = \frac{\sum(X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{\sqrt{\sum(X - \bar{X})^2 \sum(Y - \bar{Y})^2}}, \quad (2.2.1)$$

где  $X, Y$  – яркости сравниваемых участков изображения,  $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ ,  $\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$  – среднеарифметические значения яркостей этих же участков. Значения автокорреляционных функций определяются через усреднение трёх строк или столбцов изображения соответственно.

2. Вычисляется ряд параметров относительно  $n$ , изменяющегося в диапазоне  $2 < n < 64$  для полученных автокорреляционных функций в горизонтальном и вертикальном направлениях:

$FS$  – ширина автокорреляционной функции при  $ZNCC=0,5$  (рисунок 2.2.1, б);  $N$  – число малоконтрастных областей на изображении. Области изображения со среднеквадратическим отклонением яркости меньше порога равного 10 будем считать малоконтрастными. В таких областях затруднен поиск перемещений по причине малого отклонения яркости сигнала от среднеарифметического значения по области и большего влияния шума;  $P$  – число экстремумов автокорреляционной функции, превышающих значение 0,5.

3. Пункты 1–2 повторяются для различных  $n$ .
4. Определяется минимальное значение  $n$ , для которого выполняется условия:
  - Автокорреляционные функции должны иметь один экстремум ( $P = 1$ ), то есть каждый участок изображения  $n \times n$  обладает уникальной яркостной картиной;
  - При найденном значении  $n$  не должно быть малоконтрастных областей на изображении ( $N = 0$ ).

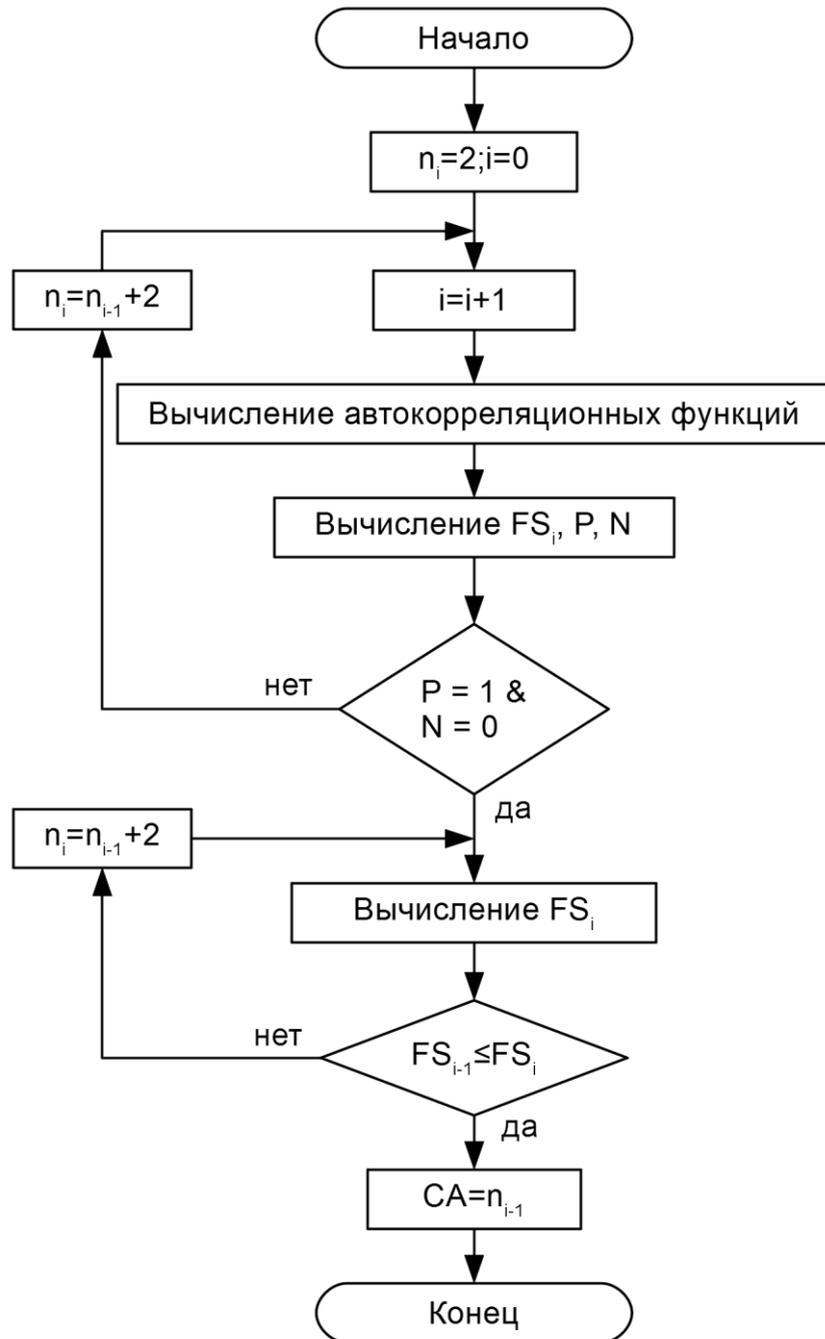


Рисунок 2.2.2 – Схема алгоритма выбора размера площадки корреляции ( $n_i$  – значение  $n$  на  $i$ -ой итерации алгоритма)

- Начиная с выбранного в п.4 значения  $n$ , подбирается такое, что выполняется условие  $FS(n) \leq FS(n+1)$  (рисунок 2.2.2). Полученное значение и принимается в качестве искомого  $CA$ .

Невыполнение какого-либо из условий свидетельствует о недостаточно контрастной текстуре изображения. В таком случае следует принять тот размер  $CA$ , которому соответствуют минимальные значения параметров  $P$  и  $N$ . Проблема

формирования контрастной картины на объекте измерения решается обработкой его поверхности или нанесением на неё спекл-картины.

### 2.2.2 Методика тестирования алгоритма выбора размера апертуры

Генерация серий тестовых изображений состоит из двух этапов: 1) генерация изображения модельной поверхности; 2) генерация серии изображений модельной поверхности с учетом приращения деформации. Всего исследовали 6 типов текстур изображений (рисунок 2.2.3). Три текстуры были получены искусственно:

- *Модель многослойного изображения.* Изображение (рисунок 2.2.3, а) формировали из заданного набора слоев псевдослучайных чисел. Каждый слой соответствует своей пространственной частоте (см. раздел 3.1.1) [109]. Были сформированы изображения размером  $1024 \times 1024$  пикселей с применением 8 итераций.
- *Модель спекла (окрашенной поверхности).* При создании модельного изображения спекла (рисунок 2.2.3, б) стояла задача создания изображения, повторяющего экспериментально получаемое с поверхности образца, окрашенного аэрозольной краской (рисунок 2.2.3, г) [110]. Фон изображения заливался цветом, соответствующим яркости на экспериментально полученных фотографиях. Затем моделировали капли краски, имеющие форму окружностей с радиусом 0 – 10 пикселей по нормальному закону распределения. Уровень яркости пятен также задавался случайным образом.
- В третьей модельной серии изображений размер пятен был увеличен в четыре раза (рисунок 2.2.3, в).

Последующие три текстуры (4 – 6) были сформированы из экспериментально полученных изображений образцов материалов:

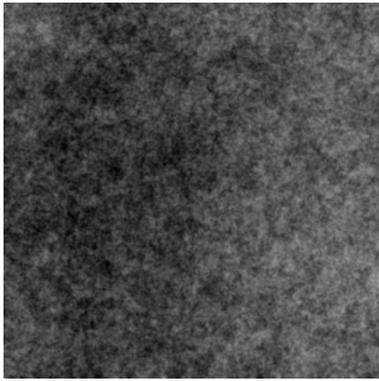
- *Алюминиевый сплав А2024 с напыленным стеклом.* Оптическое изображение поверхности образца алюминиевого сплава А2024, окрашенного белой аэрозольной краской и стеклом, нанесенным черной краской

(рисунок 2.2.3, г). Регистрацию изображений проводили по методике, описанной ранее в [39].

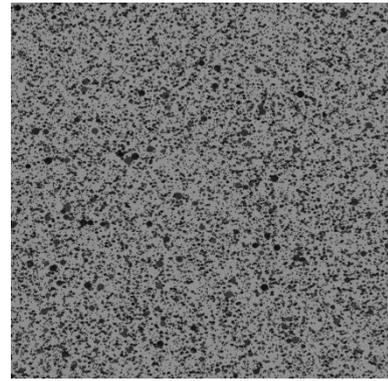
- *Углерод-углеродный композит с напыленным стеклом.* Спекл был нанесен аналогично предыдущему образцу (рисунок 2.2.3, д) [111].
- *Алюминиевый сплав Д16АТ со шлифованной поверхностью.* Оптическое изображение шлифованной поверхности образца алюминиевого сплава (рисунок 2.2.3, е) [112].

С целью оценки влияния размера площадки корреляции на вычисление деформации моделировали одноосное растяжение поверхностей образцов. Яркостная картина начальных изображений пересчитывалась для заданного приращения деформации. В результате из начального изображения формировали серию с заданным конечным приращением деформации и количеством кадров с известными полями векторов перемещений.

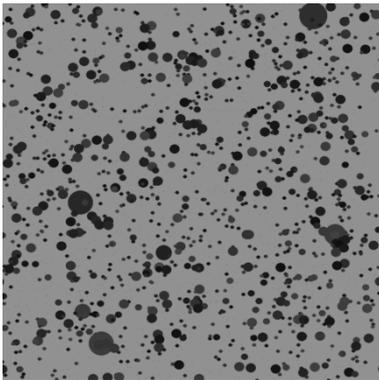
Было сформировано шесть серий изображений, каждая из которых содержит 6 кадров, моделирующих растяжение образца с приращением деформации 1 % при конечном удлинении 5 %. Далее в тексте серии изображений для краткости будем называть их "*серия 1*", "*серия 2*" и т. д.



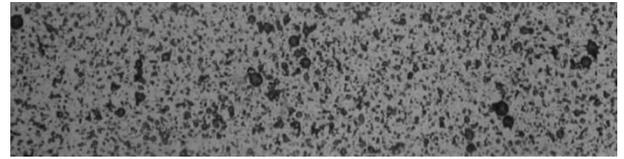
а



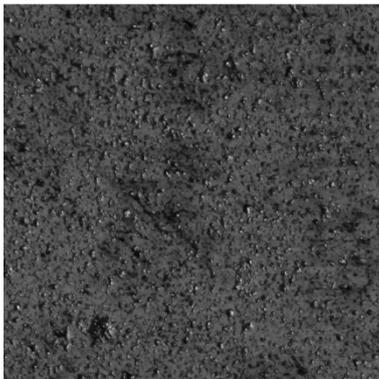
б



в



г



д



е

Рисунок 2.2.3 – Модельные и экспериментальные изображения: а) серия 1, б) серия 2, в) серия 3, г) серия 4, д) серия 5, е) серия 6

Количественную оценку ошибки определения деформации осуществляли из продольной компоненты тензора деформации  $\varepsilon_{xx}$ . В сериях модельных изображений было задано равномерное растяжение, поэтому соответствующее модельное поле  $\varepsilon_{xx}$  равно константе по всему полю. Ошибку определения  $\varepsilon_{xx}$  оценивали через среднеарифметическую поэлементную абсолютную разность полей деформации, заданной и расчетной  $\varepsilon_{xx}$ :

$$\delta \varepsilon_{xx} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N |\varepsilon_{xx, \text{мод}, i} - \varepsilon_{xx, \text{расч}, i}|. \quad (2.2.2)$$

### 2.2.3 Результаты тестирования алгоритма выбора размера апертуры и их обсуждение

На примере многослойного изображения (рисунок 2.2.3, а) видно, что малые значения  $n$  соответствуют максимальным величинам параметров  $FS$ ,  $N$ ,  $P$  (от 30 до 1000). С увеличением  $n$  значения указанных параметров снижаются и остаются на примерно постоянном низком уровне (рисунок 2.2.4, а).

С целью наглядной визуализации и сравнения параметры  $FS$ ,  $N$ ,  $P$  были приведены к диапазону от 0 до 1 (рисунки 2.2.4, б-ж). Нормировка осуществлялась преобразованием вида:

$$x_{\text{норм}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (2.2.3)$$

где  $x_{\min}$  – минимальное,  $x_{\max}$  – максимальное значение величины.

Малым количеством контрастных объектов в пределах площадки корреляции с малыми значениями  $n$  объясняются максимальные значения параметров  $FS$ ,  $N$ ,  $P$ . Из этого следует:

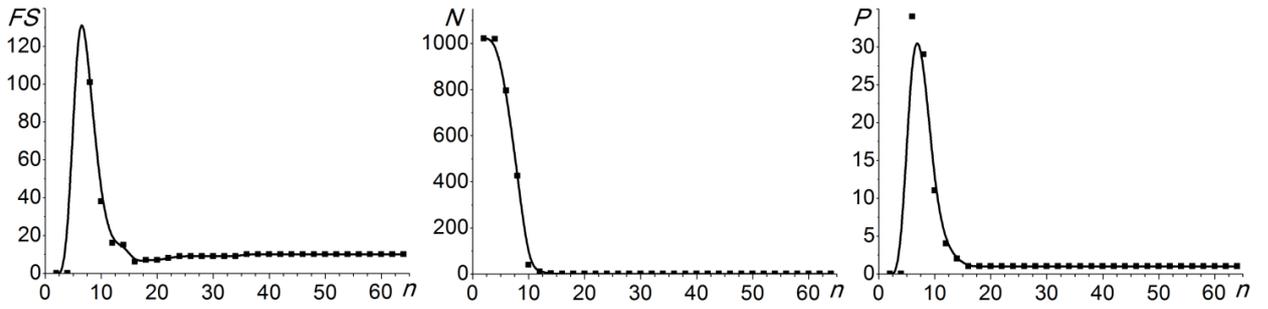
- большое количество пиков по параметру  $P$ , по причине большого количества пар участков на изображениях с коэффициентом корреляции близким к единице;
- высокое итоговое значение параметра  $FS$ , по причине множества пиков автокорреляционной функции с амплитудой больше 0,5;
- число малококонтрастных областей  $N$  с минимальным разбросом яркости будет также велико.

По мере увеличения  $n$  происходит спад параметров  $FS$ ,  $N$ ,  $P$ , это происходит вследствие возрастания числа лежащих в пределах площадки корреляции пятен спекла и других контрастных объектов. Центральный участок изображения, по которому вычисляется автокорреляционная функция становится уникальным по картине яркости и параметр  $P$  стремится к единице. Параметр  $N$  (количество

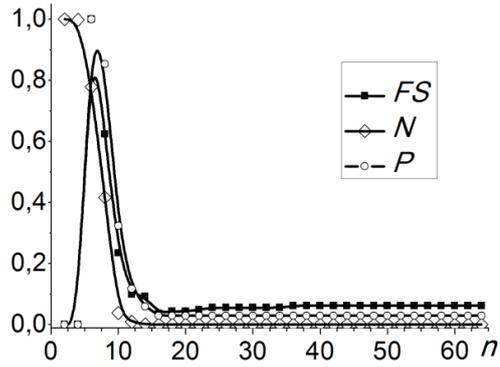
малоконтрастных областей) стремится к нулевому значению. Ширина единственного пика должна иметь минимальное значение ( $FS$  параметр). Параметры  $FS$ ,  $N$ ,  $P$  в зависимости от текстуры изображений, имеют разную крутизну спада (рисунок 2.2.4): для серий 1, 3, 6 более плавный спад, чем для серий 2, 4, 5. Это объясняется различной яркостной картиной (текстурой) изображений, которая соотносится с характером спекла, размером пятен, рельефом на поверхности материала и пр.

Большие значения  $n$  необходимы для изображений с достаточно малой контрастностью текстуры (серии 1, 6), и для изображений, на которых присутствуют относительно крупные малоконтрастные области, и текстура которых содержит крупные элементы (серия 3). Для таких изображений скорость уменьшения значений параметров  $FS$ ,  $N$ ,  $P$  от  $n$  значительно меньше. Тогда как для более контрастных текстур (серии 4, 5) и изображений с малым размером пятен спекла (серия 2) параметры  $FS$ ,  $N$ ,  $P$  достигают минимума уже при небольших значениях  $n$ . При увеличении размера элементов текстуры (пятен спекла) в 4 раза (серии 2 и 3), параметр  $CA$  возрастает с 10 до 48 (таблица 2.2.1), что связано с повышением площади малоконтрастных областей. В случае шлифованной металлической поверхности без нанесения спекла (серия 6), также характерна большая величина  $CA$  и более медленное относительно  $n$  снижение числа малоконтрастных областей (рисунки 2.2.4, г, ж). Таким образом, степень контрастности текстуры изображений существенно влияет на характер изменения параметров  $FS$ ,  $N$ ,  $P$  от размера  $n$ .

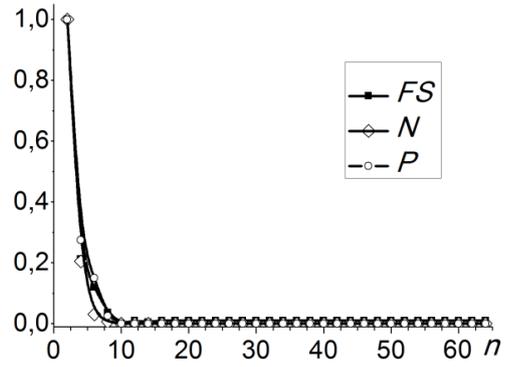
Было проведено исследование по оценке ошибки измерения деформации от величины  $n$  для проверки оптимальности выбора размера  $CA$  в результате работы алгоритма. В результате были определены размеры  $CA$ , соответствующие наименьшей ошибке измерения деформации (таблица 2.2.1).



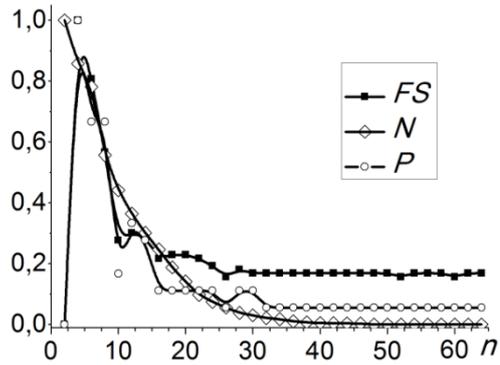
а



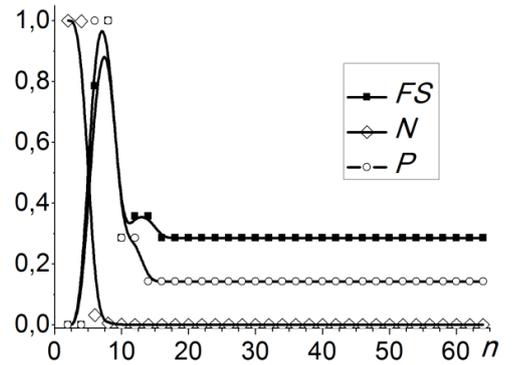
б



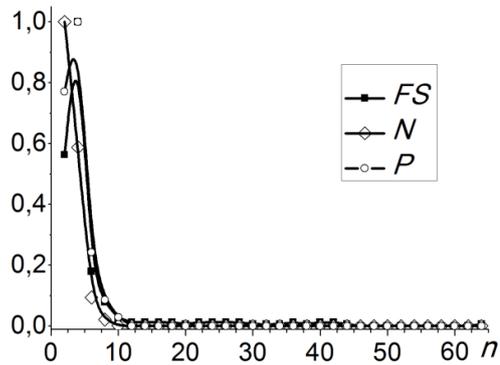
в



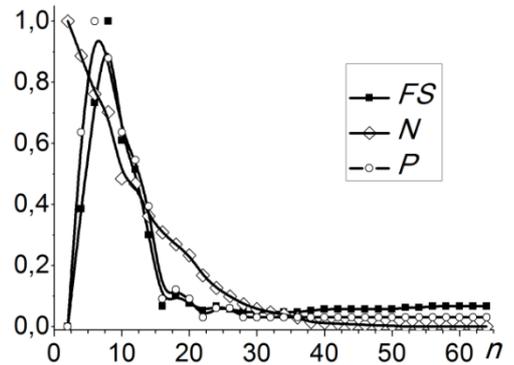
г



д



е



ж

Рисунок 2.2.4 – Зависимости параметров  $FS$ ,  $N$ ,  $P$  от размера площадки корреляции  $n$ : а, б) серия 1; в) серия 2; г) серия 3; д) серия 4; е) серия 5; ж) серия 6

Исследование показало, что определенные в результате работы алгоритма размеры площадки корреляции совпадают со значениями, соответствующими минимальной ошибке  $\delta\varepsilon_{xx}$ , или незначительно их превышают (таблица 2.2.1).

Таблица 2.2.1 – Результаты расчета параметров при определении размера СА

Серия изображений	Размер СА				
	По алгоритму				По минимальной ошибке $\delta\varepsilon_{xx}$
	по параметру $P$	по параметру $N$	по параметру $FS$	Итог	
1	16	16	16	16	14
2	10	10	10	10	10
3	26	48	48	48	46
4	14	12	16	16	12
5	12	12	12	12	10
6	22	52	52	52	42

Аналогично зависимостям параметров  $FS$ ,  $N$ ,  $P$ , большие значения ошибки оценки деформации  $\delta\varepsilon_{xx}$  соответствуют малым значениям  $n$  (рисунок 2.2.5). Зависимость ошибки  $\delta\varepsilon_{xx}$  от  $n$  для всех серий изображений имеют схожий характер и отличаются только по абсолютным величинам, поэтому зависимость приведена только для серии 4. При увеличении  $n$  ошибка  $\delta\varepsilon_{xx}$  уменьшается до некоторого значения ( $2 \cdot 10^{-3}$ ) и далее с увеличением  $n$  остается примерно постоянной. Большая ошибка оценки деформации связана с недостаточно контрастной яркостной картиной при малых размерах площадки корреляции. Постоянство ошибки деформации после определенного значения величины  $n$  свидетельствует о достижении постоянства в характере и размерах элементов текстуры, которое дальше не зависит от размеров  $n$ . Следует также отметить, что определенные алгоритмом значения размера СА не зависят от величины приложенной деформации (по крайней мере, в исследованном диапазоне).

Обобщая результаты, можно сделать вывод о том, что зависимости параметров  $FS$ ,  $N$ ,  $P$  от  $n$  для модельной серии 3 и экспериментальной серии 6 имеют

пологий характер, по причине малой контрастности изображений. Для более контрастных текстур характер спада указанных зависимостей более крутой. Размер площадки корреляции соответствует размеру пятен спекла так при радиусе пятен 0-10 пикселей (серия 2) – определенный размер  $CA$  равен 10, а при радиусе 0-40 пикселей (серия 3) – равен 48. Полученные результаты (рисунки 2.2.4, 2.2.5, и таблица 2.2.1) и их анализ показывают, что предлагаемый алгоритм может быть использован на практике. Отметим, что характер полученных зависимостей ошибок согласуется с результатами приведенными в [108].

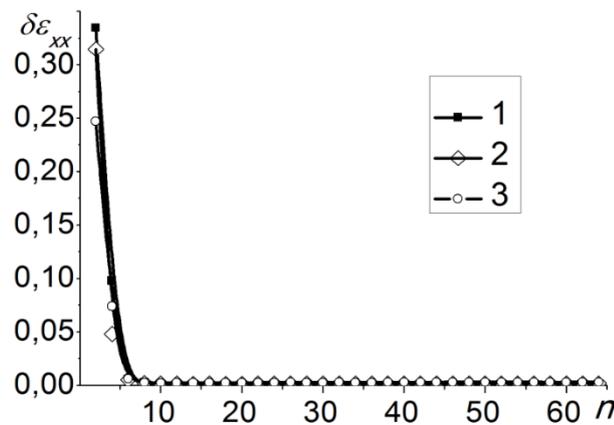


Рисунок 2.2.5 – Зависимости ошибки  $\delta\varepsilon_{xx}$  от параметра  $n$  для разной степени деформации: 1) 1 %, 2) 3 %, 3) 5 %

Можно заключить, что на определение оптимального размера апертуры корреляционного алгоритма влияет характер текстуры поверхности (картина спекла) и степень контрастности изображения. Это в свою очередь оказывает влияние на точность и достоверность измерения деформации материалов методом корреляции цифровых изображений.

### 2.3 Вычисление деформации

Конечным результатом работы системы являются рассчитанные компоненты деформации. Компоненты рассчитываются путем численного дифференцирования полученного поля перемещений. Запишем выражения для продольной  $\varepsilon_{xx}$ , поперечной  $\varepsilon_{yy}$ , сдвиговой  $\varepsilon_{xy}$  и поворотной  $\omega_z$  компонент тензора деформации [113, 114]:

$$\varepsilon_{xx} = \frac{\partial u}{\partial x}; \varepsilon_{yy} = \frac{\partial v}{\partial y}; \varepsilon_{xy} = \frac{1}{2} \left( \frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x} \right); \omega_z = \frac{1}{2} \left( \frac{\partial v}{\partial x} - \frac{\partial u}{\partial y} \right) \quad (2.3.1)$$

где  $u, v$  – компоненты вектора перемещения по соответствующим осям.

Выражения для вычисления главного пластического сдвига и интенсивности скорости деформации приведены в [115–117]:

$$\begin{aligned} \gamma &= \sqrt{(\varepsilon_{xx} - \varepsilon_{yy})^2 + 4\varepsilon_{xy}^2} \\ \varepsilon_1 &= \frac{\varepsilon_{xx} + \varepsilon_{yy}}{2} + \sqrt{(\varepsilon_{xx} - \varepsilon_{yy})^2 + \varepsilon_{xy}^2} \\ \varepsilon_2 &= \frac{\varepsilon_{xx} + \varepsilon_{yy}}{2} - \sqrt{(\varepsilon_{xx} - \varepsilon_{yy})^2 + \varepsilon_{xy}^2} \\ \varepsilon_1 + \varepsilon_2 + \varepsilon_3 &= 0 \\ \dot{\varepsilon}_t &= \frac{\sqrt{2}}{3} \sqrt{(\dot{\varepsilon}_1 - \dot{\varepsilon}_2)^2 + (\dot{\varepsilon}_2 - \dot{\varepsilon}_3)^2 + (\dot{\varepsilon}_3 - \dot{\varepsilon}_1)^2} \end{aligned} \quad (2.3.2)$$

Также запишем выражение для интенсивности деформации сдвига  $\gamma_i$  [115]

$$\gamma_i = \sqrt{\frac{2}{3}} \sqrt{(\varepsilon_{xx} - \varepsilon_{yy})^2 + \varepsilon_{xx}^2 + \varepsilon_{yy}^2 + \frac{3}{2} \varepsilon_{xy}^2} \quad (2.3.3)$$

Безразностная формула численного дифференцирования имеет вид [118]:

$$\dot{y}(x_k) = \sum_{i=0}^n (-1)^{n+i} \frac{C_n^i y_i}{n!} \frac{d}{dt} \left[ \frac{t(t-1) \dots (t-n)}{t-i} \right]_{t=k} \quad (2.3.4)$$

где  $k$  – номер отсчета функции,  $n$  – величина, определяющая уровень приближения.

В выражении (2.3.4) для сокращения записи был введен символ

$$C_t^m = \frac{t(t-1) \dots (t-m+1)}{m!} \quad (2.3.5)$$

где  $m$  – натуральное число и  $t$  – произвольное действительное число.

Запишем выражения при  $n=2$ :

$$\begin{aligned} \dot{y}_0 &= \frac{1}{2h} (-3y_0 + 4y_1 - y_2) \\ \dot{y}_1 &= \frac{1}{2h} (y_2 - y_0) \\ \dot{y}_2 &= \frac{1}{2h} (y_0 - 4y_1 + 3y_2) \end{aligned} \quad (2.3.6)$$

где  $h$  – шаг между отсчетами функции.

В литературе [76] также встречается применение метода Савицкого-Голэя (Savitzky–Golay) [119] для численного дифференцирования полей векторов перемещений. Метод основан на аппроксимации области поля векторов перемещений полиномом и последующем его дифференцировании. Коэффициенты аппроксимирующего полинома определяются с помощью метода наименьших квадратов:

$$A = (J^T J)^{-1} J^T F \quad (2.3.7)$$

В вектор  $F$  заносятся дискретные значения функции, которую аппроксимируют. Матрица  $J$  определяется из значений координат точек и степенью аппроксимирующего полинома:

$$J = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 & x_1 y_1 & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_m & y_m & x_m y_m & \dots \end{bmatrix} \quad (2.3.8)$$

где  $m$  – число точек, по которым определяется аппроксимирующий полином.

## 2.4 Постобработка полей векторов перемещений

При значительных деформациях на поверхности образца, определение смещений становится затруднительным. При разрушении образца, в зоне трещины определить смещение невозможно. Некорректно найденный вектор может значительно отличаться от соседних векторов. При дифференцировании поля векторов, некорректно найденные вектора будут давать выбросы на распределениях компонент деформации. Поэтому необходима дополнительная постобработка полей векторов перемещений.

Постобработка полей векторов перемещений в общем виде включает следующие действия:

1. Определение некорректных векторов по отклонению направления и длины от векторов, лежащих в окрестности.
2. Определение трещин (разрывов материала), приводящих к разрыву полей векторов перемещений. Нахождение векторов, попадающих в трещины.

3. Корректировка векторов поля, найденных в пунктах 1 и 2. Производится путем интерполирования векторов справа и слева (сверху и снизу) от трещины (в зависимости от ориентации трещины на изображении).
4. Сглаживание или фильтрация поля векторов перемещений.

#### **2.4.1 Алгоритм постобработки поля векторов перемещений**

При исследовании процессов деформации материалов, особенно при глубоких степенях деформации и/или на стадии разрушения на изображениях, как правило, присутствуют трещины. Расчет перемещений в областях, соответствующих трещинам, может вызвать ошибку при последующем расчете распределения деформации в указанной области, поскольку в ней происходит разрыв функции перемещения. Предлагается исключать влияние трещины путем выполнения следующих операций [120]:

- Распознавание трещины на изображении;
- Выделение векторов перемещений, построенных на участке, соответствующем трещине;
- Замена векторов на новые, найденные путем интерполирования векторов справа и слева (сверху и снизу) от трещины (в зависимости от ориентации трещины на изображении).

На рисунке 2.4.1 приведена схема построения поля векторов перемещений с последующей корректировкой (постобработкой). Для распознавания и нахождения положения объекта типа трещина проводят сегментацию изображения. При проведении сегментации изображения мы основываемся на том, что трещина как объект имеет минимальную яркость на изображении, т.к. в ней отсутствует материал. На рисунке 2.4.2 приведено одно из исходных изображений (рисунок 2.4.2 а) и результат сегментации изображения (рисунок 2.4.2 б). Также на рисунке 2.4.2 приведено ПВП без корректировки векторов (рисунок 2.4.2 в) и после корректировки, которая включала сглаживание и интерполяцию векторов перемещений (рисунок 2.4.2 г).

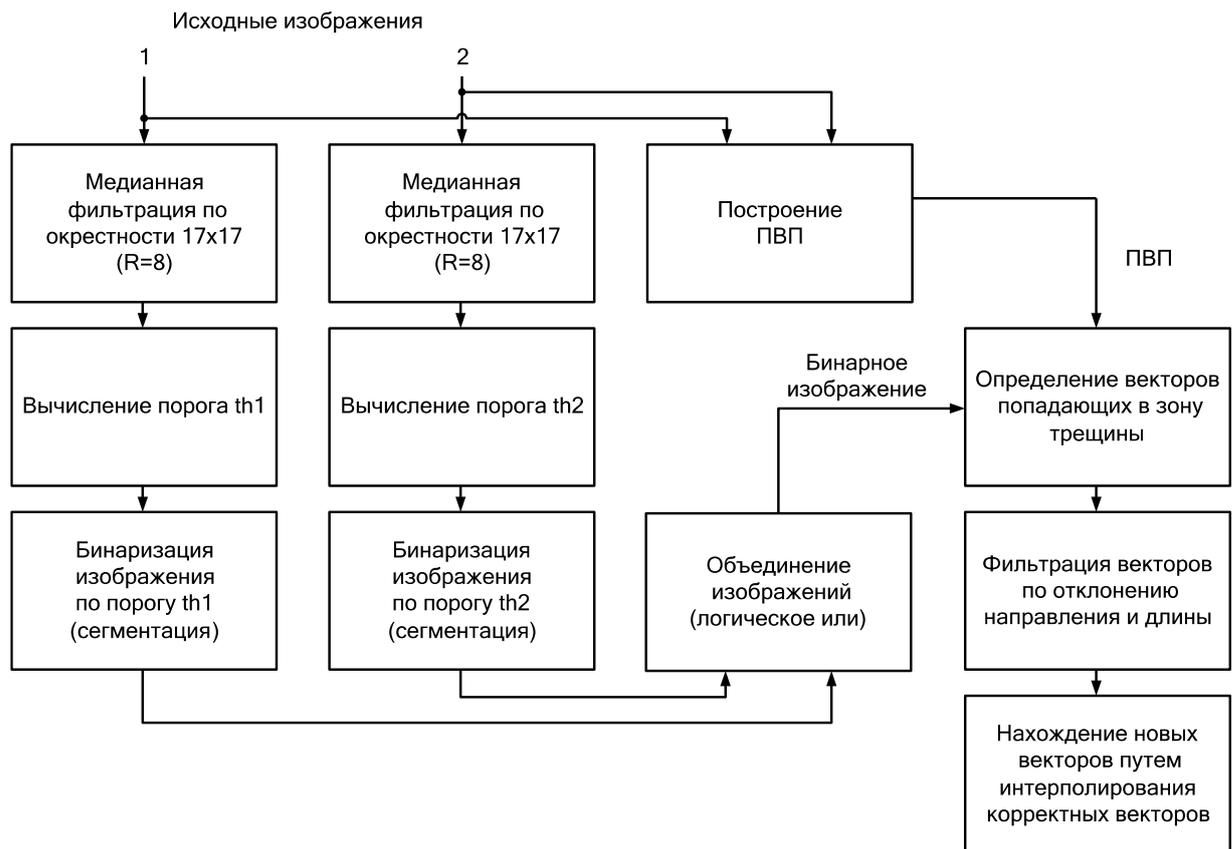


Рисунок 2.4.1 – Схема построения ПВП с последующей корректировкой

Ниже подробнее описаны некоторые блоки схемы построения ПВП с применением процедуры постобработки (рисунок 2.4.1).

**Вычисление порогов  $th1$  и  $th2$ .** Для каждого участка изображения размером  $16 \times 16$  пикселей вычисляется среднеарифметическое значение яркости; из полученных данных находится максимальное и минимальное среднее. После этого порог бинаризации вычисляется как среднеарифметическое максимального и минимального среднего. **Бинаризация** изображений осуществляется по найденным порогам. В результате бинаризации получается сегментированное изображение, где трещина является искомым объектом.

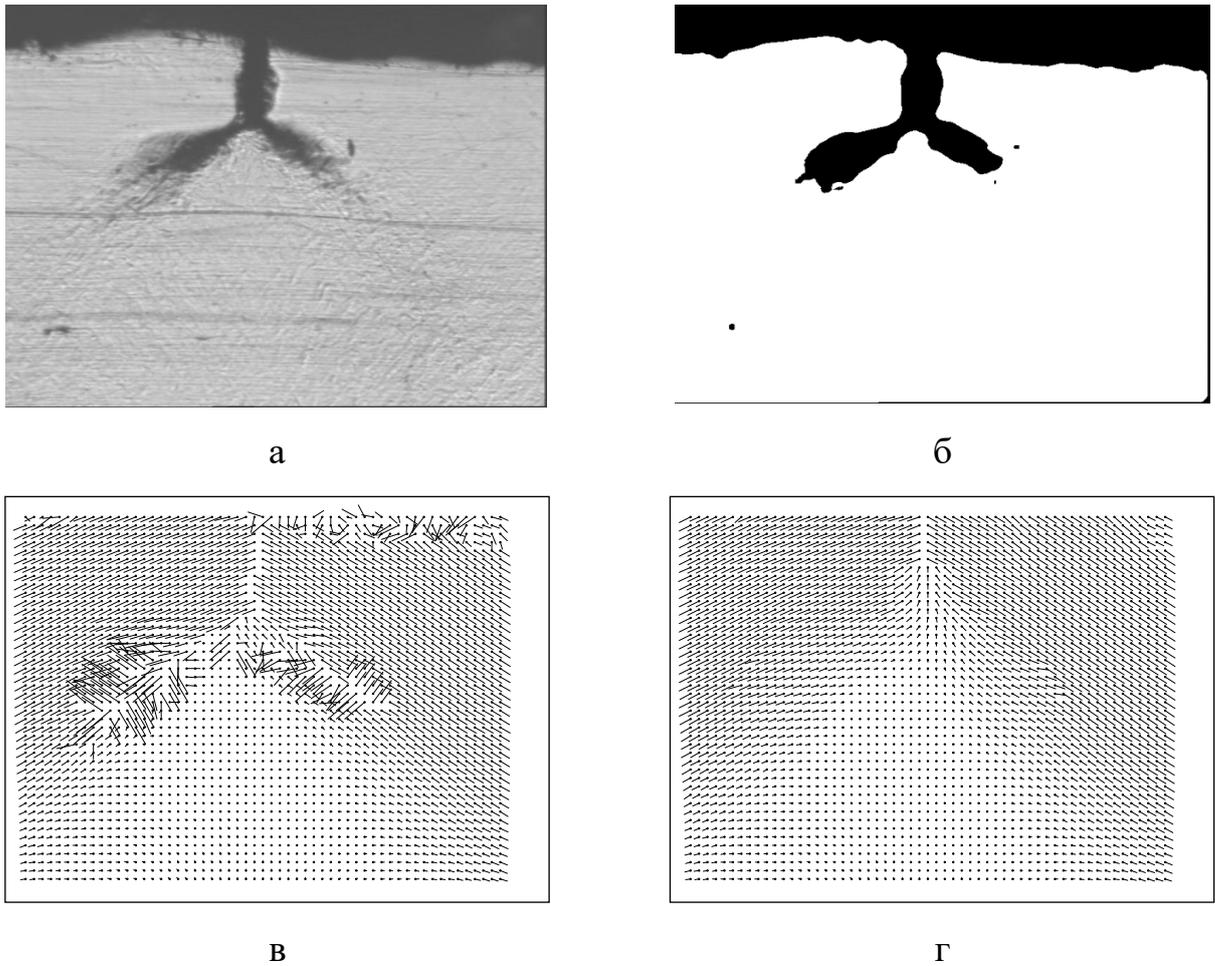


Рисунок 2.4.2 – Исходное (а), сегментированное изображения (б) и поля векторов перемещений без корректировки (в) и после корректировки (г)

**Определение векторов, попадающих в зону трещины**, осуществляется по бинарному изображению, полученному после объединения бинарных изображений с использованием операции "логического ИЛИ".

**Фильтрация векторов по отклонению направления и длины** делится на два этапа. На первом находят некорректные вектора; некорректным считается вектор длина и направление, которого отличаются от векторов в его окрестности по значению заданного порога (порог задается пользователем). Второй этап, являющийся непосредственно фильтрацией, совмещен с этапом корректировки поля векторов перемещений.

**Корректировка поля векторов перемещений** основана на процедурах **сглаживания и интерполирования векторов**. На рисунке 2.4.3 приведена схема корректировки участка поля размером  $4 \times 3$  векторов, при этом некорректными

векторами являются 6-й и 7-й векторы. Корректировку векторов можно разбить на несколько этапов (рисунок 2.4.3):

1. Нахождение некорректных векторов, отличных по длине и направлению от векторов, лежащих в окрестности, а также векторов, попадающих в трещины.

2. Нахождение корректных векторов, по которым необходимо будет провести интерполяцию. Для вектора 6 по векторам 1, 3, 9 и 11, для вектора 7 по векторам 2, 4, 10 и 12 (рисунок 2.4.3). Т.к. используется билинейная интерполяция, то для проведения процедуры интерполяции требуется 4 вектора.

3. Интерполяция корректных векторов и замена некорректных векторов новыми. В случае, приведенном на рисунке 2.4.3, замена векторов 6 и 7.

Сглаживание поля производится по окрестности  $84 \times 84$  пиксела, что соответствует окрестности  $7 \times 7$  векторов при шаге построения векторов в поле равном 12 пикселов. Новый вектор рассчитывается как среднеарифметическое векторов, попадающих в указанную окрестность изображения. Сглаживанию подвергаются только корректно найденные вектора, некорректные вектора заменяются на новые, найденные путем интерполирования других соседних векторов.

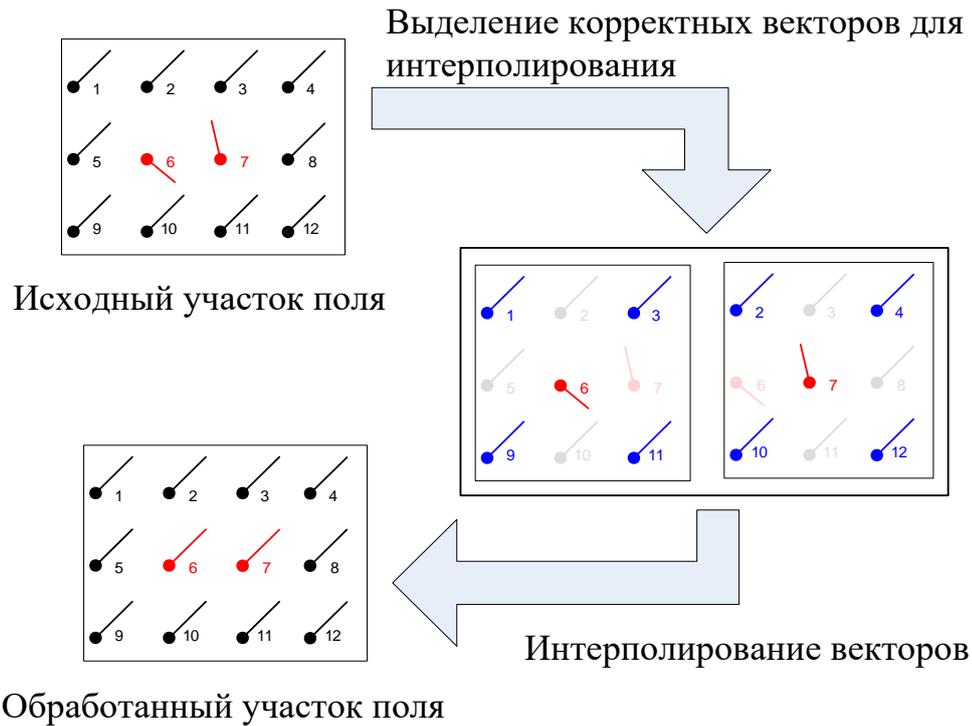


Рисунок 2.4.3 – Корректировка векторов

При исследовании процессов деформации материалов, особенно при глубоких степенях деформации и/или на стадии разрушения на изображениях, как правило, присутствуют трещины. Расчет перемещений в областях, соответствующих трещинам, может вызвать ошибку при последующем расчете распределения деформации в указанной области, поскольку в ней происходит разрыв функции перемещения. Предлагается исключать влияние трещины путем выполнения следующих операций:

- Распознавание трещины на изображении;
- Выделение векторов перемещений, построенных на участке, соответствующем трещине;
- Замена векторов на новые, найденные путем интерполирования векторов справа и слева (сверху и снизу) от трещины (в зависимости от ориентации трещины на изображении).

### 2.4.2 Методы фильтрации векторных полей

Обычно каналы многомерных сигналов, каким и является векторное поле коррелированы между собой [121]. По этой причине алгоритмы фильтрации одномерных сигналов не подходят для фильтрации векторных полей [122–125]. В [121] для фильтрации векторных полей проведено сопоставительное исследование фильтров векторных полей: медианного (МФ); скользящего среднего (ССФ); комбинированного 1-ого типа (КФ1); комбинированного 2-ого типа (КФ2); гибридного (ГФ). Показано, что комбинированные фильтры наиболее эффективны. Поскольку результат работы метода корреляции цифровых изображений также имеет векторный формат, были использованы описанные в работе [121] методы и проведен сравнительный анализ эффективности их использования при обработке векторных полей, а также предложен критерий такой оценки.

Процедура проведения исследований с использованием модельных векторных полей представляет несколько этапов:

- моделирование векторного поля (рисунок 2.4.4, а);
- моделирование и наложение шума на векторное поле (пример зашумленного векторного поля приведен на рисунке 2.4.4, б);
- фильтрация векторного поля (см. пример фильтрованного векторного поля на рисунке 2.4.4, в);
- измерение СКО векторного поля.

Проведено исследование фильтров на модельных полях с целью определения типов фильтров и параметров, обеспечивающих эффективную фильтрацию полей. При наложении шума поля искажаются, однако в целом, тенденция в картине полей векторов сохраняется (рисунок 2.4.4, б).

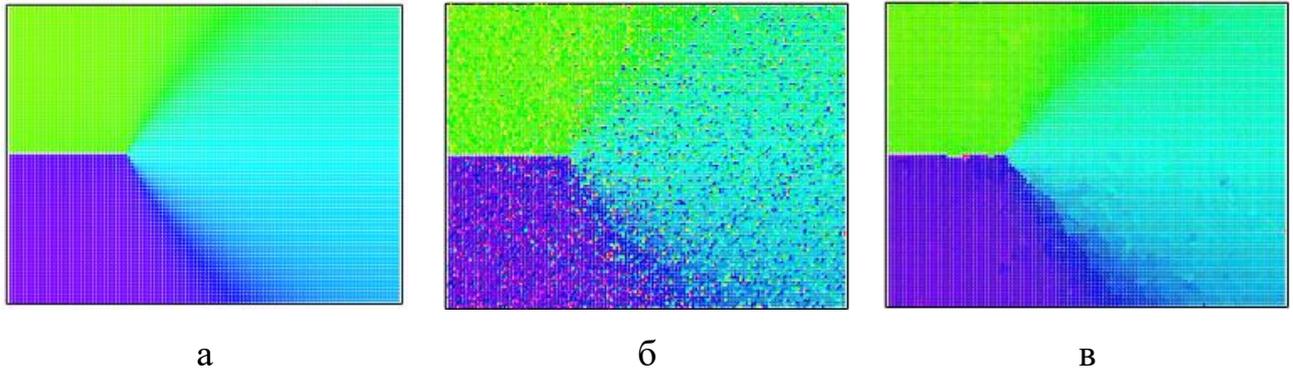


Рисунок 2.4.4 – Поля векторов перемещений: исходное (а), зашумленное (б) и фильтрованное (в);  $p_{uu} = 50\%$ ,  $A_{uu} = 0,5$ , фильтр КФ2

После применения фильтрации с указанными параметрами вектора сверху и снизу от берегов трещины больше соответствуют векторам исходного поля, в то время как перед вершиной трещины граница разрыва становится более размытой (рисунок 2.4.4, в). Результаты приведенного исследования показывают, что КФ2 более универсален, в сравнении с КФ1 и ФСС. Обработку экспериментальных полей векторов перемещений предлагается проводить с использованием КФ2. Этот вывод согласуется с результатами, описанными в работе [121].

### 2.4.3 Методы сглаживания векторных полей

В качестве сглаживающих фильтров использовали фильтр скользящего среднего (ФСС) [121, 126] и поверхность Безье [127, 128]. Сглаживание с использованием поверхности Безье порядка  $(n, m)$  производится по  $(n+1) \times (m+1)$  контрольным точкам  $P_{ij}$ , попадающим в апертуру. Поверхность Безье описывается следующей функцией:

$$p(u, v) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m B_i^n(u) B_j^m(v) P_{i,j}, \quad (2.4.1)$$

где  $U, V \in (0,1)$ , а  $B$  – многочлен Бернштейна:

$$B_i^n(u) = \frac{n!}{i!(n-i)!} u^i (1-u)^{n-i}. \quad (2.4.2)$$

**Адаптация апертуры.** При оценке деформации методом корреляции цифровых изображений зачастую в пределах единого векторного поля длины векторов в разных его частях заметно отличаются. При этом разные области векторного поля характеризуются различной величиной дисперсии векторов. В результате и абсолютный уровень шума в областях, характеризующихся большей дисперсией векторов, является более высоким. По этой причине в данных областях требуется сильнее сглаживать вектора перемещений. Таким образом, возникает необходимость адаптации апертуры сглаживающего фильтра.

В работе [129, 130] предложен способ адаптации апертуры фильтра, когда в зависимости от величины средней («глобальной») дисперсии по всему анализируемому полю и ряда локально вычисляемых параметров, независимо друг от друга меняются четыре составляющие размера апертуры. Данный алгоритм позволяет при фильтрации сохранять резкие границы объектов в рамках обрабатываемого поля.

Для решения поставленной задачи предлагается использовать алгоритм, описанный в работе [129], но со следующей модификацией: окончательный размер апертуры  $R_0$  вычисляется путем вычитания рассчитанного значения  $R$  [129], из максимально возможного размера апертуры фильтра  $R_{max}$ :

$$R_0 = R_{max} - R. \quad (2.4.3)$$

В таком случае апертура фильтра больших размеров используется на участках с большей дисперсией векторов, в то время как в областях с минимальной дисперсией применяется апертура минимального размера.

Было проведено исследование эффективности применения поверхности Безье и адаптивный выбор размера апертуры фильтра для сглаживания векторных полей. Исследование проводилось на модельных данных. В механике деформированного твердого тела одним из распространенных параметров оценки состояния нагруженных материалов является интенсивность деформации сдвига [115]. Данный параметр рассчитывается путем численного дифференцирования поля перемещений. Оценку эффективности сглаживания векторных полей было предложено проводить путем расчета численных значений интенсивности деформации сдвига.

Также для оценки фильтрации была применена методика оценки минимальной дисперсии  $D_{min}$ , рассмотренная в главе 1 для изображений. Методика основана на разбиении поля на участки размером  $M = m \times m$ , и последующим вычислении их дисперсии  $D$  и выбора её минимального значения.

Предложенный алгоритм адаптации апертуры может применяться, как для фильтра скользящего среднего, так и для поверхности Безье. Применение алгоритма позволяет улучшить качество фильтрации за счёт учёта локальных характеристик поля векторов перемещений, которые выражаются в различной величине дисперсии векторов.

## **2.5 Тестирование и верификация алгоритмов определения перемещений и расчета деформации**

Проведение тестовых расчетов с использованием серии модельных изображений предназначено для проверки качества работы способа оценки деформации в условиях отсутствия внешних возмущающих воздействий, таких как шум, геометрические искажения и др. Для создания модельных изображений, отражающих различные схемы нагружения материала, использовался подход, описанный в главе.

Формирование оптического изображения подразумевает собой переход от трехмерного пространственного распределения к двумерному яркостному. При формировании оптического изображения непрерывная яркостная картина проходит преобразования в оптической системе и видеодатчике ОТИС. На формирование распределения яркости (оптического изображения) также влияют условия освещения поверхности образца материала. Таким образом, необходимо было промоделировать помехи, которые могли возникнуть в аппаратной части ОТИС на этапе формирования цифрового изображения: оптическом тракте и видеодатчике. Целью такой работы было оценить помехоустойчивость алгоритма нахождения перемещений (и в конечном варианте - оценки деформации) и возможность его использования в составе ОТИС. В разделе предложена методика моделирования изображений,

отражающих изменение яркостной картины при различных схемах нагружения образцов.

### 2.5.1 Моделирование оптического образа поверхности

В отличие от детерминированных процессов, течение которых определено однозначно, случайный процесс (сигнал) представляет такие изменения физической системы во времени и в пространстве, которые заранее в точности предсказать невозможно [131].

Понятие случайного процесса хорошо знакомо. Каждый раз, когда проводится эксперимент (опыт), итогом его является функция, определенная на интервале времени, а не какое-либо одно число. Если  $f$  – функция одной переменной, то говорят о случайном процессе, если  $f$  – функция двух или большего числа переменных, то говорят о случайном поле.

Аргумент функции  $f$  может быть непрерывным и дискретным. В последнем случае используют термин "случайная последовательность" – одномерная (случайный процесс) или многомерная (случайное поле).

Для описания изображений широко используются математические модели случайных двумерных последовательностей. Необходимо отметить, что каждая отдельная реализация случайного сигнала является функцией детерминированной.

Изображение реальной поверхности представляет собой оптический образ, каждый участок которого характеризуется определенной яркостью (интенсивностью отраженного света). При дальнейшем описании моделирования изображений под термином "поверхность" будем понимать непрерывное распределение яркости (оптический образ). На рисунке 2.5.1 приведена схема получения набора модельных изображений и расчета полей векторов перемещений. Построение модельных изображений можно разбить на несколько этапов (рисунок 2.5.1):

- Получение набора дискретных отсчетов яркости (узловых точек) "поверхности" с заданным распределением;
- Построение непрерывного распределения яркости ("поверхности") путем интерполирования полученных узловых точек;

- Задание параметров (типа и приращения) деформации и перерасчет "поверхности" с учетом заданных значений;
- Дискретизация "поверхности" с целью получения модельного изображения.

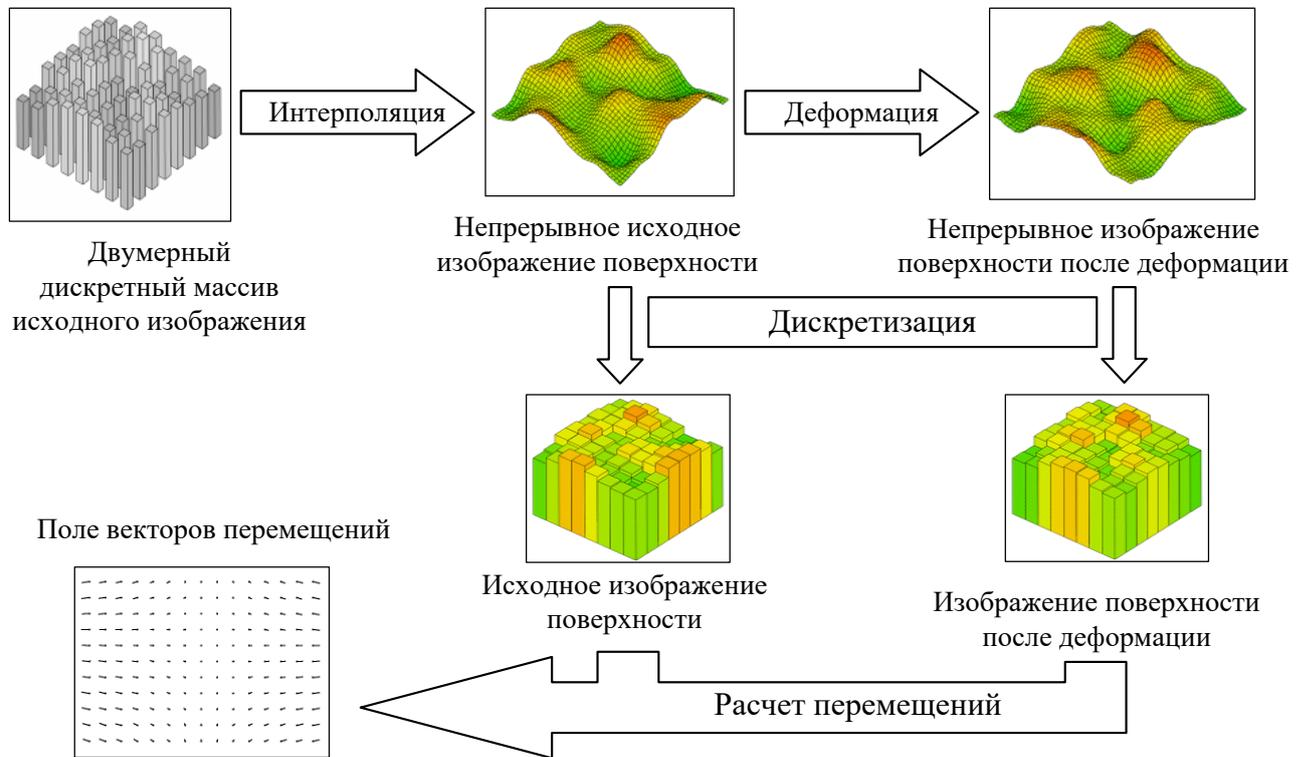


Рисунок 2.5.1 – Общая схема расчета деформации при обработке модельных изображений деформированной поверхности

Поскольку целью исследования не является выделение характерных объектов на изображении, то модель оптического образа поверхности будет представлять собой фон. Фон можно рассматривать как случайный процесс, который обладает набором признаков не свойственных объекту и выделение информационных признаков объекта, в котором затруднено. Также следует учитывать, что реальные изображения содержат шум и искажения, возникающие в процессе преобразования двумерного яркостного сигнала на входе датчика в электрический ток на выходе, например, шум, связанный с неоднородностью чувствительности датчика по полю, геометрическими искажениями, шумами дискретизации сигнала и т.д. [132].

В качестве набора модельных изображений использовали ряд однотипных изображений, отличающихся друг от друга статистическими параметрами (средним уровнем яркости, дисперсией). Наиболее простым и эффективным способом моделирования изображений фона как двумерных стохастических полей с заданными статистическими свойствами является соотношение вида [132]:

$$F_{x,y} = \alpha F_{x,y-1} + \beta F_{x-1,y} - \alpha\beta F_{x-1,y-1} + n_{x,y}\sigma\sqrt{(1-\alpha)(1-\beta)} + m(1-\alpha)(1-\beta), \quad (2.5.1)$$

где  $F_{x,y}$  – текущее значение фона в точке  $x, y$ ;  $\alpha, \beta$  – коэффициенты корреляции между соседними элементами по горизонтали и вертикали;  $n_{x,y}$  – случайная последовательность чисел с нулевым средним и единичной дисперсией;  $\sigma$  – требуемая величина среднеквадратичного отклонения амплитуд яркости изображения;  $m$  – требуемая величина математического ожидания амплитуд яркости изображения.

Варьируя параметры  $m, \sigma, \alpha$  и  $\beta$  в выражении (2.5.1), можно получать широкий диапазон фоновых изображений с контролируемыми статистическими параметрами. При фиксированных статистических параметрах можно сгенерировать банк однотипных изображений, что в свою очередь дает возможность проведения более точных, в статистическом смысле, машинных экспериментов. При  $\alpha = 0$  и  $\beta = 0$  модель фона сводится к случайной последовательности  $n_{x,y}$  приведенной с помощью параметров  $m$  и  $\sigma$  к нужному масштабу (по яркости пикселей изображения). В качестве распределения случайной последовательности нами было использовано равномерное распределение.

После расчета двумерного набора узлов с заданными статистическими параметрами проводили интерполяцию узлов для получения непрерывного распределения яркости. Расстояние между узлами принимается равным одному пикселу. Таким образом, вся модель разбивается на квадратные участки; интерполирование производится бикубическими двумерными сплайнами вида:

$$f(x, y) = \sum_{i,j=0}^3 a_{ij}x^i y^j \quad (2.5.2)$$

В результате деформации изменяется положение каждой точки поверхности. На рисунке 2.5.2 приведено два типа деформации: сдвиг (рисунк 2.5.2, а) и

двуосное растяжение (рисунок 2.5.2, б), сплошными линиями показана форма объекта до деформации, а пунктирными – после деформации.

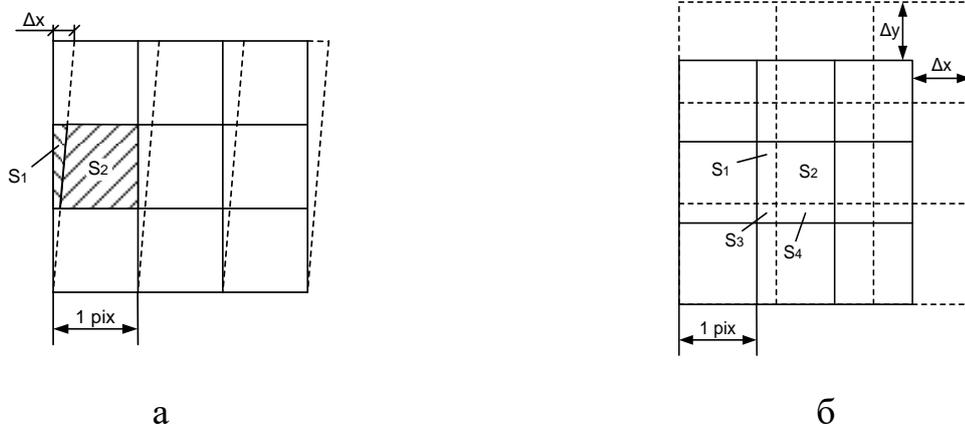


Рисунок 2.5.2 – К пояснению способа задания деформации модельной поверхности а) сдвиг; б) двуосное растяжение

Дискретизация "поверхности" подразумевает нахождение яркости каждого пиксела изображения после деформации. Яркость каждого пиксела определяется как среднее значение яркости участка "поверхности", который соответствует положению и размеру пиксела. Среднее значение яркости участка "поверхности" можно найти как  $f_{\text{avg}} = V/S$ , где  $V$  – объем тела, основанием которого служит область  $S$  плоскости  $x, y$  и которое сверху ограничено поверхностью  $z = f(x, y)$ , область  $S$  соответствует одному пикселу,  $f(x, y)$  – непрерывное распределение яркости.

Объем тела можно найти путем интегрирования поверхности по области  $S$ , при  $S = \{(x, y) \mid x_1 \leq x \leq x_2, y_1(x) \leq y \leq y_2(x)\}$

$$V = \iint_{(S)} f(x, y) dx dy = \int_{x_1}^{x_2} \left( \int_{y_1(x)}^{y_2(x)} f(x, y) dy \right) dx, \quad (2.5.3)$$

при  $S = \{(x, y) \mid x_1(y) \leq x \leq x_2(y), y_1 \leq y \leq y_2\}$

$$V = \iint_{(S)} f(x, y) dx dy = \int_{y_1}^{y_2} \left( \int_{x_1(y)}^{x_2(y)} f(x, y) dx \right) dy, \quad (2.5.4)$$

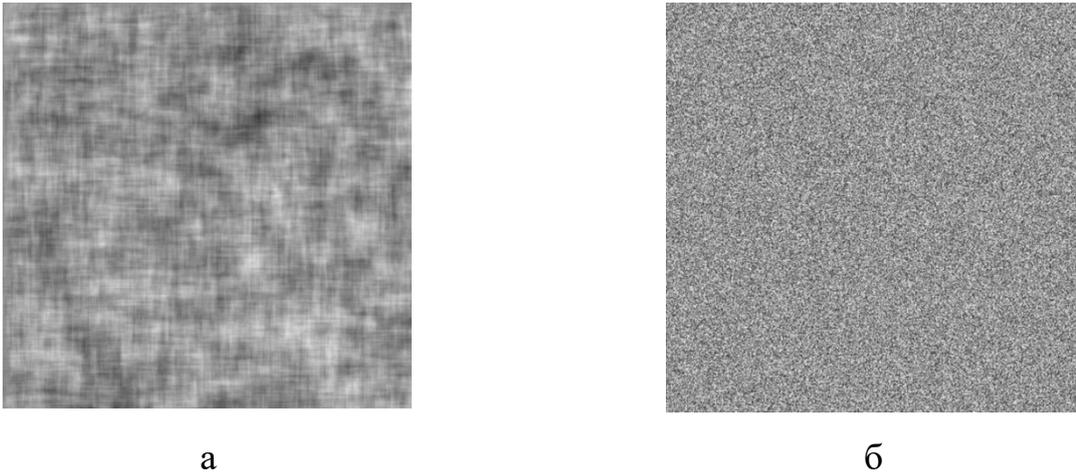


Рисунок 2.5.3 – Пример модельных изображений поверхности, полученных с помощью статистической модели (а) и модели типа равномерного распределения (б)

Поскольку искомая область соответствует одному пикселу, то  $f_{\text{avg}} = V/1 = V$ . После приращения деформации узловые точки смещаются, в результате в область пиксела может попадать несколько сплайнов "поверхности" (рисунок 2.5.2), поэтому среднее значение будет равно сумме объемов, например для пиксела, показанного на рисунке 2.5.2,  $f_{\text{avg}} = V_1 + V_2$ ,  $V_1$  и  $V_2$  соответствуют областям  $S_1$  и  $S_2$ .

На рисунке 2.5.3 показаны примеры изображений поверхности, полученных с помощью статистической модели (рисунок 2.5.3, а) и модели типа равномерного распределения (рисунок 2.5.3, б).

## 2.5.2 Верификация способа оценки деформации с использованием различных схем нагружения материала

Размер модельных изображений, использовавшихся в работе, был равен  $512 \times 512$  пикселов. Эксперимент проводился по четырем сериям, каждая серия состояла из 11 изображений, приращение длины  $l$  и ширины  $w$  модельной поверхности на каждом шаге составляло  $\frac{1}{2}$  пиксела. Поля векторов перемещений строили с использованием описанного ранее алгоритма со следующими параметрами: размер площадки расчета коэффициента корреляции равнялся 32 пиксела, шаг построения векторов 12 пикселов и размер стороны области для поиска вектора 8 пикселов. Путем численного дифференцирования векторных полей были получены

распределения продольной  $\varepsilon_{xx}$ , поперечной  $\varepsilon_{yy}$ , сдвиговой  $\varepsilon_{xy}$  компонент тензора деформации и главного пластического сдвига  $\gamma$ .

На рисунке 2.5.4 приведена схема методики верификации алгоритмов оценки перемещения и вычисления компонент деформации. Входной информацией является тип (модель) и приращение деформации от изображения к изображению в моделируемой серии. Выходным результатом работы являются вычисленная погрешность оценки компонент деформации. Методика верификации была применена для проверки алгоритмов вычисления деформации, основанных на построении полей векторов перемещений и пересчете полей в компоненты деформации. Результаты верификации разрабатываемых алгоритмов и оценки помехоустойчивости приведены в данной главе. Методика служит основой для получения серии эталонных модельных изображений для тестирования программного обеспечения.

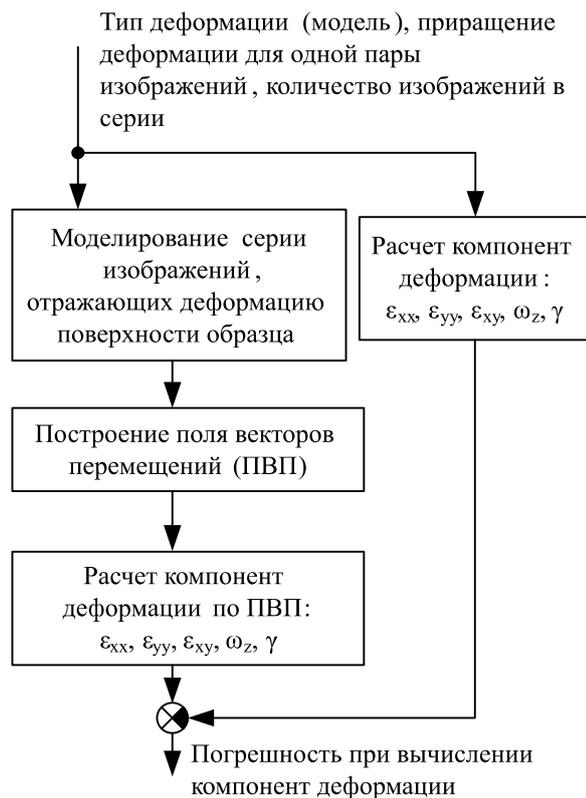


Рисунок 2.5.4 – Схема методики верификации алгоритмов определения перемещений и расчета деформации

**Модель двусосного растяжения.** Рассмотрим участок поверхности прямоугольной формы и размером  $w \times l$  (рисунок 2.5.5). При равномерном растяжении

поверхности по осям  $x$  и  $y$ ,  $l$  и  $w$  увеличиваются на величины  $\Delta x$  и  $\Delta y$  соответственно. Примем, что начало координат, находится в левом нижнем углу прямоугольника. Запишем координаты радиус-векторов  $\vec{r}_1$  и  $\vec{r}_2$ :

$$\begin{aligned}\vec{r}_1 &= \{l, w\}; \\ \vec{r}_2 &= \{l + \Delta x, w + \Delta y\}.\end{aligned}\quad (2.5.5)$$

Точка  $M_1$  переходит в  $M_2$ , вектор  $\vec{r}$  равен разности векторов  $\vec{r}_2$  и  $\vec{r}_1$  [133]:

$$\vec{r} = \vec{r}_2 - \vec{r}_1 = \{l + \Delta x - l, w + \Delta y - w\} = \{\Delta x, \Delta y\}.\quad (2.5.6)$$

Поскольку растяжение равномерное, то для каждой точки поверхности можно записать вектор смещения:

$$\begin{aligned}\vec{r} &= \{k_1 x, k_2 y\}; \\ k_1 &= \frac{\Delta x}{l}; k_2 = \frac{\Delta y}{w},\end{aligned}\quad (2.5.7)$$

где  $x$  и  $y$  – координаты точки. При рассмотрении всех точек поверхности можно записать векторное поле в декартовых координатах:

$$\begin{aligned}U(x, y) &= u(x, y)i + v(x, y)j; \\ u(x, y) &= k_1 x; v(x, y) = k_2 y;\end{aligned}\quad (2.5.8)$$

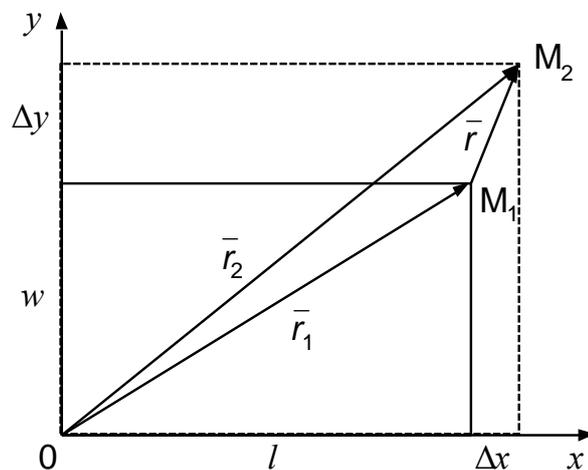


Рисунок 2.5.5 – К пояснению принципа аналитического расчета деформации в случае двусосного растяжения участка поверхности

Использование тензора деформации удобно для описания деформаций объекта. Напомним выражения для продольной  $\varepsilon_{xx}$ , поперечной  $\varepsilon_{yy}$ , сдвиговой  $\varepsilon_{xy}$  компонент тензора деформации и главного пластического сдвига  $\gamma$  [113–117]:

$$\varepsilon_{xx} = \frac{\partial u}{\partial x}, \varepsilon_{yy} = \frac{\partial v}{\partial y}, \varepsilon_{xy} = \frac{1}{2} \left( \frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x} \right), \gamma = \sqrt{(\varepsilon_{xx} - \varepsilon_{yy})^2 + 4\varepsilon_{xy}^2}. \quad (2.5.9)$$

Также запишем выражение для интенсивности деформации сдвига  $\gamma_i$  [115, 134]

$$\gamma_i = \sqrt{\frac{2}{3}} \sqrt{(\varepsilon_{xx} - \varepsilon_{yy})^2 + \varepsilon_{xx}^2 + \varepsilon_{yy}^2 + \frac{3}{2} \varepsilon_{xy}^2} \quad (2.5.10)$$

Зная векторное поле перемещений можно записать указанные компоненты тензора деформации, главный пластический сдвиг и интенсивность деформации сдвига [133]:

$$\begin{aligned} \varepsilon_{xx} &= \frac{\partial(k_1 x)}{\partial x} = k_1; \quad \varepsilon_{yy} = \frac{\partial(k_2 y)}{\partial y} = k_2; \\ \varepsilon_{xy} &= \frac{1}{2} \left( \frac{\partial(k_1 x)}{\partial y} + \frac{\partial(k_2 y)}{\partial x} \right) = 0; \\ \gamma &= \sqrt{(\varepsilon_{xx} - \varepsilon_{yy})^2 + 4\varepsilon_{xy}^2} = |k_1 - k_2|; \\ \gamma_i &= \sqrt{\frac{2}{3}} \sqrt{(k_1 - k_2)^2 + k_1^2 + k_2^2}. \end{aligned} \quad (2.5.11)$$

На рисунке 2.5.6 приведены полученные результаты. Пунктирной и сплошной (совпадает с осью  $x$ ) линиями обозначены значения компонент деформации, рассчитанные аналитически согласно (2.5.11), а точками обозначены значения компонент деформации  $\varepsilon_{xx}$ ,  $\varepsilon_{yy}$ ,  $\varepsilon_{xy}$ ,  $\gamma$  рассчитанные как среднеарифметическое их дискретного распределения (вычисленные с использованием разработанной программы). При расчете распределений компонент деформации по полученным модельным изображениям отклонения от значений, вычисленных аналитически, составили  $\Delta\varepsilon_{xx} = \pm 9,921 \cdot 10^{-4}$ ,  $\Delta\varepsilon_{yy} = \pm 9,575 \cdot 10^{-4}$ ,  $\Delta\varepsilon_{xy} = \pm 5,949 \cdot 10^{-4}$ ,  $\Delta\gamma^+ = 1,3829 \cdot 10^{-3}$ ,  $\Delta\gamma^- = 7,6 \cdot 10^{-6}$ .

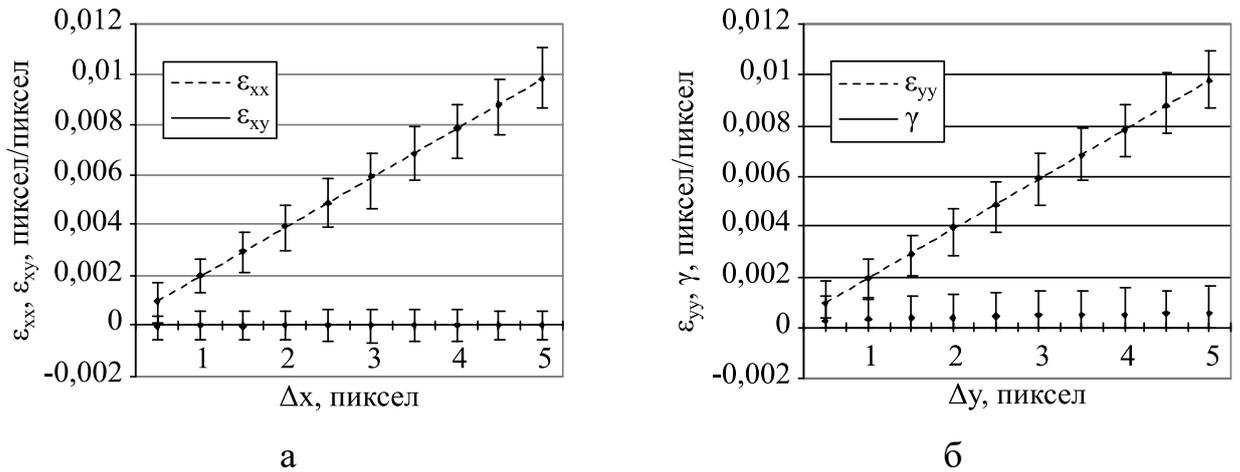


Рисунок 2.5.6 – Компоненты деформации при двухосном растяжении, рассчитанные аналитически (пунктирная и сплошная линии) и как среднеарифметическое по полю  $\epsilon_{xx}$ ,  $\epsilon_{xy}$  (а) и  $\epsilon_{yy}$ ,  $\gamma$  (б)

**Модель чистого сдвига.** Также как и в случае со схемой растяжения рассмотрим участок поверхности прямоугольной формы и размером  $w \times l$  (рисунок 2.5.7). При равномерном сдвиге поверхности вдоль оси  $x$ , поверхность приобретает вид параллелограмма.

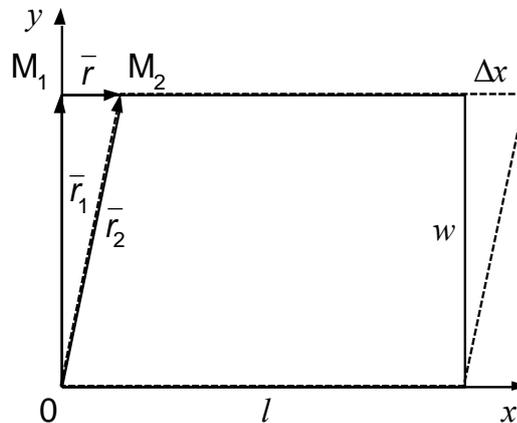


Рисунок 2.5.7 – К пояснению принципа аналитического расчета деформации в случае чистого сдвига участка поверхности

Начало координат, находится в левом нижнем углу прямоугольника. Точка  $M_1$  переходит в  $M_2$ , расстояние между точками равно  $\Delta x$ . Запишем координаты радиус-векторов  $\vec{r}_1$  и  $\vec{r}_2$ :

$$\begin{aligned}\vec{r}_1 &= \{0, w\}; \\ \vec{r}_2 &= \{\Delta x, w\}.\end{aligned}\quad (2.5.12)$$

Вектор  $\vec{r}$  равен разности векторов  $\vec{r}_2$  и  $\vec{r}_1$ :

$$\vec{r} = \vec{r}_2 - \vec{r}_1 = \{\Delta x, w - w\} = \{\Delta x, 0\}.\quad (2.5.13)$$

Поскольку сдвиг равномерный, то для каждой точки поверхности можно записать вектор смещения:

$$\begin{aligned}\vec{r} &= \{ky, 0\}; \\ k &= \frac{\Delta x}{w},\end{aligned}\quad (2.5.14)$$

где  $x$  и  $y$  – координаты точки. При рассмотрении всех точек поверхности можно записать векторное поле в декартовых координатах:

$$\begin{aligned}U(x, y) &= u(x, y)i + v(x, y)j; \\ u(x, y) &= ky; v(x, y) = 0;\end{aligned}\quad (2.5.15)$$

Зная параметры перемещений, задаваемые векторным полем, можно записать продольную  $\varepsilon_{xx}$ , поперечную  $\varepsilon_{yy}$ , сдвиговую  $\varepsilon_{xy}$  компоненты тензора деформации, главный пластический сдвиг  $\gamma$  и интенсивность деформации сдвига  $\gamma_i$  [133]:

$$\begin{aligned}\varepsilon_{xx} &= \frac{\partial(ky)}{\partial x} = 0; \quad \varepsilon_{yy} = 0; \\ \varepsilon_{xy} &= \frac{1}{2} \left( \frac{\partial(ky)}{\partial y} + 0 \right) = \frac{k}{2}; \\ \gamma &= \sqrt{(\varepsilon_{xx} - \varepsilon_{yy})^2 + 4\varepsilon_{xy}^2} = k; \\ \gamma_i &= |\varepsilon_{xy}| = \left| \frac{k}{2} \right|.\end{aligned}\quad (2.5.16)$$

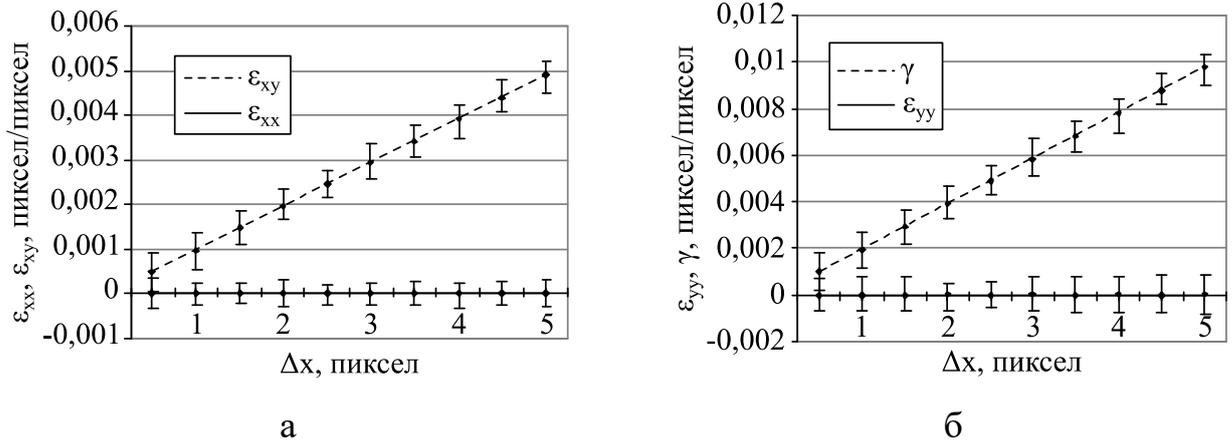


Рисунок 2.5.8 – Компоненты деформации при одноосном сдвиге, рассчитанные аналитически (пунктирная и сплошная линии) и как среднеарифметическое их полей;  $\epsilon_{xx}$ ,  $\epsilon_{xy}$  (а)  $\epsilon_{yy}$ ,  $\gamma$  (б)

На рисунке 2.5.8 приведены результаты расчета компонент деформации по модельным изображениям. Параметры алгоритма построения векторного поля и изображений соответствуют таковым, описанным в предыдущем разделе. Пунктирной и сплошной (совпадает с осью  $x$ ) линиями обозначены аналитически полученные значения компонент деформации, точками обозначены значения компонент деформации, рассчитанные как среднеарифметическое их дискретного распределения. При расчете последних по полученным модельным изображениям, отклонения от значений, вычисленных аналитически, составили  $\Delta\epsilon_{xx} = \pm 2,729 \cdot 10^{-4}$ ,  $\Delta\epsilon_{yy} = \pm 7,212 \cdot 10^{-4}$ ,  $\Delta\epsilon_{xy} = \pm 3,66 \cdot 10^{-4}$ ,  $\Delta\gamma = \pm 7,257 \cdot 10^{-4}$ .

**Модель трехточечного изгиба.** Также как и в предыдущих моделях рассмотрим участок поверхности прямоугольной формы и размером  $w \times l$  (рисунок 2.5.9). При приложении силы перпендикулярно оси  $x$  к точке  $M_1$ , поверхность испытывает изгиб. Будем считать, что изгиб равномерный и стороны прямоугольника параллельные оси  $x$  изменяют форму по параболическому закону. Начало координат находится в левом нижнем углу прямоугольника. При этом точка  $M_1(l/2, 0)$  переходит в  $M_2(l/2, \Delta y)$ ; расстояние между точками равно  $\Delta y$ . Запишем координаты радиус-векторов  $\vec{r}_1$  и  $\vec{r}_2$ :

$$\begin{aligned}\vec{r}_1 &= \left\{ \frac{l}{2}, 0 \right\}; \\ \vec{r}_2 &= \left\{ \frac{l}{2}, \Delta y \right\}.\end{aligned}\tag{2.5.17}$$

Вектор  $\vec{r}$  равен разности векторов  $\vec{r}_2$  и  $\vec{r}_1$ :

$$\vec{r} = \vec{r}_2 - \vec{r}_1 = \left\{ \frac{l}{2} - \frac{l}{2}, \Delta y \right\} = \{0, \Delta y\}.\tag{2.5.18}$$

Поскольку изгиб равномерный и происходит по параболическому закону, то для каждой точки поверхности можно записать вектор смещения:

$$\begin{aligned}\vec{r} &= \left\{ 0, \Delta y - k \left( x - \frac{l}{2} \right)^2 \right\}; \\ k &= \frac{4\Delta y}{l^2},\end{aligned}\tag{2.5.19}$$

где  $x$  и  $y$  – координаты точки. При рассмотрении всех точек поверхности можно записать векторное поле в декартовых координатах:

$$\begin{aligned}U(x, y) &= u(x, y)i + v(x, y)j; \\ u(x, y) &= 0; v(x, y) = \Delta y - k \left( x - \frac{l}{2} \right)^2.\end{aligned}\tag{2.5.20}$$

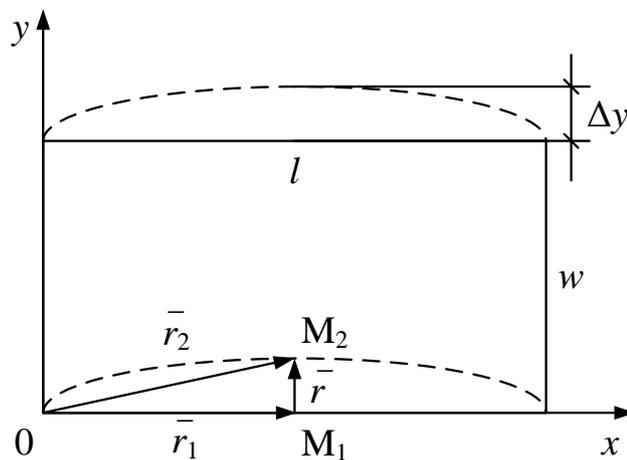


Рисунок 2.5.9 – К пояснению принципа аналитического расчета деформации в случае (трехточечного) изгиба участка поверхности

Зная векторное поле можно записать продольную  $\varepsilon_{xx}$ , поперечную  $\varepsilon_{yy}$ , сдвиговую  $\varepsilon_{xy}$  компоненты тензора деформации, главный пластический сдвиг  $\gamma$  и интенсивность деформации сдвига  $\gamma_i$  [133]:

$$\begin{aligned}\varepsilon_{xx} &= 0; \quad \varepsilon_{yy} = \frac{\partial(\Delta y - k(x - l/2)^2)}{\partial y} = 0; \\ \varepsilon_{xy} &= \frac{1}{2} \left( 0 + \frac{\partial(\Delta y - k(x - l/2)^2)}{\partial x} \right) = -kx + \frac{kl}{2}; \\ \gamma &= \sqrt{4 \left( -kx + \frac{kl}{2} \right)^2} = |-2kx + kl|; \\ \gamma_i &= |\varepsilon_{xy}| = \left| -kx + \frac{kl}{2} \right|.\end{aligned}\tag{2.5.21}$$

На рисунке 2.5.10 приведены результаты расчета сдвиговой  $\varepsilon_{xy}$  компоненты тензора деформации, полученные путем анализа модельных изображений (отражающих деформацию по схеме трехточечного изгиба). Расчетные параметры, использовавшиеся при построении векторного поля и изображений, те же, что и в предыдущих разделах. Сплошной и пунктирными линиями показаны значения аналитически рассчитанной сдвиговой  $\varepsilon_{xy}$  компоненты тензора деформации, рассчитанные в центре анализируемого участка поверхности (сечение по горизонтали), при смещениях  $\Delta y$  от 0,5 до 2,5 пикселей с шагом 0,5. Точками обозначены среднеарифметические постолбцовые значения отсчетов поля данной компоненты.

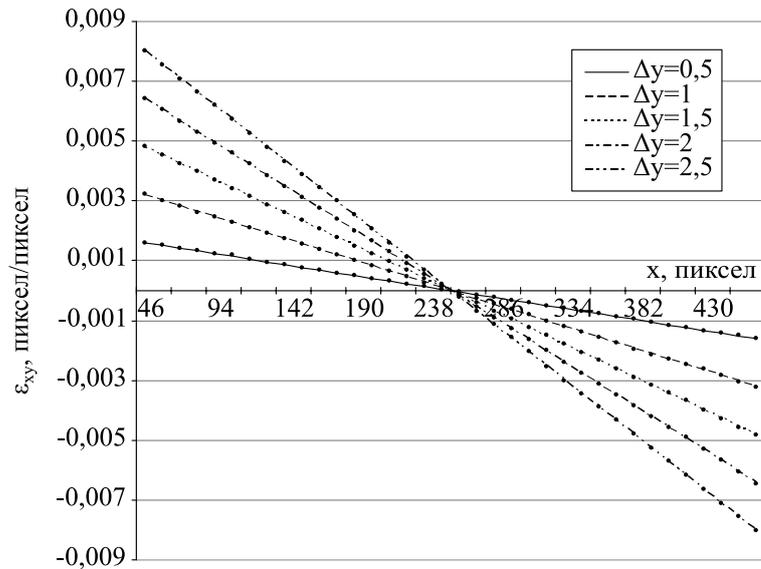


Рисунок 2.5.10 – Сдвиговая компонента тензора деформации  $\varepsilon_{xy}$  при (трехточечном) изгибе, рассчитанная аналитически (пунктирная и сплошная линии) и как по столбцовое среднеарифметическое значений поля

Отклонения экспериментально полученных распределений от аналитически рассчитанных уменьшаются к центру участка поверхности по горизонтали, что соответствует пересечению компоненты с осью  $x$ . Ошибка, в среднем, уменьшается от  $2,5 \cdot 10^{-4}$  по краям до  $8,54 \cdot 10^{-5}$  в центре и значительно не изменяется при увеличении (уменьшении) приращения деформации  $\Delta y$ . Отклонение  $\varepsilon_{xx}$  и  $\varepsilon_{yy}$  от нуля в среднем составило  $\Delta\varepsilon_{xx} = \pm 3,632 \cdot 10^{-4}$  и  $\Delta\varepsilon_{yy} = \pm 1,79 \cdot 10^{-4}$  соответственно.

**Модель усталостной трещины.** Характер перемещений перед вершиной трещины нормального отрыва (мода I) подробно изучен и хорошо описан в механике разрушения [135, 136]. Выражения для перемещений в полярных координатах могут быть записаны следующим образом:

$$\begin{aligned} u_r^I &= \frac{K_I \sqrt{r} ((2\alpha - 1) \cos(\theta/2) - \cos(3\theta/2))}{4G\sqrt{2\pi}}; \\ u_\theta^I &= \frac{K_I \sqrt{r} (\sin(3\theta/2) - (2\alpha + 1) \sin(\theta/2))}{4G\sqrt{2\pi}}, \end{aligned} \quad (2.5.22)$$

где  $K_I$  – коэффициент интенсивности напряжений для трещины моды I;  $r$ ,  $\theta$  – полярные координаты, причем начало координат связано с вершиной трещины, а угол  $\theta$  отсчитывается от оси, совпадающей с линией трещины;  $G$  – модуль сдвига;  $u_r$  –

радиальное смещение;  $u_\theta$  – тангенциальное смещение. Для плоского напряженного состояния  $\alpha = (3 - \nu)/(1 + \nu)$ , где  $\nu$  – коэффициент Пуассона. Для стали  $\nu = 0,28$ , поэтому  $\alpha = 2,125$ .

Для трещины поперечного сдвига (мода II) уравнения линейной механики разрушения имеют вид [135, 136]:

$$\begin{aligned} u_r^{II} &= \frac{K_{II}\sqrt{r}(3 \sin(3\theta/2) - (2\alpha - 1) \sin(\theta/2))}{4G\sqrt{2\pi}}; \\ u_\theta^{II} &= \frac{K_{II}\sqrt{r}(3 \cos(3\theta/2) - (2\alpha + 1) \cos(\theta/2))}{4G\sqrt{2\pi}}, \end{aligned} \quad (2.5.23)$$

где  $K_{II}$  – коэффициент интенсивности напряжений для трещины моды II.

При совместном действии растягивающей внешней силы и поперечного сдвига смещение каждой точки будет представлять собой сумму двух смещений, соответствующих нормальному отрыву и аккомодационному повороту. В этом случае суммарное векторное поле упругих смещений может быть описано уравнениями [135]:

$$\begin{aligned} u_r^\Sigma &= u_r^I + u_r^{II} \\ u_\theta^\Sigma &= u_\theta^I + u_\theta^{II}. \end{aligned} \quad (2.5.24)$$

Для дальнейших расчетов необходимо перейти от полярной системы координат к декартовой:

$$\begin{aligned} u &= u_r \cos(\theta) + u_\theta \sin(\theta); \\ v &= u_r \sin(\theta) - u_\theta \cos(\theta). \end{aligned} \quad (2.5.25)$$

Дифференцируя векторное поле можно вычислить компоненты деформации [133].

На рисунке 2.5.11 приведены поля компоненты  $\varepsilon_{xx}$  для моды I, рассчитанное аналитически (рисунок 2.5.11, а), и в результате обработки модельных изображений (рисунок 2.5.11, б). Приведенные распределения свидетельствуют о хорошем качественном и количественном согласии результатов аналитического и экспериментального расчетов. Кроме того, распределение, приведенное на рисунке 2.5.11,б, иллюстрирует уровень ошибки (отклонения), получающийся при пересчете смещений в компоненты деформации.

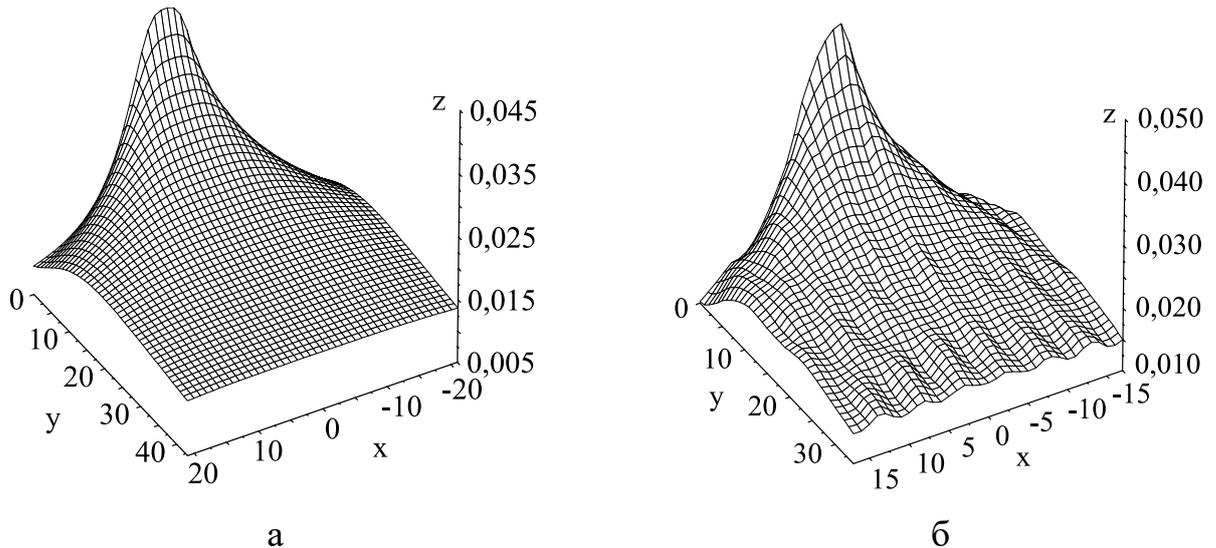


Рисунок 2.5.11 – Распределение продольной компоненты тензора деформации  $\epsilon_{xx}$  для моды I, рассчитанное аналитически (а) и по данным обработки модельных изображений (б)

**Расчет деформации путем анализа изображений поверхностей реальных объектов.** В данном разделе приведены результаты тестирования разрабатываемого метода на изображениях поверхностей реальных образцов. В экспериментах использовались полимерные образцы из полипропилена, нагружавшиеся на механической испытательной машине ИМАШ-2078 в условиях одноосного статического растяжения. Эксперимент проводился на образцах полипропилена, имевших форму двусторонней плоской лопатки. Образцы имели размер рабочей части  $39 \times 2 \times 1$  мм<sup>3</sup>. Изображения снимали в центральной части образца, размер участка, наблюдаемого на изображении, составлял  $800 \times 600$  мкм (рисунок 2.5.12, а). Размер изображений (разрешение) равнялся  $768 \times 576$  пикселов. Скорость растяжения образца составляла 15 мм/час; запись изображений образца производилась через промежутки времени, равные нескольким секундам. Поле векторов перемещений, построенное по паре изображений образца, приведено на рисунке 2.5.12, б. Интерес к данному материалу был вызван его способностью испытывать существенные упругие деформации, что является весьма актуальным при разработке метода оценки деформации.

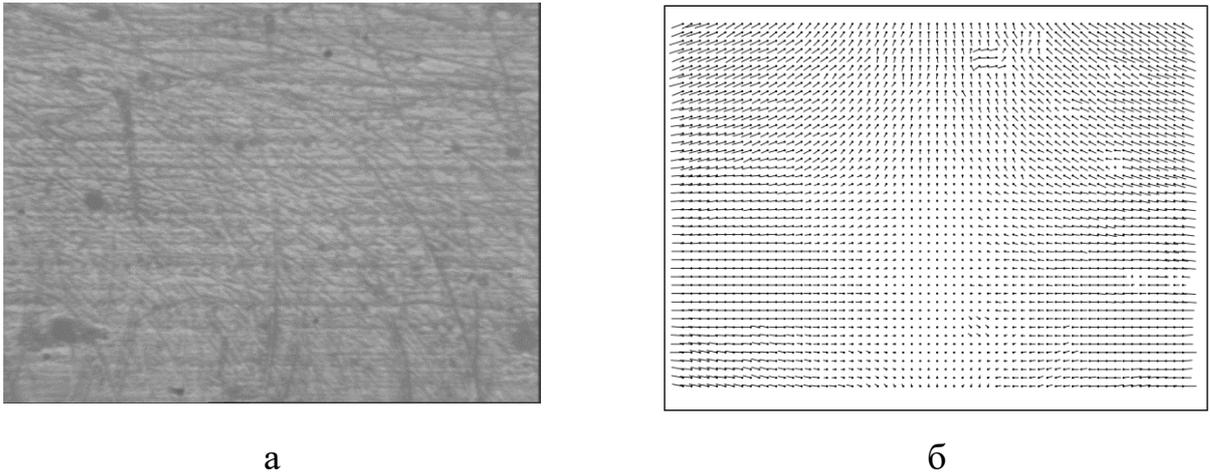


Рисунок 2.5.12 – Изображение участка образца из полипропилена (а) и соответствующее этой степени деформации поле векторов перемещений (б)

Запишем принцип прямого расчета значений  $\gamma_i$ , исходя из скорости нагружения образца и времени между записью изображений. Найдем скорости растяжения участка образца (соответствующего размеру изображения) по оси  $x$  и сжатия по оси  $y$ :

$$u_t = L \cdot V_{\text{но}} / L_0 = (768 \cdot 4,2) / 39000 = 0,0827 \text{ пиксел/с},$$

$$v_t = \mu \cdot H \cdot u_t / L = (0,5 \cdot 576 \cdot 0,0827) / 768 = 0,031 \text{ пиксел/с},$$

где  $V_{\text{но}}$  – скорость нагружения образца в мкм/с,  $V_{\text{но}} = (15 \cdot 10^3) / 3600 = 4,2$  мкм/с,  $L_0$  – длина образца в мкм,  $L$ ,  $H$  – длина и ширина изображения в пикселах ( $768 \times 576$ ),  $\mu$  – коэффициент Пуассона,  $\mu = 0,5$ . Зная время между записью изображений согласно выражению (2.5.11) можно определить приращение деформации и значение компонент тензора деформации  $\varepsilon_{xx}$  и  $\varepsilon_{yy}$  для каждой пары изображений:

$$\varepsilon_{xx} = u_t \cdot t / L, \quad \varepsilon_{yy} = -v_t \cdot t / H,$$

где  $t$  – время между записью изображений, знак компоненты  $\varepsilon_{yy}$  соответствует сжатию образца по оси  $y$ . Зная, что при растяжении образца  $\varepsilon_{xy} = 0$  можно рассчитать интенсивность деформации сдвига по формуле (2.5.10).

На рисунке 2.5.13 приведены зависимости параметра  $\gamma_i$  от времени приращения нагрузки, полученные с использованием прямого расчета (принцип, которого был описан выше) и косвенного расчета, проводившегося с использованием метода, предложенного в настоящем разделе и реализованного программно.

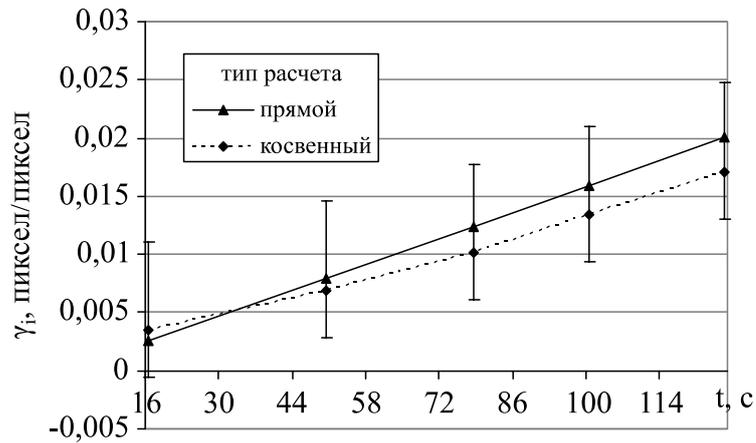


Рисунок 2.5.13 – Результаты расчета интенсивности деформации сдвига при растяжении образца из полипропилена с использованием «прямого» и «косвенного» методов расчета в зависимости от времени от начала регистрации серии изображений

Приведенные результаты являются наглядным подтверждением количественного и качественного соответствия результатов расчетов, и свидетельствуют в пользу того, что разрабатываемая методика оценки деформаций, основанная на анализе перемещений участков поверхности, является корректной и может применяться для проведения экспериментальных исследований.

### 2.5.3 Оценка точности вычисления перемещений и помехоустойчивости алгоритмов при наличии возмущающих факторов

В тестах алгоритмов использовались серии изображений, в которых модельная поверхность смещалась по оси  $x$  на заданную величину (трансляция). Данный способ позволяет наиболее эффективно оценить ошибку для конкретного значения перемещения, поскольку все вектора поля имеют одинаковую длину и направление [120]. Алгоритмы тестировались с использованием модельных изображений размером  $512 \times 512$  пикселей и 8 бит яркости, отведенных под один пиксел (grayscale). Изображения моделировались с использованием статистической модели с параметрами  $\alpha = \beta = 0,9$ . Тестирование алгоритмов проводилось для установления их помехоустойчивости и точности при влиянии внешних факторов, таких как гауссовский и белый шум на изображении, размытие изображения, искажение яркости изображения, а также оценивалось влияние такого параметра изображения, как корреляция между соседними элементами изображения. В первом тесте

оценивалась максимальная ошибка и среднее максимальной ошибки. Во всех остальных тестах оценивалась средняя ошибка нахождения векторов (определения перемещения) и среднеквадратичное отклонение найденных векторов поля от заданного перемещения поверхности на модельных изображениях.

Была сформулирована методика оценки помехоустойчивости алгоритмов оценки перемещения (рисунок 2.5.14). Входной информацией является тип (модель) и приращение деформации от изображения к изображению в моделируемой серии. Выходным результатом работы являются вычисленная ошибка определения перемещения.

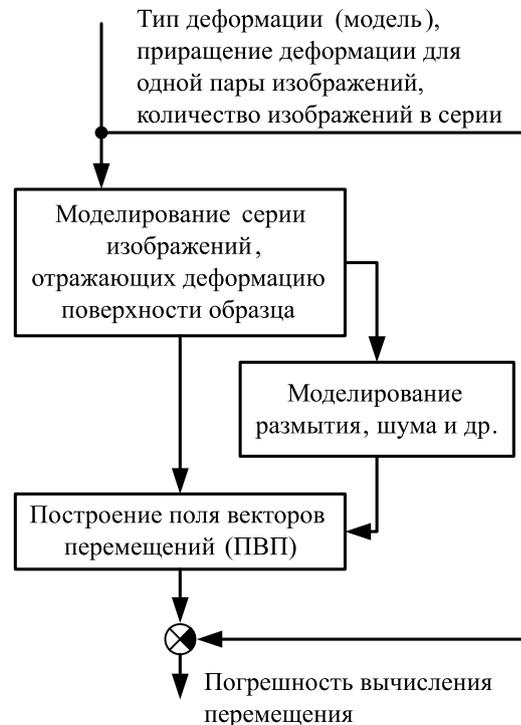


Рисунок 2.5.14 – Схема методики оценки помехоустойчивости алгоритмов определения перемещения

**Влияние корреляции между соседними элементами (пикселями) модельного изображения.** Исследование влияния корреляции между соседними элементами изображения (пикселями) показало, что при увеличении коэффициента корреляции  $\alpha$  ( $\alpha = \beta$ ) – см. 2.5.1, ошибка определения смещения  $\delta$  растет неодинаково при различных величинах смещения поверхности  $dx$  (рисунок 2.5.15, а). На рисунке 2.5.15, б приведена зависимость средней ошибки от коэффициента

корреляции  $\alpha$  для смещений поверхности в диапазоне от 0,05 до 1,0 пиксела. При отсутствии корреляции между пикселами изображения ( $\alpha = 0$ ) ошибка определения перемещения в среднем составляет 0,01 пиксела. При увеличении коэффициента корреляции ошибка значительно возрастает при значениях перемещений  $\sim 0,2$  и  $\sim 0,8$  пиксела и практически не изменяется для перемещения, равном 0,5 пиксела.

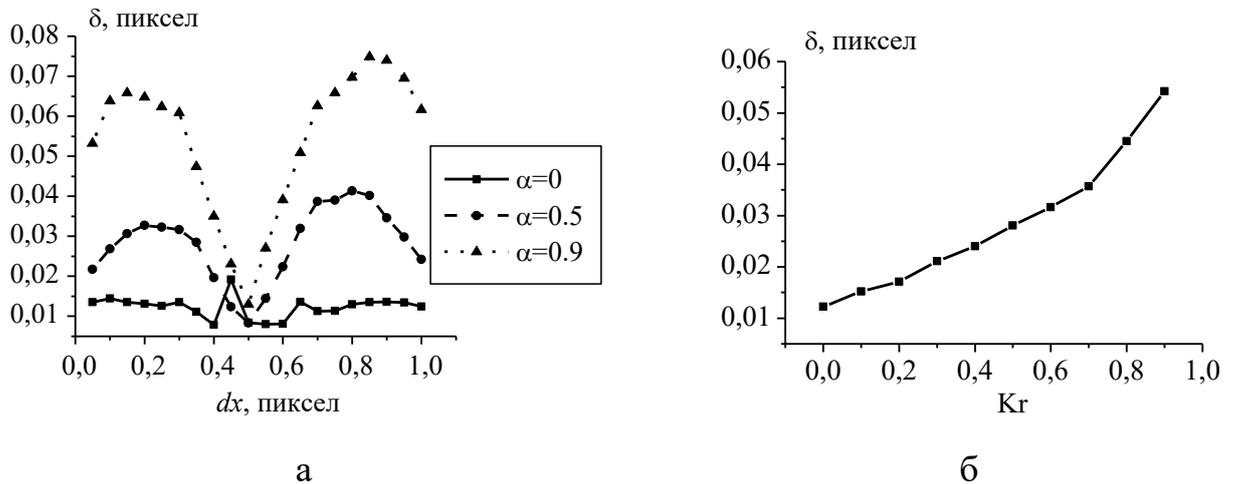


Рисунок 2.5.15 – Влияние коэффициентов корреляции элементов изображений на точность нахождения векторов перемещений

Такой вид графиков, во-первых, связан со способом нахождения перемещения с субпиксельной точностью, т.е. бикубическим интерполированием распределения ВКФ. Во-вторых, увеличение степени корреляции между элементами изображения является возмущающим воздействием, приводящим к возрастанию ошибки определения смещения. Поскольку при проведении данного теста все использованные алгоритмы показали схожие результаты, графики приведены только для алгоритма SSD.

**Влияние шума на модельном изображении.** Реальные изображения изначально содержат шум, одним из источников которого является ПЗС-матрица видеодатчика. В тестах анализировали пары модельных изображений, одно из которых соответствовало несмещенной поверхности, а второе отражало смещение поверхности на 0,5 пиксела.

Шум представляет собой случайный аддитивный сигнал, статистически независимый от видеосигнала. Модель аддитивного шума используется тогда, когда сигнал на выходе изображающей системы или на каком-нибудь промежуточном этапе преобразования может рассматриваться как сумма полезного сигнала и некоторого случайного сигнала (шума) [137]. В тестах использовали аддитивную модель гауссовского и белого шума, распределенного по всему полю исследуемого изображения. На оба изображения из пары попиксельно накладывался случайный сигнал (шум) одинаковых амплитуды и распределения.

Из результатов тестов видно, что при увеличении амплитуды шума наблюдается рост ошибки вычисления перемещения  $\delta$  (рисунок 2.5.16,а) и среднего квадратичного отклонения  $\sigma$  (рисунок 2.5.16,б). Причем наличие на изображении гауссовского шума приводит к большей ошибке, чем при наличии белого шума той же амплитуды (рисунок 2.5.16).

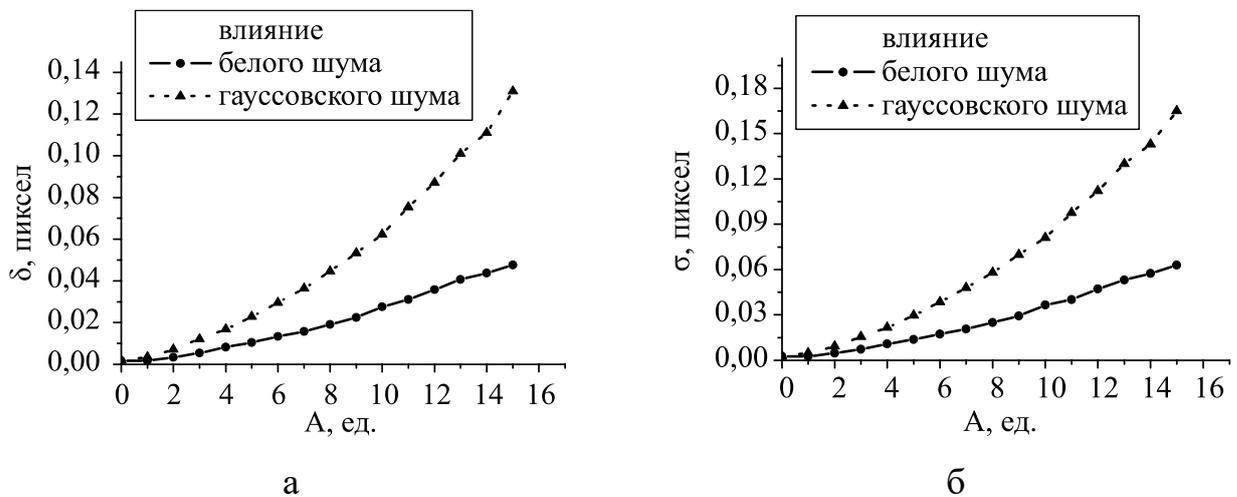


Рисунок 2.5.16 – Влияние шума на изображении на точность нахождения векторов перемещений: зависимость ошибки определения перемещения от амплитуды шума (а), зависимость среднеквадратичного отклонения определения перемещения от амплитуды шума (б)

Графики приведены для алгоритма SSD. Зависимость определения перемещения от амплитуды шума можно выразить аналитически, аппроксимируя

полученные данные. При зашумлении изображения белым шумом зависимость будет следующей:

$$\delta(A) = 0,000122519 \cdot A^2 + 0,00139 \cdot A + 0,0005853,$$

при зашумлении гауссовским шумом следующая:

$$\delta(A) = 0,000444961 \cdot A^2 + 0,00175 \cdot A + 0,00211.$$

В таблице 2.5.1 приведены результаты тестирования алгоритмов в условиях зашумления модельного изображения белым шумом с амплитудой 30 ед. (под единицей подразумевается один отсчет по шкале яркости). В таблице 2.5.1 и последующих таблицах приняты следующие обозначения:  $\delta$  – ошибка определения перемещения в пикселах,  $\sigma$  – среднеквадратичное отклонение в пикселах.

Таблица 2.5.1 – Влияние белого шума

параметр	SAD	SSD	ZSSD	LSSD	ZNCC	NCC
$\delta$ , пиксел	0,20132	0,16583	0,16701	0,16791	0,17262	0,16750
$\sigma$ , пиксел	0,25659	0,21227	0,21372	0,21519	0,22301	0,21446

В таблице 2.5.2 приведены результаты тестирования алгоритмов в условиях зашумления модельного изображения гауссовским шумом с амплитудой 15 ед. Наименьшая ошибка и среднеквадратичное отклонение достигается при использовании SSD алгоритма, а наибольшая ошибка наблюдается при использовании SAD алгоритма.

Таблица 2.5.2 – Влияние гауссовского шума

параметр	SAD	SSD	ZSSD	LSSD	ZNCC	NCC
$\delta$ , пиксел	0,14432	0,12548	0,12657	0,12711	0,13051	0,12682
$\sigma$ , пиксел	0,18579	0,16311	0,16445	0,16566	0,17044	0,16492

**Влияние искажений яркости на модельном изображении.** На реальных изображениях часто можно наблюдать потемнение отдельных участков (вследствие изменения отражающей способности поверхности), что связано с локализацией деформации в малых по размеру областях нагруженного образца. В тестах анализировали пары модельных изображений, одно из которых соответствовало

несмещенной поверхности, а второе отражало смещение поверхности на 0,5 пиксела. Для исследования влияния подобного рода искажений на точность построения векторов перемещений был проведен тест на модельных изображениях, в котором яркость второго изображения понижалась на заданную величину [120].

Проведенное исследование влияния изменения (отклонения) яркости изображения характеризует отсутствие "чувствительности" алгоритмов с нулевым средним элементов (ZNCC, ZSSD) к такому виду искажений, в то время как использование алгоритмов SSD, SAD сопровождается значительным ростом величины ошибок в результатах определения смещения при увеличении отклонения яркости (параметр  $A$  – рисунок 2.5.17). Отметим, что результаты расчетов совпадают как при уменьшении, так и при увеличении яркости.

Для разностного алгоритма SAD (SSD) зависимость ошибки и среднеквадратичного отклонения можно разделить на два диапазона: от 0 до 14 ед. и от 14 ед. и более. При отклонении яркости в диапазоне от 0 до 14 ед. ошибка не превышает 0,5 пиксела, в то время как дальнейшее увеличение отклонения яркости приводит к возрастанию скорости роста ошибки (рисунок 2.5.17, а) и среднего квадратичного отклонения (рисунок 2.5.17, б).

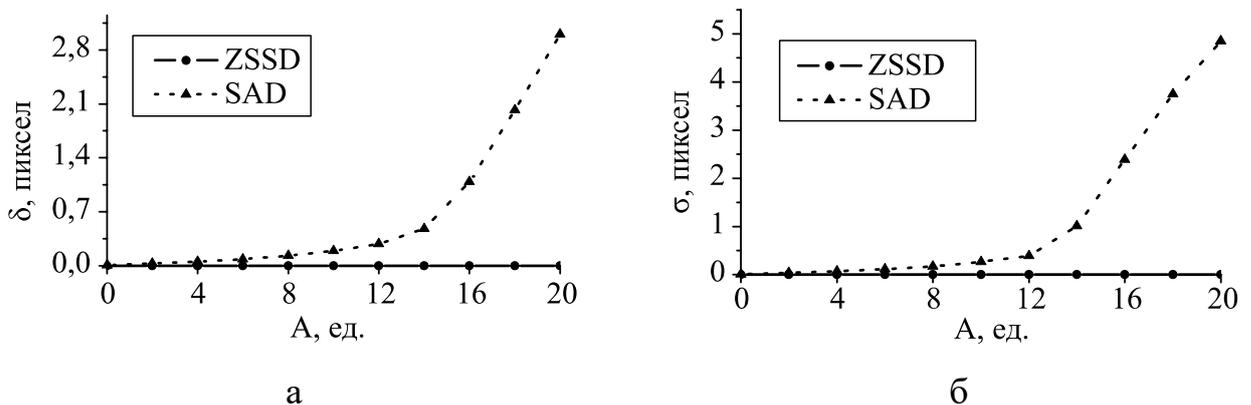


Рисунок 2.5.17 – Влияние отклонения яркости изображения на точность нахождения векторов перемещений: зависимость ошибки определения перемещения от величины отклонения яркости (а), зависимость среднеквадратичного отклонения определения перемещения от величины отклонения яркости (б)

В таблице 2.5.3 приведен результат тестирования алгоритмов при величине отклонения яркости 20 ед. Анализ представленных данных показывает, что для исследуемых алгоритмов наименьшая ошибка и среднеквадратичное отклонение достигается при использовании алгоритмов ZSSD и ZNCC. Наибольшая ошибка наблюдается в результатах тестов алгоритмов SAD и SSD (аналогично графикам на рисунке 2.5.17). Средняя величина ошибки наблюдается при использовании LSSD и NCC.

Таблица 2.5.3 – Влияние отклонения яркости изображения

параметр	SAD	SSD	ZSSD	LSSD	ZNCC	NCC
$\delta$ , пиксел	1,4138	0,19679	0,0017361	0,0095856	0,0016640	0,0093610
$\sigma$ , пиксел	2,12444	0,41267	0,0027692	0,0141226	0,0028172	0,0137739

**Влияние размытия модельных изображений.** В результате расфокусировки микроскопа, изображения будут иметь размытие, которое также будет сказываться на результате расчета перемещений. Как и в предыдущих тестах в данном эксперименте анализировали пары модельных изображений, одно из которых соответствовало несмещенной поверхности, а второе отражало смещение поверхности на 0,5 пиксела. Для имитации расфокусировки микроскопа второе модельное изображение из пары подвергалось размытию, которое моделировалось гауссовой функцией рассеяния точки [138]:

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}. \quad (2.5.26)$$

Из результатов эксперимента видно, что алгоритм SSD (разностный) оказался устойчивее к такому типу искажений, чем ZNCC корреляционный (рисунок 2.5.18). Зависимость ошибки от радиуса размытия (обозначен как  $A$ ) можно выразить аналитически, аппроксимируя полученные данные. Для алгоритма SSD зависимость ошибки будет следующей:

$$\delta(A) = 0,00353 \cdot A^3 - 0,0068 \cdot A^2 + 0,01056 \cdot A + 0,000846465,$$

для алгоритма ZNCC следующей:

$$\delta(A) = 0,00468 \cdot A^3 - 0,00698 \cdot A^2 + 0,01198 \cdot A + 0,00046303.$$

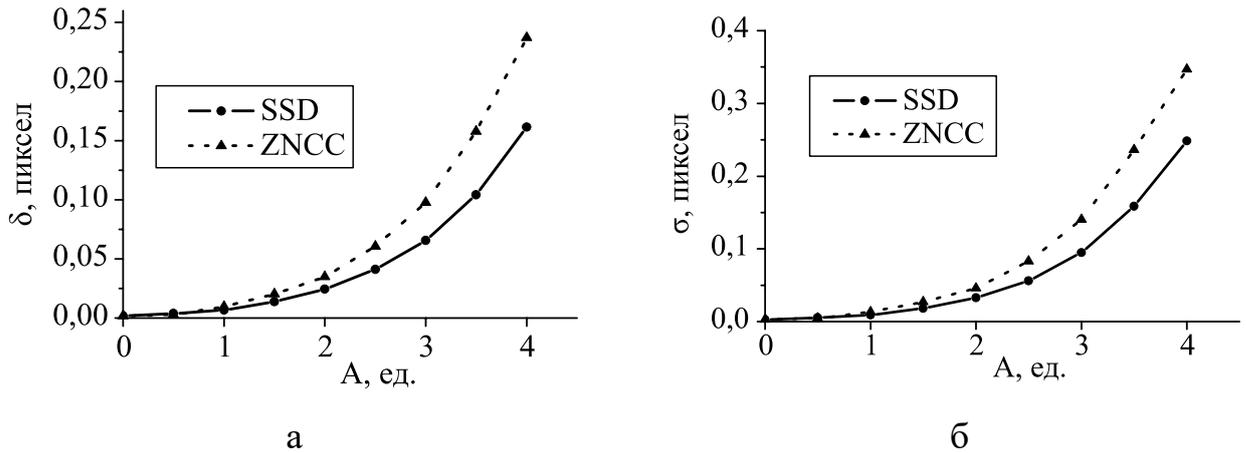


Рисунок 2.5.18 – Влияние размытия изображения на точность нахождения векторов перемещений, а – зависимость ошибки определения перемещения  $\delta$  от степени размытия изображения  $A$ , б – зависимость среднеквадратичного отклонения определения перемещения  $\sigma$  от степени размытия  $A$

В таблице 2.5.4 приведен результат тестирования алгоритмов при гауссовом размытии радиусом 4 ед. При использовании корреляционного алгоритма ZNCC величина средней ошибки на 40% больше, чем при использовании SSD. Наибольшая величина ошибки наблюдается при использовании алгоритма ZNCC, а наименьшая при использовании SSD. Остальные алгоритмы по «чувствительности» к искажению типа размытия изображения занимают промежуточное значение между вышеуказанными алгоритмами, причем можно видеть, что алгоритм SAD по чувствительности наиболее близок к LSSD, а ZSSD к NCC (таблица 2.5.4).

Таблица 2.5.4 – Влияние размытия изображения

параметр	SAD	SSD	ZSSD	LSSD	ZNCC	NCC
$\delta$ , пиксел	0,20633	0,16464	0,17329	0,20961	0,22932	0,17503
$\sigma$ , пиксел	0,310795	0,258282	0,273667	0,3241795	0,344462	0,275949

### 2.5.4 Влияние постобработки полей векторов перемещений на оценку деформации

Исследование эффективности предложенной методики постобработки проводилось на экспериментально полученных изображениях. В эксперименте использовались изображения участков образцов стали 9ХФМ, имевших форму двусторонней плоской лопатки. Образцы имели размер рабочей части  $46 \times 2,6 \times 0,8$  мм<sup>3</sup>. Размер участка, наблюдаемого на изображении составлял  $420 \times 317$  мкм [139]. Размер изображений (разрешение) равнялся  $768 \times 576$  пикселей. Скорость растяжения образца составляла 5,6 мм/час; запись изображений образца производилась через промежутки времени, равные нескольким секундам.

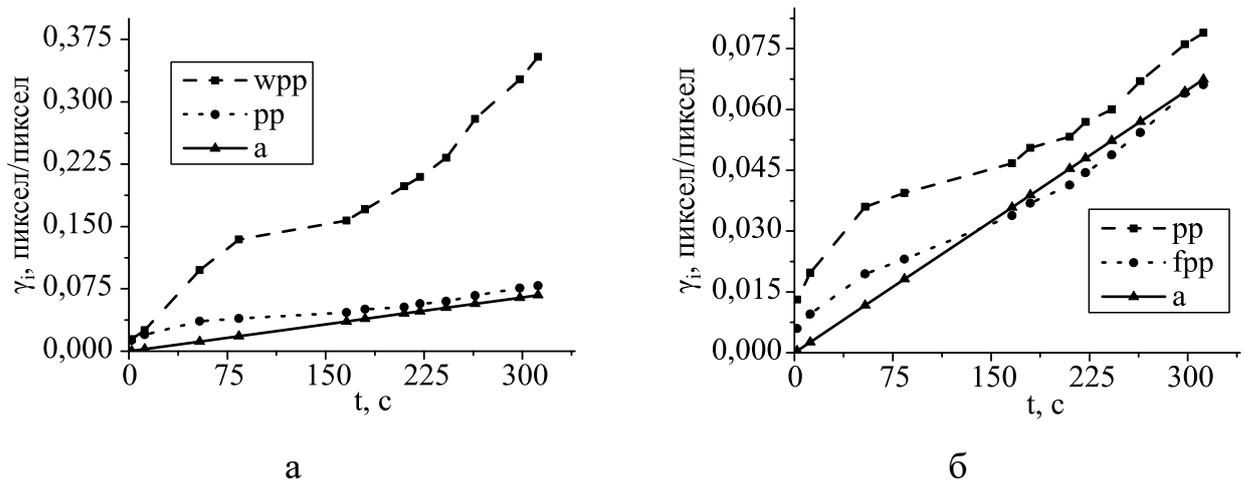


Рисунок 2.5.19 – Интенсивность деформации сдвига, рассчитанная по серии изображений, обозначения зависимостей: wpp – без постобработки ПВП, pp – с постобработкой ПВП, fpp – с фильтрацией и постобработкой, а – аналитически рассчитанные показатели

Зная скорость растяжения образца и время между записью изображений, учитывая, что  $\varepsilon_{xy} = 0$  можно рассчитать интенсивность деформации сдвига  $\gamma_i$  по формуле (2.5.10). На рисунке 2.5.19, а приведены зависимости  $\gamma_i$  рассчитанные по ПВП без постобработки, с постобработкой и аналитически рассчитанные значения  $\gamma_i$  (по параметрам эксперимента, приведенным выше). На рисунке 2.5.19, б приведены зависимости  $\gamma_i$  рассчитанные по ПВП с корректировкой неправильно построенных

векторов интерполированием, с корректировкой векторов и последующим сглаживанием и аналитически рассчитанные значения  $\gamma_i$ . Из зависимостей видно, что исправление (корректировка) неправильных векторов поля значительно снижает ошибку определения компонент деформации (рисунок 2.5.19, а). Дополнительное сглаживание поля позволяет снизить выбросы, возникающие при дифференцировании поля (рисунок 2.5.19, б).

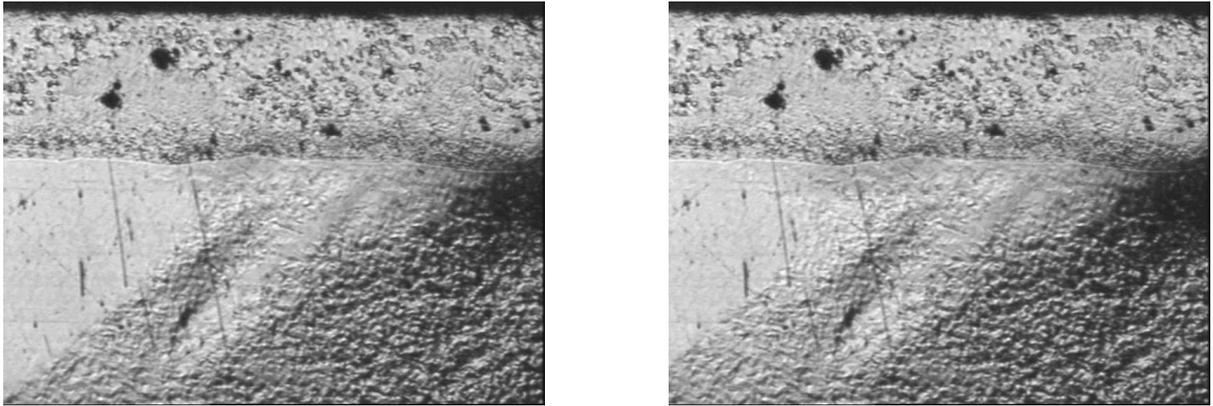
### **2.5.5 Влияние субпиксельной точности на расчет компонент деформации**

Эксперимент проводился на образце низкоуглеродистой стали Ст 3 с ЭЛН-покрытием из порошка сплава Ni-Cr-B-Si (ПГ10Н01) [73, 140]. Покрытие наносилось на стальную подложку-лист толщиной 2 мм – в вакуумной установке в режиме сканирующего электронного луча. Затем электроэрозионным методом вырезали плоские образцы в форме двусторонней лопатки с размером рабочей части  $20 \times 4$  мм<sup>2</sup>. Для получения необходимой толщины покрытия и образца в целом плоские грани образцов подвергали механической шлифовке.

Испытания на одноосное статическое растяжение проводили на испытательной машине ИМАШ-2078. Скорость нагружения составляла 0,03 мм/мин. Процессы пластической деформации мезо- и макромасштабного уровней наблюдали на боковой грани образцов, т.е. вблизи границы раздела «основа – покрытие». В работе использовали объективы с небольшим увеличением, позволяющие наблюдать участки поверхности боковой грани протяженностью вдоль оси нагружения от 0,8 до 3,0 мм.

Изображения образца приведены на рисунке 2.5.20. Перед проведением эксперимента изображения совмещались, второе изображение сдвинуто относительно первого на 1 пиксел вправо. Среднеквадратичная ошибка (СКО) и коэффициент корреляции совмещенных изображений составляют соответственно 14,28 и 0,965. Степень деформации  $\varepsilon$  равна 4,5%, размер изображения  $1600 \times 1200$  мкм (рисунок 2.5.20).

В эксперименте использовались изображения, приведенные на рисунке 2.5.20.



а

б

Рисунок 2.5.20 – Исходные данные: изображение поверхности до приращения деформации (а); изображение поверхности после приращения деформации (б)

Расчет полей векторов перемещений с пиксельной точностью при деформациях, которые отражаются на изображении в смещениях величиной 1-2 пиксела, приводит к резким переходам между векторами (рисунок 2.5.21).



Рисунок 2.5.21 – ПВП с пиксельной точностью расчета

При субпиксельном расчете ПВП переходы сглаживаются (рисунок 2.5.22).

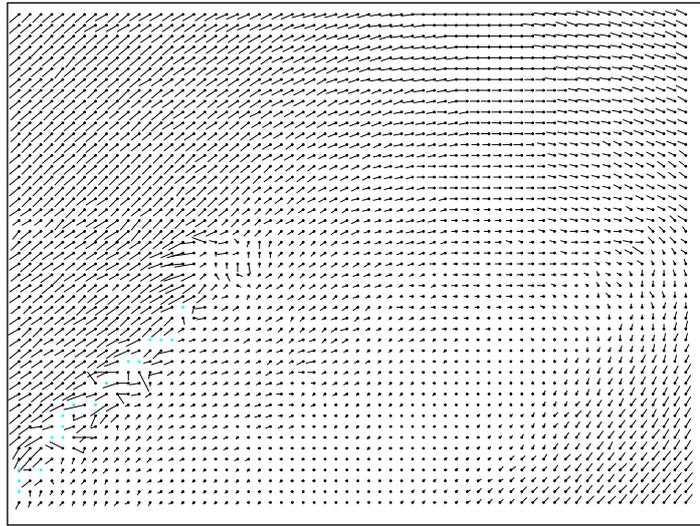


Рисунок 2.5.22 – ПВП с субпиксельной точностью расчета

На рисунках 2.5.23, а и 2.5.24, а приведены распределения сдвиговой и поворотной компонент тензора деформации, рассчитанные из ПВП, имеющего пиксельную точность. На рисунках 2.5.23, б и 2.5.24, б приведены распределения компонент, рассчитанные из ПВП, имеющего субпиксельную точность соответственно. При расчете ПВП применялся корреляционный алгоритм ZNCC. Размер изображений был равен  $768 \times 576$  пикселей, шаг построения векторов 16 пикселей и размер области для расчета коэффициентов корреляции 32 пиксела.

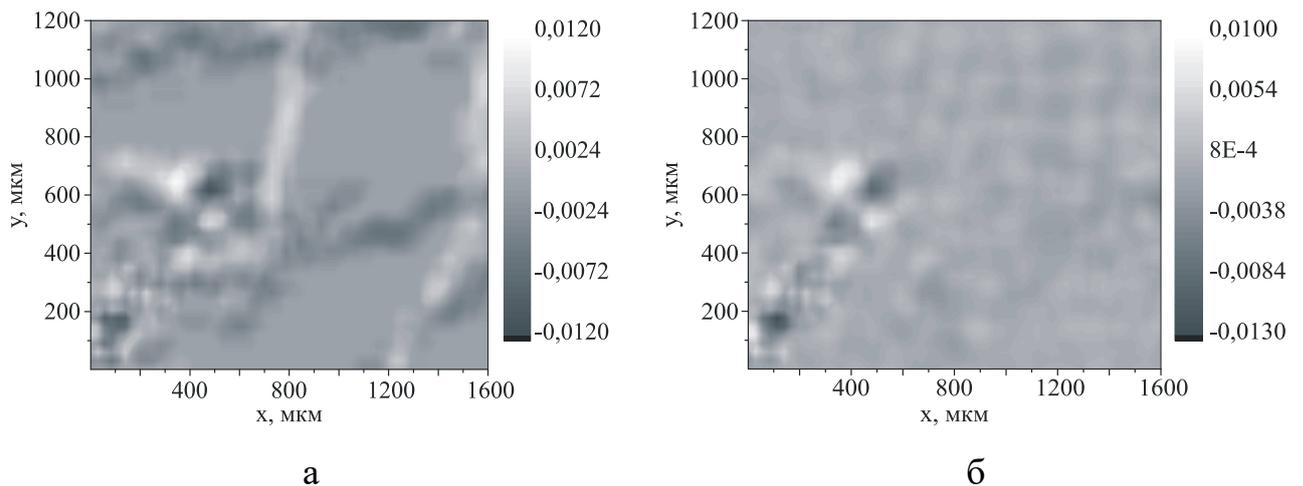


Рисунок 2.5.23 – Сдвиговая компонента  $\varepsilon_{xy}$

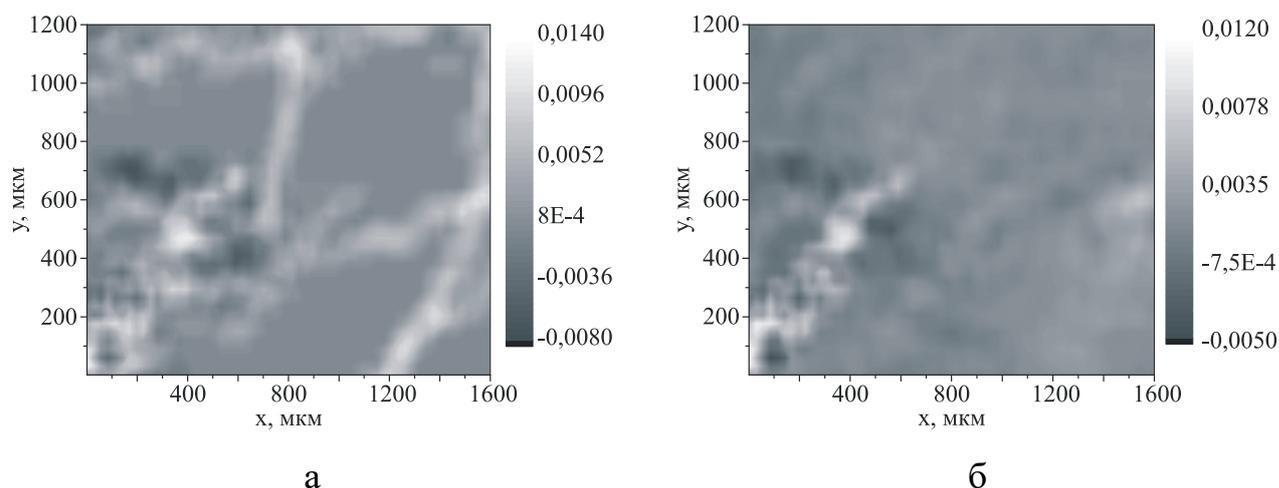


Рисунок 2.5.24 – Поворотная компонента  $\omega_z$

Результаты экспериментов показывают, что использование расчета ПВП с субпиксельной точностью более корректно для дальнейшего вычисления компонент тензора деформации.

При вычислении перемещений с субпиксельной точностью может возникать такое явление как **Peak-locking**. Явление характеризуется тем, что величины перемещений вследствие ошибки локализуются у целочисленных значений. Другими словами, ошибка перемещений вблизи целочисленных значений больше. Это подтверждается результатами, приведенными в разделе 0 на рисунке 2.5.15. При дифференцировании перемещений ошибка становится намного заметнее на поле деформации (рисунок 2.5.25, а). Применение дифференциальных подходов поиска перемещений с субпиксельной точностью позволяют заметно снизить ошибку, что в свою очередь сказывается на поле деформации (рисунок 2.5.25, б).

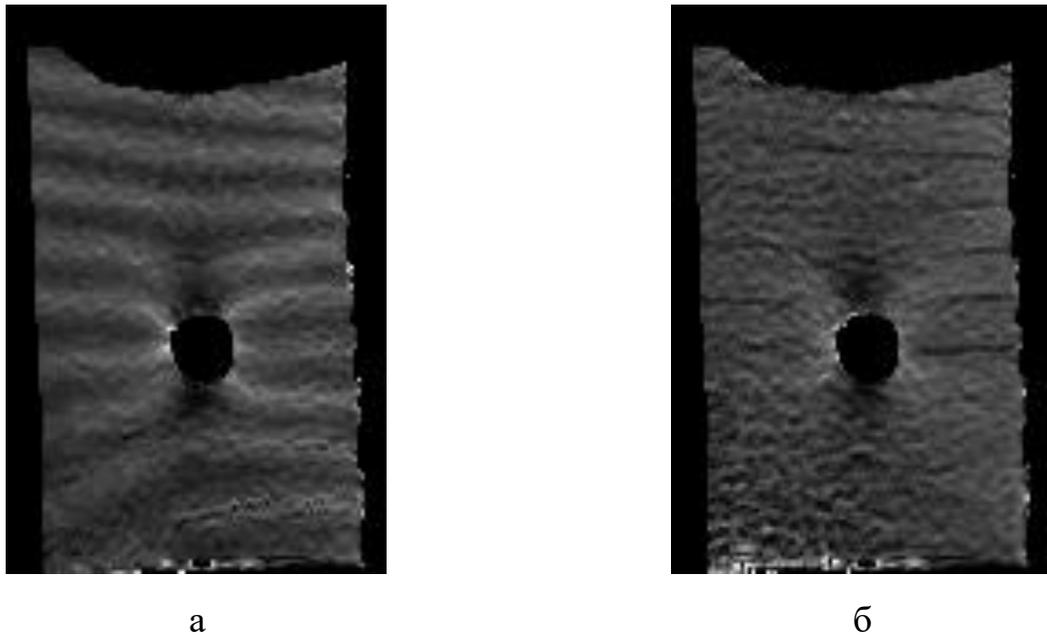


Рисунок 2.5.25 – Поля интенсивности деформации сдвига рассчитанные с применением интерполяции ВКФ (а) и применением дифференциального способа вычисления перемещений (б)

## 2.6 Выводы по главе 2

В главе рассмотрен принцип работы оптической системы оценки плоских деформаций на основе алгоритмов построения полей векторов перемещений по серии изображений. Проведена классификация алгоритмов оценки перемещений и проведено их обобщение. Алгоритмы разделены по области их применения на пиксельные и субпиксельные. Рассмотрены основные проблемы, возникающие при оценке перемещений.

Показана необходимость и эффективность субпиксельных алгоритмов определения перемещений при расчете компонент деформации, как с точки зрения увеличения точности расчета, так и с позиции трактовки физики наблюдаемых явлений.

Предложен алгоритм определения размера площадки корреляции в задаче оценки перемещений методом корреляции цифровых изображений. Работа алгоритма была исследована на модельных и экспериментальных изображениях. В результате обработки шести серий изображений с различным характером текстуры

были определены размеры апертуры корреляционного алгоритма, при которых оценка деформации осуществлялась с наименьшей ошибкой.

Предложена методика корректировки полей векторов перемещений, основанная на сглаживании векторов поля и замене неправильно найденных векторов на вектора, найденные путем интерполирования корректных векторов в его окрестности. Эксперименты, показали, что методика корректировки неправильно построенных векторов значительно снижает влияние трещин (как разрывов в функции распределения перемещений) на значение рассчитываемых компонент деформации. Сглаживание векторов перемещений позволяет снизить величину выбросов, возникающих при дифференцировании распределения перемещений.

Предложено использовать минимальную дисперсию для оценки уровня шума на векторных полях с целью последующего выбора типа и параметров фильтрации. Применение поверхностей Безье с постоянной и адаптивной апертурой может быть рекомендовано для сглаживания полей векторов перемещений.

Были сформулированы две методики: методика верификации алгоритмов оценки деформации и методика оценки помехоустойчивости алгоритмов определения перемещений. Верификация способа оценки деформации проводилась на модельных изображениях. Использовались серии модельных изображений, отражающих изменения на поверхности пластичных материалов, находящихся под нагрузкой. В качестве схем нагружения использовались модели: чистый сдвиг, двусное растяжение, трёх точечный изгиб, модель усталостной трещины.

Было проведено исследование помехоустойчивости и точности алгоритма оценки перемещений. Проводилась оценка точности вычисления векторов перемещений и помехоустойчивости алгоритма при наличии возмущающих факторов, таких как шум (гауссовский и белый), размытие и искажение яркости изображения.

На программу построения векторов смещений и оценки деформаций поверхностей твердых тел получено свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ [77].

### **Глава 3 Повышение помехоустойчивости и снижение вычислительных затрат при построении полей векторов перемещений**

Одними из основных проблем алгоритмов оценки движения и в частности корреляционного алгоритма является повышение точности и устойчивости определения перемещений [141, 142], а также увеличение быстродействия конечных решений, в том числе за счет снижения вычислительных затрат. Среди алгоритмов нахождения поля движения можно выделить следующие: блочные методы, дифференциальные методы, фазовую корреляцию, глобальные корреляционные алгоритмы, алгоритмы использующие многокадровую обработку, а также различные комбинации перечисленных алгоритмов [143]. Универсальность и достаточная эффективность блочных методов в ряде задач способствовала созданию множества алгоритмов оценки движения [144–150] для применения в видеокодировании. Основными алгоритмами блочной оценки перемещений являются полный перебор, шаблонные методы, многомасштабный поиск и методы рекурсивного поиска [143].

Не менее важной является проблема быстродействия алгоритмов. Широкое распространение в литературе по обработке изображений и техническому зрению получили многомасштабные подходы [151–153], использующие иерархическое представление изображения [154], и позволяющие заметно сократить вычисления. Также известны подходы, основанные на применении аппарата параллельных вычислений и использовании многопроцессорных вычислительных систем [155–157]. Необходимость обработки видеоданных в режиме реального времени, а также постоянно возрастающее разрешение видеодатчиков, требует разработки быстродействующих алгоритмов и аппаратных средств для их выполнения. При этом снижение времени обработки данных может быть достигнуто за счет уменьшения вычислительной сложности алгоритмов, оптимизации вычислительных затрат и применения принципиально новых аппаратных средств. Применение современных видеокарт для обработки данных обеспечивает снижение временных затрат в 2-12 раз [157]. Одновременно с этим известно сравнительно мало работ, посвященных

непосредственно алгоритмической оптимизации вычислений при корреляционном анализе. В частности, следует отметить работу [158], в которой рассматриваются вопросы снижения вычислительных затрат для алгоритма Lucas-Kanade [62]. Кроме того в работах [159, 160] получил развитие 3DRS метод оценки перемещений, который учитывает пространственную и временную связь между соседними участками изображения, который позволил значительно снизить время обработки изображений. Алгоритм 3DRS используется для оценки полей векторов перемещений в системах обработки видеосигналов для применения в различных телевизионных устройствах.

### **3.1 Инкрементальный алгоритм определения перемещений**

Одним из основных лимитирующих факторов при оценке деформации образцов конструкционных материалов оптико-телевизионным методом, является величина приращения внешней нагрузки [55], а также изменение рельефа на поверхности. В результате этого меняется отражательная способность материала и наблюдаемая оптическая картина на изображении. Когда различие между изображениями становится значительным, их сопоставление не представляется возможным.

Оценка деформации объекта при проведении эксперимента подразумевает запись изображений с заданным временным интервалом. Используя кадры, находящиеся на небольшом временном расстоянии друг от друга, можно улучшить оценку перемещений и более точно вычислить деформацию. Известны работы в этом направлении [161, 162], авторы которых решают схожие проблемы. Так в работе [161] для нахождения оптического потока предложены два подхода *reference-frame approach* (RFA) и *incremental difference approach* (IDA). Подходы основаны на минимизации суммы разницы между несколькими последовательно зарегистрированными изображениями: RFA – предыдущим, текущим и последующим изображением, IDA – между смежными изображениями. авторами статьи [161] показана лучшая точность и устойчивость алгоритмов RFA и IDA по сравнению с алгоритмами Lucas-Kanade [62] и Irani [162].

В данном разделе поставлена задача разработки алгоритма определения перемещений на изображениях, характеризующихся заметным изменением рельефа, и проведения сопоставительных исследований помехоустойчивости функционирования такого алгоритма при обработке серий модельных и экспериментально полученных оптических изображений.

**Комбинированный алгоритм.** Предлагается комбинированный алгоритм, включающий корреляционный алгоритм для определения перемещений с пиксельной точностью, описанный в предыдущей главе, [120] и субпиксельный алгоритм, использующий метод Ньютона-Рафсона [61, 62, 78]. Это сочетание широко зарекомендовало себя, по причине хорошей помехоустойчивости и субпиксельной точности оценки перемещений. Значения яркости пикселей для субпиксельного алгоритма определялись с использованием В-сплайн интерполирования. В наших исследованиях наблюдалось, что итеративная оптимизация методом Ньютона-Рафсона в значительно меньшей степени приводит к эффекту peak-locking.

**Комбинированный инкрементальный алгоритм.** Для устранения ошибок определения перемещений, связанных с формированием деформационного рельефа и др. процессов на поверхности материала, предложено оценивать перемещения между изображениями в серии, записанными через небольшой интервал времени. Перемещение, относительно начального момента времени, необходимое для вычисления деформации, определяется через накопление перемещений между ближайшими парами изображений. Такой подход позволяет следить за перемещением участка поверхности, оптический образ которого изменяется во времени. Небольшое изменение между изображениями в паре позволяет повысить помехоустойчивость и точность определения перемещений. Необходимо отметить важность субпиксельной составляющей алгоритма, по причине замены яркостной картины с каждой последующей парой изображений и накоплении ошибки при оценке конечного перемещения. С другой стороны, накопленная ошибка достаточно мала вследствие применения метода Ньютона-Рафсона и интерполирования. Далее в работе комбинированный инкрементальный алгоритм для краткости будем называть "инкрементальным".

### 3.1.1 Методика тестирования инкрементального алгоритма

Исследование алгоритмов проводили на модельных и экспериментально полученных изображениях. Ошибку определения перемещений оценивали с использованием соответствующих модельных векторных полей.

**Модельное векторное поле.** В качестве схемы формоизменения моделируемой поверхности было выбрано двухосное растяжение, которая была рассмотрена ранее. Моделировали серии изображений и соответствующие им векторные поля с заданным приращением деформации.

Рассмотрим участок поверхности прямоугольной формы и размером  $w \times l$ . На рисунке 3.1.1 приведена схема, отражающая двухосное растяжение; сплошными линиями показана форма объекта до деформирования, а пунктирными – после деформации.

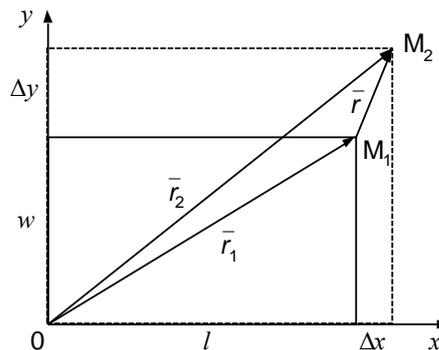


Рисунок 3.1.1 – К пояснению принципа моделирования двухосного растяжения участка поверхности

Поскольку растяжение равномерное, то для каждой точки поверхности можно записать вектор перемещения:

$$\begin{aligned} \vec{r} &= \{k_1 x, k_2 y\}; \\ k_1 &= \frac{\Delta x}{l}; k_2 = \frac{\Delta y}{w}, \end{aligned} \quad (3.1.1)$$

где  $x$  и  $y$  – координаты точки. При рассмотрении всех точек поверхности можно записать векторное поле в декартовых координатах:

$$\begin{aligned} U(x, y) &= u(x, y)i + v(x, y)j; \\ u(x, y) &= k_1x; v(x, y) = k_2y; \end{aligned} \quad (3.1.2)$$

Задавая координаты векторов в выражении (3.1.2), получаем модельное дискретное векторное поле с заданной плотностью (шагом между векторами).

**Модельное изображение.** В общем виде получение модельных изображений состоит из следующих этапов:

1. Генерация модельной дискретной поверхности.
2. Формирование оптического образа поверхности, полученной в п.1 с заданным приращением деформации, согласно (3.1.2).
3. Формирование изображений с изменением рельефа модельной поверхности, полученной в п.2.

**Генерирование изображения модельной поверхности.** Изображения формируются аддитивно из нескольких слоев. Первый слой заполняется псевдослучайными значениями с равномерным распределением. После чего слой увеличивается с помощью интерполирования бикубическим В-сплайном в два раза. К полученному слою снова попиксельно прибавляются псевдослучайные значения и слой масштабируется. Таким образом, формируется изображение, содержащее заданное количество слоев. Каждый слой, полученного изображения, соответствует определенной пространственной частоте. После формирования всех слоев и их объединения проводится масштабирование и дискретизация яркости в диапазоне от 0 до 255, и в результате получаем модельное изображение. Имея начальный слой размером  $4 \times 4$  пиксела, и проведя 7 итераций, получаем модельное изображение  $512 \times 512$  пикселов.

**Генерирование серии изображений модельной поверхности с учетом приращения деформации.** Задавалось количество изображений в серии и конечное приращение деформации при двухосном растяжении. В соответствии с перемещением каждой точки изображения из (3.1.2), яркости пикселов изображений вычислялись с помощью В-сплайн интерполирования.

Для генерации серии модельных изображений, отражающих двухосное растяжение и изменение рельефа поверхности, используются две серии с

различной яркостной картиной. Обе серии формируются с учетом двухосного растяжения. Изображения в конечной серии формируются путем смешивания каждой соответствующей пары изображений. Яркость изображений вычисляется по формуле

$$P = (1 - k)P_1 + kP_2, \quad (3.1.3)$$

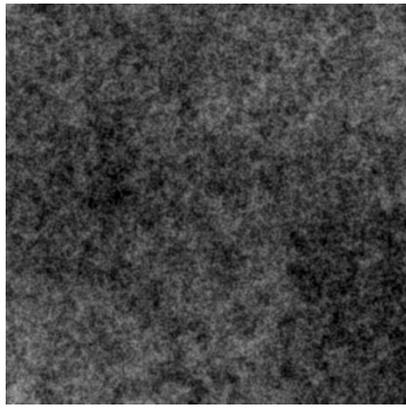
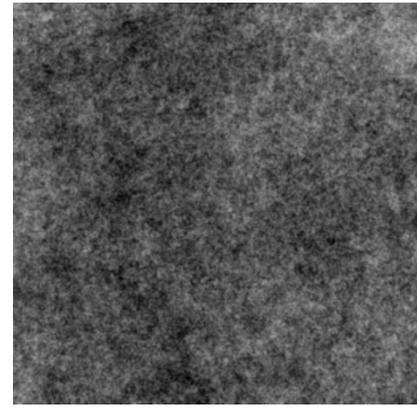
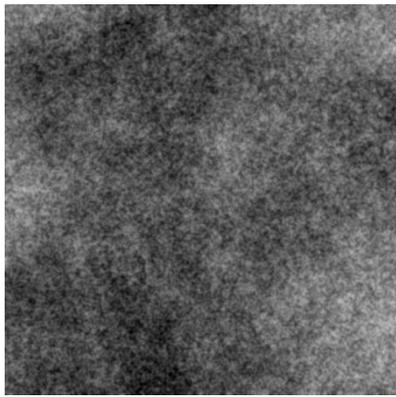
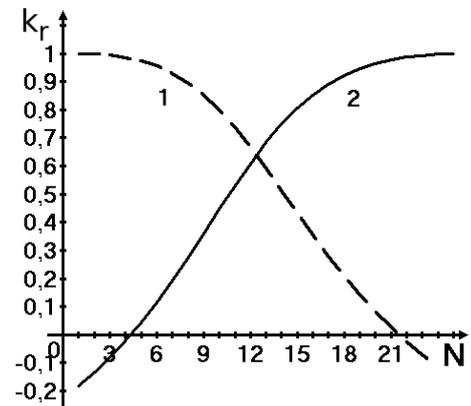
где  $P_1, P_2$  – значения яркости пикселей исходных изображений, отражающих разный рельеф;  $k$  – весовой коэффициент, лежащий в диапазоне 0 до 1. Таким образом, каждое полученное изображение содержит смешанные яркости двух изображений, в зависимости от значения весового коэффициента (рисунки 3.1.2, а-в).

График зависимости коэффициента корреляции изображений  $k_r$ , рассчитанных из выражения (3.1.3), с изображениями исходных серий, показывает, насколько изменяется рельеф в получаемой серии (рисунок 3.1.2, г).

В результате было сгенерировано две серии модельных изображений, каждая из которых состоит из 25 кадров:

1. Серия, отражающая двухосное растяжение с конечным приращением в 40 пикселей ( $\Delta x = \Delta y = 40$ ) без изменения профиля модельной поверхности не изменялся. Изображения искажались шумом с нормальным распределением с амплитудой  $\sigma_n = 3 \%$ .
2. Серия, отражающая двухосное растяжение и изменение профиля модельной поверхности с конечным приращением в 5 пикселей ( $\Delta x = \Delta y = 5$ ).

Далее в тексте серии модельных изображений для краткости будем называть "серия 1" и "серия 2" соответственно.

а)  $N = 1$ б)  $N = 13$ в)  $N = 25$ 

г)

Рисунок 3.1.2 – Модельные изображения (а-в) для соответствующего порядкового номера  $N$ . Зависимость коэффициента корреляции  $k_r$  между изображениями серии 2 и их исходными изображениями (г)

**Оценка ошибки определения перемещений.** Количественная оценка точности и помехоустойчивости определения перемещений проводилась с использованием следующих мер:

1. Нормированная среднеквадратическая ошибка компонент векторов перемещений  $NMSE$ . Характеризует среднее отношение ошибки отклонения векторов по полю к заданным значениям.
2. Коэффициент корреляции полей расстояний векторных полей  $k_r$ . Отражает соответствие модельного и рассчитанного полей векторов перемещений.

3. Нормированное минимальное среднеквадратическое отклонение (СКО) в окне  $\sigma_{\min}$ . Характеризует минимальную величину разброса значений векторов поля в скользящем окне.

Среднеквадратическая ошибка компонент векторов, нормированных на их истинные значения, может быть записана следующим образом:

$$NMSE = \frac{1}{2} \left[ \sqrt{\frac{1}{wh} \sum_{i,j=1}^{w,h} \left( \frac{x_{ij} - xp_{ij}}{xp_{ij}} \right)^2} + \sqrt{\frac{1}{wh} \sum_{i,j=1}^{w,h} \left( \frac{y_{ij} - yp_{ij}}{yp_{ij}} \right)^2} \right], \quad (3.1.4)$$

где  $x$  и  $y$  – полученные значения компонент векторов,  $xp$  и  $yp$  – истинные значения компонент векторов,  $w$  и  $h$  – ширина и высота поля в количестве векторов. Выражение для вычисления коэффициента корреляции полей расстояний векторных полей:

$$k_r = \frac{1}{2wh} \left[ \frac{\sum_{i,j=1}^{w,h} (D1 - \overline{D1})(D2 - \overline{D2})}{\sigma_{D1}\sigma_{D2}} \right], \quad (3.1.5)$$

где  $D1$ ,  $D2$  – поля расстояний соответствующих векторных полей [121], которые необходимы для перехода от двухкомпонентных данных векторного поля к однокомпонентным;  $\overline{D1}$ ,  $\overline{D2}$  – средние значения соответствующих полей расстояний,  $\sigma$  – СКО поля расстояний. В нашем случае каждый элемент поля расстояний находится следующим образом:

$$D_{ij} = \sum_{k,l=1}^{w,h} (|x_{ij} - x_{kl}| + |y_{ij} - y_{kl}|), \quad i = 1..w, j = 1..h. \quad (3.1.6)$$

Нахождение нормированной величины минимального среднеквадратического отклонения ( $\sigma_{\min}$ ) начинается с вычисления СКО векторов поля перемещений в скользящем окне размером  $M=m \times m$ . Из полученного набора значений, выбирается минимальное СКО. При этом значения компонент векторов приводятся к диапазону 0-1:

$$\sigma_{min} = \min_k \left\{ \frac{1}{2} \left[ \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i,j=1}^m (xn_{ij} - \overline{xn})^2} + \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i,j=1}^m (yn_{ij} - \overline{yn})^2} \right] \right\}, \quad (3.1.7)$$

$$xn = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}, yn = \frac{y_i - y_{min}}{y_{max} - y_{min}}, k = (w - m + 1)(h - m + 1),$$

где  $x$  и  $y$  – значения компонент векторов,  $x_{min}, x_{max}, y_{min}, y_{max}$  – минимальные и максимальные значения соответствующих компонент векторных полей,  $\overline{xn}, \overline{yn}$  – среднеарифметические значения нормированных компонент векторов в заданном окне  $m \times m$ .

### 3.1.2 Результаты тестирования инкрементального алгоритма и их обсуждение

**Серии модельных изображений.** Для проверки предложенных алгоритмов были обработаны ранее описанные серии изображений. Построенные векторные поля (рисунки 3.1.3, а-в) показывают значительное преимущество инкрементального алгоритма над комбинированным. На рисунках 3.1.3, г-и, показаны графики изменения численных характеристик, описание которых приведено в предыдущем разделе. При растяжении без изменения рельефа (серия 1), ошибка определения перемещений незначительно отличается для двух алгоритмов (таблица 3.1.1). На изображения накладывают шум по амплитуде сопоставимый с шумом в реальных изображениях. В данном случае алгоритмы ведут себя эквивалентно.

При изменении профиля поверхности (серия 2), предложенный инкрементальный алгоритм (см. выше) превосходит комбинированный. Инкрементальный алгоритм позволяет определять перемещения при изменении яркостной картины изображений (серия 2: кадры 10-25, рисунок 3.1.3), при этом комбинированный алгоритм показывает чуть более высокую эффективность определения перемещений в начале серии (см. также таблицу 3.1.1). Это связано с накоплением незначительной ошибки, которая неизбежна при определении перемещений и накапливается от пары к паре изображений, в случае использования инкрементального алгоритма.

Комбинированный алгоритм не суммирует перемещения, поэтому накопления ошибки не происходит.

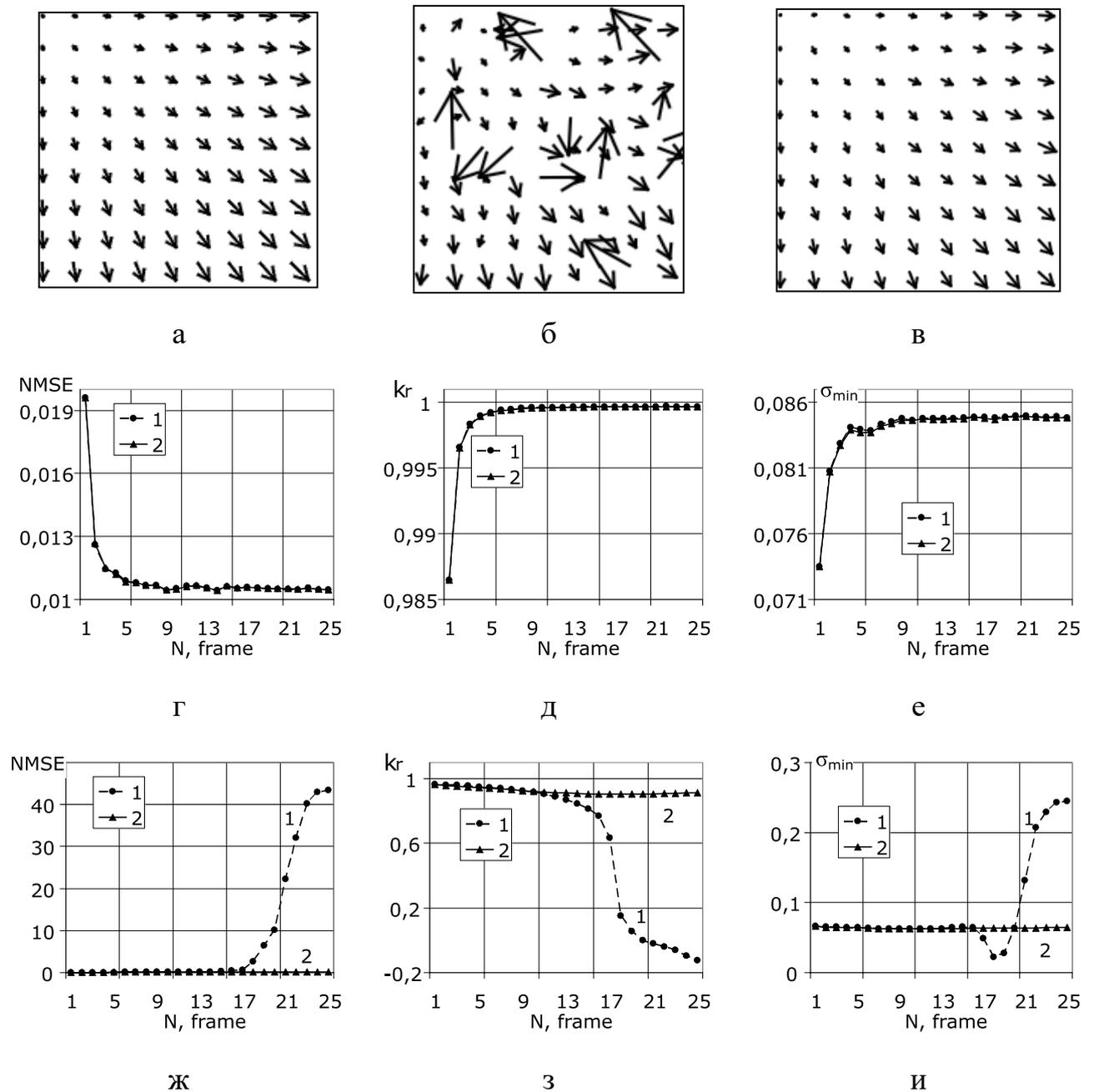


Рисунок 3.1.3 – Векторные поля для  $N = 20$ : модельное (а); полученное комбинированным алгоритмом (б) и инкрементальным алгоритмом (в). Зависимости  $NMSE$  (г, ж),  $k_r$  (д, з) и  $\sigma_{\min}$  при  $m = 4$  (е, и): г-е) серия 1 – растяжение с добавлением шума; (ж-и) серия 2 - растяжение с изменением рельефа

Коэффициент корреляции для инкрементального алгоритма снижается с 0,95317 в начале серии изображений до 0,909404 в конце серии, что связано с накоплением ошибки (таблица 3.1.1).

Таблица 3.1.1 – Значения  $NMSE$ ,  $k_r$ ,  $\sigma_{\min}$  для кадров 3 и 23

Величина	Алгоритм	Серия 1: Растяжение с зашумлением		Серия 2: Растяжение с изменением профиля	
		$N$		$N$	
		3	23	3	23
$NMSE$	Комбинированный	0,011435	0,010554	0,062811	40,172
	Инкрементальный	0,011488	0,010536	0,069478	0,113622
$k_r$	Комбинированный	0,998362	0,999687	0,958847	-0,05972
	Инкрементальный	0,998278	0,999667	0,95317	0,909404
$\sigma_{\min}, m=4$	Комбинированный	0,082886	0,084867	0,065433	0,228827
	Инкрементальный	0,082735	0,084818	0,064815	0,064099

**Серия экспериментальных изображений.** Алгоритмы также тестировали на экспериментально полученных изображениях образцов меди с покрытием при их растяжении. Изображения регистрировали по методике, описанной в [163]. Вследствие заметных приращений деформации поверхность образца изменяла свой профиль (рисунки 3.1.4, а, б).

Величина максимума взаимно-корреляционной функции (ВКФ) для одного и того же начального участка изображения, который соответствует вектору с одними и теми же координатами, полученная для инкрементального и комбинированного алгоритмов показывает снижение от кадра к кадру на серии 2 (рисунок 3.1.5, а). Это свидетельствует об устойчивости инкрементального алгоритма перед комбинированным при изменении оптического образа поверхности. Для экспериментальных серий была измерена величина  $\sigma_{\min}$ , поскольку для таких данных невозможно получить не зашумленные векторные поля (рисунки 3.1.5, б, в). Характер изменения  $\sigma_{\min}$  подобен для экспериментальной и модельной серий изображений: при

достижении определённого количества кадров показатель резко увеличивает величину (рисунок 3.1.5, б). Это связано с увеличением числа некорректных векторов, появление которых обусловлено развитием деформационного рельефа и значительными изменениями отражательной способности материала.

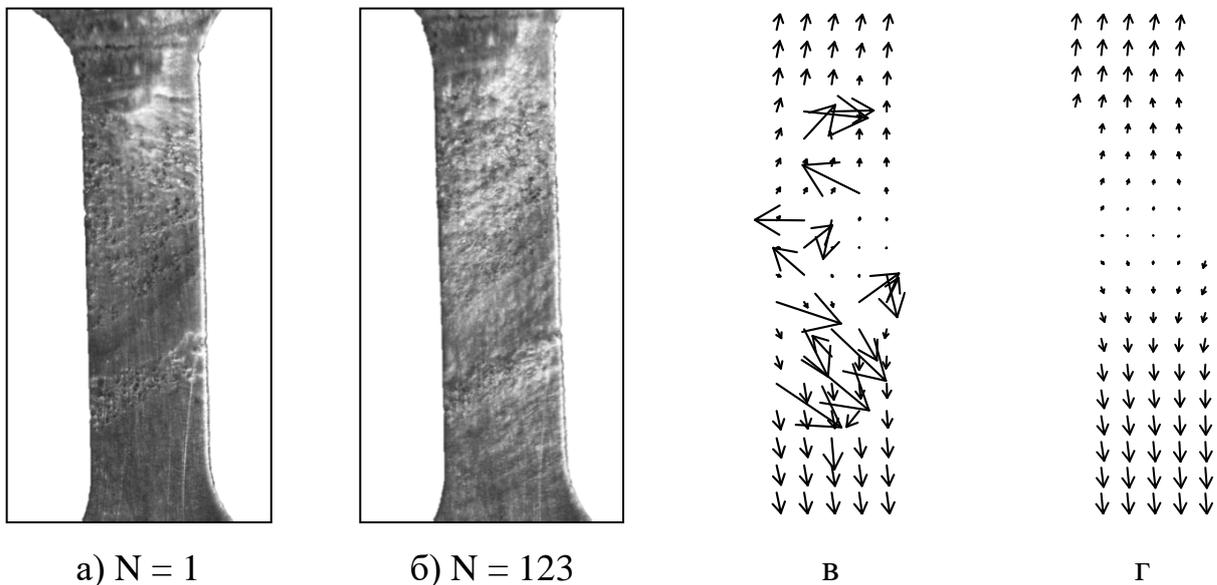


Рисунок 3.1.4 – Изображения образцов меди (а, б), где  $N$  – порядковый номер кадра; поля векторов перемещений, полученные комбинированным (в) и инкрементальным алгоритмами (г)

При обработке экспериментальных изображений на зависимостях коэффициента корреляции и  $\sigma_{\min}$  присутствуют осцилляции, которые связаны с неоднородным изменением рельефа, а также шумами на изображениях (рисунок 3.1.5, а, б). Для модельных изображений зависимости выглядят гладко, т.к. изменения профиля на которых определяется линейной зависимостью (рисунок 3.1.5, в). Таким образом, полученные данные (рисунки 3.1.5, а, б) согласуются с результатами исследований на серии модельных изображений (рисунки 3.1.3 и 3.1.5, в).

Таким образом, в результате проведения исследований, был предложен инкрементальный алгоритм оценки перемещений. Алгоритм основан на комбинированном подходе и состоит из корреляционного алгоритма, позволяющего оценивать перемещения участков с пиксельной точностью, и дифференциального алгоритма, обеспечивающего субпиксельную точность. Исследования алгоритмов,

проведенные на модельных и экспериментальных изображениях, показали эффективность разработанного алгоритма в оценке перемещений на поверхности материала в условиях формирования деформационного рельефа.

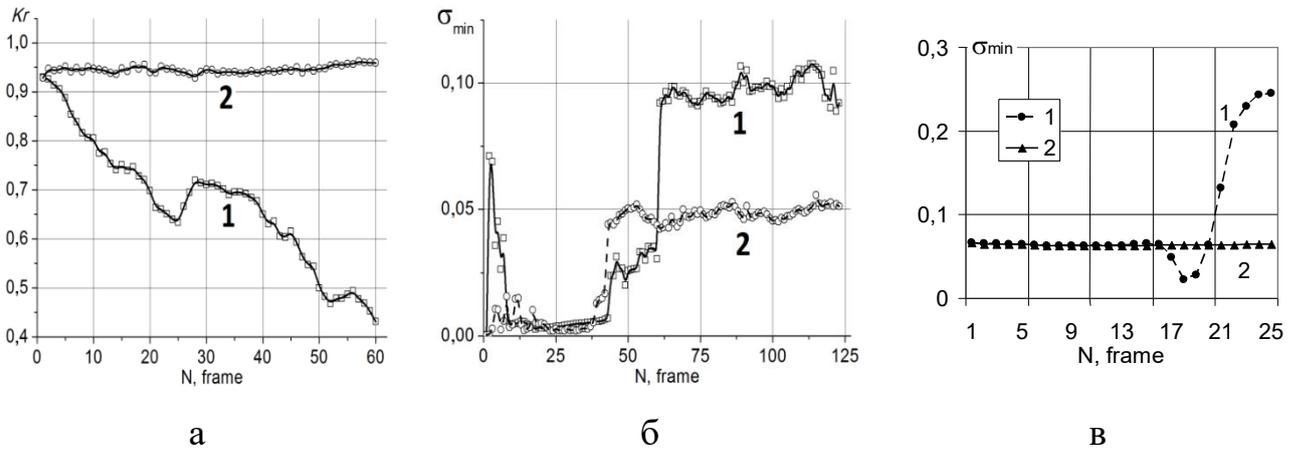


Рисунок 3.1.5 – График изменения максимума взаимно-корреляционной функции (а) и  $\sigma_{\min}$  (б, в) в окне ( $8 \times 8$ ): б) для эксперимента; в) для модели (серия 2). 1 – для комбинированного алгоритма; 2 – для инкрементального алгоритма

В качестве недостатка предложенного алгоритма следует отметить накопление незначительной по величине ошибки. Эта ошибка сравнительно невелика (для серии 2  $NMSE$  возрастает с 0,069478 в начале серии до 0,113622 в конце), но, по всей видимости, при значительно более длинных сериях изображений она будет возрастать. В связи с этим дальнейшие исследования будут направлены на снижение накопленной ошибки с применением комплексных итеративных подходов.

### 3.2 Иерархический алгоритм трёхмерного рекурсивного поиска

Алгоритм трёхмерного рекурсивного поиска (3D recursive search - 3DRS) представленный в [159, 160, 164], позволяет значительно снизить вычислительные затраты и конечное время на построение поля векторов перемещений. В [165] были показаны преимущества использования алгоритма 3DRS в сочетании с иерархическим поиском векторов перемещений. Было установлено оптимальное значение коэффициента масштабирования равное 2. Использование иерархического подхода в

алгоритме 3DRS не требует больших наборов векторов-кандидатов для достижения требуемой устойчивости и минимизации вычислительных затрат. На практике часто количество проходов ограничено одним или двумя [165], что может быть недостаточно для достижения требуемой устойчивости и сходимости алгоритма.

В работе была поставлена задача исследовать возможность применения алгоритма 3DRS при построении векторов перемещений в задаче оценки деформации материалов, а также предложить модификацию данного алгоритма (см. ниже), путем её комбинированного использования с иерархическим подходом. Проведение сопоставительных исследований помехоустойчивости функционирования данных алгоритмов проводилось на сериях модельных и экспериментально полученных оптических изображений.

**Алгоритм трёхмерного рекурсивного поиска (3DRS).** Алгоритм 3DRS [159, 164, 166] был использован в качестве базового. Алгоритм получил широкое распространение при обработке видеопотоков и с его помощью становится возможным значительно снизить время построения поля векторов перемещений [130, 159, 167]. При этом построение каждого вектора перемещений производится на основании выбора из набора векторов-кандидатов (рисунок 3.2.1) с использованием процедуры поиска минимума меры подобия, текущего и предыдущего кадров. Алгоритм имеет вероятностный характер, поскольку вектора кандидаты указывают предположительное направление перемещения участков изображения. Набор векторов-кандидатов включает как временную (величина перемещения на предыдущем кадре), так и пространственную составляющую (соседние вектора перемещений) [159].

Определение каждого вектора перемещения производится путем сравнения участков изображения, для каждого из которых производится поиск соответствующего блока в предыдущем кадре. Построение векторов осуществляется с левого-верхнего угла построчно к правому-нижнему. Затем, процедура построения векторов повторяется в обратном направлении. Процедура построения векторов, выполненная в прямом и обратном направлении, называется «проходом». Проход

повторяется заданное количество раз. На первом проходе набор кандидатов заполняется нужным количеством случайных кандидатов.

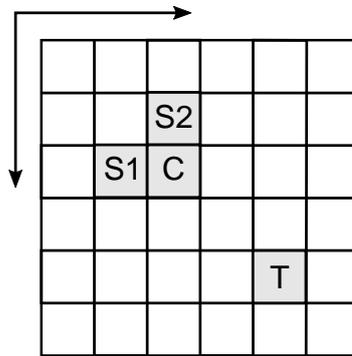


Рисунок 3.2.1 – Принцип составления набора векторов-кандидатов [159] (С – текущий блок; пространственные S1, S2 и временной T кандидаты; стрелки указывают направление сканирования)

Алгоритм иерархического поиска перемещений в начале работы задает количество иерархических уровней [143]. Первый уровень соответствует исходному изображению, каждый последующий определяется как уменьшенная в два раза копия предыдущего (рисунок 3.2.2).



Рисунок 3.2.2 – Схема иерархических уровней [143]

Процесс вычисления перемещений производится начиная с наименьшего иерархического уровня N к первому, который соответствует исходному изображению. Найденные перемещения становятся начальными значениями при поиске

перемещений на следующем иерархическом уровне. Размеры области поиска перемещений и участков изображений для оценки соответствия, остаются постоянными. Это позволяет дополнительно повысить устойчивость оценки перемещений в малоконтрастных областях, поскольку согласно проведенному исследованию в разделе 2.2 при увеличении размера апертуры вероятность попадания в неё контрастных деталей спекла возрастает, что является одной из основных проблем для алгоритмов поиска перемещений.

Поиск перемещений при постоянном размере апертуры на уровнях с малым размером кадра позволяет повысить вероятность попадания в блок контрастных деталей, что повышает вероятность правильного определения перемещения. Кроме того, фиксированный размер области поиска позволяет определять большие по величине перемещения по сравнению со случаем, когда размер области поиска уменьшается вдвое при переходе на следующий уровень.

**Выбор параметров 3DRS.** Проведено исследование по выбору количества кандидатов  $C$  и количества проходов  $S$  в 3DRS алгоритме. Были получены зависимости коэффициента корреляции  $K_r$  (3.1.5) (рисунок 3.2.3, а) и времени построения поля векторов перемещений  $t$  (рисунок 3.2.3, б) от параметров  $C$  и  $S$ . На рисунке 3.2.3, в приведены профили указанных выше зависимостей для линейного изменения параметров  $C$  и  $S$ . После достижения значений  $S = 4$  и  $C = 8$  рост коэффициента корреляции значительно замедляется. Одновременно временные затраты на построение векторного поля продолжают расти. Как показано на графиках существует сочетание значений  $S$  и  $C$  при которых будет достигаться оптимальное соотношение времени расчета и устойчивости. Фактором ограничения количества проходов  $S$  может служить какая-либо мера, показывающая отклонение векторов, рассчитанных на текущей и предыдущей итерациях.

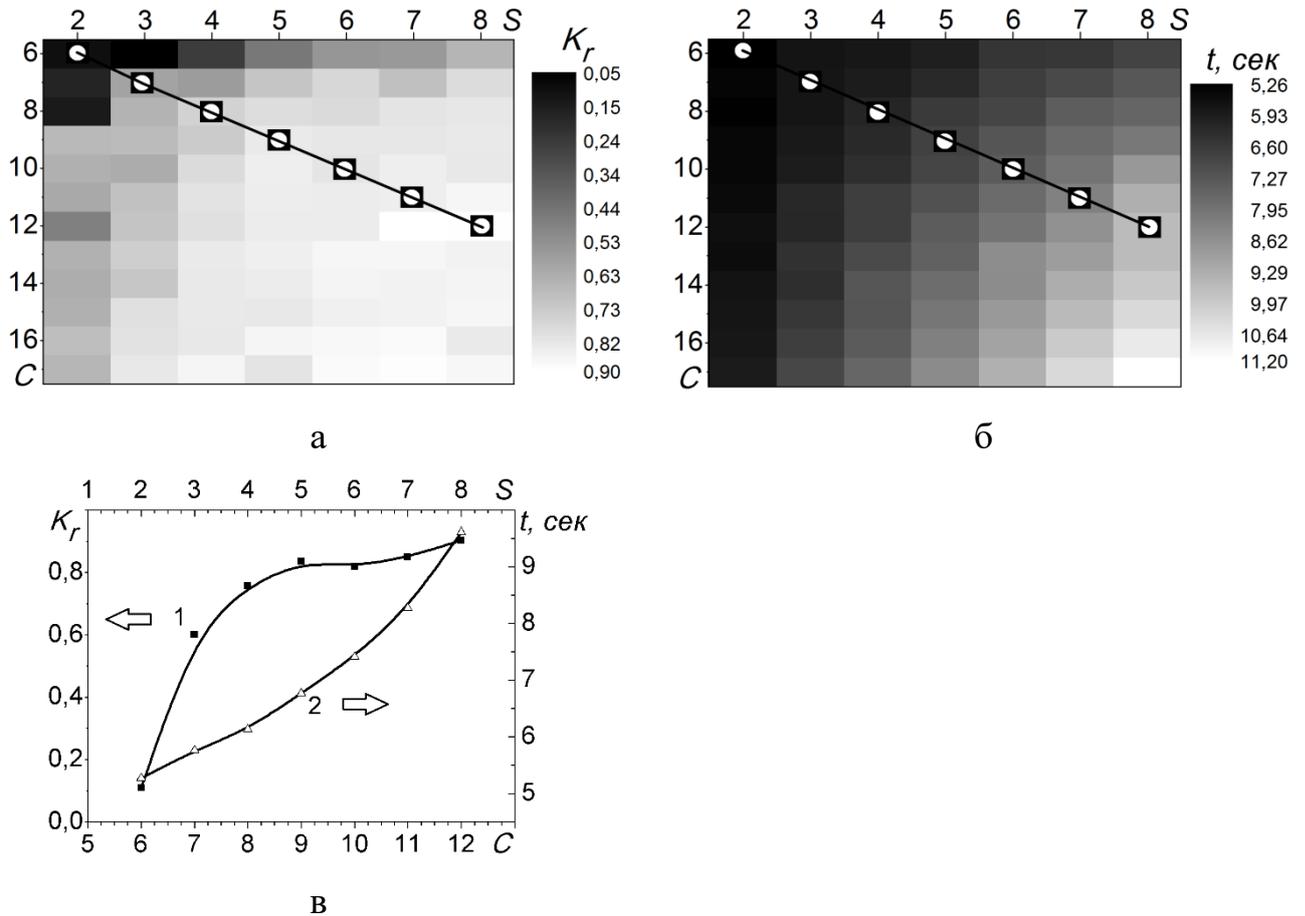


Рисунок 3.2.3 – Зависимости коэффициента корреляции векторных полей (а) и времени расчета (б) от количества проходов  $S$  и количества кандидатов  $C$  в 3DRS алгоритме. Сечение поверхностей (в): кривая 1 – коэффициент корреляции векторных полей, кривая 2 – время расчета векторного поля

**Использование иерархического представления изображений.** Проведено исследование возможности применения иерархического подхода в рамках алгоритма 3DRS. Предполагается за счет иерархического рассмотрения снизить вычислительные затраты вследствие уменьшения количества вычислений за счет уменьшения числа кандидатов. Вектора перемещений, определенные на верхних иерархических уровнях, используются для задания кандидатов обновления на нижних уровнях. Помимо этого, иерархическое представление должно повысить помехоустойчивость алгоритма при наличии высокочастотного шума.

Как было сказано ранее уменьшение в  $2n$  раз относительно исходного изображения (формирование иерархических уровней) выполняли с сохранением размера сканирующего окна и шага сетки. Количество иерархических уровней

изображений выбиралось исходя из того, что минимальное число векторов по ширине или высоте на наименьшем уровне не должно быть меньше 3.

Иерархический алгоритм 3DRS-P заключается в следующем (схема алгоритма изображена на рисунке 3.2.4). Задается пороговое значение  $th_{NSAD}$  минимума рассчитываемой меры  $NSAD$  для векторного поля на каждом иерархическом уровне (2). Рассчитывается количество иерархических уровней  $p_{max}$  (3) исходя из исходного размера изображений. Присваивается значение начального уровня  $p$  (4). Исходное изображение масштабируется до уровня  $p$  (5). На текущем иерархическом уровне определяются перемещения (6).

Между текущим векторным полем и вычисленным на предыдущем проходе рассчитывается мера нормированных абсолютных разностей векторных полей  $NSAD$  (7):

$$NSAD = \frac{1}{2NM} \sum_{i,j=1}^{M,N} \left( \left| \frac{x1_{ij} - x2_{ij}}{x1_{ij}} \right| + \left| \frac{y1_{ij} - y2_{ij}}{y1_{ij}} \right| \right), \quad (3.2.1)$$

где  $N, M$  – размеры поля векторов по координатам  $x$  и  $y$ ;  $x1, y1, x2, y2$  – компоненты векторов по соответствующим координатам. Если величина  $NSAD$  больше порога  $th_{NSAD}$ , то происходит перерасчет векторного поля на следующем проходе алгоритма 3DRS, в противном случае алгоритм переходит к следующему уровню (8). На следующем уровне повторяется построение векторного поля пока не достигнем уровня с исходным размером изображения (10).

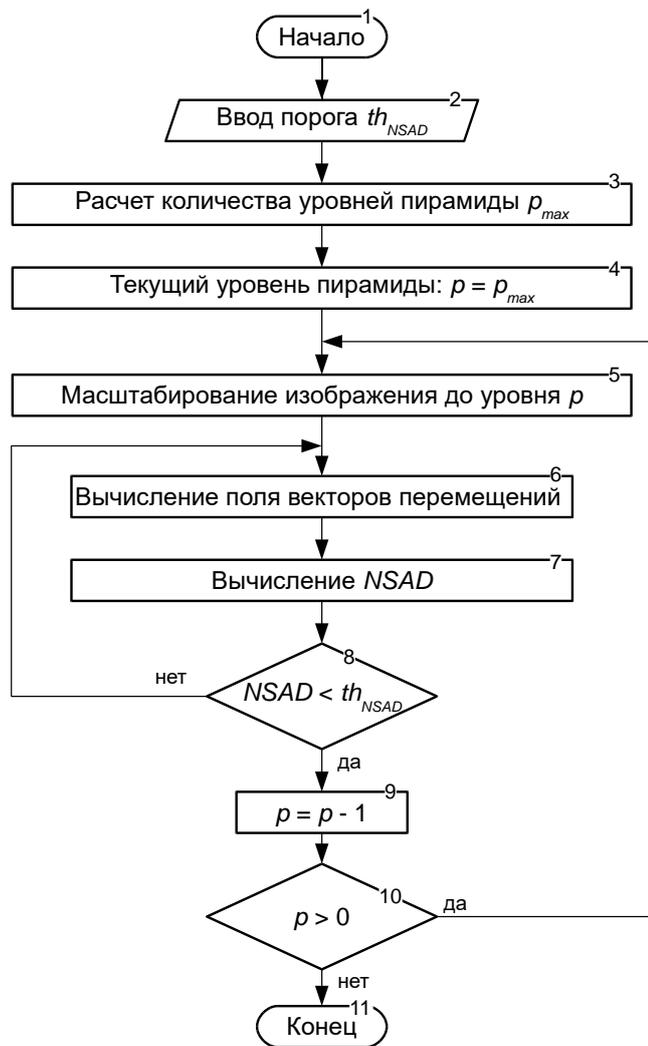


Рисунок 3.2.4 – Схема разработанного иерархического алгоритма 3DRS

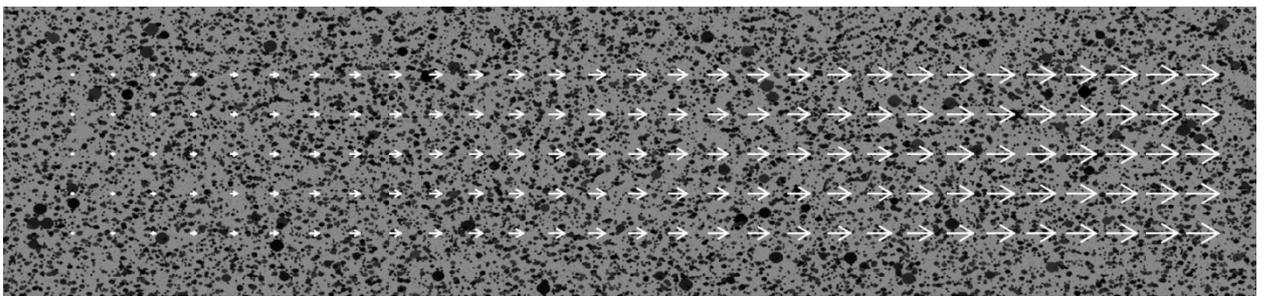
### 3.2.1 Тестирование алгоритмов трёхмерного рекурсивного поиска

Предложенные алгоритмы исследовали с целью оценки их помехоустойчивости определения перемещений и вычислительных затрат. Исследования проводили на модельных (рисунок 3.2.5, а) и экспериментально полученных (рисунок 3.2.5, б) изображениях. Модельные векторные поля использовались для оценки ошибки определения перемещений.

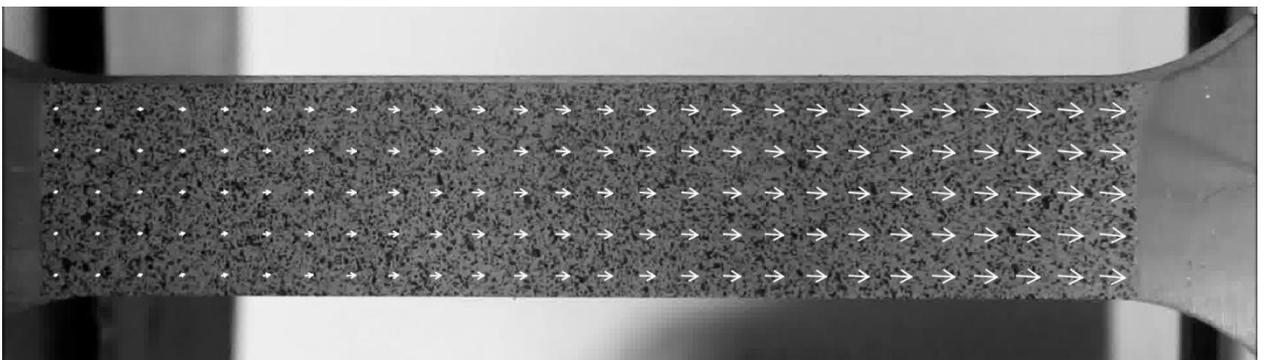
**Серии модельных изображений. Формирование исходного изображения поверхности.** Стояла задача создания модельного изображения (рисунок 3.2.5, а) внешне схожего с экспериментально получаемым при фотографировании образца, аналогично таковым в разделе 2.2 (рисунок 3.2.5, б). Для этого на изображении

подбирался фон, подобный тону поверхности экспериментального образца. Затем моделировали капли краски, имеющие форму окружностей с радиусом 0 – 10 пикселей по нормальному закону распределения, и уровень (градация серого) которых задавался случайным образом.

**Одноосное растяжение.** С целью моделирования изменений, происходящих при нагружении поверхности по схеме одноосного растяжения, задавали смещение каждой точки модельной поверхности. При этом яркость каждого пиксела изображения пересчитывалась для заданного приращения деформации. Пересчет производили с помощью *B*-сплайн интерполирования. В результате из начального изображения получали серию изображений с заданным конечным приращением деформации (рисунок 3.2.5, а).



а



б

Рисунок 3.2.5 – К пояснению результатов тестирования алгоритма на модельных (а) и экспериментальных (б) данных: Модельное изображение и соответствующее ему векторное поле (а) для случая одноосного растяжения; экспериментально полученное оптическое изображение поверхности образца и векторное поле (б)

**Зашумление изображений.** На пару модельных изображений, отражающих одноосное растяжение с конечным приращением удлинения  $\delta = 80$  пикселей, был наложен шум с нормальным распределением. Амплитуда шума  $\sigma_n$  варьировалась в интервале от 1 % до 36 % с шагом 1,5 %. Было получено 25 пар изображений.

**Экспериментальные изображения.** В процессе испытания образцов алюминиевого сплава А2024 на растяжение была получена серия изображений. На поверхности образцов, предварительно окрашенных в белый цвет, был нанесен спекл с помощью аэрозольного распыления черной краски (рисунок 3.2.5, б).

**Методика тестирования алгоритмов.** Исследования временных затрат и помехоустойчивости алгоритмов были проведены с использованием описанных серий изображений. Для проведения расчетов использовали ПЭВМ со следующими характеристиками: процессор Intel(R) Core(TM) i3 CPU M 350, объем оперативной памяти 2,00 ГБ, операционная система Windows 7. Количественное сравнение точности и помехоустойчивости тестируемых алгоритмов при определении перемещений осуществлялось на основе коэффициента корреляции полей расстояний векторных полей (3.1.5).

**Тестирование алгоритмов на модельных изображениях.** Предложенный иерархический 3DRS алгоритм был сопоставлен с базовым 3DRS алгоритмом и инкрементальным алгоритмом, представленным в предыдущем разделе. Временные затраты при использовании алгоритмов оценивали на серии модельных изображений. 3DRS алгоритм показывает почти в 10 раз меньшее время построения векторного поля по сравнению с инкрементальным алгоритмом (рисунок 3.2.6, а). Оба алгоритма являются комбинированными, и различаются по принципу определения перемещений в пиксельной области. Принцип определения перемещений в субпиксельной области у всех представленных алгоритмов одинаков. Применение иерархического алгоритма 3DRS-P (рисунок 3.2.6, а) позволяет дополнительно в 5,3 раза уменьшить время построения полей. При этом  $K_r$  сохраняется на уровне не ниже 0,98 (рисунок 3.2.6, б, кривая 2) при увеличении амплитуды шума.

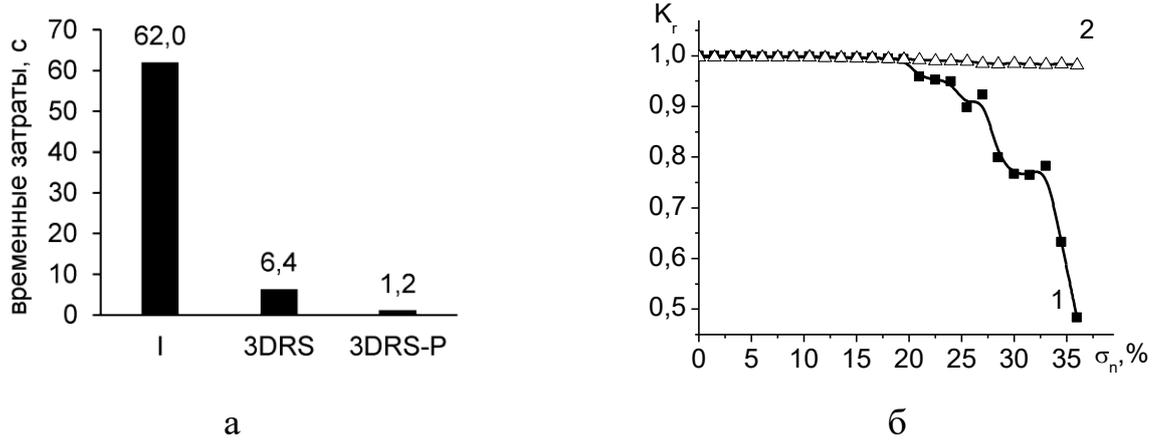


Рисунок 3.2.6 – Время построения векторного поля (а) и коэффициент корреляции векторных полей (б) от амплитуды шума  $\sigma_n$  для серии модельных изображений. Обозначения кривых: 3DRS (кривая 1), 3DRS-P (кривая 2)

Аналогичные временные результаты были получены при исследовании алгоритмов на экспериментальных изображениях. При этом для всех алгоритмов максимальное отклонение  $K_r$  от 1 также не превышает  $1 \cdot 10^{-2}$ .

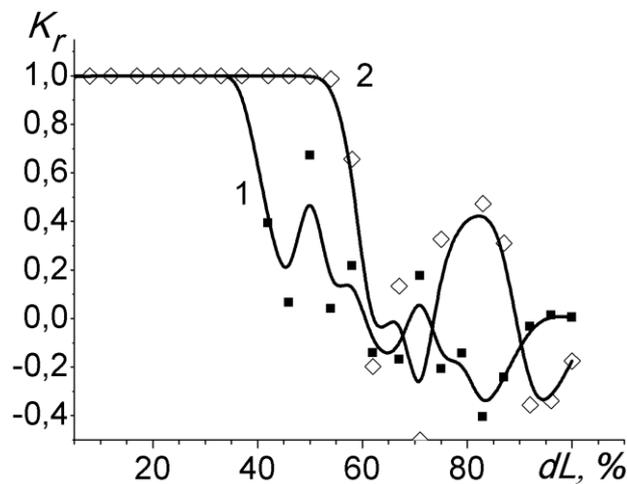


Рисунок 3.2.7 – Зависимость коэффициента корреляции векторных полей от приращения удлинения  $dL$  для 3DRS (кривая 1), 3DRS-P (кривая 2)

Помимо помехоустойчивости, существенным лимитирующим фактором оптического метода оценки деформации является величина её приращения (в частности, удлинение) между двумя соседними кадрами (например, параметр  $dL$  при растяжении образца), при обеспечении приемлемой помехоустойчивости оценки перемещений. Влияние данного параметра было исследовано (рисунок 3.2.7) для

базового 3DRS и 3DRS-P алгоритмов. Алгоритм 3DRS-P позволяет определять большие в 1,5 раза перемещения (с 40 % до 60 %).

### **3.3 Использование параллельных вычислений на графических процессорах в задаче построения полей векторов перемещений**

Необходимость обработки видеоданных в режиме реального времени, а также постоянно возрастающее разрешение видеодатчиков, требует разработки быстродействующих алгоритмов и аппаратных средств для их выполнения. При этом снижение времени обработки данных, может быть, достигнуто за счет уменьшения вычислительной сложности алгоритмов либо за счет применения принципиально новых аппаратных средств, в том числе многопроцессорных (многоядерных) вычислительных систем.

В настоящее время уровень развития вычислительных средств дает возможность использовать недорогие многоядерные аппаратные решения на основе графических процессоров, позволяющие задействовать аппарат параллельных вычислений и значительно снизить время обработки данных. Параллельные алгоритмы для графических процессоров применяются в различных задачах связанных с оценкой перемещений. Одной из них является слежение за объектами в режиме реального времени [168–170]. Алгоритмы вычисления поля движения (оптического потока) также активно реализуются с использованием параллельных вычислений [171–178]. В работе [171] авторами проведен обзор аппаратно-программных решений и вычислительных платформ для параллельных вычислений в задачах экспериментальной механики и оптических измерений величин перемещений.

В работе [172] описана реализация метода корреляции цифровых изображений с субпиксельной точностью расчета с применением программно-аппаратной архитектуры параллельных вычислений CUDA для исполнения на графических процессорах NVIDIA. В реализованном методе совместно используются обратный композиционный алгоритм Гаусса-Ньютона (IC-GN) для субпиксельной оценки

перемещений и алгоритм кросс-корреляции, основанный на быстром преобразовании Фурье (БПФ) для оценки перемещений с дискретной (пиксельной) точностью.

Сравнение IC-GN алгоритма и прямого аддитивного алгоритма Ньютона-Рафсона проведено в [173]. Предложен параллельный алгоритм, основанный на определении положения «базовой» области изображения, относительно которой далее и определяются перемещения. Данные о её деформации используются далее для улучшения (повышения точности) начального приближения при определении перемещений соседних векторов и каждый успешно рассчитанный вектор используется как новый, т.е. становится исходной информацией для проведения последующих вычислений.

Параллельная кратномасштабная схема определения поля перемещений предложена в [174]. Там же проведено её сравнение с последовательной многомасштабной схемой. Отличительной особенностью предложенной схемы является то, что обработка изображений на каждом из масштабов производится параллельно в отличие от многомасштабного подхода. В рамках такой реализации на последнем этапе данные, полученные на каждом из предыдущих уровней, объединяются в один результирующий оптический поток.

В работе [175] предложен подход к параллелизации вычисления оптического потока видеофрагментов, снятых движущейся камерой в «неблагоприятных» условиях и естественном освещении. Съёмка производилась с камеры, установленной на транспортное средство, передвигающееся по дорогам общего пользования. Для реализации был выбран алгоритм Лукаса-Канаде. В [176] в качестве успешно реализованного подхода предлагается реализация параллельного алгоритма вычисления оптического потока, основанного на модифицированной версии нейронной сети типа самоорганизующейся карты для решения проблемы выбора размера апертуры. В [177] в качестве ещё одного успешно решенного подхода представлена производительная реализация алгоритма для графического процессора GPU (graphics processing unit) с целью вычисления оптического потока для последовательностей изображений, отражающих большие перемещения (large displacement optical flow - LDOF).

В работе [160] был предложен алгоритм трехмерного рекурсивного поиска перемещений (3DRS), который позволил значительно снизить время обработки изображений. Алгоритм 3DRS используется для оценки полей векторов перемещений в системах обработки видеосигналов для применения в различных телевизионных устройствах. В работе [179] рассматривается задача реализации рекурсивного алгоритма для его выполнения на графическом процессоре с параллельной архитектурой. Алгоритм был реализован с использованием программного интерфейса Direct3D и языка высокого уровня для программирования шейдеров HLSL [180, 181], а затем протестирован на видеокартах Nvidia GeForce 7800/8800.

В данном разделе была поставлена задача, разработать параллельный алгоритм построения векторов перемещений на основе рекурсивного поиска (recursive search) с привлечением аппарата параллельных вычислений на графических видеопроцессорах и оценить достигаемое при этом снижение временных затрат.

### **3.3.1 Параллельный рекурсивный алгоритм построения полей векторов перемещений**

В работе [164] был реализован быстродействующий алгоритм построения полей векторов перемещений, основанный на трехмерном рекурсивном поиске (3DRS). Алгоритм показал хорошую помехоустойчивость при малых вычислительных затратах.

В задаче оценки деформации материалов возникает необходимость в задании области обработки изображения, за пределами которой производить поиск перемещений нет необходимости. В зарубежной литературе такая область именуется ROI (region of interest). Таким образом, в отличие от исходного 3DRS алгоритма, перед началом работы разрабатываемого алгоритма задается размер, форма и положение области ROI.

Следующей задачей исследований было снижение времени вычислений при построении полей векторов перемещений за счет применения аппарата параллельных вычислений. Однако в описанных в литературе реализациях алгоритм 3DRS не предназначен для применения с использованием параллельных вычислений.

Таким образом, решали следующие задачи: 1) модифицировать алгоритм 3DRS для обработки произвольно заданной области изображения; 2) адаптировать модифицированный алгоритм для его выполнения на графических процессорах с использованием параллельных вычислений.

Алгоритм трехмерного рекурсивного поиска (3DRS) относится к алгоритмам блочной оценки перемещений, когда учитывается пространственная и временная связь векторов перемещений в пределах всего поля. На основе алгоритма трёхмерного рекурсивного поиска, описанного в работе [160], был реализован модифицированный алгоритм построения векторов перемещений, который также использует подход рекурсивного поиска перемещений (DRS). Затем, данный модифицированный алгоритм был переработан для проведения вычислений в параллельном виде (PDRS) [182]. Результатом работы алгоритма после обработки пары изображений является поле с регулярно расположенными векторами перемещений. Расстояние между соседними векторами по вертикали и горизонтали задается шагом *step* (рисунок 3.3.1, а). Вектор характеризует смещение участка изображения – блока, размером *bs* (рисунок 3.3.1, а). Вычисление векторного поля производится построчно, блок за блоком, начиная с верхнего левого угла. Одна такая процедура называется проходом и процесс построения поля – сканированием. При достижении последнего (правого нижнего) блока меняется направление сканирования, от правого нижнего блока к левому верхнему (и, соответственно, от нижней строки к верхней). Выполняется заданное количество проходов. При каждом последующем проходе вектора, построенные на предыдущих итерациях, могут быть скорректированы.

Алгоритм 3DRS основан на использовании векторов кандидатов (рисунок 3.3.1), которые задают предполагаемые направления перемещений. Для каждой площадки может использоваться несколько таких векторов-кандидатов, включая пространственные и временные. В качестве пространственных кандидатов используются соседние векторы перемещений, которые уже были определены ранее. На рисунке 3.3.1, б показаны четыре варианта относительного расположения векторов кандидатов (обозначенных  $S1$  и  $S2$ ), где  $C$  – текущий блок, для которого

оценивается смещение. В работе [160] были описаны первые два из представленных на рисунке 3.3.1, б вариантов.

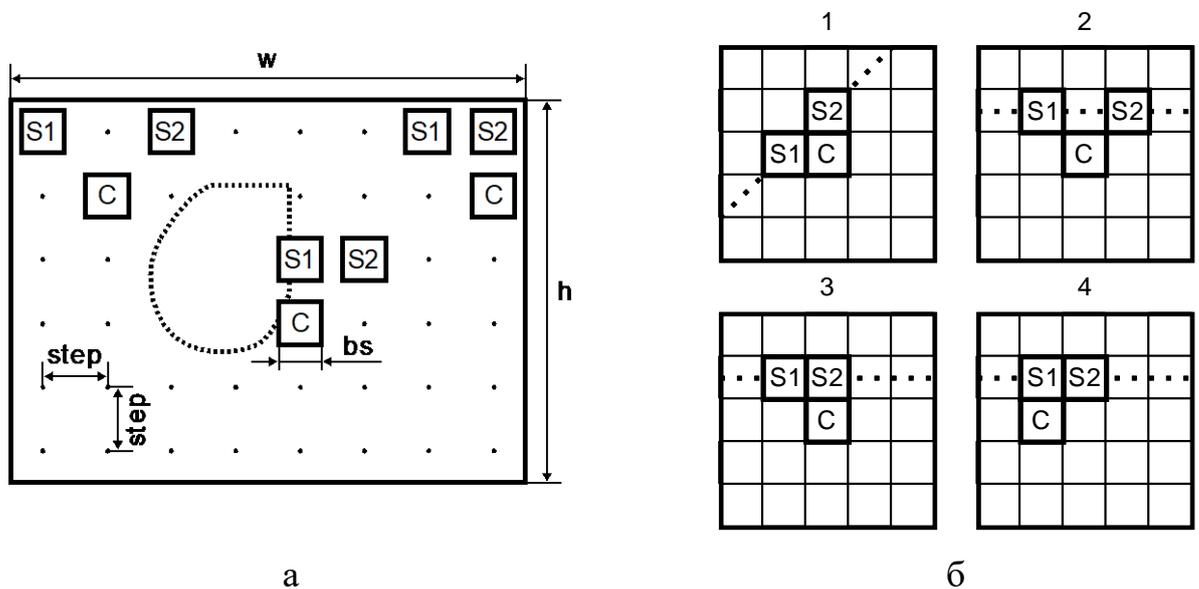


Рисунок 3.3.1 – Относительное расположение векторов кандидатов: а) расположение с учетом границ векторного поля, б) варианты расположения

Одним из ограничений при разработке параллельного алгоритма является тот факт, что оценка перемещения каждого последующего блока зависит от результата определения предыдущих векторов кандидатов. В связи с этим диагональное расположение векторов кандидатов (вариант №1) на рисунке 3.3.1, б) значительно усложняет алгоритм, в отличие от горизонтального расположения (вариант №2), поскольку количество блоков, лежащих на диагонали, изменяется. В тоже время, вариант №2 расположения блоков позволяет параллельно выполнять обработку каждого блока в пределах одной строки поля векторов перемещений.

В алгоритме 3DRS используются так называемые кандидаты обновления, которые генерируются из пространственных кандидатов  $S1$  и  $S2$  путем добавления случайных смещений. Генерация случайной последовательности не повторяющихся чисел в параллельном алгоритме сталкивается со сложностью практической реализации вследствие одновременного выполнения параллельных операций. В модифицированном алгоритме вместо случайных значений к каждому вектору кандидату прибавляется смещение в диапазоне от -2 до 2 пикселей по вертикальному

и горизонтальному направлениям. При отсутствии векторов кандидатов (например, для первой строки), поиск смещения производится относительно перемещения самого блока. Для определения перемещения блока производится вычисление минимума меры подобия, в качестве которой используется сумма абсолютных разностей SAD.

Задача построения поля векторов перемещений на поверхности деформируемого материала предполагает наличие разрывов, например концентраторов напряжений в виде отверстий или выточек, либо конструктивных особенностей инженерных изделий. Исключение областей разрывов из обработки достигалось путем предварительного задания области обработки на изображениях ROI. На рисунке 3.3.1, а такая область снаружи ограничена границей изображения размером  $w \times h$ , а внутри – пунктирной линией. Поскольку для блоков, находящихся у границы области обработки ROI, отсутствуют правый либо левый вектор-кандидат, то вариант №2 расположения кандидатов был дополнен вариантами №3 и №4 (рисунок 3.3.1). Наличие и относительное расположение векторов кандидатов определяется для каждого блока до начала выполнения процедуры построения поля векторов перемещений. С этой целью, формируется два массива, задающие относительное расположение векторов кандидатов: один для прямого сканирования справа налево и сверху вниз, а второй для обратного (*Cand* на рисунке 3.3.2, а).

Условные операции, предполагающие ветвление алгоритма, излишняя синхронизация между потоками в случае совместного использования доступа к памяти, использование векторных операций и небольшой объем локальной памяти вычислительных модулей графического процессора значительно ограничивают его применение для выполнения параллельных вычислений. Кроме того, передача данных между потоками требует дополнительной синхронизации ядер графического процессора. Учитывая особенности предложенного DRS алгоритма и вышеперечисленные ограничения, накладываемые аппаратом параллельных вычислений, был разработан параллельный алгоритм построения полей векторов перемещений PDRS (рисунок 3.3.2, а). Алгоритм был реализован с использованием языка

программирования OpenCL для выполнения на графических процессорах AMD Radeon.

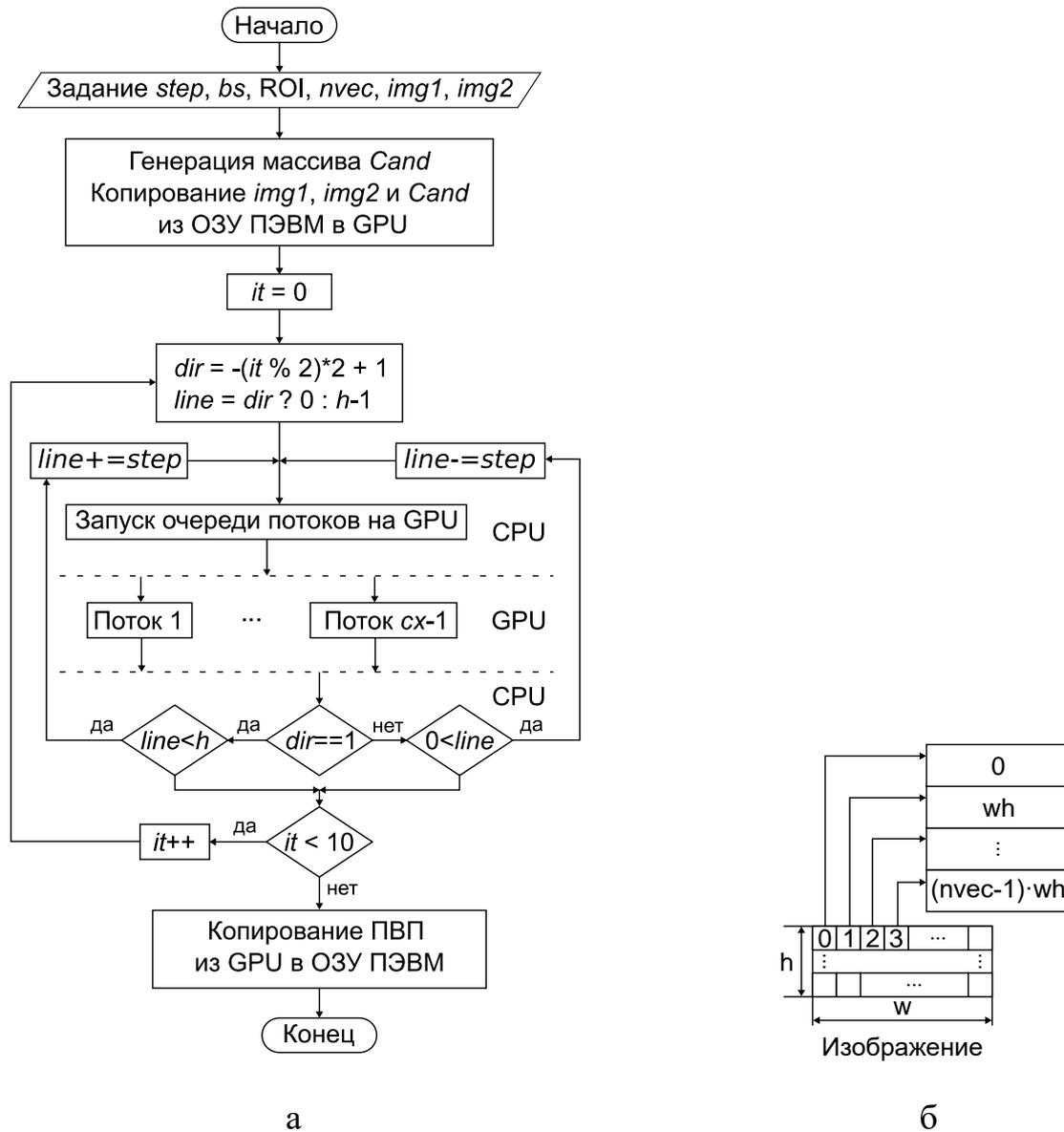


Рисунок 3.3.2 – Параллельный алгоритм определения полей векторов перемещений (а) и принцип копирования изображений (б)

Принцип организации вычислений на графическом процессоре может быть представлен следующим образом [183]. Прежде всего, отметим, что проведение вычислений с использованием программ, реализованных с использованием языка OpenCL, как для центральных процессоров (CPU), так и для графических процессоров (GPU), принципиально отличается от таковых для программ,

разрабатываемых на языках высокого уровня (таких как C, C++ и т. п.). OpenCL приложение состоит из двух частей: ведущей программы и совокупности одного или нескольких кернелов (kernel) [183]. Кернел представляет собой набор инструкций, написанных на языке OpenCL. Ведущая программа запускается на центральном процессоре. Кернелы запускаются на OpenCL устройствах, например, на графических процессорах. Ведущая программа вызывает команду, которая приводит в исполнение кернелы на OpenCL устройстве. При запуске такая команда формирует пространство потоков, индексированных целыми числами. Копия кернела запускается для каждого потока, индексированного в таком пространстве. Каждая копия, запущенного кернела, называется рабочим элементом (work-item), который определяется координатами в этом индексированном пространстве. Эти координаты являются глобальным идентификатором для рабочего элемента. После этого команда, которая приводит в исполнение кернелы, создает набор рабочих элементов, каждый из которых использует одну и ту же последовательность инструкций. Рабочие элементы объединены в рабочие группы (work-groups). Рабочие элементы имеют доступ к общей глобальной памяти, а также к локальной памяти. Каждой рабочей группе соответствует своя локальная память. Рабочим элементам, входящим в одну рабочую группу, доступна локальная память, которая недоступна элементам из другой рабочей группы. Глобальная память в отличие от локальной имеет значительно больший объем, порядка 1-4 ГБ. Локальная память ограничена 32 КБ на рабочую группу. Локальная память обладает значительно меньшим временем доступа, чем глобальная память, поэтому её задействуют для хранения промежуточных результатов работы алгоритмов. Поскольку физически видеокарта представляет собой устройство, подключаемое к ПЭВМ по шине PCI Express, то копирование данных из оперативной памяти ПЭВМ в оперативную память видеокарты занимает определенное время. Чтобы минимизировать потери времени, возникающие при выполнении операций копирования, данные копируются в оперативную память видеокарты один раз перед запуском кернелов (рисунок 3.3.2, а). Память видеокарты есть не что иное, как глобальная память OpenCL устройства, описанная выше. Выгрузка данных с видеокарты производится также один раз в

конце работы программы. Входными данными для работы программы являются изображения ( $img1$ ,  $img2$ ) и параметры алгоритма, такие как шаг построения векторов ( $step$ ), размер блока ( $bs$ ), область обработки изображения (ROI), размерность векторных операций ( $nvec$ ) и т. д. Выходными данными являются поле векторов перемещений и, при необходимости, величина минимальной меры SAD для каждого из блоков.

Предложенный алгоритм предполагает параллельное вычисление в пределах всей строки векторного поля. Каждая строка состоит из блоков и для каждого из них определяется перемещение с учетом возможных  $5 \times 5$  вариантов смещений (в диапазоне - 2..2) для каждого вектора кандидата. При этом максимальное количество векторов кандидатов равно 2. С учетом этого размер рабочей группы ( $workgroup$ ) определялся как  $5 \times 5 \times 2 = 50$ , т.е. размер локальных и глобального массивов рабочих элементов для параллельной обработки  $localSize$  и  $globalSize$  определяли следующим образом:

$$\begin{aligned} globalSize[0] &= (2d + 1) \times 2cx; \\ globalSize[1] &= 2d + 1; \\ localSize[0] &= (2d + 1) \times 2; \\ localSize[1] &= 2d + 1; \end{aligned} \tag{3.3.1}$$

где  $d$  – максимальное смещение и  $cx$  – размер строки векторного поля (количество блоков). Взаимодействие между ведущим устройством (ПЭВМ) и OpenCL устройством выполняется с помощью очереди команд, отправляемых от ПЭВМ. Очереди команд делятся на очереди кернелов, очереди работы с памятью и очереди синхронизации. За один запуск очереди кернелов, определяемых через  $localSize$  и  $globalSize$  в функции OpenCL `clEnqueueNDRangeKernel`, строится одна строка поля векторов перемещений. Операция вычисления меры подобия SAD выполняется одним рабочим элементом. Кроме непосредственно вычисления меры SAD, кернел выполняет поиск минимального значения SAD из 50 элементов массива для соответствующих смещений. При этом процедура поиска минимума SAD выполняется только рабочим элементом рабочей группы с локальными индексами [0,0].

Видеокарты AMD Radeon поддерживают различные операции над векторными данными. Задействование векторных операций позволяет значительно

уменьшить время обработки изображений. Наиболее ресурсоемкая задача в реализованном алгоритме построения полей векторов перемещений - это вычисление меры подобия SAD, для расчета которой были задействованы векторные операции. Для этого было предложено привести указатели на области памяти с изображениями, имеющих скалярный тип, к указателям векторного типа. При этом изображения имели полутоновой формат представления (grayscale). Использование векторного представления *int2* и *int4* накладывает следующее ограничение: позиция, с которой производится чтение данных векторного типа, должна быть выровнена кратно размеру вектора (2 или 4). Было принято решение, на каждое изображение выделить блок памяти, равный размеру изображения, кратный размеру вектора (рисунок 3.3.2, б). Далее память последовательно (друг за другом) заполняется копиями изображений по размеру вектора, при этом каждая копия смещена по оси *x* на величину от нуля до размера вектора, уменьшенного на единицу. Таким образом, были реализованы три ядра, использующие для вычисления меры SAD операции над типами данных *int*, *int2* и *int4*. Требование к дополнительному расходу памяти является недостатком данного решения. Несмотря на это, как показало тестирование, время обработки изображений было значительно снижено.

### 3.3.2 Тестирование параллельного рекурсивного алгоритма

В исследовании применяли рабочую станцию, оснащенную процессором Intel Core i7-3770K и графической картой AMD Radeon HD 7970, а также ПЭВМ, оснащенную графической картой Radeon HD 5570 и процессором Intel Core i5-3470. Программная реализация алгоритмов параллельных вычислений осуществлялась с использованием открытого языка программирования OpenCL.

Тестирование алгоритмов проводили на изображениях с разрешением 3456×5184. Размер блока задавался равным 64×64 пиксела, шаг между векторами – 48 пикселей. В алгоритме использовалось 10 итераций сканирования. Для построения полей векторов перемещений на центральных процессорах Intel Core i5 и i7 алгоритм был реализован на языке программирования C++. Результаты тестирования показали, что применение графических процессоров позволяет значительно

снизить время вычисления полей векторов перемещений (рисунок 3.3.3, а). Снижение времени при заданных параметрах расчета и для данных изображений составило  $\sim 27$  раз. При увеличении плотности векторного поля в 3 раза (шаг между векторами равен 16 пикселям) и соответственно количества векторов в строках, временные затраты при использовании параллельного алгоритма PDRS были снижены в 63 раза по сравнению с чисто программной реализацией алгоритма DRS. Это связано с тем, что программа задействует большее количество ядер видеокарты при параллельном расчете перемещений в строке.

Применение векторных операций позволило снизить временные затраты, причем это особенно актуально для видеокарты предыдущего поколения Radeon 5570 (рисунок 3.3.3, б). Чем больше размер типа векторных данных, тем эффективнее используется графический процессор. Такое их поведение связано с архитектурными особенностями. Поскольку для задействования векторных операций при использовании разработанного алгоритма необходимо выделять больший объем памяти и копировать больше данных, то было крайне важно оценить время, затрачиваемое операции копирования, предшествующие построению поля векторов перемещений. Видно, что временные затраты на подготовку (копирование) данных растут с увеличением размеров типов векторных данных (рисунок 3.3.3, в). Однако вклад операций по выделению памяти и копированию данных не приводит к значительному увеличению временных затрат. Была проведена оценка отношения временных затрат на подготовку данных к времени их обработки при различных размерах типов векторных данных (рисунок 3.3.3, г). Из диаграммы видно, что относительное время подготовки данных растет при увеличении размеров типов векторных данных. Для графического процессора Radeon 7970 соотношение времени, затраченного на подготовку данных, относительно времени обработки данных, больше, чем для Radeon 5570. При использовании типа *int4* такое отношение достигает почти 20 %, что составляет значительную часть времени работы алгоритма.

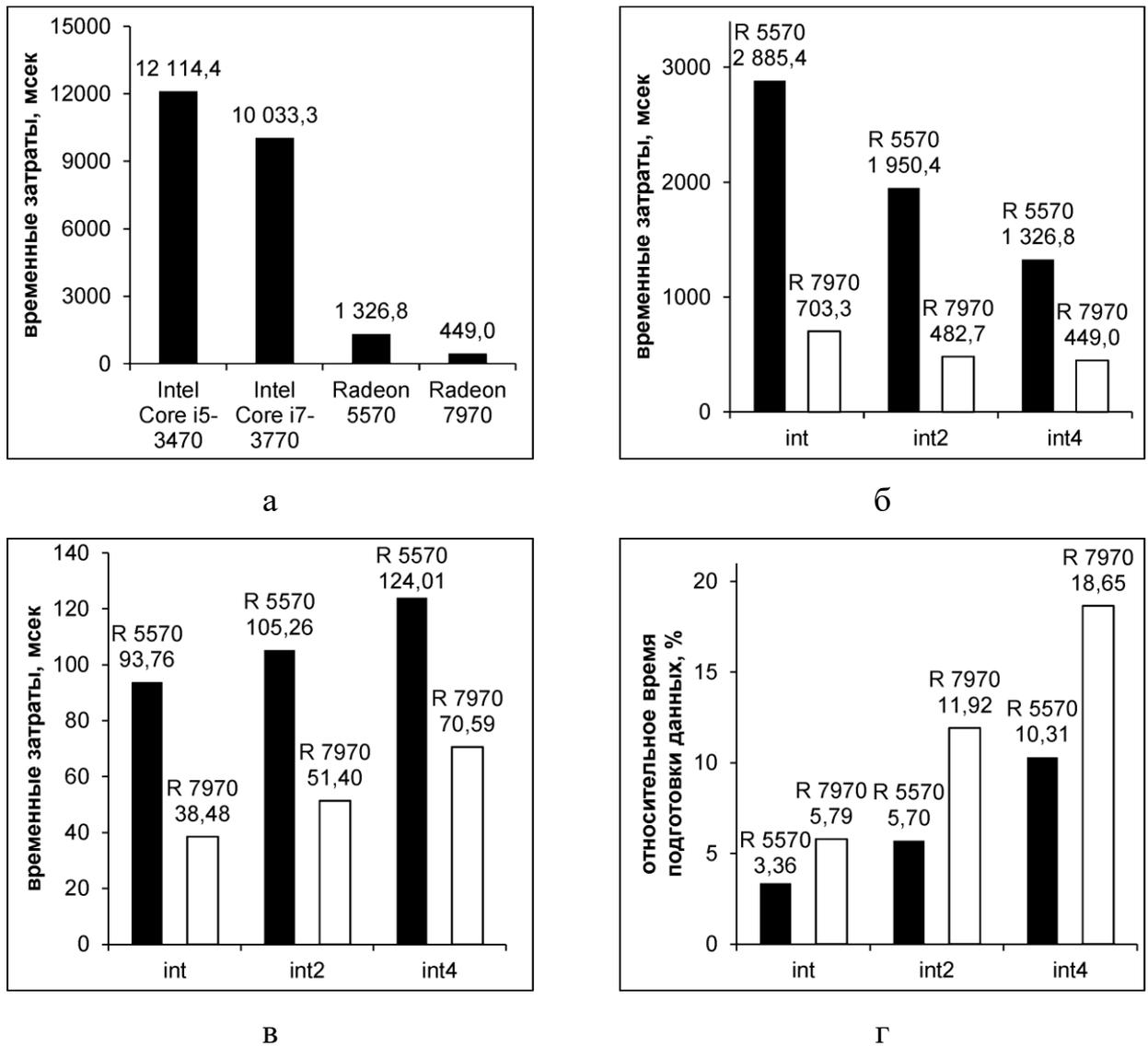


Рисунок 3.3.3 – Временные затраты различных операций при построении полей векторов перемещений: время построения полного векторного поля (а); то же с применением различных векторных операций (б); время, затрачиваемое на подготовку данных (в), отношение временных затрат на подготовку данных к времени их обработки (г)

### 3.4 Применение весовых коэффициентов билатерального фильтра в задачах вычисления оптического потока

Определение оптического потока является одной из наиболее сложных проблем, решаемых в области компьютерного зрения. Многообразие используемых для этого методов описано в обзоре [184]. Ключевой характеристикой

эффективности работы систем оценки деформации по методу DIC является точность, включая помехоустойчивость определения оптического потока. Однако такие системы часто должны работать в режиме реального времени [185, 186], поэтому требуется снижение вычислительных затрат, что может быть достигнуто за счет применения многомасштабных адаптивных схем, либо использования аппарата параллельных вычислений [177].

Проведен сравнительный анализ эффективных методов определения оптического потока, представленных в публичной базе MiddleBury benchmark [187]. Выявлено, что большая их часть основана на блочном сопоставлении [188], такой подход позволяет обрабатывать разные фрагменты изображения независимо друг от друга [184]. Далее был проведен детальный анализ нескольких алгоритмов, характеризующихся наилучшим показателем соотношения «качество/быстродействие». Среди них следует отметить алгоритм NNF (Nearest Neighbor Field), основанный на определении поля ближайших соседей [189], а также алгоритм OFLAF (Optical Flow via Locally Adaptive Fusion), использующий в качестве критерия определения перемещения минимум объединенных локальных мер подобия [190–196]. Их применение позволяет повысить устойчивость (robustness) определения перемещений. С другой стороны, заслуживают особого внимания алгоритмы SF (Simple Flow) [155] и Classic+NL [197], основанные на поиске минимума меры подобия с применением корректировочных весовых коэффициентов. Два последних алгоритма были доступны в виде открытого кода и использовались в работе для сопоставления с предложенным алгоритмом.

Поскольку в литературе [155, 189–191] не приводятся значения параметров и коэффициентов, используемых, например, для выполнения фильтрации в вышеперечисленных алгоритмах, равно как и способы их выбора, в данном разделе решалась задача исследовать эффективность применения весовых коэффициентов билатерального фильтра в задачах вычисления оптического потока. В качестве базового метода используется подход, основанный на трехмерном рекурсивном поиске (3DRS) [159]. Данный алгоритм с автоматическим выбором его параметров [110]

может быть успешно применен для исследования предлагаемых в разделе разновидностей алгоритмов вычисления оптического потока.

### 3.4.1 Подход к применению весовых функций при определении перемещений

В качестве пиксельного алгоритма определения перемещений был использован ранее описанный алгоритм трехмерного рекурсивного поиска (3DRS). Дальнейшее уточнение векторов перемещений до субпиксельной точности может осуществляться с помощью различных алгоритмов, наиболее распространенными из которых являются дифференциальные, например алгоритм Лукаса-Канаде [61]. Последний позволяет определить движение между центрами фрагментов на двух изображениях, зарегистрированных в моменты времени  $t$  и  $t+\delta t$ . Дифференциальные алгоритмы основаны на приближении сигнала при разложении в ряд Тейлора. Таким образом, они используют частные производные по времени и пространственным координатам:

$$I(x, y, t) \approx I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \approx I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \delta t \quad (3.4.1)$$

Алгоритм Лукаса-Канаде, основан на предположении, что в локальной окрестности каждого пикселя значение оптического потока одинаково. Таким образом, можно записать основное уравнение оптического потока для всех пикселей окрестности и решить полученную систему уравнений методом наименьших квадратов:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i,j} I_x^2(i,j) & \sum_{i,j} I_x(i,j)I_y(i,j) \\ \sum_{i,j} I_x(i,j)I_y(i,j) & \sum_{i,j} I_y^2(i,j) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum_{i,j} I_x(i,j)I_t(i,j) \\ -\sum_{i,j} I_y(i,j)I_t(i,j) \end{bmatrix}, \quad (3.4.2)$$

где  $I_x, I_y, I_t$  – частные производные яркости изображения по координатам  $x, y$  и времени  $t$ ,  $u, v$  – искомое смещение. Выражение (3.4.2) соответствует нулевой итерации приведенного ранее обобщенного выражения (2.1.24).

Алгоритм, обладающий пиксельной точностью, и использующий в качестве меры подобия сумму абсолютных разностей, далее будет обозначаться «SAD», алгоритм Лукаса-Канаде (Lucas-Kanade) с субпиксельной точностью – «LK».

**Применение весовых коэффициентов.** Использование весовых коэффициентов возможно, как для вычисления взвешенной меры подобия

$$wSAD = \sum_{i,j} w_{i,j} |I(i,j,t) - I(i+u,j+v,t+1)| \quad (3.4.3)$$

так и в алгоритме Лукаса-Канаде

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i,j} w_{i,j} I_x^2(i,j) & \sum_{i,j} w_{i,j} I_x(i,j) I_y(i,j) \\ \sum_{i,j} w_{i,j} I_x(i,j) I_y(i,j) & \sum_{i,j} w_{i,j} I_y^2(i,j) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum_{i,j} w_{i,j} I_x(i,j) I_t(i,j) \\ -\sum_{i,j} w_{i,j} I_y(i,j) I_t(i,j) \end{bmatrix}, \quad (3.4.4)$$

где  $w_{i,j}$  – коэффициенты весовой функции.

Традиционно весовые коэффициенты характеризуют только расстояние от центра блока изображения, для которого определяется смещение, до остальных пикселей в окне. Такая весовая функция (для данных о расстоянии) представляет собой нормальное распределение:

$$w_d = e^{-\frac{\Delta \bar{t}^2}{2\sigma_d^2}}, \Delta \bar{t}^2 = di^2 + dj^2 \quad (3.4.5)$$

где  $\sigma_d$  – параметр, определяющий весовую функцию для данных о расстоянии.

В разделе исследуется применение коэффициентов билатерального фильтра [198], которые рассчитываются по входному (исходному) изображению. Указанные весовые коэффициенты учитывают как вышеописанное расстояние, так и информацию о яркости пикселей. Итоговая весовая функция определяется следующим образом:

$$w = w_c w_d, w_c = e^{-\frac{(I(\bar{t}) - I(\bar{t} + \Delta \bar{t}))^2}{2\sigma_c^2}}, \quad (3.4.6)$$

где  $w_c$  – весовая функция для данных о яркости,  $\sigma_c$  – параметр, определяющий данную весовую функцию,  $I(\bar{t})$  – яркость пикселя  $\bar{t} = (i, j)$ .

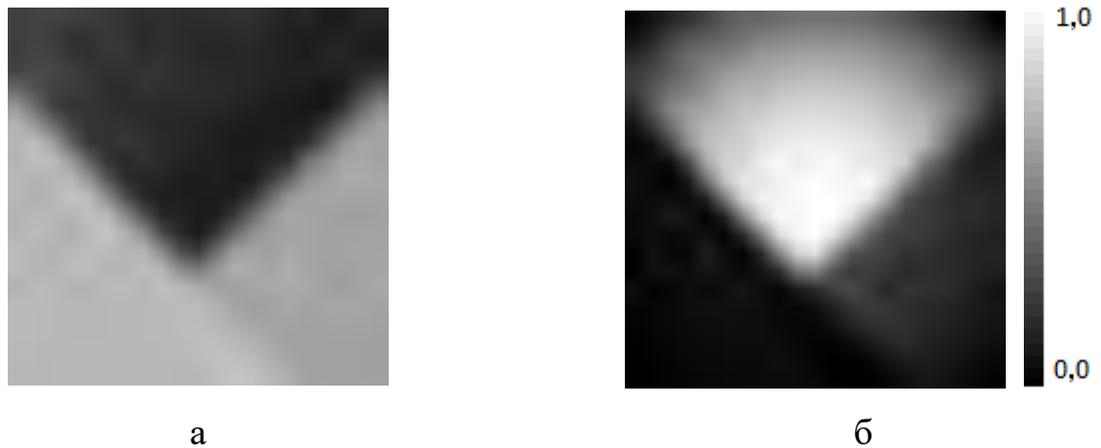


Рисунок 3.4.1 – Участок изображения (а) и соответствующее ему поле весовых коэффициентов (б)

На рисунке 3.4.1, б приведен пример распределения весовых коэффициентов, рассчитанных для центрального пикселя фрагмента изображения, представленного на рисунке 3.4.1, а. Видно, что для центрального пикселя наибольший вес (рисунок 3.4.1, б) имеют пиксели с примерно тем же уровнем яркости, а также расположенные ближе к нему. Далее по тексту применение взвешенной меры подобия будет обозначаться – «w».

**Адаптивное вычисление весовых коэффициентов.** Характер распределения весовых функций зависит от выбора значений их параметров  $\sigma_c$ ,  $\sigma_d$ , который, обычно, проводится эмпирическим путем. При этом  $\sigma_d$  является параметром, связанным с размером окна. Для выбора его величины без перебора размеров окна (данный вопрос был изучен автором в работе [199], где было оценено влияние  $w_d$  на расчет векторного поля) можно воспользоваться правилом «трёх сигм», используя для определения значения  $\sigma_d$  среднеквадратическое отклонение параметра  $\Delta \bar{I}^2$ .

При применении весовых коэффициентов для обработки всего изображения в случае фиксированного значения  $\sigma_c$  чувствительность фильтра к локальным перепадам яркости ограничивается некоторым диапазоном, в пределах которого величина  $w_c$  находится вблизи единицы или нуля. Для повышения «чувствительности» весовой функции  $w_c$  к локальным изменениям яркости предлагается рассчитывать  $\sigma_c$  в пределах анализируемого участка изображения, т.е. локально.

Предлагается следующий подход для вычисления этого параметра, позволяющий адаптивно подбирать его значения:

$$\sigma_c = \max_{\Delta \bar{i} \in (N, N)} \sqrt{\frac{1}{2} \cdot \left| \frac{\partial}{\partial x} |I(\bar{i}) - I(\bar{i} + \Delta \bar{i})| \cdot \frac{\partial}{\partial y} |I(\bar{i}) - I(\bar{i} + \Delta \bar{i})| \right|}, \quad (3.4.7)$$

где  $I(\bar{i} + \Delta \bar{i})$  – яркость пикселя в точке  $\bar{i} + \Delta \bar{i} = (i + di, j + dj)$ ,  $di \in \left(-\frac{N}{2}; \frac{N}{2}\right)$ ,  $dj \in \left(-\frac{N}{2}; \frac{N}{2}\right)$ ,  $N$  – размер участка изображения (апертура билатерального фильтра). Это позволяет сформировать «рабочую» весовую функцию с целью уменьшения влияния значений удалённых пикселей на центральный пиксель, а также увеличить чувствительность весовой функции к локальным перепадам яркости. Применение взвешенной меры подобия с автоматическим (адаптивным) расчетом параметров весовых функций будет обозначаться – «aw».

**Адаптивное вычисление весовых коэффициентов для пары изображений.** Как будет продемонстрировано ниже, использование (весовых) коэффициентов билатерального фильтра уменьшает ошибку вычисления оптического потока. Однако для достижения большей эффективности определения перемещений предлагается вычислять весовые функции с учетом обоих изображений в анализируемой паре:

$$w = w_{c_t} w_{d_t} w_{c_{t+1}} w_{d_{t+1}}, \quad (3.4.8)$$

где  $w_{c_t}$ ,  $w_{d_t}$  – весовые функции изображения в момент времени  $t$ ;  $w_{c_{t+1}}$ ,  $w_{d_{t+1}}$  – весовые функции изображения в момент времени  $t+1$ . Далее по тексту адаптивное вычисление весовых коэффициентов для пары изображений будет обозначаться – «aww».

**Постообработка оптического потока.** Постообработка оптического потока является важным этапом его корректировки (см. раздел 2.4), в том числе позволяющим исключить ошибки, возникающие на основном этапе расчета [104]. В [141] было показано, что для решения этой задачи эффективно применение медианного фильтра с апертурой  $5 \times 5$  пикселей. Помимо решения задачи фильтрации, сглаживание исходного изображения с применением адаптированных для обработки оптического потока фильтров, в том числе фильтров цифровой обработки

изображений, включая билатеральный [198], позволяют более точно и устойчиво определить перемещения на границах объектов в оптическом потоке. Параметры билатеральной фильтрации рассчитываются по формулам, приведенным выше. Исследовано применение билатерального фильтра (обозначено как «Bil») и билатерального фильтра с адаптивным расчетом параметров весовых функций (использовано обозначение – «aBil»).

### 3.4.2 Влияние весовых функций на определение перемещений

**Методика тестирования и изображения.** Оценка эффективности применения весовых коэффициентов проведена при обработке тестовых изображений из специализированной публичной базы Middlebury benchmark [187]. Расчет векторного поля проводили для 8 пар изображений (рисунок 3.4.2) с известными данными (рисунок 3.4.3, г) об их оптическом потоке: Dimetrodon, Grove2, Grove3, Hydrangea, RubberWhale, Urban2, Urban3, Venus.

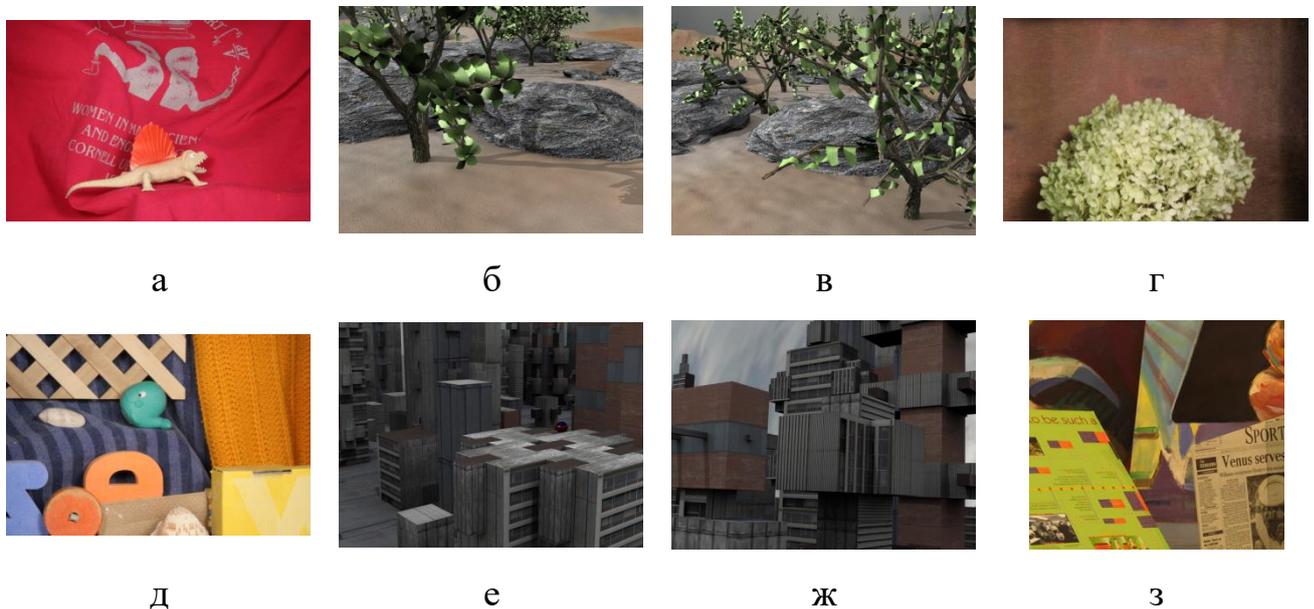


Рисунок 3.4.2 – Тестовые изображения из базы Middlebury benchmark: Dimetrodon (а), Grove2 (б), Grove3 (в), Hydrangea (г), RubberWhale (д), Urban2 (е), Urban3 (ж), Venus (з)

В качестве меры эффективности определения оптического потока использовали «Среднюю абсолютную ошибку определения конечной точки» (average end-point error – *AEE* [187]):

$$AEE = \frac{1}{hw} \sum_{y=1}^h \sum_{x=1}^w \sqrt{(u - u_{GT})^2 + (v - v_{GT})^2}, \quad (3.4.9)$$

где  $h$ ,  $w$  – высота и ширина изображения;  $u$ ,  $v$  – рассчитанный вектор оптического потока;  $u_{GT}$ ,  $v_{GT}$  – модельный вектор этого потока. Поле, формируемое путем векторного вычитания модельного (рисунок 3.4.3, г) и рассчитанного (рисунок 3.4.3, д) оптического потока, далее будем называть полем ошибки вычисления векторного поля (рисунок 3.4.3, е).

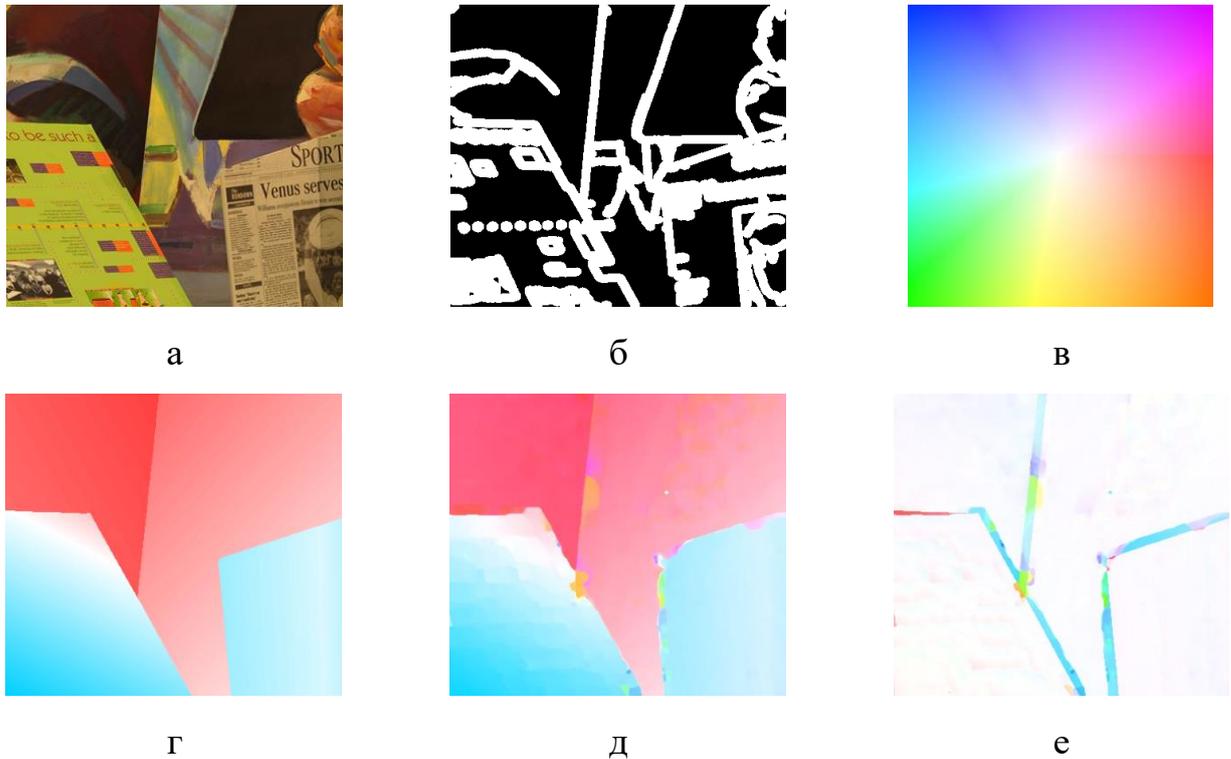


Рисунок 3.4.3 – Пример тестового изображения Venus из базы Middlebury benchmark (а), маска границ для него (б), цветовая кодировка векторов (в) [187], модельный (из базы Middlebury) оптический поток (г), пример вычисляемого оптического потока (д), поле ошибки вычисления оптического потока (е)

Для оценки эффективности предлагаемого подхода при определении перемещений на границах объектов (фрагментов), проводили выделение границ на

изображении с помощью известного алгоритма Канни (Canny edge detection) [200]. Для этого использовали его реализацию в открытой библиотеке компьютерного зрения OpenCV [201]. С этой целью формировали маску границ (рисунок 3.4.3, б) изображения, по которой вычисляли величину ошибки определения конечной точки  $AEE$ . Кроме того, для оценки влияния весовых коэффициентов на точность и устойчивость построения векторного поля ошибку  $AEE$  рассчитывали как по всему изображению, так и без учета границ (обозначено как «вне границ»).

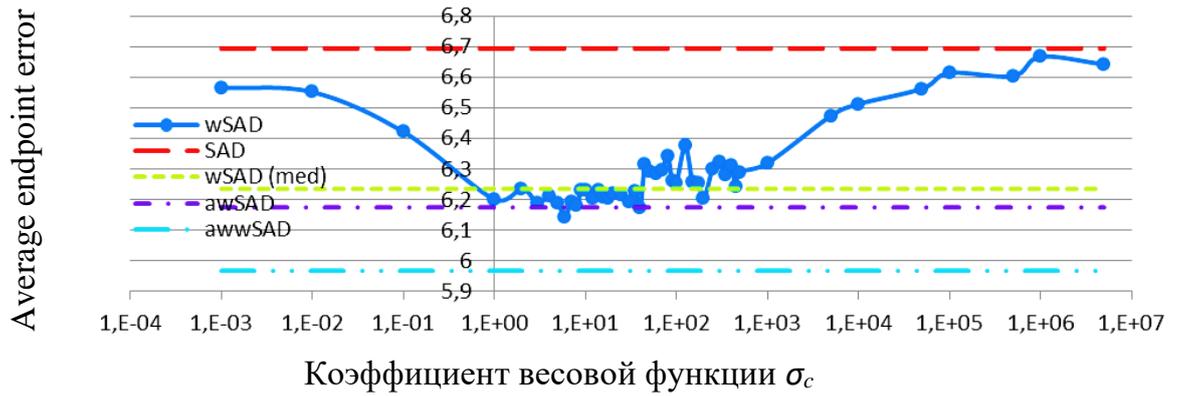
Для сравнения предложенного подхода с существующими подходами к расчету оптического потока были выбраны два алгоритма – SF (Simple Flow) [155] и Classic+NL [197]. Алгоритм Classic+NL основан на применении анизотропной фильтрации: суммирование с бóльшим весом значений яркости в тех точках, которые принадлежат тому же структурному элементу изображения, что и фильтруемый пиксель.

**Результаты тестирования.** Как было отмечено выше использование билатерального фильтра подразумевает задание параметров  $\sigma_d$  и  $\sigma_c$  весовых функций. Первый весовой коэффициент определяет данные о расстоянии. Его величина привязана к размеру блока изображения, для которого строится каждый вектор перемещения. Таким образом, поскольку размер блока задается перед вычислением оптического потока и не меняется при обработке изображения, то величина параметра  $\sigma_d$  должна быть задана один раз. Для всех пар изображений использовали  $\sigma_d = 4,243$  (см. разд. адаптивное вычисление весовых коэффициентов), и размер блока равный 18 (согласно данным предварительного тестирования при построении векторных полей, при варьировании размера от 4 до 30 пикселей, минимальная суммарная  $AEE$  по восьми парам изображения соответствовала размеру блока  $18 \times 18$ ).

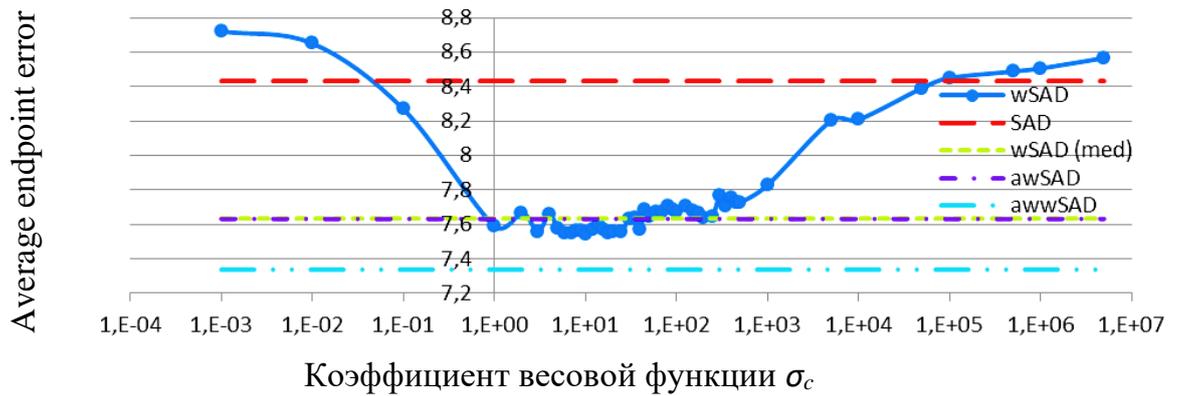
Второй весовой коэффициент характеризует данные о яркости. Он определяется яркостью пикселей в окне и значением параметра  $\sigma_c$ . Очевидно, что каждое изображение, равно как и каждый его участок характеризуется уникальным распределением яркостей. По этой причине были исследованы зависимости величины ошибки  $AEE$  от значения параметра  $\sigma_c$  для различных тестовых изображений

(рисунок 3.4.4). Построены зависимости суммарной ошибки  $AEE$  от параметра  $\sigma_c$  по всем тестовым парам изображений для алгоритмов с пиксельной точностью. Показано, что использование весовых коэффициентов ( $wSAD$ ,  $awSAD$  и  $awwSAD$ ) по сравнению с традиционно используемой мерой подобия  $SAD$  уменьшает ошибку  $AEE$ . При этом предпочтительный диапазон изменения параметра  $\sigma_c$  лежит в пределах от 1 до 1000. Вне обозначенных пределов наблюдается увеличение ошибки  $AEE$  (рисунок 3.4.4). Полученные зависимости не имеют ярко выраженного экстремума, что существенно затрудняет выбор единственного значения  $\sigma_c$ , при котором вычисление оптического потока будет наиболее эффективно. Значения ошибок для алгоритмов  $awSAD$  и  $wSAD$  в диапазоне 1–100 близки (рисунки 3.4.4, а и б), что свидетельствует о недостаточной эффективности применения адаптивного локального подхода  $awSAD$  в сравнении с использованием глобального значения  $\sigma_c$  в методе  $wSAD$ . Несмотря на это, при вычислении перемещений на участках изображений без учета границ подход  $awSAD$  позволяет получить лучшие результаты, по сравнению с  $wSAD$  (рисунок 3.4.4, в). Адаптивное вычисление  $\sigma_c$  с учетом обоих изображений из пары в алгоритме  $awwSAD$  показывает значительно большее снижение ошибки  $AEE$ . Ниже это также подтверждается полученными количественными значениями.

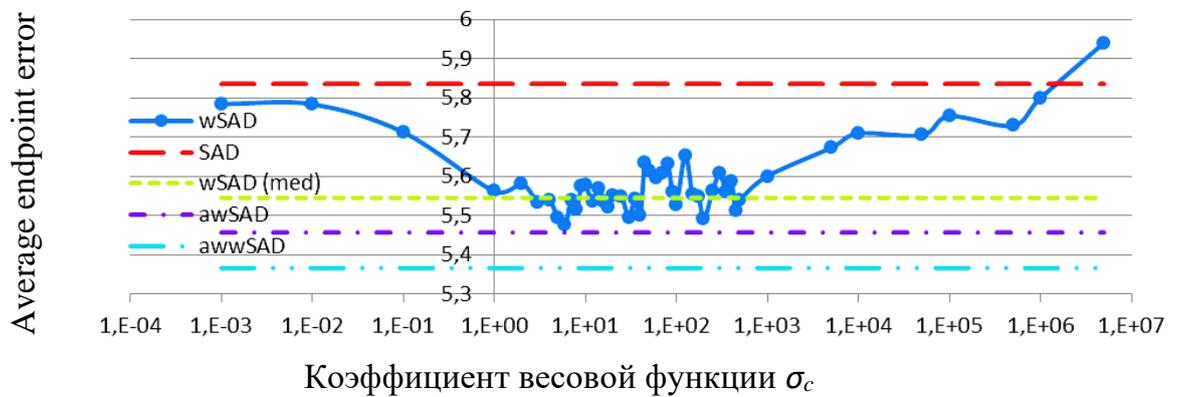
С использованием алгоритма  $wSAD$  для всех исследуемых пар изображений проведен анализ зависимостей  $AEE$  от величины  $\sigma_c$ . Показано, что если для одного изображения минимум ошибки  $AEE$  соответствует значениям  $\sigma_c$  близким к единице, то для другого, наоборот, значениям около 1000. Также, для ряда изображений при рассмотрении границ областей может наблюдаться рост  $AEE$  с увеличением  $\sigma_c$ , в то время как при его анализе без учета (вне) границ наблюдается снижение  $AEE$  (рисунки 3.4.5, а, б).



а

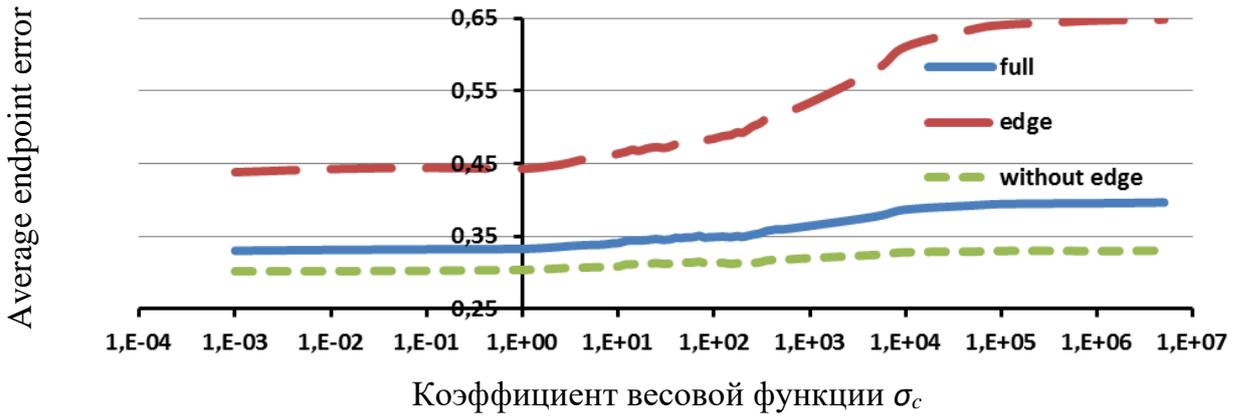


б

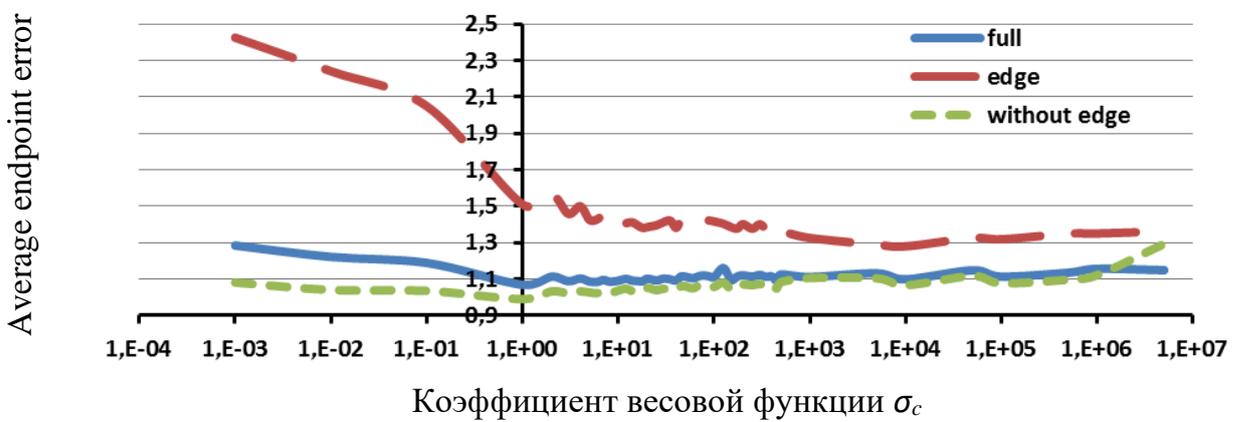


в

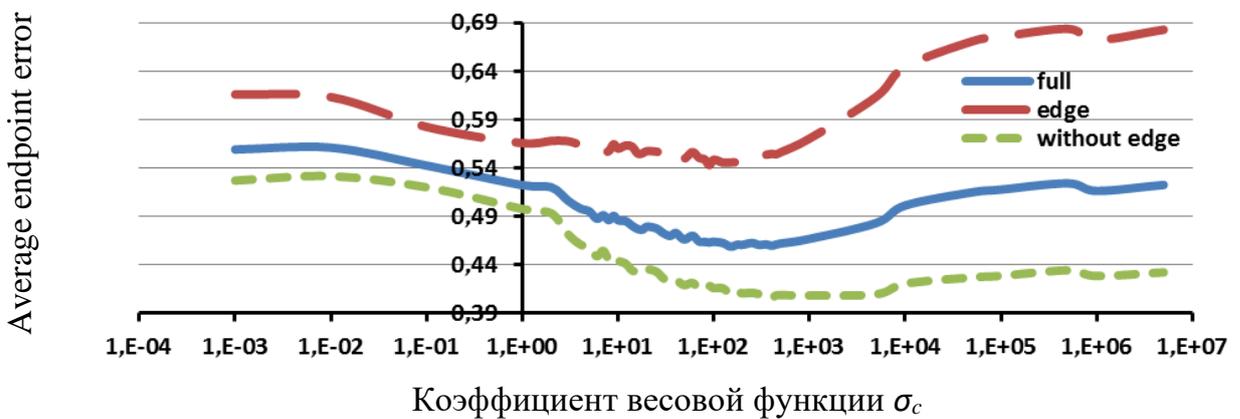
Рисунок 3.4.4 – Суммарная по всем парам изображений средняя ошибка определения конечной точки  $AEE$  в зависимости от величины коэффициента весовой функции  $\sigma_c$  (wSAD) и её медианное значение в пределах  $\sigma_c$  от 1 до 1000 (wSAD (med)), значение  $AEE$  для случая без применения весовых коэффициентов (SAD), с применением адаптивного (awSAD) и объединенного адаптивного (awwSAD)  $\sigma_c$ : при анализе полного изображения (а); при анализе только границ на изображении (б); при анализе областей изображения вне границ (в)



а



б



в

Рисунок 3.4.5 – Зависимость ошибки определения конечной точки  $AEE$  от величины коэффициента весовой функции  $\sigma_c$  при анализе полного изображения (full), при анализе границ на изображении (edge), при анализе областей изображения без границ (without edge) для пар изображений: а – RubberWhale; б – Urban2; в – Venus

При общей эффективности применения весовых коэффициентов билатерального фильтра, проявляющейся в уменьшении ошибки вычисления оптического

потока, остаётся актуальной проблема выбора параметра  $\sigma_c$  весовых функций. Это обусловлено спецификой как самих анализируемых изображений, так и перемещений на них. Для решения этой проблемы был предложен и протестирован способ адаптивного выбора значения параметра  $\sigma_c$  при расчёте коэффициентов весовой функции.

Показано, что максимальное снижение ошибки  $AEE$  при использовании весовых коэффициентов наблюдается на изображениях с контрастными границами; при этом границы объектов соответствуют границам областей и на векторных полях: см. пары Grove2, Grove3, Hydrangea, RubberWhale (таблица 3.4.1). Так, для RubberWhale алгоритм  $awwLK-awwSAD$  показывает наименьшую ошибку 0,146 пикселей из всех восьми тестовых пар изображений.

Для первой пары изображений Dimetrodon характерно наличие областей большого размера, имеющих равномерные смещения. На изображениях присутствуют два объекта, один из которых одновременно является малоконтрастным фоном. Наибольшая ошибка характерна для участка деформации «фонового» объекта, а не на границах объектов (рисунки 3.4.6, а, б). Величина ошибки  $AEE$  для субпиксельного алгоритма LK-SAD составляет 0,222 пикселя, что меньше, чем для адаптивного  $awwLK-awwSAD$  – 0,246 пикселей. Это связано с тем, что точность взвешенного адаптивного алгоритма  $awwLK-awwSAD$  при расчёте вне границ объектов несколько ниже, чем для алгоритма LK-SAD (рисунки 3.4.6, а, б).

Пары синтетических изображений Grove2 и Grove3 отражают одну и ту же сцену, но снятую с разных ракурсов. На изображениях присутствует большое число контрастных границ объектов, смещающихся независимо друг от друга с величинами перемещений до 16 пикселей. При этом значения  $AEE$  в случае применения алгоритма  $awwSAD$  снижается незначительно (таблица 3.4.1), что свидетельствует о наличии областей перекрытия объектов. Большое количество перекрытий и границ объектов также приводит к тому, что субпиксельный алгоритм LK-SAD для пары Grove3 показывает ошибку  $AEE$  больше, чем адаптивный пиксельный  $awwSAD$ . Таким образом, метод  $awwSAD$  учитывает наличие границ объектов на каждом изображении пары и, тем самым, снижает величину ошибки  $AEE$ .

Пара изображений Hydrangea отличается от остальных присутствием мало-контрастного фона с единственным объектом, расположенным в центре. Наибольшее количество ошибок возникает на границе движущегося объекта и фона. Применение весовых функций ожидаемо снижает значение ошибки  $AEE$ .

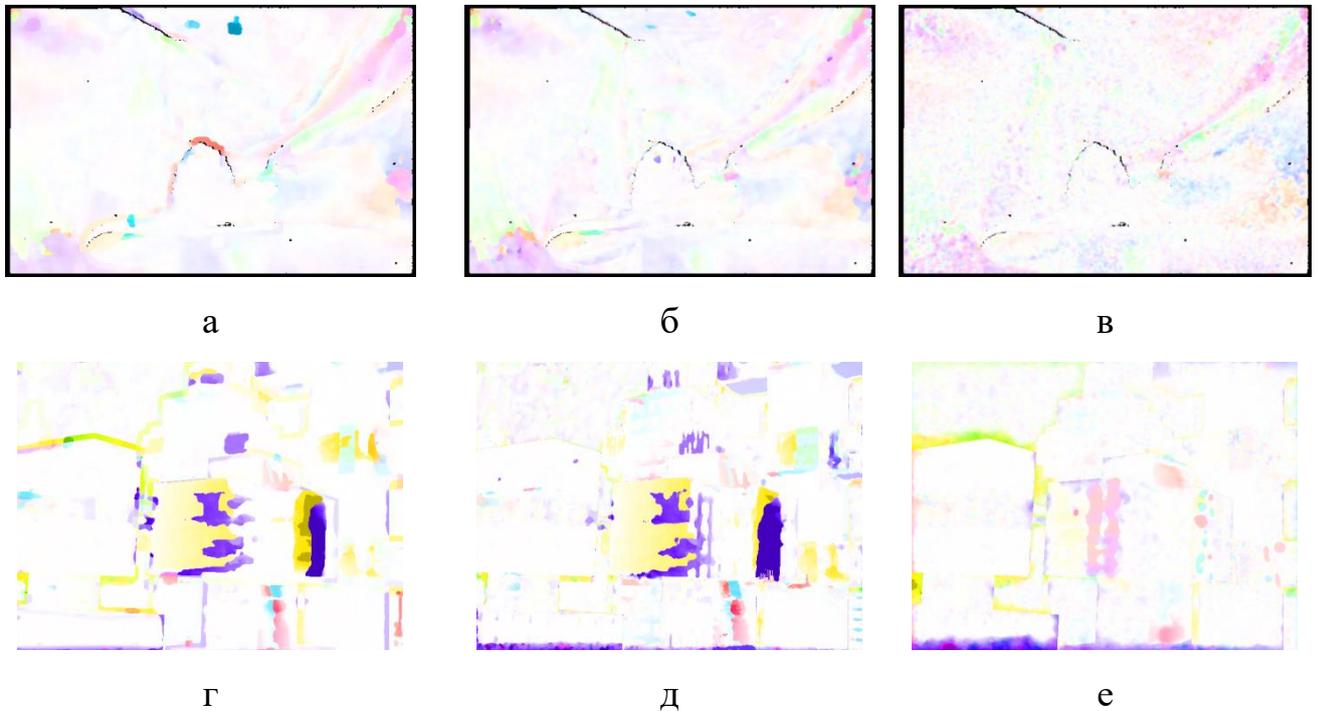


Рисунок 3.4.6 – Поле ошибки определения конечной точки  $AEE$  для тестовых пар изображений Dimetrodon (а–в) и Urban3 (г–е): а, г – LK-SAD; б, д – awwLK-awwSAD; в, е – Classic+NL

В отличие от предыдущих пар, на изображениях пары RubberWhale содержится сцена с большим количеством объектов, имеющих контрастные границы. При относительном движении объектов возникает большое число областей их перекрытий. В результате подход awwLK-awwSAD показывает лучший результат, как это наблюдалось и в случае пар изображений Hydrangea, Grove2 и Grove3.

Синтетические (модельные) пары Urban2 и Urban3, как и пары Grove2 и Grove3, сгенерированы из одной и той же сцены, при этом они значительно отличаются друг от друга, хотя и содержат схожие по форме и размеру объекты. Наибольшая проблема для этих двух пар изображений возникает при оценке перемещений объектов, имеющих однонаправленную периодическую текстуру.

Наличие последней, а также большого количества областей перекрытий объектов приводят к значительной ошибке  $AEE$  в 2,201 пикселя для Urban3 при использовании метрики  $SAD$ . При этом использование весовых функций не позволяет значительно снизить ошибку определения перемещений (рисунки 3.4.6, г, д).

В отличие от всех предыдущих изображений, для пары Venus зависимость  $AEE$  от  $\sigma_c$  имеет экстремум при  $\sigma_c = 150$  (рисунок 3.4.5, в). При этом наличие некоторого количества малоконтрастных областей, а также зон их перекрытий вносит основной вклад в возрастание ошибки.

Таблица 3.4.1 – Средняя ошибка определения конечной точки  $AEE$  оптического потока

Алгоритм	Пара тестовых изображений								Суммарная $AEE$
	Dimetrodon	Grove2	Grove3	Hydrangea	RubberWhale	Urban2	Urban3	Venus	
SAD	0,452	0,541	1,031	0,410	0,407	1,123	2,201	0,528	6,693
awSAD	0,445	0,517	0,955	0,381	0,349	1,086	1,968	0,474	6,175
awwSAD	0,441	0,475	0,789	0,353	0,327	1,028	2,088	0,466	5,968
LK-SAD	<b>0,222</b>	0,264	0,843	0,293	0,243	0,846	1,949	0,434	5,096
awwLK-awwSAD	0,246	<b>0,190</b>	<b>0,567</b>	<b>0,220</b>	0,146	<b>0,761</b>	1,917	0,397	4,444
Classic+NL	0,272	0,301	0,861	0,228	<b>0,145</b>	0,906	<b>1,165</b>	0,491	<b>4,369</b>
SimpleFlow	0,298	0,412	0,851	0,321	0,282	0,808	1,890	<b>0,259</b>	5,120

Проведенное сравнение эффективности применения предложенных адаптивных алгоритмов показало, что уменьшение величины ошибки  $AEE$  для случая применения подхода awSAD составляет 0,518 пикселей или 7,7 % суммарно для всех тестовых пар.

Применение весовых коэффициентов, учитывающих оба изображения в паре (awwSAD), снижает ошибку на 0,725 пикселей (10,8 %). При этом если рассматривать ошибку только на границах объектов, то алгоритм awwSAD показывает снижение ошибки на 1,096 пикселей или на 13 %.

Субпиксельные алгоритмы обеспечивают заметно меньшую величину ошибки  $AEE$ , нежели пиксельные по причине того, что значительная часть

перемещений объектов, равно как и деформаций (искажений) самих объектов в реальном мире не может быть целочисленной. Вычисление оптического потока с помощью алгоритма LK-SAD по сравнению с пиксельным расчётом позволяет уменьшить ошибку  $AEE$  суммарно по всем парам изображений на 1,597 пикселей (23,9 %). Использование адаптивных весовых коэффициентов в алгоритме awwLK-awwSAD приводит к дальнейшему снижению ошибки определения оптического потока. Снижение суммарной ошибки  $AEE$  относительно алгоритма SAD составило 2,249 пикселей (33,6 %).

Сравнение данных, приведенных в таблице 3.4.1, показывает, что наилучший из предложенных в разделе подход awwLK-awwSAD, в среднем (см. суммарная  $AEE$ , таблица 3.4.1), обеспечивает лучшее «качество» определения оптического потока (оцениваемое субъективно при сравнении их распределений) и меньшую среднюю  $AEE$ , по сравнению с SimpleFlow. В то же время, судя по величине параметра  $AEE$  для ряда пар изображений, алгоритм awwLK-awwSAD уступает подходу Classic+NL. Несмотря на это, на полученных картинах распределения оптического потока видно (рисунок 3.4.6), что метод awwLK-awwSAD позволяет получить более «гладкие» перемещения в пределах отдельных объектов и обеспечивает «сохранение» более четко выраженных границ, в то время как использование алгоритма Classic+NL дает более «зашумленную» картину оптического потока, связанную с локальными вариациями смещений (вследствие ошибок при их определении). Таким образом, предложенный алгоритм awwLK-awwSAD по результатам обработки большинства серий тестовых изображений может быть рекомендован, как обеспечивающий наименьшую ошибку определения перемещений по сравнению с подход SimpleFlow.

**Постобработка оптического потока с применением билатерального фильтра.** Применение билатеральной фильтрации векторного поля, как адаптивной, так и неадаптивной (при использовании фиксированных значений параметров  $\sigma_c = 26$ ,  $\sigma_d = 27$ ) снижает суммарную ошибку  $AEE$  (таблица 3.4.2). При этом на ряде пар изображений применение постобработки векторного поля приводит к увеличению ошибки  $AEE$ .

Таблица 3.4.2 – Средняя ошибка AEE определения оптического потока при использовании постобработки

Алгоритм	Пара тестовых изображений								Суммарная <i>AEE</i>
	Dimetrodon	Grove2	Grove3	Hydrangea	RubberWhale	Urban2	Urban3	Venus	
awwLK- awwSAD	0,246	0,190	<b>0,567</b>	<b>0,220</b>	0,146	0,761	1,917	0,397	4,444
awwLK- awwSAD- Bil	0,210	<b>0,187</b>	0,630	0,223	<b>0,141</b>	<b>0,710</b>	1,575	0,343	4,020
awwLK- awwSAD- aBil	<b>0,205</b>	0,191	0,645	0,221	0,142	0,721	<b>1,521</b>	<b>0,342</b>	<b>3,989</b>

Показано, что постобработка значительно улучшает качество определение оптического потока только для пар изображений Dimetrodon, Urban3 и Venus. Это связано с тем, что постобработка в областях без резких границ на оптическом потоке приводит к его сглаживанию и, тем самым, уменьшает величину ошибки *AEE*.

Таким образом, на основании совокупности полученных результатов, постобработка оптического потока билатеральным фильтром не может быть рекомендована как универсальный подход при решении подобного типа прикладных задач.

### 3.5 Выводы по главе 3

Глава посвящена вопросам повышения помехоустойчивости и быстродействия алгоритмов оценки перемещений в оптическом методе оценки деформации.

Предложен инкрементальный алгоритм построения векторных полей, основанный на накоплении перемещений между ближайшими парами в серии изображений. Алгоритм использует комбинацию блочного корреляционного алгоритма, обладающего пиксельной точностью определения перемещений, и дифференциального алгоритма, обладающего субпиксельной точностью.

Показана эффективность применения алгоритма, основанного на трехмерном рекурсивном поиске (3DRS), для уменьшения временных затрат на обработку

изображений. Время обработки изображений, предложенным алгоритмом, может быть уменьшено до 10 раз по сравнению с инкрементальным алгоритмом.

Разработан алгоритм построения полей векторов перемещений включающий трехмерный рекурсивный поиск и иерархический подход к анализу изображений. Объединение двух алгоритмов позволяет повысить быстродействие и помехоустойчивость более чем в два раза, о чём свидетельствуют зависимости коэффициента корреляции векторных полей от амплитуды наложенного шума.

Учитывая особенности алгоритма рекурсивного поиска и ограничения, накладываемые аппаратом параллельных вычислений, разработан параллельный алгоритм построения полей векторов перемещений PDRS, который реализован с использованием языка программирования OpenCL для выполнения на графических процессорах AMD Radeon. Снижение времени при заданных параметрах расчета на изображениях  $3456 \times 5184$  составило  $\approx 27$  раз. При дальнейшем увеличении плотности векторного поля в 3 раза, временные затраты были снижены в 63 раза по сравнению с последовательным алгоритмом DRS.

Показано, что применение весовых коэффициентов позволяет с большей устойчивостью определять перемещения, прежде всего на контрастных границах движущихся объектов на изображениях (более чем на 8 %). Предложен способ вычисления коэффициентов билатерального фильтра по двум изображениям используемой пары, учитывающий произведение коэффициентов билатерального фильтра обоих изображений, что позволило снизить ошибку более чем на 13 %. Показано, что формирование весов по обоим изображениям позволяет дополнительно снижать ошибку на границах и уменьшать её в зоне перекрытий объектов. Продемонстрирована возможность повышения эффективности применения алгоритма Лукаса-Канаде за счет введения взвешенной меры подобия с коэффициентами билатерального фильтра.

На программы построения векторов перемещений 3-х мерным рекурсивным поиском с настройкой параметров и использования взвешенной меры подобия получены свидетельства об официальной регистрации программ для ЭВМ [166, 196, 202].

## Глава 4 Применение систем технического стереозрения в оптическом методе оценки деформации

Одной из наиболее сложных областей машинного зрения является стереозрение – направление, в котором информация об объекте поступает по двум видеоканалам и позволяет восстанавливать форму, размер и расстояние до объекта, имитируя, бинокулярное зрение человека. Основной проблемой стереозрения является настройка оптической системы, в частности калибровка камер, от результатов которой зависит точность восстанавливаемой трехмерной информации.

Бинокулярное зрение, которым обладает человек, позволяет оценивать глубину пространства (размеры объектов вне плоскости наблюдения), а также удаленность объектов на рабочей сцене, иными словами, воспроизводить и оценивать объёмную картину мира. Данный феномен реализуется за счёт сопоставления мозгом зрительной информации, получаемой от двух глаз, осуществляющих наблюдение за пространством под разным углом. Человек оценивает расстояние до объекта и его габариты по расстоянию между проекциями его изображения на сетчатках правого и левого глаза.

При реализации этой задачи в системах технического зрения может возникнуть ряд проблем. В целом следует выделить два основных подхода к получению трехмерной информации о рабочей сцене. Первый, более широко распространенный, основан на применении устройств, непосредственно измеряющих дальность до отдельных точек объекта (различного рода дальномеры, в частности на основе ИК-проектора и КМОП-матрицы, а также лазерные, ультразвуковые и пр.). Данный подход широко представлен на рынке микроэлектронных устройств – MS Kinect, LeapMotion и другие. При этом качественные дальномеры имеют высокую стоимость, в то время как недорогие имеют низкие чувствительность и разрешение по глубине пространства. В основе второго подхода лежит использование, как правило, двух камер, что позволяет получить пространственную информацию путем установления соответствия между парой стереографических изображений. Одним из наиболее удачных коммерческих решений в области 3D-зрения, а также оценки

деформации объектов в пространстве, следует считать аппаратно-программный комплекс VIC 3D (Correlated Solutions, США) [185], а также его ближайших конкурентов Strain Master (La Vision, Германия) и Aramis (GOM, Германия). Указанные системы, как правило, не позволяют применять произвольное аппаратное обеспечение, поэтому одной из задач является создание собственной 3D-системы, а также алгоритмического и программного обеспечения для нее. В данном разделе описаны основные функциональные блоки разработанной системы технического стереозрения, а также проведено её тестирование. Разработанная система технического стереозрения для задач оценки деформации включает следующие этапы функционирования:

1. Калибровка камер, включающая поиск узловых точек калибровочного шаблона на изображениях;
2. Ректификация изображений стереопар;
3. Вычисление карт диспаратности;
4. Восстановление трехмерных координат точек стереопары;
5. Вычисление трехмерных перемещений точек;
6. Вычисление деформаций для задач экспериментальной механики.

#### **4.1 Поиск и распознавание узловых точек калибровочного шаблона**

При недостатке априорной информации о взаимном расположении и внутренних характеристиках камер, входящих в оптическую систему, основной задачей при проведении их калибровки является получение внешних и внутренних характеристик данных камер [203].

Процесс калибровки стереосистемы можно разделить на следующие операции:

- выделение характеристических точек на изображениях стереопары;
- установление соответствия между характеристическими точками на изображениях стереопары;

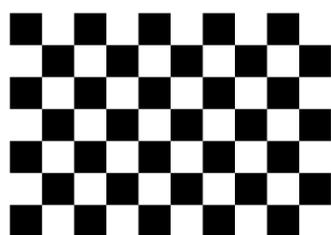
- расчет внутренних и внешних параметров камер стереосистемы по установленным соответствиям между характеристическими точками.

Задача калибровки напрямую зависит от точности обнаружения устойчивых характеристик (атрибутов) калибровочного шаблона (КШ), которые мало подвержены изменениям и легко выделяются на нем.

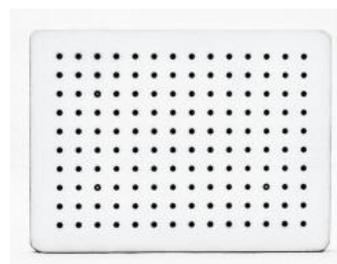
В работах [204, 205] было отмечено, что вопросы разработки алгоритмов выделения атрибутов недостаточно подробно освещены в литературе, в то время как появляется все больше алгоритмов, которые используют их в качестве входных данных. Известные на сегодняшний день методы поиска атрибутов либо требуют участия оператора для введения априорной информации об обрабатываемом изображении (обучение), либо имеют недостаточную точность их локализации. Участие оператора в определении положения узлов шаблона неприемлемо для автоматизированных систем, а неверно определенные узловые точки могут привести к некорректным результатам работы алгоритмов восстановления 3D-профиля объекта.

Традиционно в качестве калибровочного шаблона используется шахматная доска (КШ №1) (рисунок 4.1.1, а) или белое поле с черными объектами круглой формы (КШ №2) (рисунок 4.1.1, б) [206, 207]. С целью проведения качественного сравнения в качестве прототипа использовался калибровочный шаблон от комплекса VIC 3D [185].

Выделение характеристических точек на изображениях стереопары традиционно сводится к расчету информативных параметров калибровочного шаблона. В то же время установление соответствия между характеристическими точками на изображениях стереопары является операцией поиска заданных соотношений между ними, т.е. установлением принадлежности точек собирающим прямым.



а



б

Рисунок 4.1.1 – Калибровочные шаблоны: а) КШ №1; б) КШ №2

Следует заметить, что известные решения для получения трехмерной информации о рабочей сцене по набору двумерных изображений (пространственной реконструкции) представлены в ряде коммерческих продуктов, однако им присущ ряд недостатков:

- высокая стоимость;
- распространение с определенным аппаратным обеспечением;
- закрытость применяемых программных решений.

Для разработки системы пространственной реконструкции и последующей оценки деформаций необходимо получать информацию о рабочей сцене по двумерным изображениям с высокой точностью.

#### 4.1.1 Детектирование узловых точек калибровочного шаблона типа 1

Традиционный подход, реализуемый в алгоритмах поиска узловых точек КШ, основан на вычислении сумм либо разностей цветовых характеристик (яркости) в пределах малой области вокруг каждого пиксела на изображении. Наиболее часто встречающимся решением является использование детектора углов Харриса и Стефенса [208–210], в основе которого лежит оценка отклика  $R$ , рассчитанного для малой области изображения по формуле:

$$R(u, v) = \sum_x \sum_y (w(x, y)(I(u, v) - I(u + x, v + y))^2) \quad (4.1.1)$$

где  $I$  – яркость изображения,  $(u, v)$  – координаты текущего пиксела,  $(x, y)$  – смещение относительно текущего пиксела внутри анализируемой области малого размера,  $w(x, y)$  – весовая функция.

С целью увеличения точности и быстродействия выделения узлов шахматной доски (ШД) в работе [206] предложено анализировать сумму нескольких откликов, рассчитанную следующим образом:

$$SR(u, v) = \sum_{n=0}^3 |(I_n + I_{n+8}) - (I_{n+4} + I_{n+12})| \quad (4.1.2)$$

$$DR(u, v) = \sum_{n=0}^7 |I_n - I_{n+8}| \quad (4.1.3)$$

$$MR(u, v) = \left| \frac{\sum_x \sum_y I(u+x, v+y) + I(u, v)}{5} - \frac{\sum_{n=0}^{15} I_n}{16} \right| \quad (4.1.4)$$

$$R(u, v) = SR(u, v) - DR(u, v) - MR(u, v) \quad (4.1.5)$$

где  $(x, y) = -1, 1$ ,  $n$  – порядковый номер пиксела, связанный с его местоположением в окрестности в виде окружности из 16 точек, расположенных на примерно одинаковом удалении от него. Данный алгоритм позволяет учесть характерные особенности узла ШД на изображении (например, контрастные границы клеток). Существует и другой подход к решению данной задачи, который заключается в расчете взаимной корреляционной функции (ВКФ) для заданного шаблона и фрагмента изображения, содержащего узел ШД, с последующим поиском его экстремумов.

При поиске узловых точек с помощью одного из вышеперечисленных или подобных методов, основным фактором, лимитирующим помехоустойчивость, является большое число ложных срабатываний (пикселов, значение отклика для которых соизмеримо с величиной отклика, характерной для узлов ШД), обусловленных использованием упрощенной схемы анализа (вследствие минимального объема вычислений) и исключения из рассмотрения промежуточных результатов. Независимо от используемого метода, промежуточным результатом при поиске узловых точек будет двумерная функция отклика с выраженными экстремумами, вычисленная для каждого пиксела исходного изображения. Далее, с целью выбора кандидатов в узловые точки можно анализировать как функцию отклика на

наличие локальных экстремумов, так и свойства фрагмента изображения в окрестности таких экстремумов (области, потенциально содержащей кандидата).

Предложен метод фильтрации, позволяющий повысить помехоустойчивость выделения узлов ШД из множества кандидатов. Для определения кандидатов в узловые точки использовали представленный выше алгоритм [206].

**Описание алгоритма.** Базовый алгоритм выделения узлов ШД [206] можно разделить на следующие процедуры:

- Расчет функции отклика для всего исходного изображения.
- Первичная фильтрация узлов ШД в областях, не содержащих в явном виде узлов ШД.
- Основная фильтрация узлов ШД в областях, содержащих кандидатов.

Атрибуты, используемые для расчета функции отклика в базовом алгоритме выделения узловых точек, позволяют учесть наибольшее количество ситуаций, способных вызвать ложное детектирование. Таким образом, еще до применения процедуры основной фильтрации основные экстремумы функции отклика будут соответствовать только тем областям, которые с высокой вероятностью содержат кандидатов в узлы ШД.

Существует множество алгоритмов фильтрации кандидатов, в том числе основанных на оценке только «простых» свойств, таких как наличие экстремума либо принадлежность значения функции отклика заданному интервалу. На рисунке 4.1.2 приведена схема фильтрации, используемой в предлагаемом алгоритме.

Применение дополнительной фильтрации (на основе расчета статистических показателей) призвано исключить ложных кандидатов, и тем самым увеличить помехоустойчивость обнаружения узловых точек.



Рисунок 4.1.2 – Схема предложенного алгоритма

Предлагаемая процедура дополнительной фильтрации основана на рассмотрении функции отклика для фрагмента изображения, содержащего кандидата (рисунки 4.1.3, а, б), как распределения вероятности случайной величины. Было установлено, что такие локальные области имеют подобную структуру.

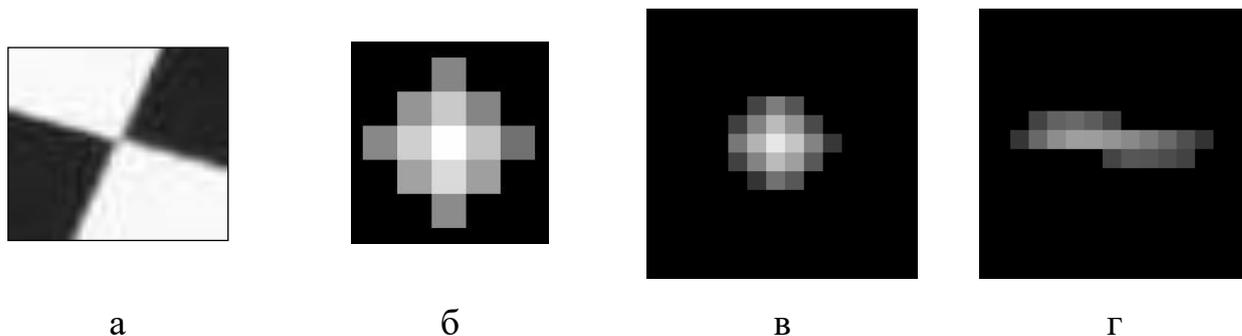


Рисунок 4.1.3 – Характерные формы функции отклика вблизи узла ШД: а) фрагмент исходного изображения; б) функция отклика, вблизи узловой точки фрагмента изображения (а); пример функции отклика в локальной области: в) содержащей узел ШД; г) не содержащей узел ШД

При этом области, содержащие узловые точки, имеют выраженный максимум, и при удалении от экстремума значение функции отклика убывает в

соответствии с двумерным нормальным (Гауссовым) распределением (рисунок 4.1.3, в). С другой стороны, области, не содержащие узлов ШД, как правило, имеют распределения, соответствующие другим законам, к тому же не обладая свойством симметрии (рисунок 4.1.3, г). Для оценки формы функции распределения предложено использовать статистические показатели, с последующим их анализом с применением описанного ниже критерия.

**Расчет статистических показателей.** Для определения вида распределения функции отклика необходимо знать его математическое ожидание, дисперсию и коэффициент асимметрии. Предполагается, что значение функции отклика характеризует вероятность нахождения узловой точки в пикселе с данными координатами. В рамках такого представления статистические показатели рассчитываются с использованием моментов случайных величин.

Рассмотрим три первых начальных и три первых центральных момента некоторой случайной величины  $X$ . Под  $k$ -м начальным моментом случайной величины  $X$ , где  $k \in [1; 3]$ , подразумевается величина

$$v_k = E[x^k], \quad (4.1.6)$$

где  $E[x] = \sum_x x p(x)$  – математическое ожидание дискретной случайной величины;  $k$ -м центральным моментом является величина [204]

$$m_k = E[|x - E[x]|^k]. \quad (4.1.7)$$

При этом второй центральный момент отвечает за дисперсию распределения, а третий центральный момент за асимметрию распределения. Функция отклика также характеризуется случайным распределением и является двумерным массивом. Для упрощения будем проводить расчет последовательно в горизонтальном и вертикальном направлениях.

**Критерий отбора.** Для окончательного выделения узлов ШД на всем изображении требуется, подобно базовому алгоритму, произвести выделение локальных экстремумов обобщенных коэффициентов асимметрии. Последние рассчитываются по формуле:

$$M = \sqrt{m_{h3}^2 + m_{v3}^2} \quad (4.1.8)$$

где  $M$  – обобщенный коэффициент асимметрии,  $m_{h3}$  и  $m_{v3}$  – значения коэффициентов горизонтальной и вертикальной асимметрии соответственно. Картина обобщенных коэффициентов асимметрии, представленных в виде яркостей изображения, показана на рисунке 4.1.4, а. Видно, что локальные экстремумы на данном изображении соответствуют узлам ШД. В данном случае функция отклика имеет симметричную форму, если в экстремуме значение  $M \rightarrow 0$ .

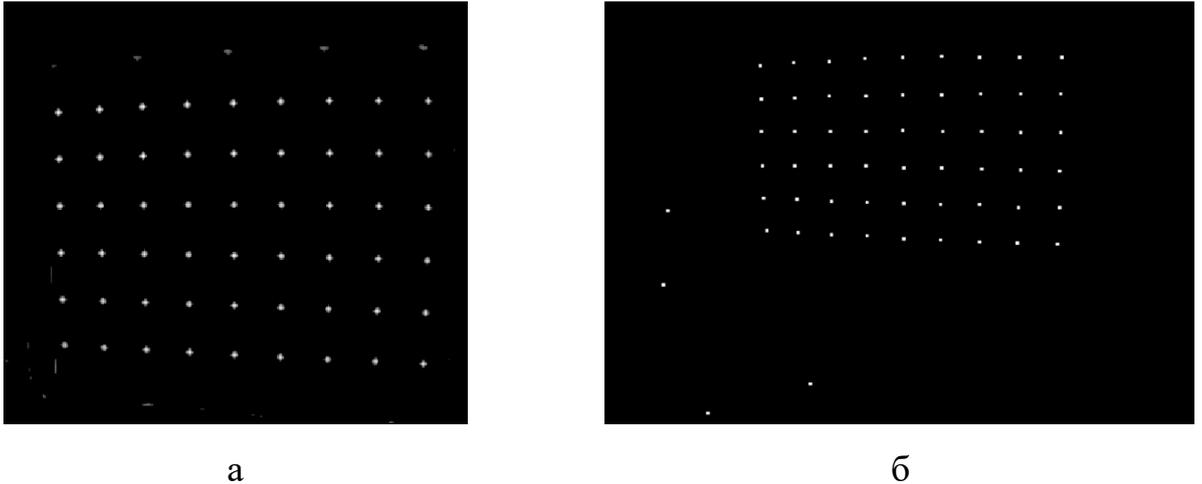


Рисунок 4.1.4 – Результат обработки изображения, с целью выделения узлов ШД: картина, обобщенных коэффициентов асимметрии (а); отобранные узловые точки (б)

Для уточнения местоположения экстремума функции отклика проводится расчет отношения её дисперсии в вертикальном и горизонтальном направлении, которое должно находиться в заданном интервале:

$$0,5 < \left( R = \frac{m_{v2}}{m_{h2}} \right) < 2 \quad (4.1.9)$$

Результат отбора точек, определяющих узлы ШД, представлен на рисунке 4.1.4, б.

**Критерий оценки фильтрации.** Для того, чтобы оценить качество фильтрации кандидатов, необходимо использовать ряд критериев. Таких критериев может быть достаточно много, а их выбор в определенной степени произволен. Рассмотрим некоторые из них:

- помехоустойчивость определения узлов ШД;

- точность определения координат узлов ШД;
- время выполнения операций фильтрации.

Поскольку основным предназначением фильтрации является повышение помехоустойчивости выделения узлов ШД, то в качестве основного критерия её оценки использовали среднее отклонение количества найденных узлов ШД от истинного. С другой стороны, поскольку точность определения координат узлов ШД полностью зависит от точности базового алгоритма, в рамках данного раздела данный параметр не анализировали.

**Тестовая выборка.** Для проведения тестов были сформированы две серии изображений размером  $640 \times 480$  пикселей, содержащие вращаемую в пространстве (преимущественно в плоскости изображения) шахматную доску:

1. Последовательность из 20 изображений ШД, снятых на фотокамеру в лабораторных условиях.
2. Тестовая последовательность из 20 изображений ШД, взятая из открытой библиотеки по видеообработке (OpenCV).

С использованием первой серии изображений были произведены настройка и отладка алгоритма. Так эмпирическим методом были определены значения порогов, используемые в (4.1.9). Вторую серию изображений обрабатывали с использованием полученных параметров, определенных для первой серии.

**Методика тестирования.** В рамках проведения тестов на помехоустойчивость определения узлов ШД сравнивали базовый и предложенный алгоритмы. Помехоустойчивость оценивали по величине параметра  $e$  (среднее количество неверно определенных узлов ШД, %):

$$e = \sum_{i=1}^N \frac{\left| 1 - \frac{Q_{t_i}}{Q_r} \right|}{N} \quad (4.1.10)$$

где  $Q_t$  – число выделенных узловых точек,  $Q_r$  – истинное число точек,  $N$  – количество изображений в серии.

При проведении теста на скорость в каждой из серий оценивали среднее время обработки изображений с помощью базового и предложенного алгоритмов.

Критерием оценки является относительное изменение времени обработки одного изображения.

#### 4.1.2 Результаты тестирования алгоритма детектирования узловых точек калибровочного шаблона типа 1

**Оценка достоверности.** Исходные изображения для первой и второй серии представлены на рисунках 4.1.5, а, б. Истинное количество узлов ШД равняется 49 и 54 для первой и второй серий соответственно. Результаты работы базового и предложенного алгоритмов представлены на рисунках 4.1.5, б, в, д, е, а также в таблице 4.1.1. Найденные точки изображены в виде белых окружностей.

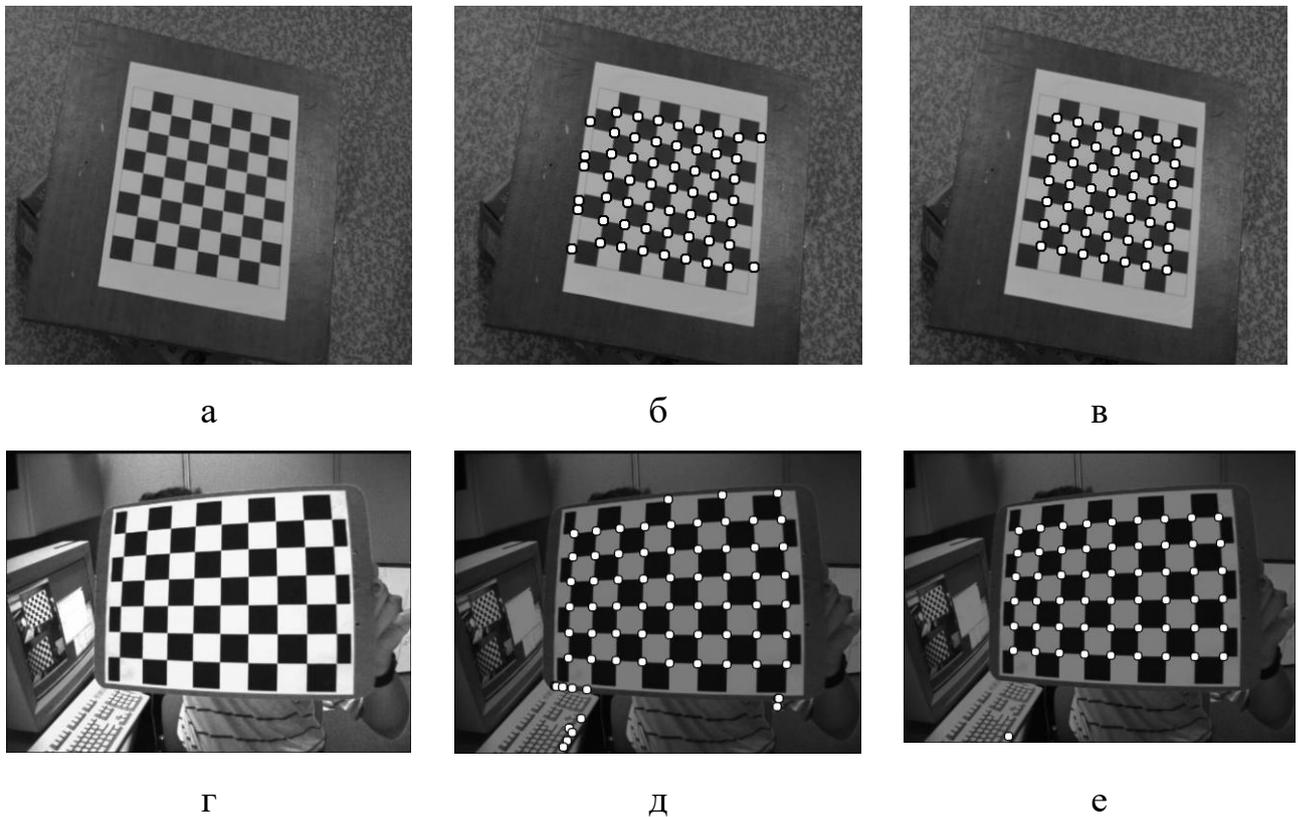


Рисунок 4.1.5 – Результат обработки экспериментальных изображений. Исходные изображения (а, г), результат выделения узлов ШД с помощью базового (б, д) и предложенного (в, е) алгоритмов

На рисунках 4.1.5, б, д видно, что базовый алгоритм имеет ложные срабатывания на внешних клетках ШД, количество таких точек минимизируется при

использовании предложенного алгоритма (рисунки 4.1.5, в, е). Приведенные результаты свидетельствуют об очевидной эффективности применения предложенного алгоритма с точки зрения помехоустойчивости выделения узлов ШД.

Таблица 4.1.1 – Помехоустойчивость определения узлов ШД

Алгоритм	Среднее количество найденных узлов		е, %		СКО	
	Первая серия	Вторая серия	Первая серия	Вторая серия	Первая серия	Вторая серия
Базовый	60	78	21,3	44,3	10,7	26,1
Предложенный	51	57	3,8	6,4	3,7	4,0

**Оценка вычислительных затрат.** Среднее время обработки изображений для обеих серий приведено в таблице 4.1.2. Видно, что предложенный алгоритм фильтрации незначительно увеличивает время обработки, которое в среднем повысилось на 15 % (26 мс), что является вполне удовлетворительным результатом. Все измерения проводились с использованием компьютера на базе процессора AMD Phenom(tm) II X550 с тактовой частотой 3,1 ГГц и 2 ГБ оперативной памяти под управлением Windows 7.

Таблица 4.1.2 – Время выделения узлов ШД различными алгоритмами

Алгоритмы	Среднее время обработки одного изображения, мс
Базовый	179,5
Предложенный	205,35

### 4.1.3 Детектирование узловых точек калибровочного шаблона типа 2

Задачу выделения калибровочного шаблона можно разделить на четыре этапа [211]:

1. выделение области на рабочей сцене, соответствующей известному калибровочному шаблону, или использование полного (всего) изображения;

2. поиск точек, соответствующих характеристическим точкам калибровочного шаблона в пределах области, выделенной при выполнении п. 1;
3. определение принадлежности точек, выделенных в п. 2, собирающим линиям сетки шаблона;
4. корректировка местоположения (координат) характеристических точек, принадлежащих узлам сетки, и удаление ложно выделенных точек.

Первые два этапа относятся к разделу сегментации изображений. Подобную задачу можно трактовать, как выделение областей (объектов) с подобными визуальными характеристиками. Задачи третьего и четвертого этапов должны решаться с привлечением методов математической статистики.

**Сегментация.** Согласно классическому определению [212] сегментация – процесс разделения изображения на несколько областей, каждая из которых содержит пиксели, обладающие общими визуальными характеристиками и целостностью. В процессе сегментации требуется выделить объекты (области интереса) и фон, что позволит снизить дальнейшие вычислительные затраты. Под «областью интереса» в данном разделе понимаем множество (совокупность) четырех- или восьмисвязных пикселей. Их принадлежность объекту на изображении определяется в соответствии с выбранным пространственным признаком. Обычно это пиксели, которые расположены рядом и имеют схожую интенсивность.

Для выполнения первых двух этапов был выбран алгоритм граничной сегментации, предложенный в [213, 214], поскольку он имеет достаточно простую реализацию и позволяет достоверно определять границы объектов, характеризуемые малым перепадом яркости. Под объектами, в данном случае, понимаются любые области с малым изменением яркости внутри них, содержащие и/или не содержащие в себе другие объекты. Сегментация исходного изображения состоит из следующих шагов:

1. выделение границ объектов на всем изображении;
2. замыкание границ в случае возникновения разрывов (замыкание разорванных границ – наращивание границ до замыкания, при анализе в малой окрестности – не более 10 пикселей) и выделение контуров этих объектов;

3. выбор объекта, соответствующего (наиболее близко подходящего) калибровочному шаблону («объект-шаблон»);
4. выбор объектов, соответствующих характеристическим точкам калибровочного шаблона («объект-точка»), принадлежащих «объекту-шаблону», выделенному выше в п. 3.

*Этап 1.* Как правило, границу объекта определяют по скачкообразному изменению значения первой производной яркости. В то же время, вторая производная является более чувствительной в случае слабо выраженных (малоконтрастных) границ. По этой причине в алгоритме выделения границ использовали оператор Лапласа (Лапласиан) [212], который может быть записан следующим образом:

$$\begin{aligned} \nabla^2 f = & [f(x-1, y) + f(x+1, y) + f(x, y-1) + f(x, y+1) \\ & + f(x-1, y-1) + f(x-1, y+1) + f(x+1, y-1) \\ & + f(x+1, y+1)] - 8f(x, y) \end{aligned} \quad (4.1.11)$$

либо представлен в виде матрицы коэффициентов  $M$

$$M = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \quad (4.1.12)$$

Далее, чтобы получить бинарное изображение границ, применяется пороговая фильтрация изображения с величиной порога равной нулю, т.е. все пиксели, имеющие нулевое либо отрицательное значения, приравниваются нулю, а пикселям с положительными значениями присваивается величина, равная единице.

*Этап 2.* Ввиду присутствия слабовыраженных переходов от одного объекта к другому (от объектов к фону) на изображениях могут присутствовать незамкнутые границы таких объектов (рисунок 4.1.6, б). Для их замыкания использованы бинарные морфологические преобразования (операции) [215], так как данная операция проводится по бинарному изображению. Применение одноименной морфологической операции («замыкание») обеспечивает получение изображения с явно выраженными объектами, имеющими выделенные замкнутые границы (рисунок 4.1.6, в). Далее каждая замкнутая граница по принципу восьмисвязности преобразуется в контур объекта. Затем, каждый контур анализируется на предмет

принадлежности объекта калибровочному шаблону или характеристическим точкам на нем.

*Этап 3.* Рабочая сцена может содержать разное количество объектов, выделенных в процессе сегментации. Зная геометрические и пространственные свойства калибровочного шаблона, сформулируем критерий выделения, соответствующего ему «объекта-шаблона» на изображении, с целью последующего поиска на нем характеристических точек. Используя данные о количестве характеристических точек ( $N$ ) и их площади ( $S_i$ ), можно рассчитать площадь всего калибровочного шаблона ( $S_p$ ). Таким образом, критерий выбора «объекта-шаблона» имеет следующий вид:

$$\begin{cases} \frac{S_p}{S_i} \times 0,75 < \frac{S_{pf}}{S_{if}} \\ \frac{S_p}{S_i} \times 1,25 > \frac{S_{pf}}{S_{if}} \end{cases} \quad (4.1.13)$$

где  $S_{pf}$  и  $S_{if}$  – площадь области и площадь текущей характеристической точки, соответственно. После анализа всех объектов на изображении остается только найти, какой «объект-шаблон» содержит количество «объектов-точек» ( $N_f$ ) наиболее близкое к заданному количеству ( $N$ ).

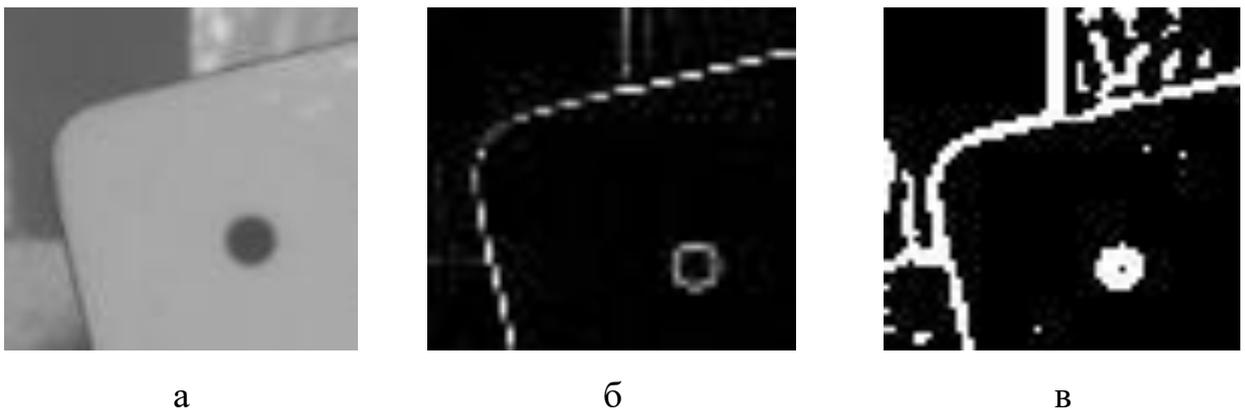


Рисунок 4.1.6 – Фрагмент исследуемого изображения (а); выделенные границы (б); замкнутые границы (в)

*Этап 4.* После того как выбран «объект-шаблон», наиболее близко соответствующий используемому калибровочному шаблону, необходимо удалить [207]

объекты, которые по данным расчета и анализа информативных параметров не являются характеристическими точками («объекты-точки»). Рассмотрим свойства таких точек, расположенных на используемом шаблоне в предположении о том, что это окружности (в общем случае эллипсы), которые могут быть однозначно характеризованы следующими параметрами:

1. Выпуклость «объекта-точки»:

$$\frac{S_i}{S_{ic}} = 1, \quad (4.1.14)$$

где  $S_i$  – площадь текущего объекта,  $S_{ic}$  – площадь выпуклой фигуры, описанной вокруг него;

2. Эксцентриситет «объекта-точки»:

$$\frac{S_i}{S_{ir}} = 0,785, \quad (4.1.15)$$

где  $S_i$  – площадь текущего объекта,  $S_{ir}$  – площадь наименьшего прямоугольника, описанного вокруг него.

**Группировка характеристических точек шаблона с использованием методов математической статистики.** В общем виде задача третьего и четвертого этапов формулируется следующим образом: разделить «объекты-точки» на группы по определенным характеристикам – т.е. расклассифицировать множество выделенных характеристических точек на группы в зависимости от принадлежности собирающим прямым. Калибровочный шаблон при этом можно представить в виде сетки, в узлах которой расположены характеристические точки. В этом случае множество всех характеристических точек можно разделить на подмножества, принадлежащие параллельным вертикальным и горизонтальным собирающим линиям (рисунок 4.1.7, б).

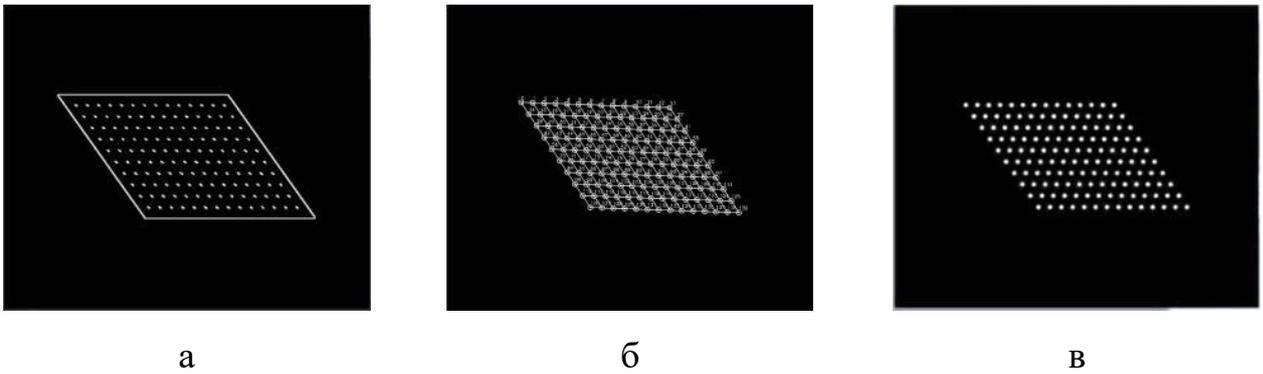


Рисунок 4.1.7 – Изображение «объекта-шаблона» и «объектов-точек» на нем (а); изображение сетки на «объекте-шаблоне» (б); выделенный калибровочный шаблон (в)

Для определения принадлежности точек собирающим линиям использован метод последовательных приближений. Известно, что через любые две соседние точки можно провести только одну прямую. Далее, если каждая следующая соседняя точка расположена достаточно близко от проведенной прямой, то параметры прямой корректируются с учетом координат текущей точки.

Если в процессе наращивания прямой одна из ранее обработанных точек слишком отдаляется от нее, то такая точка отбрасывается. Для оценки принадлежности точки собирающей прямой использован метод наименьших квадратов (МНК) со взвешенным расчетом суммы квадратов расстояний от точек до прямой. Таким образом, влияние каждой точки на параметры собирающей прямой уменьшается по мере её удаления от нее:

$$\rho(u, \sigma) = \frac{u^2}{u^2 + \sigma^2} \quad (4.1.16)$$

где  $u$  – кратчайшее расстояние от точки до прямой,  $\sigma = 1,4826 \cdot \text{median}|u_n|$ ,  $u_n$  – вектор расстояний от точек до прямой.

После группировки прямых в одном направлении (вертикальном или горизонтальном), проводится дополнительная проверка по второму направлению, для выравнивания прямых по узлам сетки и восстановления неучтенных («потерянных») характеристических точек шаблона (рисунок 4.1.7, в).

Алгоритм для реализации предложенной методики представлен на рисунке 4.1.8.

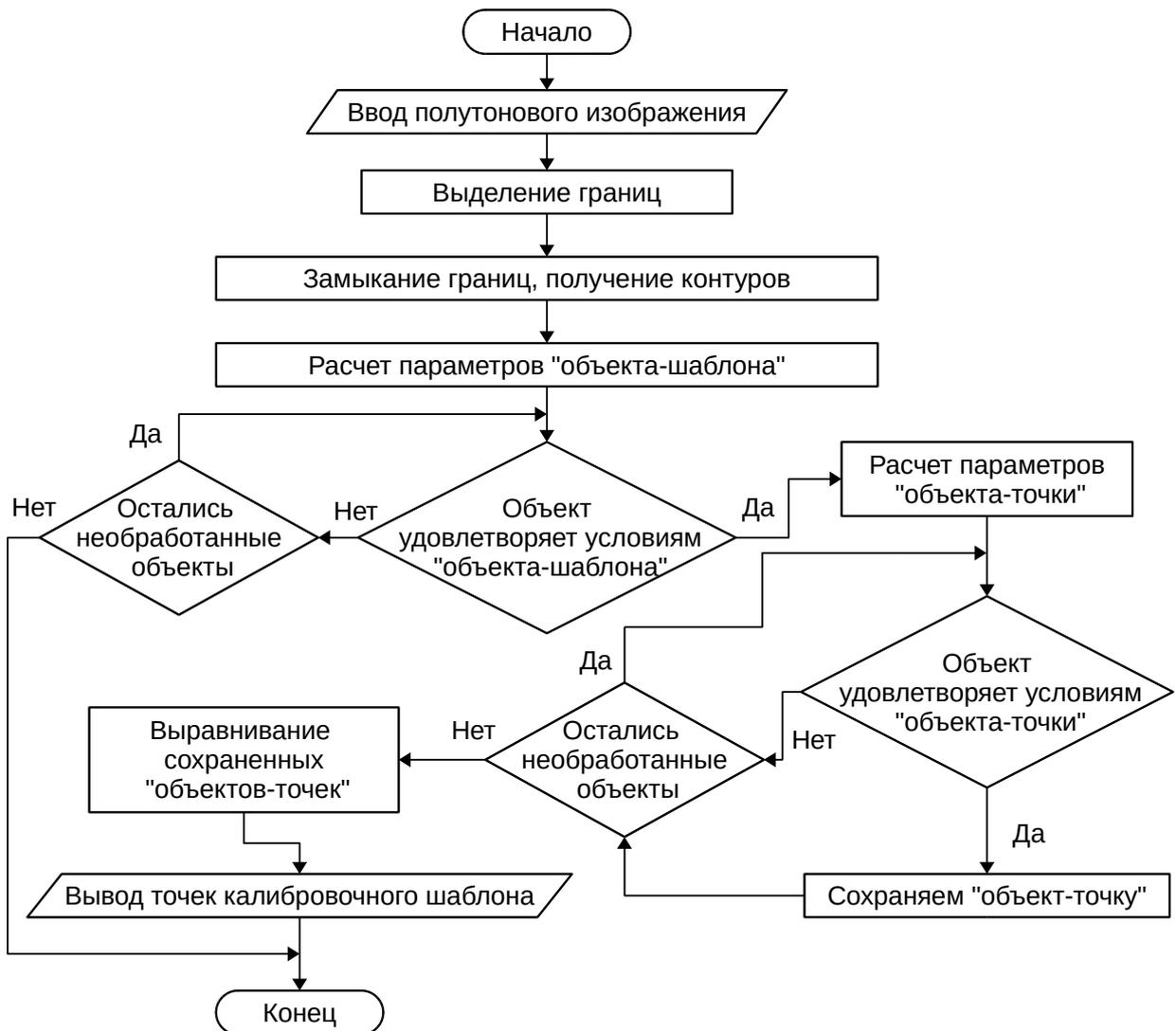


Рисунок 4.1.8 – Схема алгоритма выделения узловых точек и определения их расположения на калибровочном шаблоне

**Критерий оценки «качества» выделения области шаблона и характеристических точек на нем.** В качестве меры оценки «качества» функционирования алгоритма выделения калибровочного шаблона и характеристических точек на нем может быть использован ряд критериев. В качестве таких критериев могут быть использованы, например, следующие:

- помехоустойчивость алгоритма выделения области, содержащей калибровочный шаблон;

- устойчивость алгоритма выделения калибровочного шаблона к его вращению относительно камеры;
- точность определения координат характеристических точек калибровочного шаблона;
- время поиска и выделения калибровочного шаблона.

Поскольку основной целью функционирования алгоритма является выделение калибровочного шаблона на изображении рабочей сцены, в качестве основного критерия оценки использовали среднее отклонение количества найденных характеристических точек от истинного. С другой стороны, для применения данных позиционирования (определения местоположения), полученных при выделении калибровочного шаблона, требуется оценить точность определения координат характеристических точек. В качестве критерия точности использовано среднее отклонение координат. Время выполнения алгоритма в рамках данного исследования не оценивали.

**Тестовые изображения.** Для проведения тестов были сформированы две серии изображений размером  $2448 \times 2048$  пикселей, содержащие поворачиваемый в пространстве калибровочный шаблон:

1. Тестовая последовательность из 38 изображений размером  $2448 \times 2048$  пикселей, содержащих калибровочный шаблон; изображения были сгенерированы программно с последующим добавлением шумов разной степени интенсивности, максимальный уровень которых не превышал 15 % от максимальной яркости пикселей изображения шаблона.
2. Последовательность из 20 изображений размером  $2448 \times 2048$  пикселей, содержащих калибровочный шаблон; фотографии были получены в лабораторных условиях с помощью фотокамеры, входящей в состав комплекса VIC 3D.

С использованием первой серии изображений были произведены настройка и отладка алгоритма. Так эмпирическим путем были определены значения порогов бинаризации, используемые при выделении контуров объектов. Вторую серию изображений обрабатывали с использованием параметров, определенных при анализе первой серии.

**Методика тестирования.** В рамках тестирования помехоустойчивости и устойчивости к вращению, сгенерированную модель шаблона с известным расположением характеристических точек сравнивали с выделенным с помощью предложенного алгоритма калибровочным шаблоном. В качестве меры «устойчивости» к вращению принимали величину параметра  $e$  (среднее количество неверно определенных характеристических точек, в % от полного количества точек):

$$e = \sum_{i=1}^N \frac{\left| 1 - \frac{Q_{ti}}{Q_r} \right|}{N} \quad (4.1.17)$$

где  $Q_t$  – число выделенных характеристических точек,  $Q_r$  – истинное число точек,  $N$  – количество изображений в серии.

При тестировании точности определения координат характеристических точек также сравнивали координаты сгенерированной модели с координатами выделенного шаблона. В качестве меры оценки точности вычисляли параметр  $b$  (среднее отклонение координат характеристических точек):

$$b = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^P \sqrt{(x_{fji} - x_{ji})^2 + (y_{fji} - y_{ji})^2}}{(P \cdot N)} \quad (4.1.18)$$

где  $x_{fji}$ ,  $y_{fji}$  – координаты характеристических точек, определенных с помощью алгоритма,  $x_{ji}$ ,  $y_{ji}$  – координаты характеристических точек для исходного модельного изображения,  $Q_r$  – истинное число узловых точек,  $N$  – количество изображений в серии,  $P$  – количество характеристических точек на шаблоне.

#### 4.1.4 Результаты тестирования алгоритма детектирования узловых точек калибровочного шаблона типа 2

**Оценка устойчивости выделения.** Изображения первой серии с разной интенсивностью шума представлены на рисунках 4.1.9, а, б, в. Истинное количество характеристических точек составляет 140.

Результаты работы предложенного алгоритма представлены на рисунках 4.1.9, г, д, е: выделенные характеристические точки на шаблоне изображены в

виде белых окружностей на черном фоне. Расчетные данные представлены в таблице 4.1.3 и на рисунке 4.1.10, а.

На рисунках 4.1.9, г, д, е видно, что алгоритм имеет минимальную ошибку на зашумленных изображениях со степенью зашумления ниже 7,5 %; при дальнейшем повышении степени зашумления ошибка возрастает.

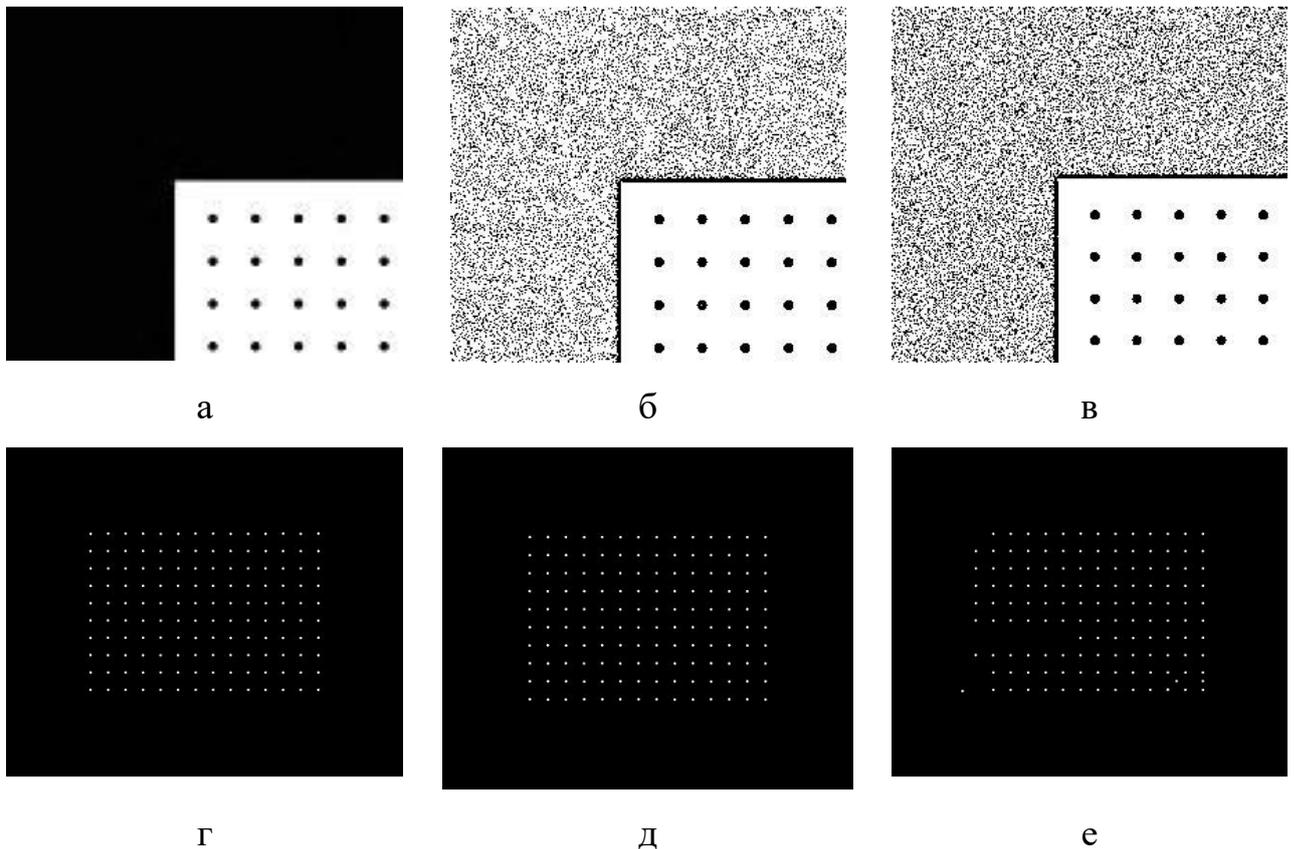


Рисунок 4.1.9 – Результат обработки экспериментальных изображений в условиях зашумленности. Исходные изображения (а, б, в), результат выделения калибровочного шаблона (г, д, е)

Изображения первой серии с разным углом поворота шаблона относительно камеры представлены на рисунках 4.1.11, а, б, в. Результаты работы предложенного алгоритма показаны на рисунках 4.1.11, г, д, е. Найденные характеристические точки изображены в виде белых точек на черном фоне. Расчетные данные представлены в таблице 4.1.4 и на рисунке 4.1.10, б.

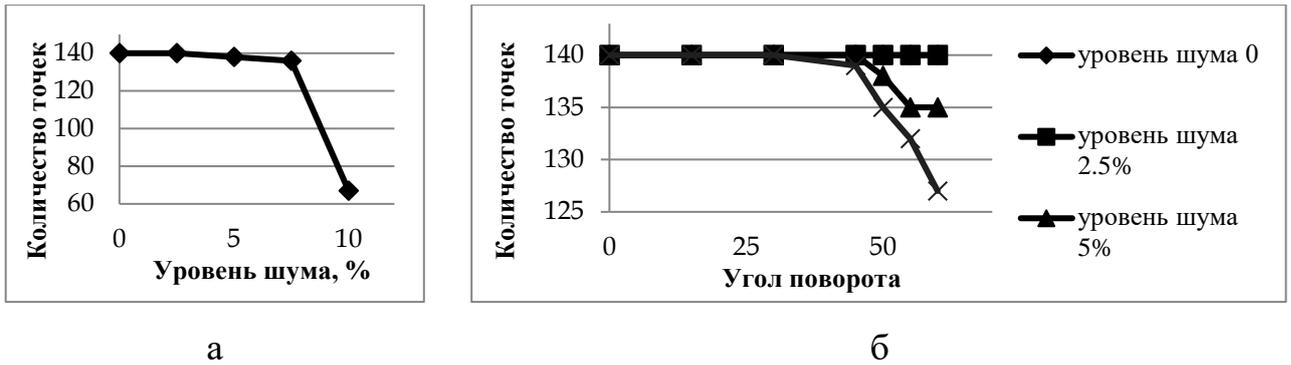


Рисунок 4.1.10 – Графики зависимости количества верно детектированных характеристических точек от степени зашумленности (а) и от угла поворота шаблона при разной степени зашумленности (б)

На рисунках 4.1.10, а, б видно, что алгоритм устойчиво работает (выделяет все характеристические точки) при обработке изображений со степенью зашумления до 7,5 % и позволяет выделить все характеристические точки шаблона при углах поворота до 30°. В то же время при дальнейшем увеличении угла поворота шаблона потери (ложное отбрасывание характеристических точек) проявляются на изображениях со степенью зашумления 5 % и выше. Приведенные результаты свидетельствуют об эффективности применения предложенного алгоритма.

Таблица 4.1.3 – Устойчивость определения характеристических точек

Номер серии	Степень зашумления, %	Среднее количество найденных узлов	$e$ , %	$CKO$
Серия 1	0	140,0	0	0
Серия 1	2,5	140,0	0	0
Серия 1	5	138,3	1,2	2,8
Серия 1	7,5	136,1	2,7	6,0

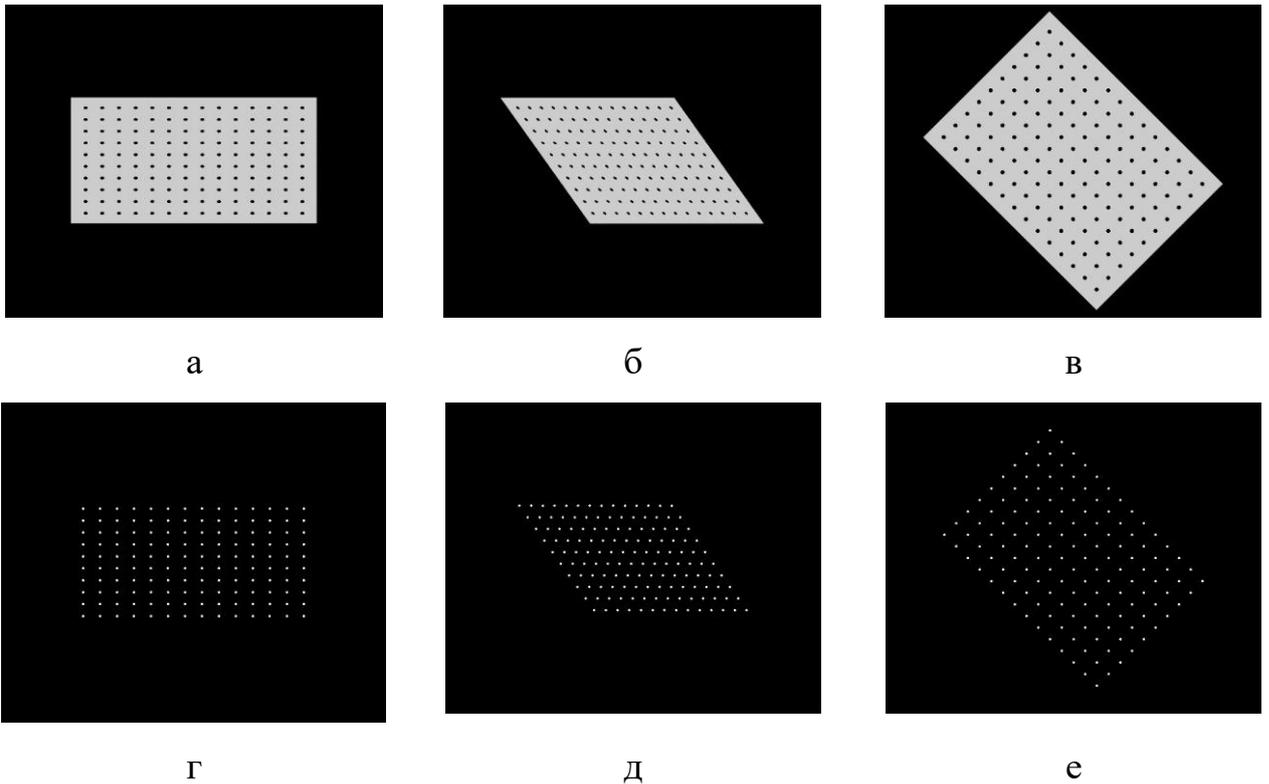


Рисунок 4.1.11 – Результат обработки экспериментальных изображений в условиях вращения шаблона. Исходные изображения (а, б, в), результат выделения калибровочного шаблона (г, д, е)

Таблица 4.1.4 – Устойчивость выделения характеристических точек к вращению шаблона

Номер серии	Угол поворота	Среднее количество найденных узлов	$e, \%$	$СКО$
Серия 1	$< 45^\circ$	140	0	0
Серия 1	$45^\circ$	139,6	0,17	0,5
Серия 1	$50^\circ$	138,3	1,25	2,7
Серия 1	$55^\circ$	136,8	2,3	4,7
Серия 1	$60^\circ$	135,5	3,2	7,0

**Оценка ошибки определения координат характеристических точек.** Средняя величина ошибки определения координат характеристических точек показана в таблице 4.1.5.

Таблица 4.1.5 – Средняя ошибка определения координат характеристических точек

Номер серии	Угол поворота	$b$ , пикселей
Серия 1	до $30^\circ$	0,96
Серия 1	от $30^\circ$ до $45^\circ$	1,10

Видно, что при малых углах поворота предложенный алгоритм обеспечивает ошибку определения координат меньше 1 пикселя. Данная ошибка, является допустимой, так как все вычисления проводились с пиксельной точностью (округление до целых пикселей). При больших углах поворота погрешность вычисления также является близкой к одному пикселу, что свидетельствует о слабом влиянии угла поворота на точность определения координат характеристических точек.

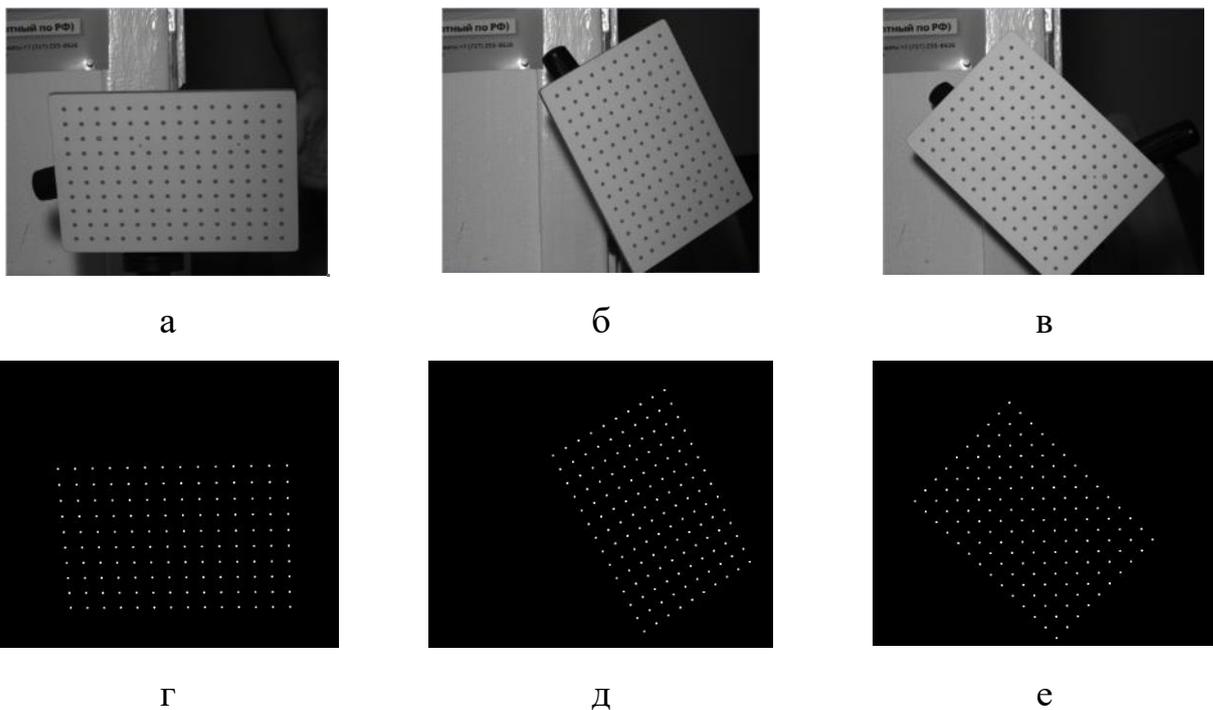


Рисунок 4.1.12 – Результат обработки в реальных условиях. Исходные изображения (а, б, в), результат выделения калибровочного шаблона (г, д, е)

**Обработка серии экспериментальных изображений.** Для проверки предложенного алгоритма в условиях натурального эксперимента была использована вторая серия изображений (рис 4.1.12). На представленных изображениях видно, что

предложенный алгоритм устойчиво функционирует в условиях поворота шаблона и зашумления экспериментально полученных изображений.

## 4.2 Калибровка системы технического стереозрения

### 4.2.1 Калибровка отдельной камеры

Современные цифровые камеры с некоторыми допущениями описываются с помощью модели проекционной камеры (projective camera, pinhole camera). Проекционная камера определяется её а) оптическим центром; б) плоскостью изображения, т.е. плоскостью, на которую выполняется проецирование точек сцены; в) оптической осью — лучом, начинающимся в оптическом центре камеры, и ориентированным перпендикулярно плоскости изображения, а также г) системой координат в плоскости изображения. В такой модели произвольная точка пространства  $X$  проецируется на плоскость изображения в точку  $x$ , лежащую на отрезке  $CX$ , который соединяет оптический центр камеры  $C$  с исходной точкой  $X$  (см. рисунок 4.2.1) [216, 217].

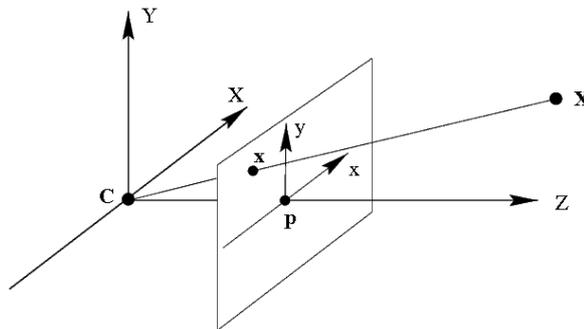


Рисунок 4.2.1 – Модель проекционной камеры [217];  $C$  — оптический центр камеры,  $CP$  — главная ось камеры. Точка  $X$  трехмерного пространства проецируется в точку  $x$  на плоскости изображения

Для представления проецирования используют однородные координаты, обладающие тем свойством, что определяемый ими объект не меняется при умножении всех координат на одно и то же ненулевое число. По этой причине количество координат, необходимое для представления точек, всегда на одну больше, чем

размерность пространства, в котором эти координаты используются. Так, для представления точки на плоскости в двумерном пространстве необходимы 3 координаты, а в трехмерном пространстве - 4 и т. д. Тогда формула проецирования имеет простую математическую запись:

$$x = PX \quad (4.2.1)$$

где  $X$  — однородные координаты точки пространства,  $x$  — однородные координаты точки плоскости,  $P$  — матрица камеры размером  $3 \times 4$ .

Матрица  $P$  записывается следующим образом  $P = KR[I|-c] = K[R|t]$ , где  $K$  — верхняя треугольная матрица внутренних параметров камеры размером  $3 \times 3$  (конкретный вид приведен ниже),  $R$  — ортогональная матрица размером  $3 \times 3$ , определяющая поворот камеры относительно глобальной системы координат,  $I$  — единичная матрица размером  $3 \times 3$ , вектор  $c$  — координаты центра камеры; при этом  $t = -Rc$ . Учитывая перечисленные параметры матрицы  $P$ , т.е. масштаб по осям  $x$  и  $y$  (форма пикселей светочувствительной матрицы отличается от квадратной), центр изображения имеет ненулевые координаты, запишем матрицу внутренних параметров:

$$K = \begin{bmatrix} \alpha_x & 0 & x_0 \\ 0 & \alpha_y & y_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (4.2.2)$$

коэффициенты  $\alpha_x, \alpha_y$  — называют фокусными расстояниями камеры вдоль осей  $x$  и  $y$ ;  $x_0, y_0$  — координаты центра оптической оси камеры на изображении.

Помимо этого, в силу не идеальности оптических компонентов камеры, на изображениях могут присутствовать искажения (distortion). Данные искажения имеют нелинейную математическую запись:

$$\begin{aligned} x'' &= x'(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + 2p_1 x' y' + p_2 (r^2 + 2x'^2) \\ y'' &= y'(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + 2p_2 x' y' + p_1 (r^2 + 2y'^2) \end{aligned} \quad (4.2.3)$$

где  $k_1, k_2, k_3, p_1, p_2$  — коэффициенты искажения, являющиеся параметрами оптической системы;  $r^2 = x'^2 + y'^2$ ;  $(x', y')$  — координаты проекции точки относительно центра изображения при квадратной форме пикселей и отсутствии искажений;  $(x'', y'')$  — «искаженные» координаты точки относительно центра изображения в случае пикселей квадратной формы.

Искажения не зависят от расстояния до объекта, а определяются только координатами точек, в которые проецируются точки объекта. Соответственно для компенсации искажений обычно выполняется преобразование исходного изображения, полученного с помощью камеры. Это преобразование будет одним и тем же для всех изображений, полученных с камеры, при условии постоянства фокусного расстояния (математически — при использовании одной и той же матрицы внутренних параметров).

Таким образом, процесс калибровки камеры сводится к нахождению внутренних параметров камеры и коэффициентов искажения.

#### 4.2.2 Калибровка системы стереозрения

Пусть имеются две камеры, заданные своими матрицами  $P$  и  $P'$  в некоторой системе координат. В таком случае считается, что имеется пара откалиброванных камер. Если оптические центры камер не совпадают, то эту пару камер можно использовать для определения трехмерных координат наблюдаемых точек [217].

Зачастую, система координат выбирается таким образом, что матрицы камер имеют вид  $P = K[I|0]$ ,  $P' = K'[R|t]$ . Это всегда можно сделать, если выбрать начало координат, совпадающее с центром первой камеры, и направить ось  $Z$  вдоль ее оптической оси.

Калибровка камер обычно выполняется через процедуру решения системы уравнений, связывающей координаты проекций, матрицы камер и положения точек калибровочного шаблона в пространстве. Координаты узловых точек шаблона на изображениях предварительно определяются с использованием ранее рассмотренных процедур. Внутренние параметры каждой камеры определяются независимо.

В основе получения 3D-информации из 2D-изображений лежит принцип эпиполярной геометрии. Ряд геометрических соотношений между 3D-точками и их проекциями на 2D-изображениях накладывают ограничения на точки изображений. Эти соотношения основаны на предположении о том, что камеры могут быть представлены моделью «камеры-обскуры» (рисунок 4.2.2).

Пусть имеются две камеры, как показано на рисунке 4.2.2:  $C$  — оптический центр первой камеры,  $C'$  — оптический центр второй камеры. Точка пространства  $X$  проецируется в точку  $x$  на плоскость изображения левой камеры и в точку  $x'$  на плоскость изображения правой камеры. Прообразом точки  $x$  на изображении левой камеры является луч  $xX$ . Этот луч проецируется на плоскость второй камеры в прямую  $l'$ , называемую эпиллярной линией. Образ точки  $X$  на плоскости изображения второй камеры обязательно лежит на эпиллярной линии  $l'$  [217].

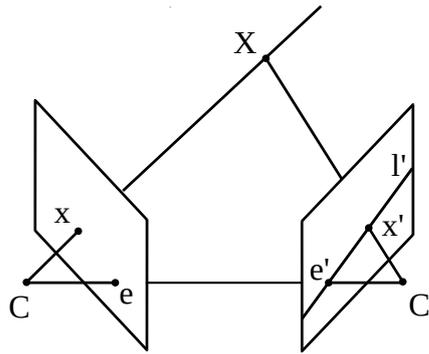


Рисунок 4.2.2 – Эпиллярная геометрия [216]

Таким образом, каждой точке  $x$  на изображении левой камеры соответствует эпиллярная линия  $l'$  на изображении правой камеры. При этом пара для точки  $x$  на изображении правой камеры может лежать только на соответствующей эпиллярной линии. Аналогично, каждой точке  $x'$  на правом изображении соответствует эпиллярная линия  $l$  на левом. Для вычисления эпиллярных линий требуется вычисление существенной матрицы  $E$  и фундаментальной  $F$ . Калибровка системы стереозрения сводится к определению этих двух матриц, через решение систем уравнений. Существенная матрица находится из соотношения

$$(p')^T E p = 0 \quad (4.2.4)$$

где  $p'$  и  $p$  – однородные нормализованные координаты одной и той-же точки на изображениях левой и правой камер. Существенная матрица записывается следующим образом:

$$E = R[t]_x \quad (4.2.5)$$

$R$  –  $3 \times 3$  матрица поворота,  $[t]_x$  – записывается следующим образом:

$$[t]_x = \begin{bmatrix} 0 & -T_z & T_y \\ T_z & 0 & -T_x \\ -T_y & T_x & 0 \end{bmatrix} \quad (4.2.6)$$

Фундаментальная матрица определяется следующим образом:

$$F = (K'^{-1})^T E K^{-1} \quad (4.2.7)$$

### 4.3 Вычисление карты диспаратности и модифицированный инкрементальный алгоритм

Полученные в процессе калибровки системы стереозрения внутренние и внешние параметры камер, используются в дальнейшем для ректификации пар изображений. Ректификация изображений – процесс обработки изображений, в результате которого получают пары изображений согласованных эпиполярных проекций. Обычно ректификацию совмещают с коррекцией искажений, вносимых оптической системой.

Изображения выравнивают таким образом, чтобы все эпиполярные линии были параллельны сторонам изображения (обычно горизонтальным). Выравнивание изображений производится так, чтобы для точки с координатами  $(x_1, y_1)$ , соответствующая ей эпиполярная линия, задавалась уравнением  $y(x) = y_1$ . В этом случае для каждой точки соответствующую ей пару нужно искать в той же строке на изображении, получаемом от второй камеры. Пример ректифицированных изображений приведен на рисунке 4.3.1.

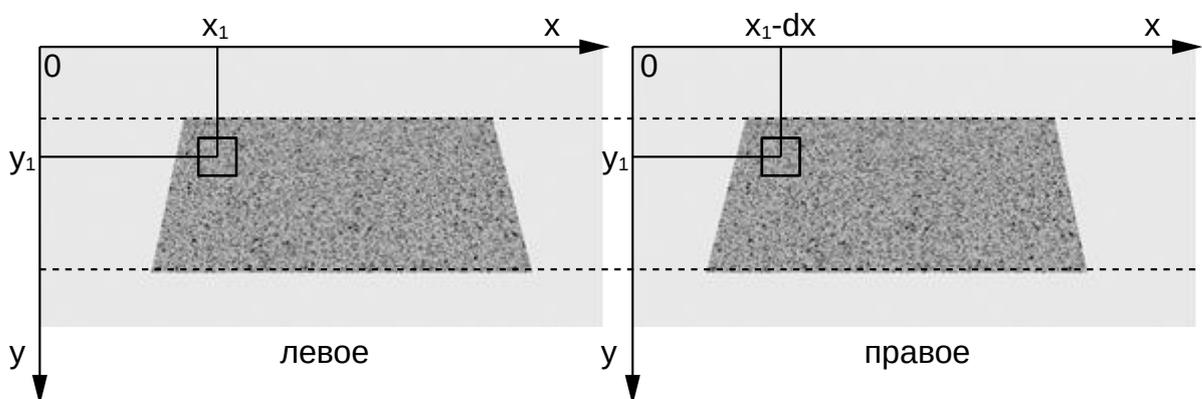


Рисунок 4.3.1 – Ректифицированные левое и правое изображения

После того как изображения ректифицированы, выполняют поиск соответствующих пар точек. Так для точки с координатами  $(x_1, y_1)$  на левом изображении находится соответствующая ей точка с координатами  $(x_1 - dx, y_1)$  на правом изображении (рисунок 4.3.1). Величина  $dx$  называется диспаратностью. Поиск соответствующих координат точек на правом изображении осуществляется с помощью корреляционного алгоритма. В таком случае поле векторов перемещений, определенное по паре изображений с левой и правой камер, будет представлять собой карту диспаратности.

Определение пространственных координат заданных точек объекта по последовательности стереопар подразумевает определение положения этих точек на изображениях. Для этого необходимо знать положения этих точек в начальный момент времени. Как было отмечено в разделе 3.1, определение перемещения точек между начальным и текущим изображением может быть затруднено по причине значительной деформации объекта, изменения условий съемки и т.д. При изменении положения объекта в пространстве на проекциях происходят значительные изменения. Ранее был предложен инкрементальный алгоритм, позволявший сопоставлять ближайшие по времени кадры в последовательности изображений. Было предложено модифицировать алгоритм, расширив его для обработки последовательности стереопар, а также избавиться от его основного недостатка как накопление ошибки перемещения.

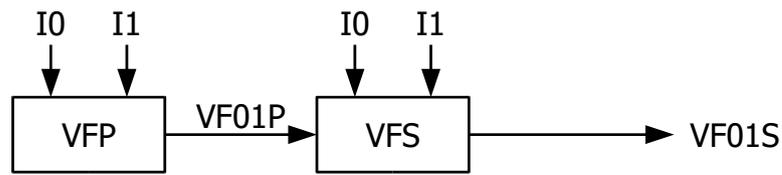
Будем использовать сквозную последовательную нумерацию изображений стереопар (рисунок 4.3.2).

Номер стереопары	Изображения стереопар	
	Левая камера	Правая камера
0	I0	I1
1	I2	I3
...	...	...
i	$I_{2i}$	$I_{2i+1}$

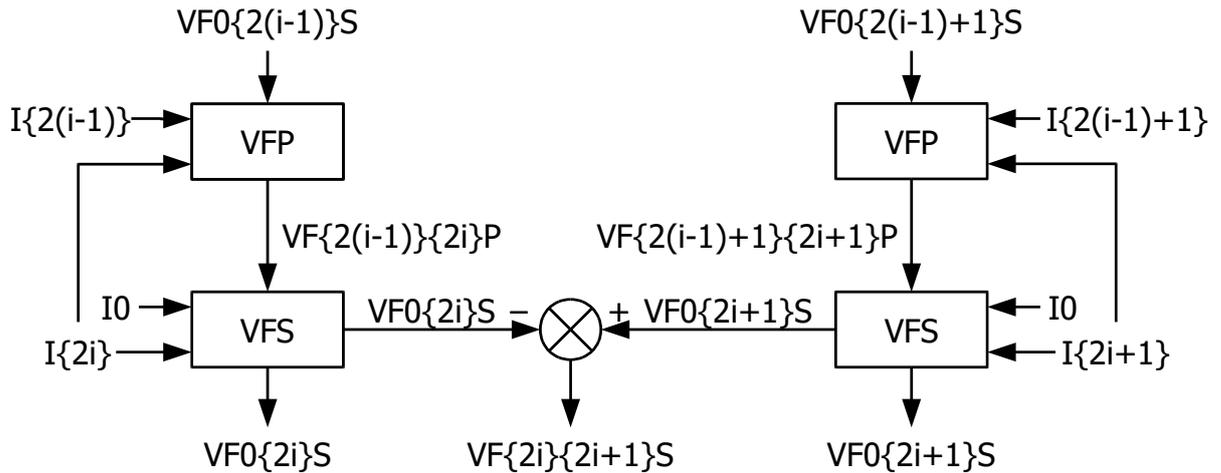
Рисунок 4.3.2 – Нумерация изображений стереопар

Схема модифицированного инкрементального алгоритма приведена на рисунке 4.3.3, в которой используются обозначения, описанные ниже:

1. I0, I1, I2 и т.д. изображения, как на рисунке 4.3.2
2. VF01P, VF01S – поля векторов перемещений, рассчитанные с пиксельной и субпиксельной точностью между изображениями I0 и I1.
3. Для обобщения п. 1, 2 и нумерации изображений и векторных полей в зависимости от текущего номера стереопары, введены обозначения с фигурными скобками, вида  $I\{a\}$ ,  $VF\{a\}\{b\}P$ ,  $VF\{a\}\{b\}S$ , где  $\{a\}$ ,  $\{b\}$  – номера изображений пары в общем виде, например  $I\{2(i-1)\}$ ,  $VF\{2(i-1)\}\{2i\}P$ .
4. VFP, VFS – процедуры определения полей перемещений с пиксельной и субпиксельной точностью соответственно.

**0-я стереопара**

а

**i-я стереопара**

б

Рисунок 4.3.3 – Схема инкрементального алгоритма определения полей векторов перемещений для последовательностей стереопар

Стереопара, соответствующая начальному моменту времени, обозначена как 0-я стереопара, изображения  $I_0$  и  $I_1$  (рисунке 4.3.3, а). На первом этапе определяется поле векторов перемещений с пиксельной точностью, используя классический алгоритм, основанный на быстром преобразовании Фурье (см. раздел 2.1.4) и обозначенный на схеме как VFP. После, поле векторов уточняется до субпиксельной точности (блок VFS) с использованием дифференциального алгоритма (см. раздел 2.1.5). Поле векторов перемещений  $VF_{01S}$  между кадрами стереопары является картой диспаратности, а также используется как начальное приближение для определения перемещений в паре  $I_1, I_3$  с пиксельной точностью. Для первой стереопары входное векторное поле в левой части схемы  $VF_{00S}$  соответствует нулевому полю и не используется.

Блоки VFP используют предыдущее и текущее изображения для определения поля векторов перемещений. Перемещения определяются отдельно для левых изображений  $I\{2(i-1)\}$ ,  $I\{2i\}$  и правых  $I\{2(i-1)+1\}$ ,  $I\{2i+1\}$  (рисунок 4.3.3, б). Также используется векторное поле, рассчитанное для предыдущей стереопары, перемещения которого используются для определения положения ядра корреляции.

Перемещения с субпиксельной точностью (блоки VFS) определяются по изображению  $I_0$  (начальное левое изображение) и текущему изображению стереопары, левому  $I\{2i\}$ , либо правому  $I\{2i+1\}$ . Для начального приближения двух первых элементов  $p_0$  и  $p_1$  искомого вектора  $P$  (раздел 2.1.5)

$$\begin{cases} \tilde{x}(x, y) = p_0 + p_2x + p_4y + p_6xy \\ \tilde{y}(x, y) = p_1 + p_3x + p_5y + p_7xy \end{cases} \quad (4.3.1)$$

используется векторное поле с пиксельной точностью  $VF\{2(i-1)\}\{2i\}P$ , либо  $VF\{2(i-1)+1\}\{2i+1\}P$  (рисунок 4.3.3, б).

Вычитая поле  $VF0\{2i\}S$  из  $VF0\{2i+1\}S$ , получаем векторное поле  $VF\{2i\}\{2i+1\}S$ , которое соответствует карте диспаратности  $i$ -й стереопары изображений  $I\{2i\}$  и  $I\{2i+1\}$ .

#### 4.4 Построение карты глубины и трехмерного поля векторов перемещений

Карта глубины – это двумерный массив, который содержит информацию о положении точек объекта в пространстве. Для различных случаев визуализации карту глубины можно спроецировать на любое изображение из стереопары, на котором расстояние до объекта будет отображаться цветом.

После определения карты диспаратности мы имеем информацию о координатах проекций точки объекта на плоскости, определяемые левой и правой камерами. Следующим этапом является определение трехмерных координат точки по координатам ее проекций. Этот процесс в литературе получил название «триангуляции».

Пусть имеются две откалиброванные камеры с матрицами  $P$  и  $P'$ ;  $x$  и  $x'$  – однородные координаты проекций некоторой точки пространства  $X$ . Тогда можно составить следующую систему уравнений:

$$\begin{cases} x = PX \\ x' = P'X \end{cases} \quad (4.4.1)$$

На практике для решения этой системы применяется следующий подход. Векторно умножают первое уравнение на  $x$ , второе на  $x'$ ; далее избавляются от линейно зависимых уравнений и приводят систему к виду  $AX = 0$ , где  $A$  имеет размер  $4 \times 4$ . Затем можно, исходя из того, что вектор  $X$  является однородными координатами точки, положить его последнюю компоненту равной 1 и решать полученную систему из 3-х уравнений с тремя неизвестными. Альтернативный способ — взять любое ненулевое решение системы  $AX = 0$ , например, вычисленное, как сингулярный вектор, отвечающий наименьшему сингулярному числу матрицы  $A$ .

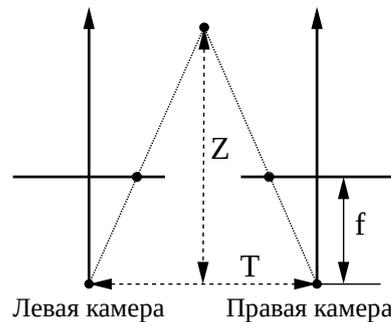


Рисунок 4.4.1 – Геометрическая связь между проекциями точки на плоскости камер и глубиной

Значения глубины обратно пропорциональны величине диспаратности. Если использовать обозначения рисунка 4.4.1, то зависимость между диспаратностью и глубиной можно выразить следующим способом:

$$\frac{T - dx}{Z - f} = \frac{T}{Z} \rightarrow Z = \frac{fT}{dx} \quad (4.4.2)$$

где  $T$  – расстояние между камерами,  $Z$  – глубина или расстояние до объекта,  $f$  – расстояние до плоскости проекции.

Из-за обратно пропорциональной зависимости между глубиной и смещением, разрешающая способность систем технического стереозрения, которые работают на основе данного метода, выше на малых расстояниях, чем на больших.

Таким образом, в каждый момент времени по паре кадров с левой и правой камер мы получаем карту диспаратности и карту глубины, т.е. массив точек в пространственных координатах. Полученный в начальный момент времени зафиксированный левой камерой кадр, примем за опорный. Зная, что в каждый момент времени мы обеспечиваем слежение за одними и теми же точками, определенными по сетке опорного кадра, можно вычислить перемещения точек в пространстве. Таким образом, трехмерное поле векторов перемещений будет привязано к двумерной сетке опорного кадра, каждой точке будут соответствовать трехмерные координаты  $(x, y, z)$  и вектор перемещения  $(dx, dy, dz)$ .

#### 4.5 Вычисление деформации поверхности объекта

Вычисление деформации поверхности объекта в пространстве выполняется через расчет плоских деформаций в каждой ее точке, входящей в область интереса (Region Of Interest). Для каждой точки плоская деформация вычисляется в малой ее окрестности, где  $P_1(x_1, y_1, z_1) \dots P_n(x_n, y_n, z_n)$  – точки окрестности исходной поверхности,  $P_1'(x_1', y_1', z_1') \dots P_n'(x_n', y_n', z_n')$  – точки окрестности деформированной поверхности,  $P_m(x_m, y_m, z_m)$  – центральная точка окрестности на исходной поверхности, для которой определяется деформация,  $P_m'(x_m', y_m', z_m')$  – центральная точка окрестности на деформированной поверхности. Алгоритм вычисления плоской деформации в точке состоит из следующих этапов:

1. По  $N$  точкам окрестности  $P_1 \dots P_n$  находится функция  $z(x, y)$ , аппроксимирующая исходную поверхность. Порядок функции  $z(x, y)$  берется  $> 1$ , например биквадратичная функция при радиусе окрестности равном 1, т.е. для области размером  $3 \times 3$  пикселя.

2. Определяется касательная плоскость к  $z(x, y)$  в точке  $P_m(x_m, y_m, z_m)$

$$z_t = \frac{\partial z}{\partial x}(x_m, y_m) \cdot (x - x_m) + \frac{\partial z}{\partial y}(x_m, y_m) \cdot (y - y_m) + z_m =$$

$$= ax + by + c \quad (4.5.1)$$

где  $a, b, c$

$$a = \frac{\partial z}{\partial x}(x_m, y_m); b = \frac{\partial z}{\partial y}(x_m, y_m);$$

$$c = -\frac{\partial z}{\partial x}(x_m, y_m) \cdot x_m - \frac{\partial z}{\partial y}(x_m, y_m) \cdot y_m + z_m \quad (4.5.2)$$

3. Строится нормаль к поверхности и касательный вектор в точке  $P_m$

$$\bar{n} = \frac{(a, b, -1)}{|a, b, -1|} = \frac{(a, b, -1)}{\sqrt{a^2 + b^2 + 1}}; \bar{t} = \frac{(1, 0, a)}{|1, 0, a|} = \frac{(1, 0, a)}{\sqrt{1 + a^2}} \quad (4.5.3)$$

4. Находится вектор бинормали  $\bar{b}$ , ориентированный перпендикулярно  $\bar{t}$  и  $\bar{n}$

$$\bar{b} = \bar{t} \times \bar{n}; \bar{b} = \frac{(ab, -1 - a^2, -b)}{\sqrt{(ab)^2 + (1 + a^2)^2 + b^2}} \quad (4.5.4)$$

5. Вектора  $\bar{t}$ ,  $\bar{b}$ ,  $\bar{n}$  образуют базис  $E$ ; вектора  $\bar{t}$  и  $\bar{b}$  лежат в касательной плоскости  $z_t$ . Предложенный базис схематично представлен на рисунке 4.5.1.

$$E = \begin{bmatrix} t_1 & b_1 & n_1 \\ t_2 & b_2 & n_2 \\ t_3 & b_3 & n_3 \end{bmatrix} \quad (4.5.5)$$

6. Определяются проекции точек окрестности  $P_1 \dots P_n$  на касательную плоскость. Проекцией точки на плоскость является либо сама точка, если она лежит в заданной плоскости, либо основание перпендикуляра, опущенного из этой точки на заданную плоскость. Они обозначаются как  $T_1 \dots T_n$ , т.е. точки пересечения перпендикуляров из точек  $P_1 \dots P_n$  на плоскость  $z_t$ .

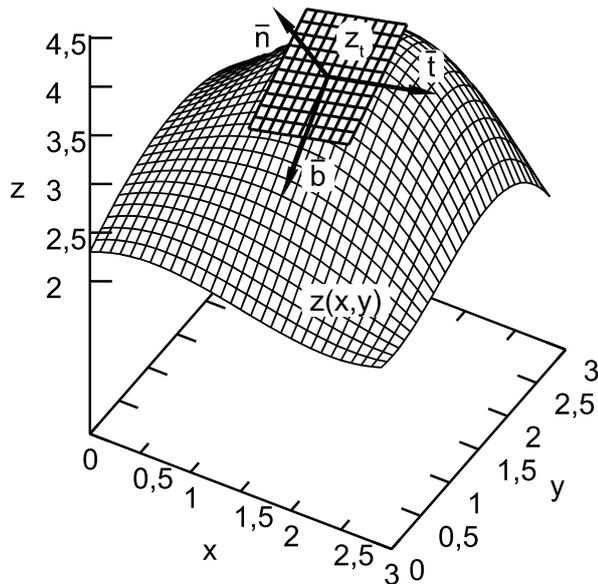


Рисунок 4.5.1 – Схематичное представление касательной плоскости и локального базиса

7. Координаты точек  $T_1 \dots T_n$  преобразуются к базису  $E$

$$\begin{bmatrix} x_e \\ y_e \\ z_e \end{bmatrix} = E^{-1} \begin{bmatrix} x - x_m \\ y - y_m \\ z - z_m \end{bmatrix}. \quad (4.5.6)$$

Поскольку точки  $T_1 \dots T_n$  лежат в касательной плоскости  $z_t$ , то координата  $z_e$  будет нулевой. В результате получаем набор координат  $(x_e, y_e)$  для всех точек  $T_1 \dots T_n$  кроме центральной точки  $T_m$ , т.к. её координаты в базисе  $E$  являются нулевыми  $(0, 0, 0)$ . В результате получаем набор точек в базисах  $E$  (исходного состояния) и  $E'$  (деформированного состояния) для всех точек в области интереса.

8. Поскольку центры базисов  $E$  и  $E'$  совпадают, смещение между ними равно нулю. Запишем систему уравнений, отражающую преобразование между базисами:

$$\begin{cases} x'(x, y) = x + \frac{\partial u}{\partial x} x + \frac{\partial u}{\partial y} y \\ y'(x, y) = y + \frac{\partial v}{\partial x} x + \frac{\partial v}{\partial y} y \end{cases} \rightarrow \begin{cases} x'(x, y) = \left(1 + \frac{\partial u}{\partial x}\right) x + \frac{\partial u}{\partial y} y \\ y'(x, y) = \frac{\partial v}{\partial x} x + \left(1 + \frac{\partial v}{\partial y}\right) y \end{cases} \quad (4.5.7)$$

В матричной форме

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 + \frac{\partial u}{\partial x} & \frac{\partial u}{\partial y} \\ \frac{\partial v}{\partial x} & 1 + \frac{\partial v}{\partial y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (4.5.8)$$

Преобразование между базисами  $E$  и  $E'$  является аффинным. Имея набор координат точек  $(x_e, y_e)$  и  $(x_{e'}, y_{e'})$ , полученных в п.7 матрицу аффинных преобразований можно найти с помощью метода наименьших квадратов. Полученная матрица аффинных преобразований будет определять деформации

$$\varepsilon_{xx} = \frac{\partial u}{\partial x}, \varepsilon_{yy} = \frac{\partial v}{\partial y}, \varepsilon_{xy} = \frac{1}{2} \left( \frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x} \right) \quad (4.5.9)$$

9. Главные деформации могут быть получены из матрицы аффинных преобразований с помощью сингулярного разложения [218].

Повторяя пп. 1-9 для каждой точки поверхности, получаем рассчитанные поля компонент деформации.

## **4.6 Система технического стереозрения оценки деформации поверхности объектов в пространстве**

Реализованная экспериментальная система технического стереозрения (СТСЗ) включает две цифровые фотокамеры Canon EOS 700D (разрешение КМОП (CMOS) матриц  $5184 \times 3456$  пикселей при размере  $22,3 \times 14,9$  мм), закрепленные на штанге с возможностью регулировки расстояния и угла между камерами. На рисунке 4.6.1 приведена СТСЗ с камерами на расстоянии 40 см друг от друга и углом поворота каждой камеры относительно центральной оптической оси системы равным  $10^\circ$ . Камеры были подключены к ЭВМ с целью их синхронизации и получения изображений в память ЭВМ в процессе работы системы. Система позволяет записывать пару изображений (от левой и правой камеры) в текущий момент времени и может регистрировать серию изображений до 5 кадров в секунду при установленных параметрах фокуса и выдержки. В качестве калибровочного был использован шаблон КШ №2, описанный в разделе 4.1.3.

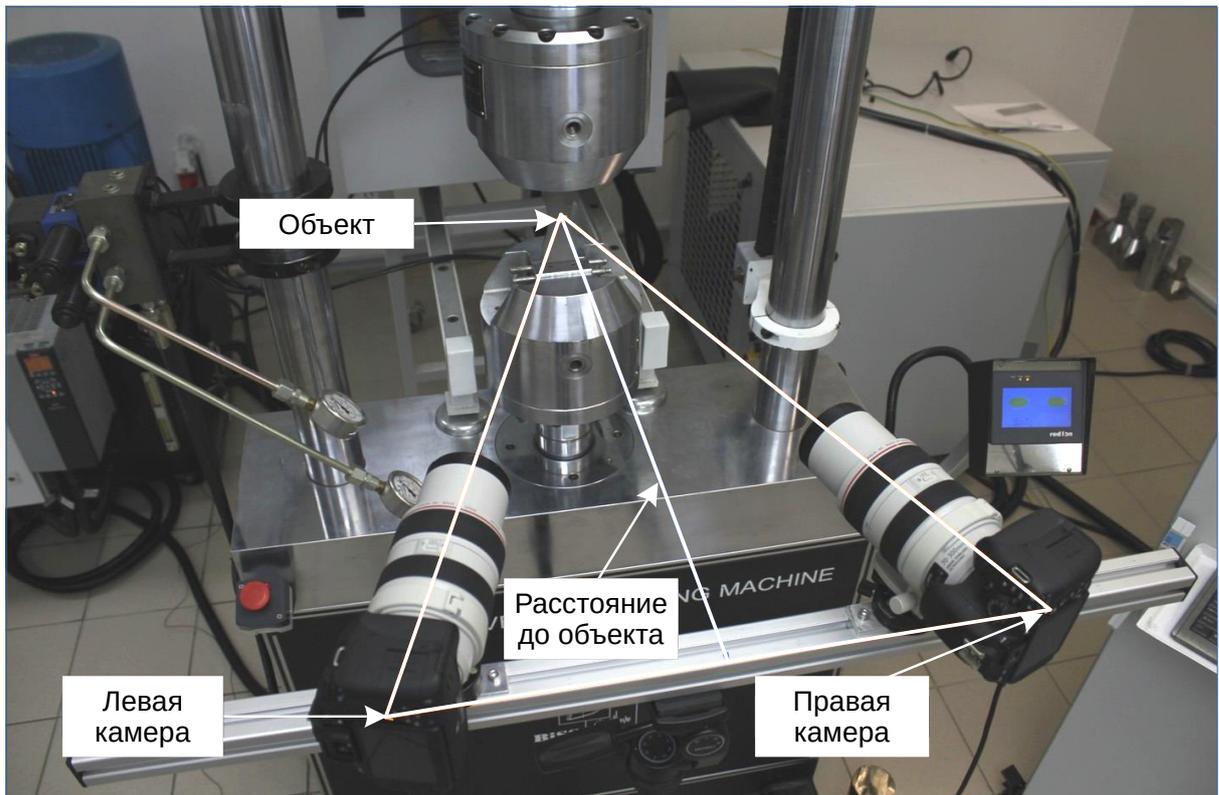


Рисунок 4.6.1 – Лабораторный макет системы технического стереозрения

Настройка системы стереозрения производится в несколько этапов:

1. Получение изображений калибровочного шаблона;
2. Поиск узлов калибровочного шаблона на серии стереопар, полученных от левой и правой камеры (см. описание в 4.1);
3. Калибровка системы с использованием найденных координат узлов калибровочного шаблона на изображениях в п. 2.

Результатом настройки (калибровки) стереосистемы являются матрицы внутренних параметров камер и матрицы их взаимного расположения относительно центральной оптической оси системы. Изображения, записанные с помощью аппаратной части системы, подвергались дальнейшей программной обработке с проведением следующих процедур (рисунок 4.6.2):

1. Ректификация, совмещенная с корректировкой искажений, вызванных несовершенством оптических компонент камер, на основе использования матриц, полученных при настройке системы (СТСЗ).

2. Определение опорных точек на левом изображении в момент времени  $t_0$  с учетом области интереса (ROI).
3. Поиск попарного соответствия между точками левого и правого изображений в моменты времени  $t_i$  и  $t_{i+1}$  с привязкой к опорным точкам левого изображения в момент времени  $t_0$  из п. 2.
4. Восстановления трехмерных координат сцены с использованием триангуляции в моменты времени  $t_i$  и  $t_{i+1}$ .
5. Определение трехмерных перемещений точек по информации о трехмерных координатах в моменты времени  $t_i$  и  $t_{i+1}$ .
6. Вычисление деформации поверхности объекта по информации о трехмерных координатах в моменты времени  $t_i$  и  $t_{i+1}$  (раздел 4.5).

Конечным результатом работы СТСЗ являются вычисленные трехмерные координаты сцены (карта глубины), значения перемещений в трехмерном пространстве, данные о деформации поверхности. Часть операций таких как калибровка камер, ректификация изображений, восстановление трехмерных координат было реализовано с применением библиотеки OpenCV [201].



Рисунок 4.6.2 – Алгоритм работы СТСЗ

## 4.7 Методика тестирования системы технического стереозрения

Для исследования и тестирования алгоритмов реконструкции и расчета деформации в системе стереозрения (СТСЗ) были предложены модели. Описание моделей разделено на две части:

- Модели трехмерной сцены;
- Модели деформации поверхности объекта в пространстве.

Отметим, что модель, используемая для оценки деформации, является расширением модели трехмерной сцены с заданием деформационного состояния объекта.

### 4.7.1 Модель трехмерной сцены

Трехмерная сцена представляет собой плоскость, с нанесенным на нее модельным спеклом, отражающим покраску поверхности с помощью двух баллонов с краской [199]. В качестве плоскости модельной сцены были использованы модельные изображения размером  $2000 \times 1000$  пикселей, в градациях серого в 8-ми битном цветовом пространстве. В качестве модели была выбрана плоскость по причине её наибольшего соответствия образцам материала, исследуемым на деформационное поведение.

Определение ошибки восстановления пространственных координат проводили с использованием описанной модельной поверхности, изменяя её положение в пространстве относительно камер СТСЗ. Начальное положение плоскости было задано как  $z = 2000$ . Изменение положения модельной плоскости задавали изменением углов относительно осей  $X$  и  $Y$  с шагом в  $5^\circ$ .

Генерирование изображений проекций трехмерной сцены на плоскости камер СТСЗ осуществляли с помощью разработанной программы, в которой использовали программный интерфейс OpenGL [219]. Основным математическим аппаратом при этом являются матричные преобразования: матрицы вращения, перемещения и проекции. Для исключения ошибки связанной с калибровкой системы

стереозрения, внутренние и внешние параметры камер рассчитывались по заданным условиям: координаты плоскостей камер (проекций), расстояние и угол между камерами.

Для оценки влияния относительного расположения камер на точность восстановления трехмерных координат точек поверхности было смоделировано 4 варианта их взаимной ориентации (таблица 4.7.1).

Таблица 4.7.1 – Относительное расположение камер СТСЗ

№	Угол между камерами, градус	Расстояние между камерами, ед.
1	0	200
2	10	800
3	20	1600
4	40	3000

Расстояние между камерами выбиралось таким образом, чтобы изображения сцены находились в поле зрения камер. В процессе моделирования матрицы внутренних параметров камер были приняты идентичными друг другу.

Результирующая модель трехмерной сцены (поверхность со стеклом) в пространстве (рисунок 4.7.1) представляет собой последовательность пар изображений, содержащих соответствующие проекции сцены на плоскость каждой камеры и дополнительную информацию по каждой проекции: а) двухмерные координаты каждой точки в плоскости проекции левой камеры в начальный момент времени, б) двухмерные координаты каждой точки в плоскостях проекций левой и правой камер с учетом текущего положения объекта, в) трехмерные координаты каждой точки в текущем положении объекта.

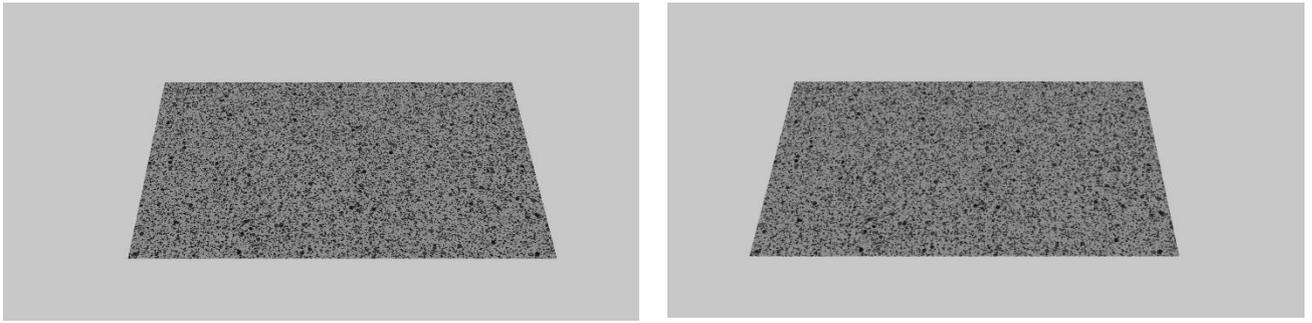


Рисунок 4.7.1 – Внешний вид проекции модельной поверхности на плоскость левой и правой камер при их параллельном расположении

В рамках исследования вычисляли средние абсолютные ошибки определения пространственных координат  $E_{xyz}$  и координат  $z$  в отдельности  $E_z$ . Выражения для вычисления ошибок  $E_{xyz}$  и  $E_z$  приведены ниже

$$E_{xyz} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(xr_i - x_i)^2 + (yr_i - y_i)^2 + (zr_i - z_i)^2}, \quad (4.7.1)$$

$$E_z = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |zr_i - z_i|, \quad (4.7.2)$$

где  $N$  – количество восстановленных трехмерных точек,  $(xr_i, yr_i, zr_i)$  и  $(x_i, y_i, z_i)$  – восстановленные и заданные модельные координаты точки  $i$  соответственно.

#### 4.7.2 Модель деформации поверхности

Для оценки точности вычисления деформации объекта были использованы 3 модели деформации объекта:

1. Плоская деформация поверхности. Растяжение плоскости вдоль оси  $x$  с одновременным сжатием по оси  $y$ .
2. Плоская деформация изогнутой поверхности. Деформирование проводилось аналогично п.1, но для искривленной по оси  $y$  поверхности с радиусом закругления  $3h$ , где  $h$  –размер модели по оси  $y$ .
3. Модель изгиба тонкой пластины.

Относительное расположения камер соответствовало варианту 3 из таблицы 4.7.1: угол между камерами  $20^\circ$  и расстояние 1600 ед.

**Плоская деформация.** Модель сцены п.1 представляла собой поверхность, описанную в предыдущем разделе. Поверхность была перпендикулярна оси z СТСЗ. Последовательное деформирование поверхности осуществлялось по закону

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 + 0,01i & 0,004i \\ 0,008i & 1 - 0,005i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (4.7.3)$$

где  $i$  – номер пары изображений в последовательности от 0 до 9. Как видно из (4.7.3) в модели присутствуют сдвиговые компоненты, которые усложняют перемещения на поверхности.

Модель сцены, указанная в п.2, представляла собой искривленную поверхность по оси  $y$  с радиусом закругления  $3h$ , где  $h$  – размер модели по оси  $y$ . Данная модель была добавлена для оценки ошибки определения деформации на объемном объекте, а также для сопоставления с ошибкой, получаемой в системе технического зрения с одной камерой. Последовательное деформирование поверхности осуществлялось по закону

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 + 0,01i & 0 \\ 0 & 1 - 0,005i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (4.7.4)$$

где  $i$  – номер пары изображений в последовательности от 0 до 9.

**Модель изгиба тонкой пластины.** Для моделирования внеплоскостной деформации была использована модель изгиба тонкой пластины, опертая по краям. При учете граничных значений перемещения для всех точек могут быть рассчитаны по следующей формуле [220]:

$$\Delta z(x, y, i) = \frac{16q_i \sin\left(\frac{\pi x}{w}\right) \sin\left(\frac{\pi y}{h}\right)}{\pi^6 D \left(\frac{1}{w^2} + \frac{1}{h^2}\right)^2}, \quad (4.7.5)$$

где  $D$  – жесткость пластинки при изгибе,  $q_i$  – нагрузка для  $i$  номера кадра,  $w$  и  $h$  – размер пластины по осям  $x$  и  $y$ . В качестве материала для задания констант взяли алюминий. Выражение для вычисления перемещений по оси  $z$  в зависимости от номера кадра и координат точки выглядело следующим образом

$$\Delta z(x, y, i) = 0,017i \sin\left(\frac{\pi x}{2000}\right) \sin\left(\frac{\pi y}{1000}\right) \quad (4.7.6)$$

Таким образом, была получена последовательность модельных пар изображений, отражающих внеплоскостные перемещения. Оценивали среднюю абсолютную ошибку вычисления продольного и поперечного тензора деформации как для случая плоско деформированной поверхности, так и в случае внеплоскостных деформаций. Среднюю абсолютную ошибку оценивали по формуле

$$E_{\varepsilon} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\varepsilon_i - E_i|, \quad (4.7.7)$$

где  $\varepsilon_i$  – заданное значение тензора деформации,  $E_i$  – рассчитанное значение тензора деформации. Ошибки поперечной и продольной компоненты тензора обозначались  $E_{\varepsilon x}$  и  $E_{\varepsilon y}$  соответственно.

#### 4.8 Результаты тестирования системы технического стереозрения

Результаты тестирования разработанной СТСЗ при восстановлении трехмерного профиля поверхности показали, что данная система обеспечивает возможность определения пространственных координат объекта сцены с ошибкой менее 0,5 ед. (рисунок 4.8.1) в диапазоне углов поворота модельной плоскости (рисунок 4.8.2).

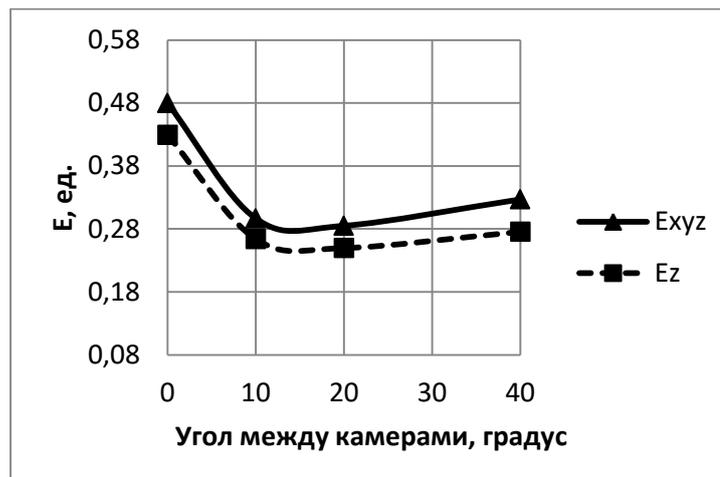


Рисунок 4.8.1 – Зависимость среднеарифметических значений ошибки определения пространственных координат  $E_{xyz}$  и ошибки  $E_z$  от угла между осями камер

Модельная поверхность последовательно поворачивалась относительно координатных осей  $X$  и  $Y$ , максимальный абсолютный угол поворота поверхности составил  $35^\circ$  по обоим осям (рисунок 4.8.2). Количество стереопар в серии составило 113.

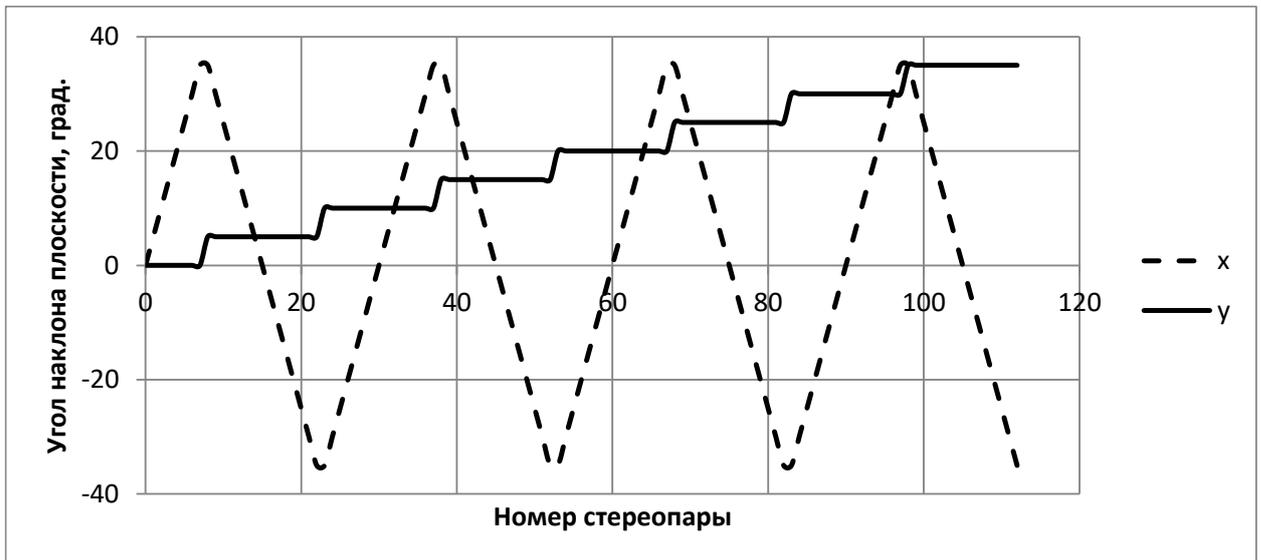
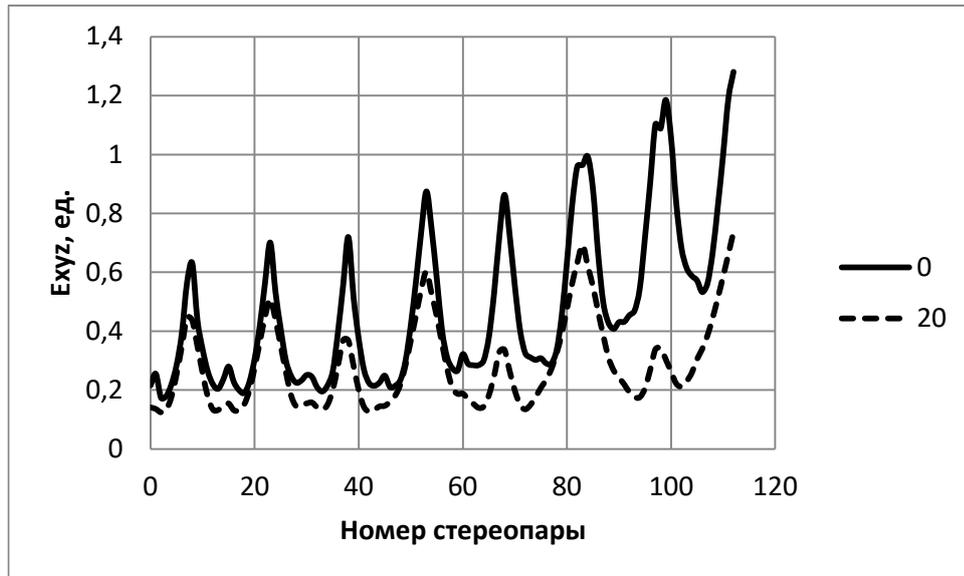


Рисунок 4.8.2 – Зависимость угла наклона модельной поверхности в пространстве от номера стереопары: x – относительно оси  $X$ , y – относительно оси  $Y$

Зависимость, приведенная на рисунке 4.8.2, показывает существование оптимального угла между осями камер, который расположен между  $10^\circ$  и  $20^\circ$ . Поскольку величина изменения ошибки между этими двумя углами невелика было принято использовать угол  $20^\circ$  в дальнейших экспериментах, т.к. при этом угле величина ошибки минимальна.



а



б

Рисунок 4.8.3 – Зависимость ошибки определения пространственных координат  $E_{xyz}$  (а) и ошибки  $E_z$  (б) от номера стереопары при углах между осями камер  $0^\circ$  и  $20^\circ$

На рисунке 4.8.3 приведены зависимости ошибки определения пространственных координат от угла поворота объекта сцены при углах между осями камер  $0^\circ$  и  $20^\circ$ . Из графиков зависимостей видно, что ошибка увеличивается с увеличением углов поворота поверхности. При максимальном угле поворота поверхности ошибка для двух указанных ориентаций камер отличалась в 1,75 раза и составляла

для угла  $0^\circ$  1,28 ед. и для  $20^\circ$  0,73 ед. Все приведенные зависимости ошибки показывают основной вклад в ошибку определения пространственных координат ошибки по оси  $Z$ .

Пример восстановленной поверхности по стереопаре представлен на рисунке 4.8.4.

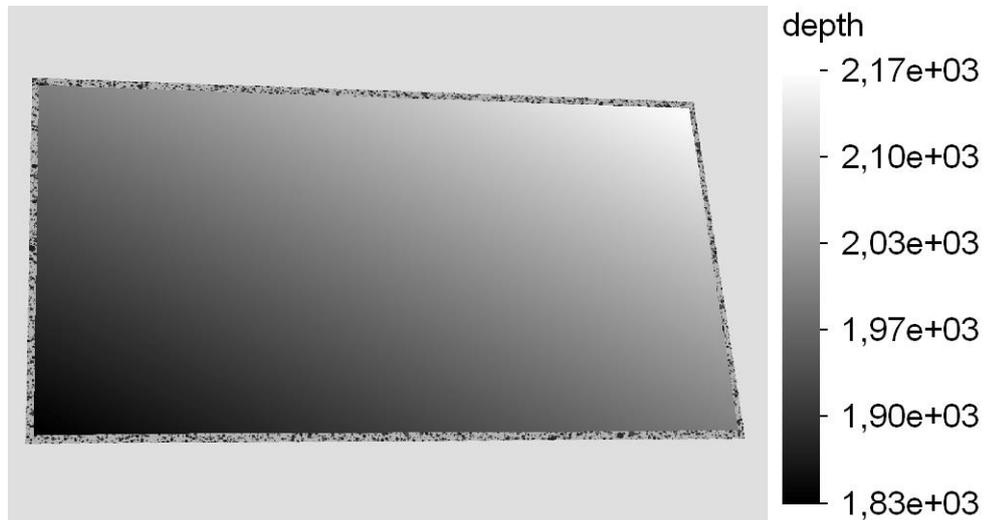


Рисунок 4.8.4 – Поле глубины, отображенное в координатах левого изображения при повороте поверхности на  $10^\circ$  по осям  $X$  и  $Y$

### **Плоская деформация поверхности.**

Деформировали поверхность расположенную перпендикулярно к центральной оси СТСЗ согласно (4.7.3). Зависимость ошибки определения пространственных координат  $E_{xyz}$  и ошибки  $E_z$  от номера стереопары и соответственно степени деформации поверхности приведена на рисунке 4.8.5.

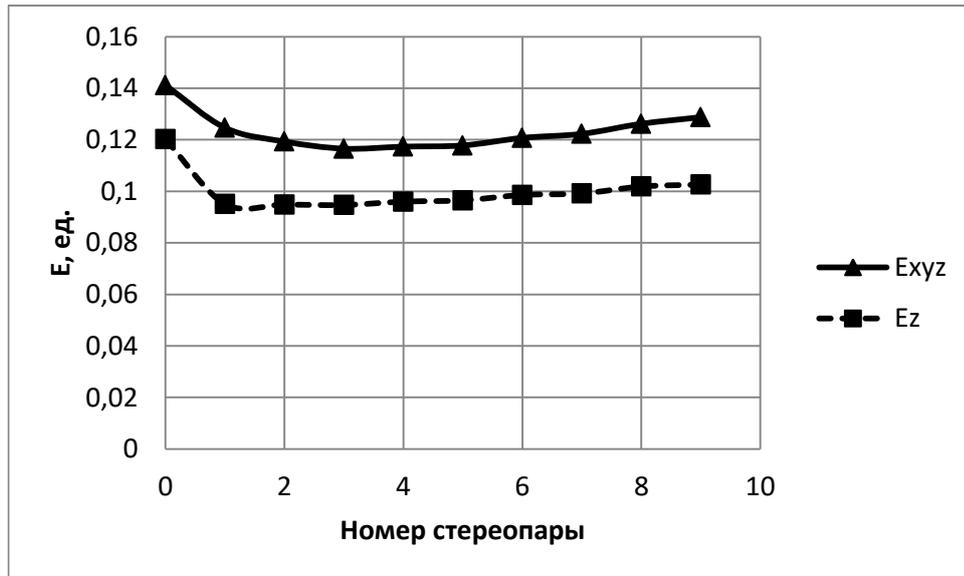


Рисунок 4.8.5 – Зависимость ошибки определения пространственных координат  $E_{xyz}$  и ошибки  $E_z$  от номера стереопары

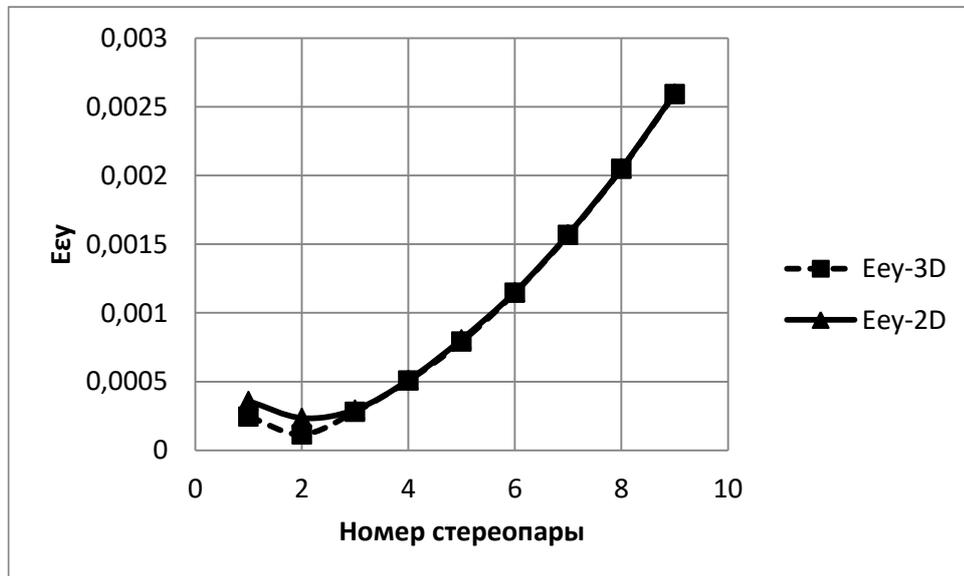
При увеличении деформации ошибка определения пространственных координат изменяется незначительно.  $E_{xyz}$  изменяется в диапазоне 0,116546 - 0,141152;  $E_z$  в диапазоне 0,0947017 - 0,120184.

В случае плоской деформации поверхности ошибка полученная, как с применением двух камер, так и с применением одной камеры имеет один порядок (рисунок 4.8.6). При растяжении поверхности в случае применения двух камер, ошибка меньше чем в случае применения одной камеры (рисунок 4.8.6, а). Тогда как при сжатии поверхности ошибки примерно одинаковы (рисунок 4.8.6, б). Во втором случае ошибка примерно на порядок больше. Следует отметить, что в случае системы технического зрения с одной камерой поверхность находилась перпендикулярно оси системы (т.е. камеры).

Таким образом, система стереозрения не вносит дополнительных ошибок в определение деформации в сравнении с системой с одной камерой.



а



б

Рисунок 4.8.6 – Зависимость ошибки определения компонент тензора деформации  $E_{ex}$  (а) и  $E_{ey}$  (б) от номера стереопары для системы технического зрения с одной (2D) и двумя камерами (3D)

### Плоская деформация изогнутой поверхности.

Изогнутую поверхность по оси  $Y$  деформировали согласно выражению (4.7.4). Зависимость ошибки определения пространственных координат  $E_{xyz}$  и ошибки  $E_z$  от номера стереопары и соответственно степени деформации поверхности приведена на рисунке 4.8.7.

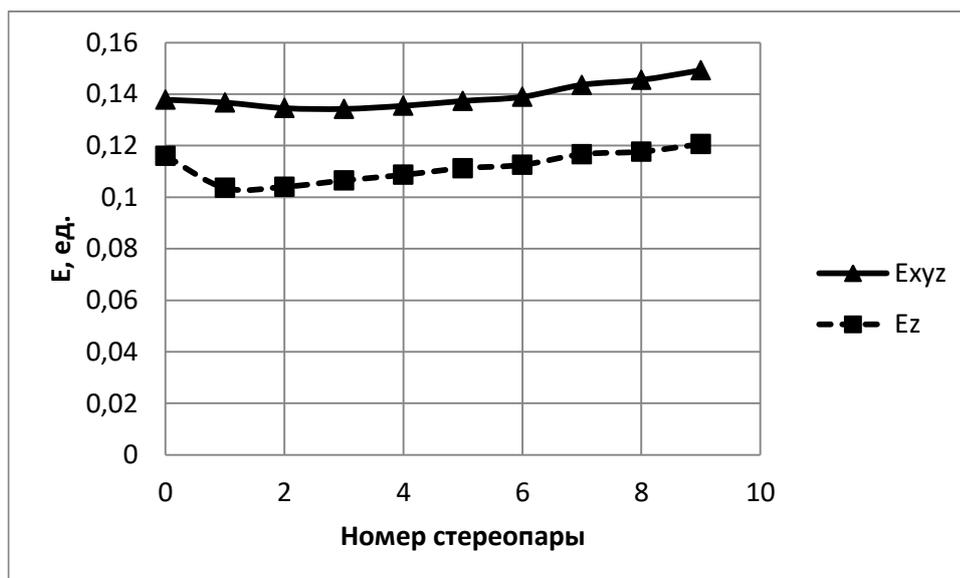


Рисунок 4.8.7 – Зависимость ошибки определения пространственных координат  $E_{xyz}$  и ошибки  $E_z$  от номера стереопары

Аналогично предыдущему эксперименту, при увеличении деформации ошибка определения пространственных координат изменяется незначительно.  $E_{xyz}$  изменяется в диапазоне 0,134251 - 0,149254;  $E_z$  в диапазоне 0,103596 - 0,120594.

Ошибка вычисления компоненты  $\varepsilon_{xx}$  тензора деформации как с применением двух камер так и с применением одной камеры имеет один порядок (рисунок 4.8.8, а) и близкие значения. Ошибка для первой стереопары в случае системы с одной камерой имеет большее значение по причине малых деформаций.

Ошибка вычисления компоненты  $\varepsilon_{yy}$  тензора деформации в случае применения двух камер значительно меньше, чем в случае применения одной камеры (рисунок 4.8.8, б). Ошибка для двух вариантов систем технического зрения отличается примерно в 2 раза и различие увеличивается по мере роста деформации. Это в первую очередь связано с тем, что поверхность искривлена вдоль оси Y. Таким образом, система с одной камерой в случае поверхности, имеющей перепады по оси Z, будет работать хуже системы стереозрения.



а



б

Рисунок 4.8.8 – Зависимость ошибки определения компонент тензора деформации  $E_{\epsilon x}$  (а) и  $E_{\epsilon y}$  (б) от номера стереопары для системы технического зрения с одной (2D) и двумя камерами (3D)

### Модель изгиба тонкой пластины.

Эксперимент показал, что ошибка определения пространственных координат  $E_{xyz}$  и ошибка  $E_z$  при изгибе поверхности изменяется незначительно (рисунок 4.8.9).  $E_{xyz}$  изменяется в диапазоне 0,12553 - 0,1852;  $E_z$  в диапазоне 0,106611 - 0,170649.

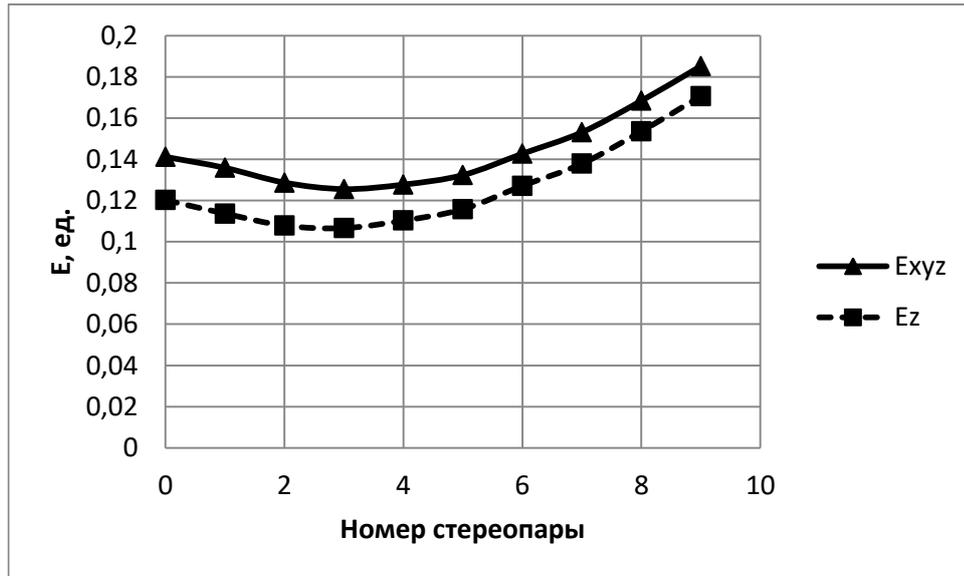


Рисунок 4.8.9 – Зависимость ошибки определения пространственных координат  $E_{xyz}$  и ошибки  $E_z$  от номера стереопары

Эксперимент показал, что система с одной камерой не позволяет достоверно определять деформацию при наличии внеплоскостных перемещений (рисунок 4.8.10). Ошибка вычисления компонент тензора деформации в случае системы с одной камерой на два порядка больше, чем при использовании системы стереозрения. Кроме того, в случае системы с одной камерой ошибка на порядок больше самой деформации.



а



б

Рисунок 4.8.10 – Зависимость ошибки определения компонент тензора деформации  $E_{\epsilon x}$  (а) и  $E_{\epsilon y}$  (б) от номера стереопары для системы технического зрения с одной (2D) и двумя камерами (3D)

Пример восстановленной поверхности представлен на рисунке 4.8.11.

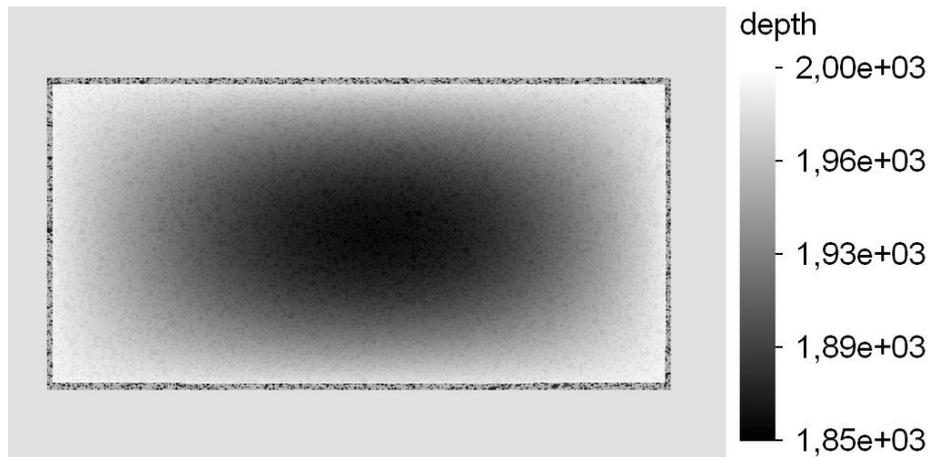


Рисунок 4.8.11 – Поле глубины, отображенное в координатах левого изображения при изгибе поверхности, опертой по краям

Пример поля компоненты  $\varepsilon_{xx}$  тензора деформации, в случае изгиба поверхности, опертой по краям представлен на рисунке 4.8.12.

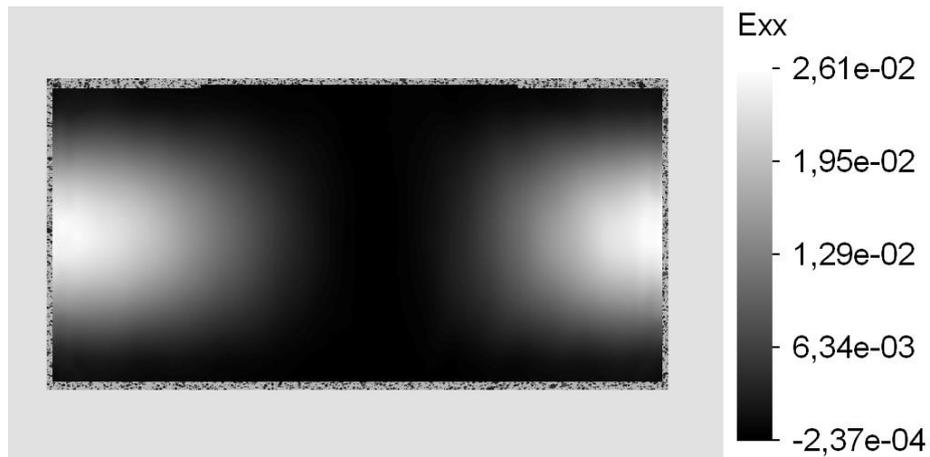


Рисунок 4.8.12 – Поле компоненты  $\varepsilon_{xx}$  тензора деформации, отображенное в координатах левого изображения при изгибе поверхности, опертой по краям

## 4.9 Обобщение принципа обработки информации в системах оптического измерения деформации

Обобщая рассмотренные ранее системы технического зрения, была разработана схема обработки информации в системе оценки деформации (рисунок 4.9.1).

Конечным результатом работы системы, включающей все указанные блоки, является вектор параметров модели деформационного поведения материала:

$$\hat{p} = \arg \min_p \{F(p)\} \quad (4.9.1)$$

Построение конкретной системы оценки деформации зависит от целей и задач, которые такая система выполняет, поэтому часть блоков, может быть, исключена и результатом работы будет являться поле векторов перемещений, поле деформации или другие данные.

Одним из основных этапов в работе любой системы оценки деформации является процесс сбора данных, в данном случае это запись изображений оптического образа поверхности объекта измерения (ОИ) с помощью видеодатчика. Количество видеодатчиков, их пространственная конфигурация, требования к их разрешающей способности, спектральной чувствительности, быстродействию определяется решаемой задачей. В зависимости от назначения системы процесс записи может быть синхронизирован с испытательной машиной, а также с системой позиционирования видеодатчика. Потребность в синхронизации с испытательной машиной и сбором информации о процессе нагружения материала возникает в исследованиях связанных с определением свойств материала, его деформационным поведением. При исследовании процессов разрушения с использованием оптической системы на базе микроскопа, часто требуется перемещать оптическую систему для слежения за местом локализации разрушения. В ряде случаев требуется согласованное управление испытательной машиной и системой позиционирования видеодатчика.

Полученные изображения сохраняются с использованием системы хранения данных, в качестве которой может выступать физический носитель информации (жесткий диск, флэш память, оперативная память) или сетевой с использованием различных протоколов передачи данных.

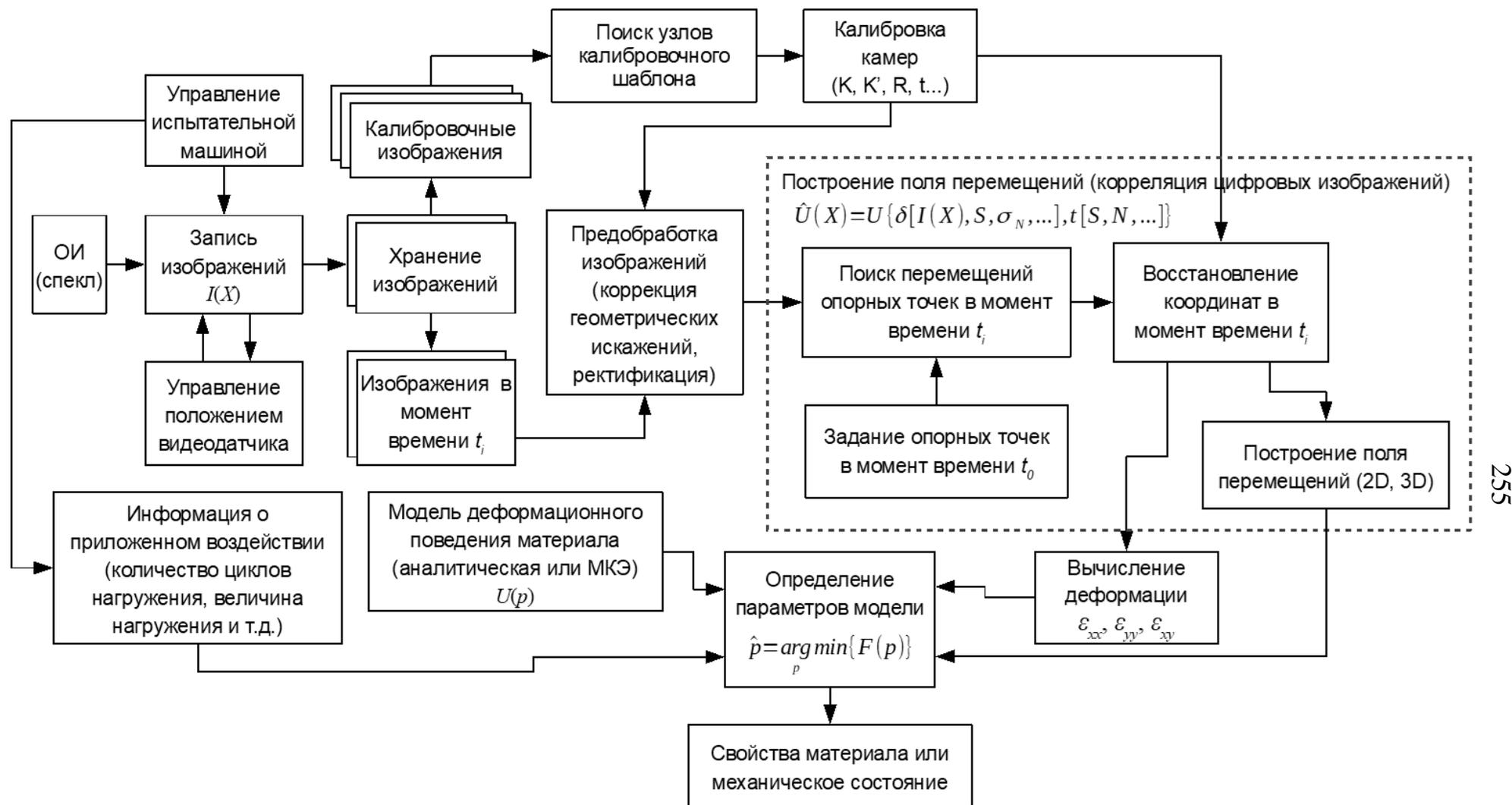


Рисунок 4.9.1 – Структурная схема обработки информации в оптической системе измерения деформации.  $U(X)$  – поле векторов перемещений,  $\delta$  – ошибка определения перемещений,  $I(X)$  – функция яркости изображений,  $S$  - размер апертуры,  $\sigma_N$  – дисперсия шума,  $N$  - разрешение изображений,  $U(p)$  – модельное поле векторов перемещений,  $p$  – вектор параметров модели

Калибровка видеодатчиков необходима для сопоставления физических пространственных величин с определяемыми системой оценки деформации. Процесс калибровки основан на поиске узловых точек калибровочного шаблона с известными геометрическими параметрами на изображениях, и решении систем уравнений относительно внутренних и внешних параметров видеодатчиков. Найденные параметры видеодатчиков в дальнейшем используются для коррекции геометрических искажений на полученных изображениях, ректификации изображений стереопар, а также при восстановлении пространственных координат искомого объекта измерения.

Построение поля перемещений  $U(X)$  является центральным алгоритмом в обработке информации в оптическом методе оценки деформации, и основано на методе корреляции цифровых изображений. Задание опорных точек чаще всего осуществляется в виде регулярной сетки, для задач, связанных с сопоставлением или аппроксимацией конечно-элементной модели, сетка может быть нерегулярной. Точность построения поля векторов перемещений  $\delta$  зависит от контрастности и характера спекла  $I(X)$ , размера апертуры  $S$ , наличия шума на изображении  $\sigma_N$ . Время построения поля определяет применимость конечной системы для задач оценки свойств материала или механического состояния. Применение сложных итеративных алгоритмов, включающих моделирование методом конечных элементов и пространственно-временную регуляризацию, может сказываться на оперативности получения результата. Время обработки изображений зависит от разрешения изображений  $N$  и размера апертуры  $S$ .

Деформация в зависимости от задачи, может определяться для плоского и пространственного поля перемещений. Вычисление полей деформации производится путем определения производных от перемещений обычно с использованием численного дифференцирования или по предложенному ранее в главе алгоритму.

Решение задачи определения свойств материала осуществляется с использованием модели его деформационного поведения. Модель может быть записана в аналитическом или конечно-элементном виде. Как правило, определение параметров модели заключается в аппроксимации экспериментальных полей перемещений

и (или) полей деформации заданной моделью. Кроме непосредственного определения параметров модели в таком случае на выходе можно получить более гладкие поля деформаций, получение которых невозможно при численном дифференцировании. Кроме того, после получения параметров модели появляется возможность определить другие физические данные, например поля напряжений.

#### 4.10 Выводы по главе 4

Глава посвящена вопросам разработки системы технического стереозрения для оценки пространственных перемещений и оценки деформации. Представлен алгоритм работы системы.

Разработаны алгоритмы выделения узловых точек калибровочных шаблонов на изображениях. Были рассмотрены шаблоны в виде шахматной доски (КШ1) и в виде черных объектов круглой формы на белом фоне (КШ2). В основе алгоритма выделения узлов КШ1 лежит анализ формы функции отклика и вычисление меры её близости к двумерному нормальному распределению. Результаты тестирования показали увеличение помехоустойчивости выделения узлов ШД (более чем в 5 раз) за счет более детального анализа функции отклика.

Результаты тестирования алгоритма выделения узлов КШ2 показали устойчивое выделение калибровочного шаблона в условиях зашумленности в диапазоне 0-5% и изменении угла поворота в диапазоне 0-45° без потерь в точности за счет детального анализа статистических (геометрических или пространственных) свойств калибровочного шаблона и отдельно взятых его характеристических точек. Средняя ошибка определения координат узловых точек составляет 1,2 пикселя в условиях округления координат до целого значения. Дальнейшее повышение точности их определения может быть достигнуто при проведении вычислений в субпиксельной области.

Предложен модифицированный инкрементальный алгоритм определения перемещений на серии стереопар, который позволяет оценивать большие перемещения при последовательной обработке изображений. Основное отличие

предложенного алгоритма от инкрементального алгоритма, представленного в разделе 3.1, заключается в отсутствии такого недостатка как накопление ошибки перемещения.

Представлен алгоритм вычисления деформации на поверхности пространственного объекта, используя восстановленные профили поверхности объекта.

Проведено тестирование системы на сериях стереопар, отражающих изменение положения объекта в пространстве, плоские и внеплоскостные деформации объекта.

Результаты тестирования показали, что ошибка определения пространственных координат не превышает 0,75 ед. при угле между осями камер  $20^\circ$ . Предложенные алгоритмы позволяют определять деформацию с ошибкой, не превышающей  $4 \cdot 10^{-3}$ . Эксперимент показал, что ошибка вычисления компонент тензора деформации в случае системы с одной камерой на порядок больше, чем при использовании системы стереозрения.

Проведено обобщение рассмотренной ранее системы технического зрения, в результате была разработана схема обработки информации в системе оценки механического состояния и деформации материалов.

## Глава 5 Практическое применение оптического метода оценки деформации

Реализованную систему технического стереозрения (СТСЗ) можно применить в различных областях исследований и разработок.

В частности, разработанная система использовалась в ходе выполнения НИР «Исследование возможности применения встроенных методов неразрушающего контроля для металлических и полимерных композиционных материалов» по договору между Филиалом ПАО Авиационная холдинговая компания «Сухой» «ОКБ Сухого» и ИФПМ СО РАН. Были проведены эксперименты по исследованию деформационного поведения образцов из монолитных композиционных (углепластиковых) материалов и образцов с сотовым заполнением при а) статическом и б) циклическом растяжении, а также в) с нанесенными ударными повреждениями (рисунок 5.1) [221–224].

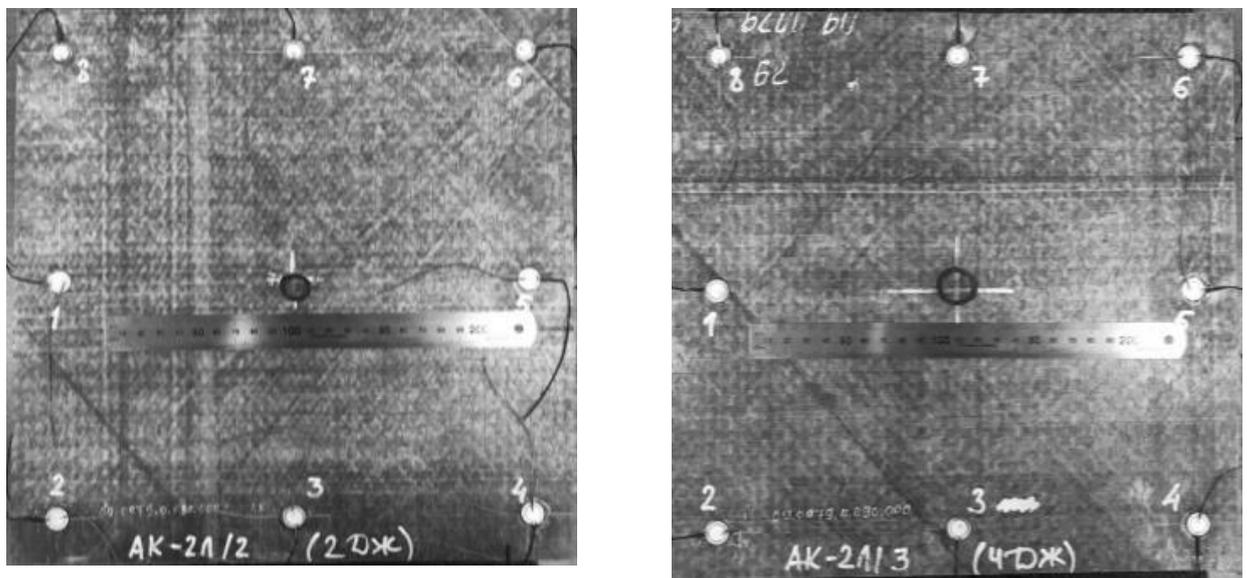


Рисунок 5.1 – Внешний вид образцов из монолитных композиционных (углепластиковых) пластин с нанесенными ударными повреждениями; (в центре панели место нанесения удара отмечено черной окружностью)

В процессе исследований ставилась задача анализа влияния механического нагружения на накопление повреждений и последующее разрушение образцов

полимерных композиционных армированных материалов. В процессе приложения статической и циклической нагрузок проводили фотографирование поверхности образцов с целью последующего получения оценки их деформации, а также количественной и качественной визуализации структурных изменений. Параллельно, что также являлось предметом исследований по проекту, разрабатывали акустический метод встроенного контроля композитов, основанный на распространении волн Лэмба. Пьезоэлектрические датчики, предназначенные для одновременного с оптическим мониторингом акустического зондирования композиционных панелей, содержащих ударное повреждение, обозначены на рисунке 5.1 цифрами (1)...(8). Данные о результатах акустического контроля содержатся в соответствующем научно-техническом отчете по НИР «Исследование возможности применения встроенных методов неразрушающего контроля для металлических и полимерных композиционных материалов».

С целью анализа деформационного поведения образцов проводили их механическое нагружение с помощью испытательных машин Biss UTM 150 (циклические испытания) либо Instron 5582 (статическое растяжение - рисунок 5.2). С помощью СТСЗ осуществляли запись последовательности фотоизображений (стереопар) с целью получения оценки деформации с учетом трехмерных перемещений. Алгоритм регистрации и обработки данных, включает следующие операции:

1. Ректификация изображений с помощью матриц, полученных при настройке СТСЗ.
2. Поиск попарного соответствия между участками левого и правого изображений в текущий и последующий моменты времени:  $t$  и  $t+1$ .
3. Поиск перемещений участков на изображениях от левой камеры в моменты времени  $t$  и  $t+1$ .
4. Триангуляция с целью сопоставления пар точек изображений в моменты времени  $t$  и  $t+1$ , для восстановления трехмерных координат сцены.
5. Определение трехмерного векторного поля с использованием данных о перемещениях между изображениями от левой камеры в моменты времени  $t$  и  $t+1$ .

6. Вычисление деформации с использованием рассчитанных данных о трехмерных перемещениях фрагментов изображений.



а



б

Рисунок 5.2 – Испытательная сервогидравлическая машина Biss UTM 150 для проведения усталостных испытаний (а) и электромеханическая Instron 5582 для проведения разрывных испытаний (б)

Пример полей компоненты деформации  $\epsilon_{yy}$ , отрисованного в соответствии с цветовой шкалой, показан на рисунок 5.3. Там же приведена цветовая шкала, устанавливающая связь значений поперечной компоненты деформации  $\epsilon_{yy}$  с соответствующим уровнем яркости.

В ходе испытаний образцов углепластиковых композитов (монолитные пластины) с концентратором напряжений в виде отверстия (рисунок 5.3) в качестве интегрального информативного параметра, характеризующего степень деформации, рассчитывали среднее значение компоненты  $\epsilon_1$  (рисунок 5.4). Видно, что характер изменения внешнего приложенного напряжения (измеряемого в МПа) и

выбранного информативного параметра достаточно хорошо соответствуют друг другу. Это позволило использовать разработанную оптическую систему в рамках лабораторной отработки комплементарного метода акустического контроля волнами Лэмба, для оценки текущего механического состояния образцов углепластиковых композитов.

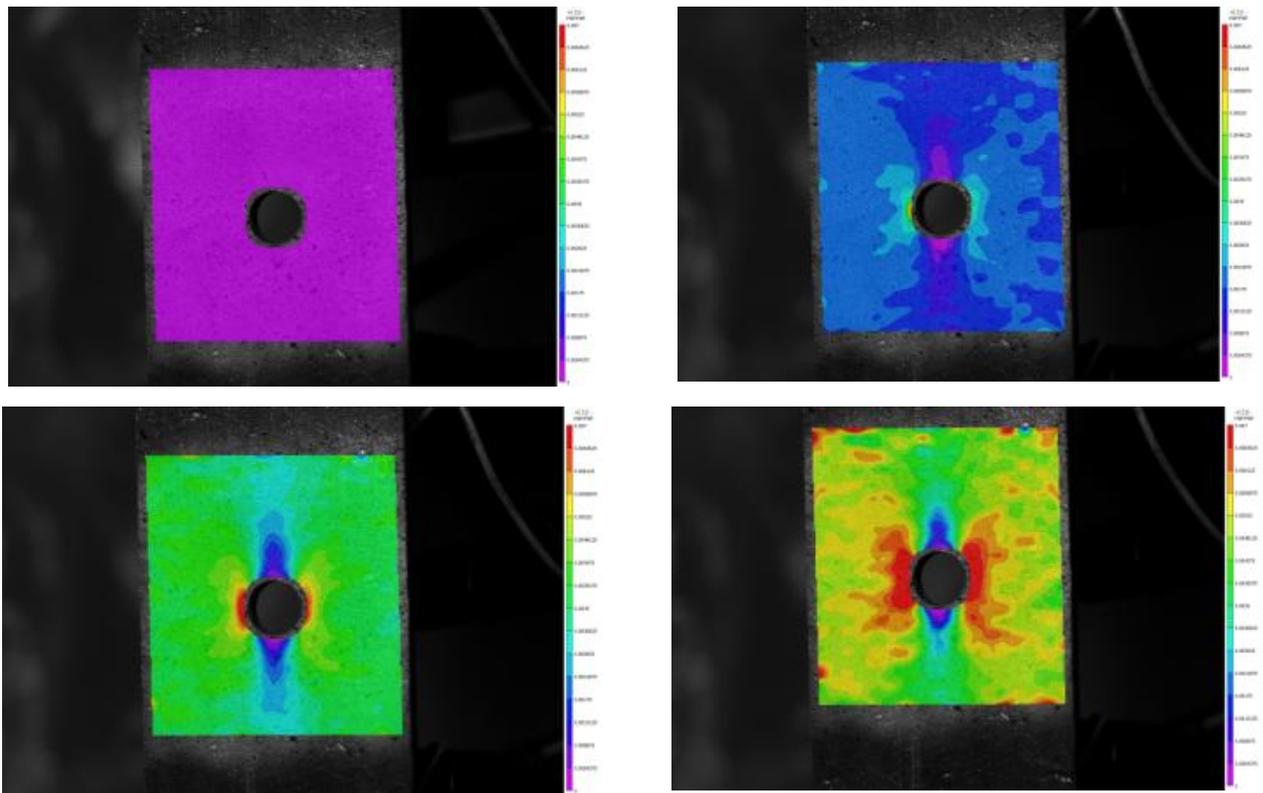


Рисунок 5.3 – Карта распределения деформация  $\epsilon_{yy}$  при растяжении образца композиционного материала по мере последовательного увеличения степени деформации

В рамках выполнения НИР по проекту РФФИ 15-08-05818\_A «Многоуровневое описание малоциклового усталости поликристаллических и наноструктурных сред с учетом ротационных мод деформации» в ИФПМ СО РАН при научно-техническом сотрудничестве с компанией Bangalore Integrated System Solutions (Biss, г. Бангалор, Индия) а также Национальным исследовательским Томским политехническим университетом, проводили исследования усталостного разрушения образцов авиационного алюминиевого сплава А2024 в условиях приложения единичных циклов перегрузки/разгрузки [225]. Подобная схема испытаний позволяет

управлять скоростью роста усталостной трещины, что в условиях нестационарных условий циклического нагружения открывает возможности прогнозирования остаточного ресурса работы изделий из металлических материалов (например, образцов, выпиленных из элементов конструкций). Для этого в ИФПМ СО РАН была реализована методика, основанная на получении петель механического гистерезиса (рисунок 5.5).

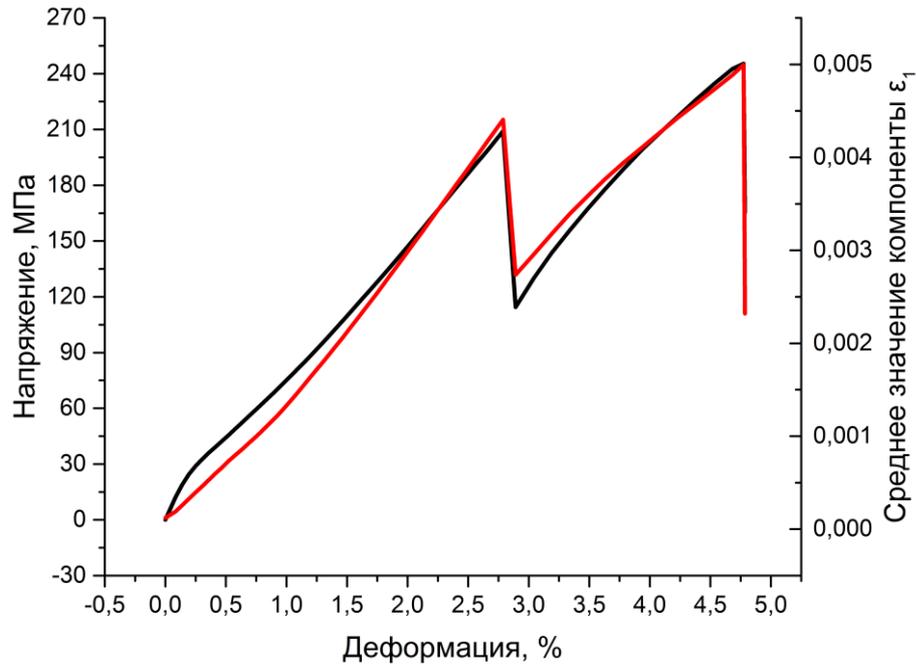
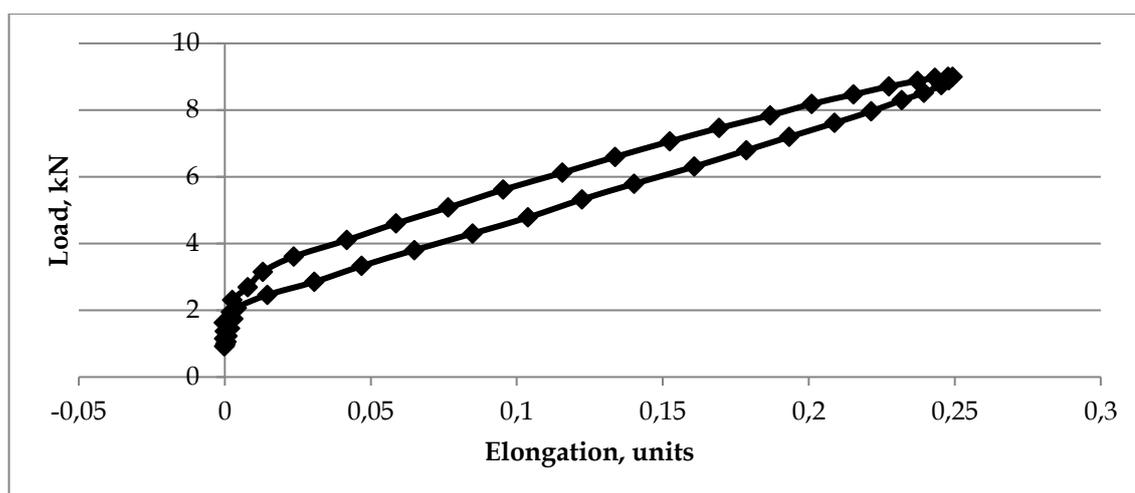
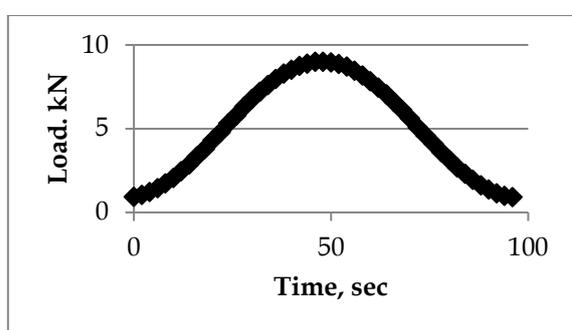


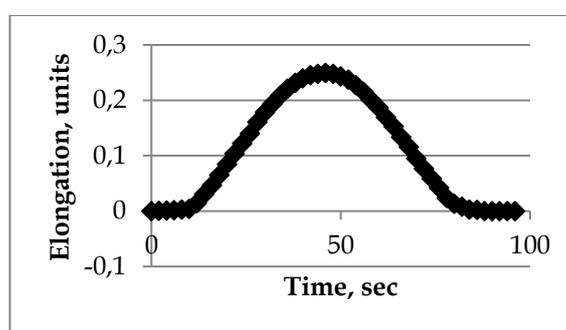
Рисунок 5.4 – Зависимость приложенного напряжения (по данным силоизмерителя испытательной машины) и среднего значения компоненты  $\epsilon_1$  деформации (по данным измерения оптическим методом - СТСЗ) от степени деформации (по данным тензометрической системы испытательной машины)



а



б



в

Рисунок 5.5 – Пример петли механического гистерезиса (а), фиксируемого в терминах «нагрузка - удлинение» при циклическом нагружении образца сплава А2024; характер изменения нагрузки (б) и удлинения (в) от времени при реализации такой петли

В рамках этих работ решали несколько задач. Первой из них являлось слежение за вершиной распространяющейся трещины с целью перемещения оптической системы в область интереса. Это позволяет с помощью разработанной СТСЗ получать оценку важных параметров, используемых в механике разрушения. Решение задачи слежения за вершиной трещины проводили с помощью алгоритма, описанного в [226]. Основными этапами при этом являлись:

1. Фоторегистрация последовательности изображений (в данном случае записывали изображения поверхности только от одной камеры, что было вызвано необходимостью достижения высокого увеличения оптической системы за счет использования оптической микроскопии).

2. Детектирование трещины на поверхности испытываемого образца.
3. Определение координат вершины трещины на текущем изображении с целью принятия решение о перемещении оптической системы в новую «область интереса» (region of interest - ROI).
4. Построение векторных полей перемещений.
5. Установка программных датчиков раскрытия трещины (оптических экстензометров) с целью определения параметров распространения (в том числе раскрытия/закрытия) трещины.

Второй задачей являлось получение количественной оценки роста трещины на основании рассчитываемых параметров механики разрушения. Ниже проведено описание результатов, полученных в рамках выполнения проекта РФФИ 15-08-05818\_A «Многоуровневое описание малоциклового усталости поликристаллических и наноструктурных сред с учетом ротационных мод деформации» с использованием разработанной СТСЗ [227].

Испытывали образцы, вырезанные электроэрозионной резкой из листа алюминиевого сплава А2024 (рисунок 5.6). Для фотографирования поверхности образца использовали разработанную СТСЗ, работающую в режиме 2D (фотографирование одной камерой). Для получения нужного размера поля зрения к фотокамере крепили микроскоп Альтами МВ0670. Ширина области фотографирования составляла 2,5 мм. Размер кадра 2454×2056 пикселей. Физический масштаб - 1,04 пиксел/мкм.

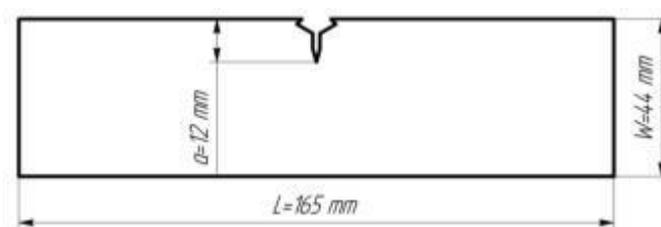


Рисунок 5.6 – Форма тестового образца. Толщина 3 мм

Циклические испытания проводили с использованием сервогидравлической испытательной машиной ViSS Nano 15 кН. Образец фиксировался при помощи

гидравлических захватов. Далее на разных уровнях циклической наработки проводили фотографирование поверхности образца в течение одного полного цикла «нагрузки-разгрузки». С помощью оригинального программного обеспечения в заданных точках на изображениях образца устанавливали оптические экстензометры с целью проведения замеров абсолютного и относительного удлинения [228–230]. Это позволяло оценивать величину раскрытия трещины вдоль вертикальной оси  $y$ . Параметр относительного удлинения, рассчитанный таким образом, обозначен символом  $\varepsilon$ .

На начальном этапе испытаний трещина была выращена при параметрах нагружения, называемых базовыми, а именно:  $P_{\max}=2,8$  кН,  $P_{\min}=0,28$  кН, асимметрия  $R=0,1$ , на 2 мм. После этого без остановки испытательной машины проводили процедуру нагружения для проведения необходимых измерений параметров роста трещины. Схема нагружения и измерительные циклы представлены на рисунке 5.7.

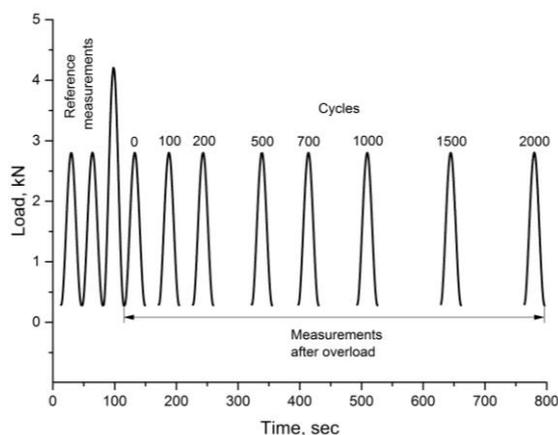


Рисунок 5.7 – Схема нагружения образца сплава А2024; вершины пиков соответствуют моментам фоторегистрации изображений поверхности с распространяющейся трещиной

Этапы приложения нагрузок (рисунок 5.7) включали в себя следующие блоки:

1. Процедура фотографирования поверхности образца с частотой 3 кадра в секунду в рамках «опорного измерительного цикла» (полный цикл растяжения 0,28 кН -2,8 кН-0,28 кН на частоте приложения механической нагрузки 0,03 Гц);

2. Приложение цикла перегрузки на 50 % от базового уровня, т.е.  $P_{OvL}=4,2$  кН.

3. Процедура фотографирования поверхности образца в рамках «цикла измерения», а именно сразу после приложения цикла перегрузки (обозначен как «0 циклов»), и далее через 100, 200, 500, 700, 1000, 1500 и 2000 циклов приложения нагрузки на «базовом» уровне.

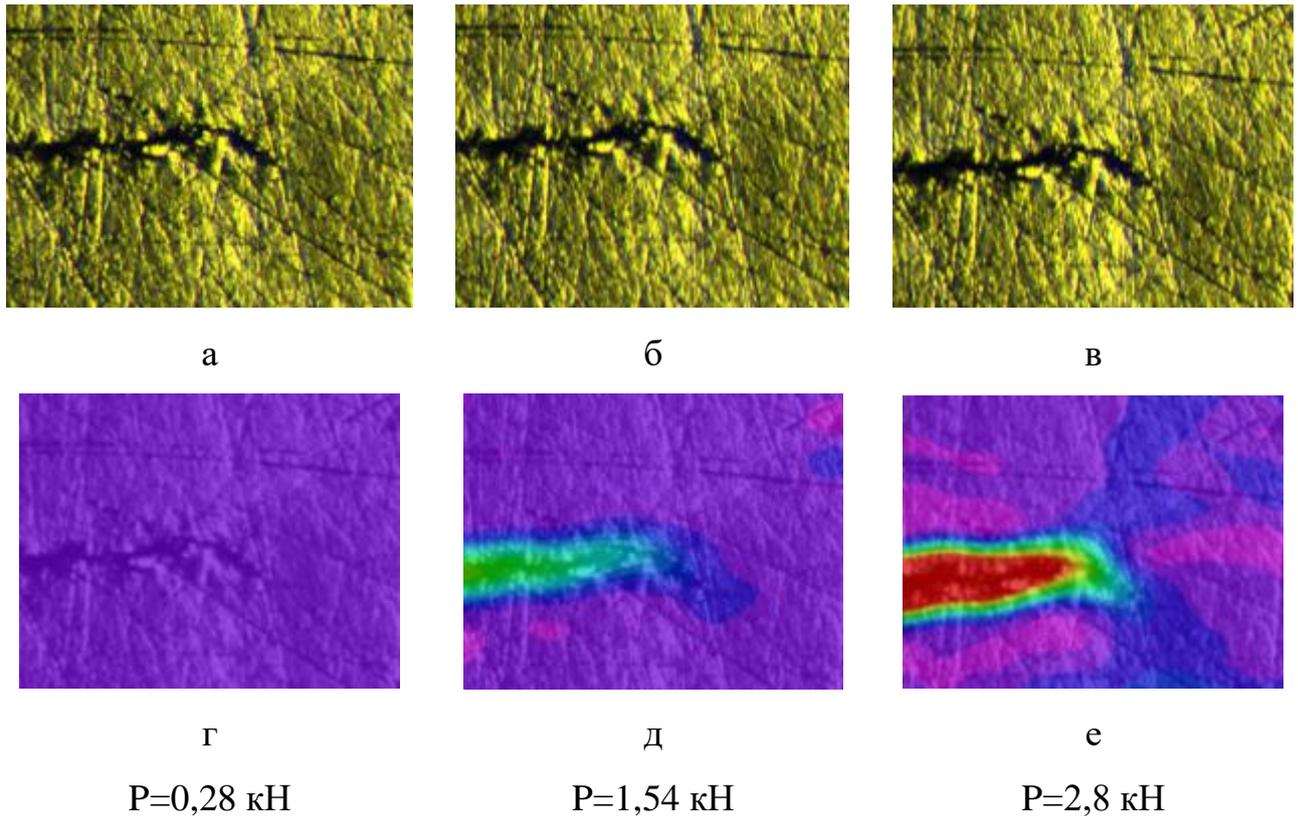


Рисунок 5.8 – Фотографии поверхности образцов (а-в) и соответствующие им поля деформаций  $\epsilon_{yy}$  (г-е) при различной величине нагрузки при получении петли механического гистерезиса

В результате были записаны изображения для проведения 2-х «опорных» измерений (до приложения перегрузки) и 8-и текущих измерений после приложения перегрузки. Такие процедуры далее повторяли на разных уровнях циклической наработки по мере роста трещины.

На рисунке 5.8 представлены примеры фотографий поверхности образца и рассчитанных полей деформаций  $\epsilon_{yy}$  на начальной стадии нагружения (0,28 кН), при среднем уровне (1,54 кН) и при максимальной нагрузке в цикле (2,8 кН).

В результате проведенных с помощью СТСЗ исследований были экспериментально получены зависимости скорости роста трещины и ее длины как функции количества циклов нагружения (рисунок 5.9). Это позволило разработать методику оптического измерения (локальной) деформации, которая оказывается крайне чувствительной, позволяя на зависимости «Нагрузка-деформация» фиксировать формирование петель механического гистерезиса (рисунок 5.10, б). Особо отметим, что использование датчика раскрытия, устанавливаемого на образце, в силу его гораздо меньшей чувствительности не позволяет, выявлять подобные процессы.

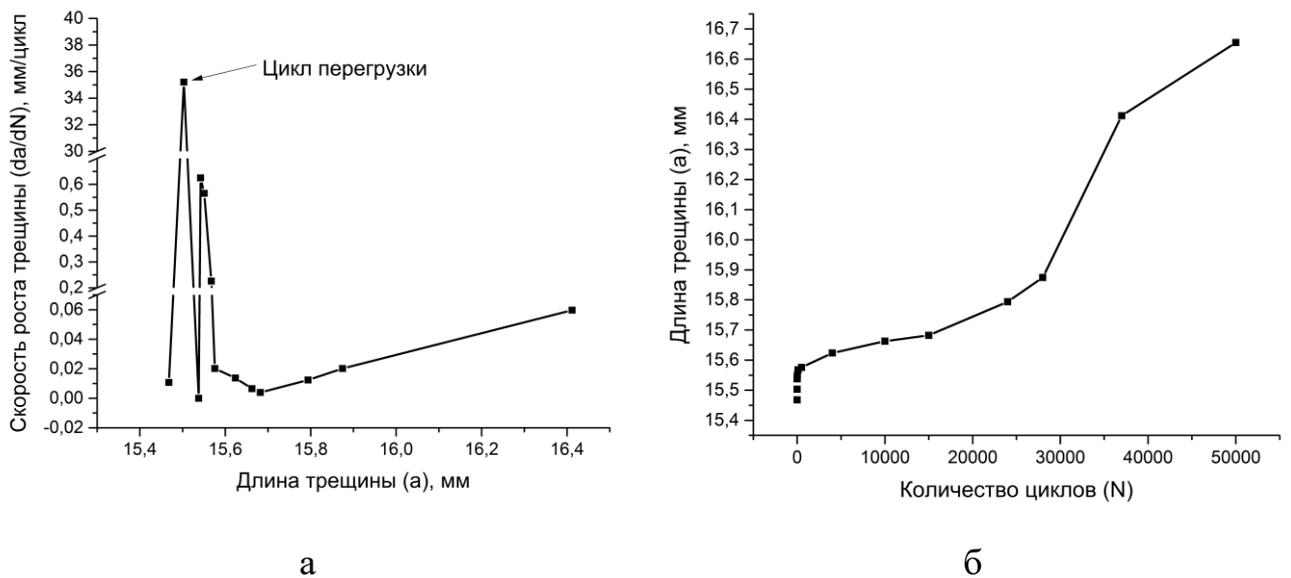
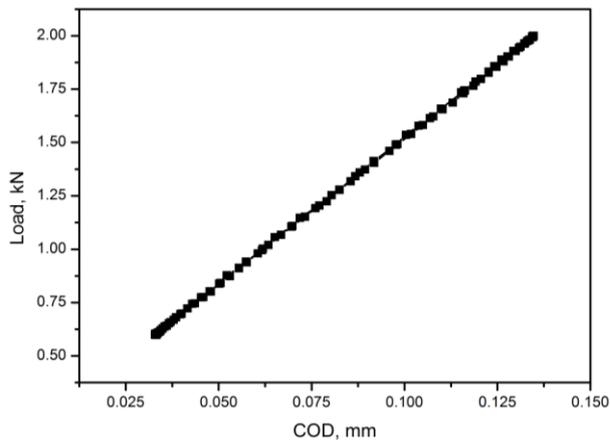
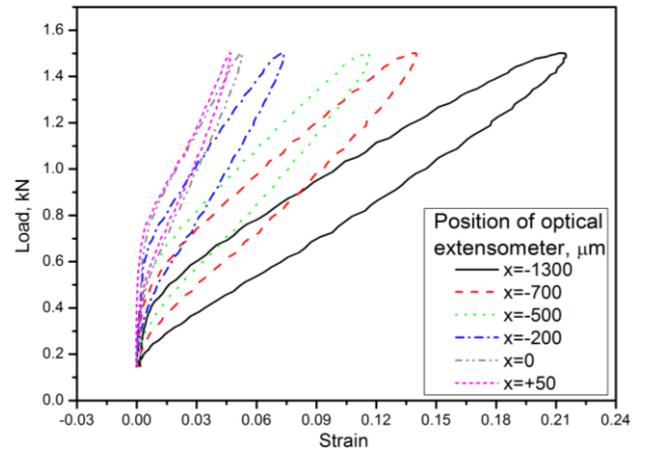


Рисунок 5.9 – Рассчитанные оптическим методом зависимости скорости роста трещины и ее длины как функции количества циклов нагружения



а



б

Рисунок 5.10 – Зависимость «нагрузка-деформация» полученная по физическим измерениям с помощью датчика раскрытия (а) и оптическим методом корреляции цифровых изображений (б)

Разработанная система технического стереозрения, равно как и результаты диссертационных исследований, были использованы в рамках подготовки магистрантов и аспирантов НИ ТПУ, как в учебном процессе, так и при выполнении исследований по магистерским и кандидатским диссертациям.

## Заключение

Диссертация является научно-квалификационной работой, в которой решена актуальная научная проблема разработки комплексного подхода к обработке информации в оптических системах оценки деформационного состояния материалов и их свойств, которая квалифицируется как решение научной проблемы, имеющей важное хозяйственное значение. Основные выводы по работе, научные и прикладные разработки состоят в следующем:

1. Исследованы информативные параметры, на основании анализа значений которых можно проводить оценку механического состояния нагруженного материала по оптическим изображениям его поверхности. Показано, что все 4 реализованные методики расчета фрактальной размерности (ФР) позволяют получить оценку её значения, удовлетворительно совпадающую с заданными при моделировании. ФР может быть использована в качестве количественной меры рельефа на поверхности, однако необходимо оценивать и максимально исключать влияние шумов на результаты расчета, что может быть достигнуто за счет применения процедур фильтрации.

2. Проведено исследование влияния адаптивной билатеральной фильтрации на оценку модельных и экспериментальных оптических изображений с использованием фрактальной размерности. Предложено использовать параметр минимальной дисперсии  $\min(D)$  для оценки уровня шума на изображении. Показана эффективность применения параметра  $\min(D)$  для настройки оптической системы и выбора параметров адаптивной билатеральной фильтрации.

3. Проведено исследование по оценке величины наработки конструкционных материалов с помощью датчика деформации интегрального типа, основанное на изменении ряда информативных параметров. Определены наиболее чувствительные к изменению деформации меры (количественные характеристики) оптических изображений, к которым относятся информационная энтропия  $H$ , среднеквадратическая ошибка  $MSE$  и их комбинация  $H-MSE$ . Указанные меры обладают большей чувствительностью в разных диапазонах величины циклической наработки:  $H$  – на

начальных этапах циклического нагружения;  $MSE$  – на этапах, предшествующих разрушению; в то время как  $H-MSE$ , как комбинированный параметр, является чувствительным во всем диапазоне циклических испытаний.

4. Предложен алгоритм автоматического выбора размера апертуры корреляционного алгоритма. По результатам его тестирования на сериях изображений с различным характером текстуры показано, что каждому типу исследованных текстур соответствует свой размер ядра корреляции, который обеспечивает минимальную ошибку определения деформации.

5. Разработан инкрементальный алгоритм построения векторных полей, основанный на накоплении перемещений между ближайшими парами в серии изображений. Алгоритм позволяет определять перемещения при изменении яркостной картины изображения более чем на 50%.

6. С целью уменьшения вычислительных затрат проведено исследование и показана эффективность применения алгоритма определения перемещений, основанного на трехмерном рекурсивном поиске (3DRS). На основе 3DRS алгоритма разработан иерархический 3DRS алгоритм (3DRS-P). Объединение двух данных алгоритмов позволяет повысить быстродействие в 10 раз и помехоустойчивость более чем в два раза.

7. Разработан параллельный алгоритм построения полей векторов перемещений (PDRS), реализованный на основе алгоритма рекурсивного поиска и ограничений, накладываемых аппаратом параллельных вычислений. PDRS реализован с использованием языка программирования OpenCL для выполнения на графических процессорах AMD Radeon. Применение разработанного алгоритма обеспечивает снижение времени построения векторного поля в  $\approx 27$  раз по сравнению с последовательным алгоритмом DRS (при заданных параметрах расчета на изображениях размером  $3456 \times 5184$ ).

8. Разработан алгоритм определения перемещений, основанный на применении весовых коэффициентов билатерального фильтра, который позволяет с большей устойчивостью определять перемещения, прежде всего на контрастных границах движущихся объектов на изображениях (более чем на 8%). Предложен способ

вычисления коэффициентов билатерального фильтра по обоим изображениям используемой пары, что позволило снизить ошибку субпиксельного алгоритма более чем на 13% на границах и в зонах перекрытий объектов. Продемонстрирована возможность повышения эффективности применения алгоритма Лукаса-Канаде за счет введения взвешенной меры подобия.

9. Для созданной лабораторной системы технического стереозрения для оценки пространственных перемещений и оценки деформации разработан алгоритм ее работы. Алгоритм включает следующие этапы: 1) Калибровка камер оптической системы, основанная на выделении узловых точек калибровочного шаблона; 2) Определение карты диспаратности между ректифицированными изображениями стереопары. В основе определения карты диспаратности лежит модифицированный инкрементальный алгоритм определения перемещений на серии стереопар. Основное преимущество предложенного алгоритма заключается в отсутствии накопления ошибки определения перемещения; 3) Вычисление деформации на поверхности пространственного объекта, путем использования восстановленных профилей поверхности объекта из карт диспаратности.

10. Проведено тестирование лабораторной СТСЗ на сериях стереопар, отражающих изменение положения объекта в пространстве, а также плоскостные и внеплоскостные перемещения. Показано, что ошибка определения пространственных координат не превышает 0,75 пространственных единиц при угле между осями камер  $20^\circ$ . Предложенные алгоритмы позволяют определять деформацию с ошибкой, не превышающей  $4 \cdot 10^{-3}$ . Экспериментально показано, что ошибка вычисления компонент тензора деформации в случае системы с одной камерой может превышать более чем на один порядок, по сравнению с использованием разработанной системы стереозрения.

## Список использованной литературы

1. Панин, С.В. Анализ изображений в оптическом методе оценки деформации / С.В. Панин, П.С. Любутин, В.В. Титков; ред. А.А. Светлаков. – Новосибирск: Издательство СО РАН, 2017. – 288 с.
2. Algorithm of digital image preprocessing for constructing displacement vector fields / V. V. Titkov [et al.] // AIP Conference Proceedings. – 2018. – Vol. 2051. – P. 020306.
3. Сырямкин, В.И. Системы технического зрения: Справочник / В.И. Сырямкин, В.С. Титов, Ю.Г. Якушенков; ред. В.И. Сырямкин, В.С. Титов. – Томск: МГП «РАСКО» 1992. – 367 с.
4. Clarke, K.C. Computation of the fractal dimension of topographic surfaces using the triangular prism surface area method / K.C. Clarke // Computers & Geosciences. – 1986. – Vol. 12, N 5. – P. 713-722.
5. Jaggi, S. Implementation and operation of three fractal measurement algorithms for analysis of remote-sensing data / S. Jaggi, D.A. Quattrochi, Nina Siu-Ngan Lam // Computers & Geosciences. – 1993. – Vol. 19, N 6. – P. 745-767.
6. An Evaluation of Fractal Methods for Characterizing Image Complexity / N.S.-N. Lam [et al.] // Cartography and Geographic Information Science. – 2002. – Vol. 29, N 1. – P. 25-35.
7. Русскин, А.Б. Сравнительный анализ методов измерения фрактальной размерности двумерных сигналов / А.Б. Русскин // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2009. – № 9. – С. 10-19.
8. Петракова, И.В. Исследование механизмов образования и эволюции деформационных структур, образующихся на фольгах монокристалла алюминия {100}<001> при несвободном циклическом растяжении : дис. ... канд. физ.-мат. наук: 01.04.07, 01.02.04 / Петракова Ирина Владимировна. – Томск: ИФПМ СО РАН, 2009. – 173 с.
9. Напрюшкин, А.А. Математическое и программное обеспечение системы оценки деформации по оптическим изображениям для решения задач

контроля механического состояния материалов : дис. ... канд. техн. наук: 05.13.11 / Напряушкин Артем Алексеевич. – Томск, 2011. – 155 с.

10. Фрактальная размерность мезоструктуры поверхности пластически деформированных поликристаллов / В.Е. Панин [и др.] // Физика металлов и металловедение. – 1997. – Т. 84, № 2. – С. 118–122.

11. Панин, С.В. Применение спектрального анализа изображений поверхности для изучения процессов усталостного разрушения на мезомасштабном уровне / С.В. Панин, В.И. Сырямкин, А.И. Глухих // Автометрия. – 2003. – Т. 39, № 4. – С. 79-92.

12. Применение вейвлет-анализа изображений поверхности для изучения процессов пластической деформации и разрушения на мезомасштабном уровне / С.В. Панин [и др.] // Автометрия. – 2003. – Т. 39, № 1. – С. 37–53.

13. Федер, Е. Фракталы: Пер. с англ. / Е. Федер. – М.: Мир, 1991. – 254 с.

14. Fractal analysis of remotely sensed images: A review of methods and applications / W. Sun [et al.] // International Journal of Remote Sensing. – 2006. – Vol. 27, N 22. – P. 4963-4990.

15. Кузнецов, П.В. Фрактальная размерность как характеристика стадий деформации на мезоуровне при циклическом и активном нагружении / П.В. Кузнецов, В.Е. Панин, Ю. Шрайбер // Материаловедение. – 2000. – № 10. – С. 23–29.

16. Gonzalez, R.C. Digital Image Processing (3rd Edition) / R.C. Gonzalez, R.E. Woods. – Prentice Hall, 2008. – 954 p.

17. Применение фрактальной размерности для оценки изображений поверхности, получаемых различными датчиками / С.В. Панин [и др.] // Автометрия. – 2013. – Т. 49, № 1. – С. 42–49.

18. Healey, G.E. Radiometric CCD camera calibration and noise estimation / G.E. Healey, R. Kondepudy // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1994. – Vol. 16, N 3. – P. 267-276.

19. Measurement of digital camera image noise for imaging applications / K. Irie [et al.] // Sensors & Transducers Journal. – 2008. – Vol. 90, N 4. – P. 185-194.

20. Automatic Estimation and Removal of Noise from a Single Image / Ce Liu [et al.] // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2008. – Vol. 30, N 2. – P. 299-314.
21. Noise Estimation from a Single Image / Ce Liu [et al.] // 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Volume 1 (CVPR'06). – IEEE, 2006. – Vol. 1. – P. 901-908.
22. Vijaykumar, V.R. Fast and Efficient Algorithm to Remove Gaussian Noise in Digital Images / V.R. Vijaykumar, P.T. Vanathi, P. Kanagasabapathy // IAENG International Journal of Computer Science. – 2010. – Vol. 37, N 1.
23. Мониц, Ю.И. Сегментация примерно однородных по яркости областей цифровых изображений / Ю.И. Мониц, В.В. Старовойтов, Е.Е. Коноплин // Искусственный интеллект. – 2008. – Т. 3. – С. 332–338.
24. Сызранцев, В.Н. Измерение циклических деформаций и прогнозирование долговечности деталей по показаниям датчиков деформаций интегрального типа / В.Н. Сызранцев, С.Л. Голофаст. – Новосибирск: Наука, 2004. – 206 с.
25. Ibenthal, A. Image sensor noise estimation and reduction. Tech. Rep. / A. Ibenthal. – 2007. – 8 p.
26. Olsen, S.I. Estimation of Noise in Images: An Evaluation / S.I. Olsen // CVGIP: Graphical Models and Image Processing. – 1993. – Vol. 55, N 4. – P. 319-323.
27. Плешанов, В.С. Особенности применения теории фракталов в задачах анализа изображений / В.С. Плешанов, А.А. Напряушкин, В.В. Кибиткин // Автометрия. – 2010. – Т. 46, № 1. – С. 86-97.
28. Wang, Z. A universal image quality index / Z. Wang, A.C. Bovik // IEEE Signal Processing Letters. – 2002. – Vol. 9, N 3. – P. 81-84.
29. Змызгова, Т.Р. Экспериментальная методика регистрирования и оценки накопленного усталостного повреждения в материале нефтегазового трубопроводного оборудования с помощью датчиков деформации интегрального типа / Т.Р. Змызгова // Экспозиция. Нефть. Газ. – 2012. – Т. 25, № 7. – С. 14–16.
30. Исследование различных критериев оценки серии оптических

изображений в методе датчика деформации интегрального типа / С.В. Панин [и др.] // Вычислительные технологии. – 2014. – Т. 19, № 3. – С. 103-117.

31. Стенд для исследований усталостного разрушения комбинацией методов акустической эмиссии, картирования деформации на поверхности и тензометрии / С.В. Панин [и др.] // Известия Томского политехнического университета. – 2014. – Т. 325, № 2. – С. 72-80.

32. Application of aluminum foil for “strain sensing” at fatigue damage evaluation of carbon fiber composite / S. Panin [et al.] // Science China Physics, Mechanics and Astronomy. – 2014. – Vol. 57, N 1. – P. 59-64.

33. Fatigue damage evaluation of carbon fiber composite using aluminum foil based strain sensors / S.V. Panin [et al.] // Engineering Fracture Mechanics. – 2014. – Vol. 129. – P. 45-53.

34. Investigation of sensitivity of aluminum foil based strain sensors at fatigue damage evaluation of CFRP. Vol. 1040 / M.V. Burkov [et al.]. – 2014. – 943-948 p.

35. Aluminum Foil Based Fatigue Sensor for Structural Health Monitoring of Carbon Fiber Composites / M. Burkov [et al.] // Procedia Technology. – 2015. – Vol. 19. – P. 307-312.

36. Application of meso- and fracture mechanics to material affected by a network of thermal fatigue cracks / S. V. Panin [et al.] // International Journal of Fatigue. – 2015. – Vol. 76. – P. 33-38.

37. Investigation of various criteria for evaluation of aluminum thin foil ‘smart sensors’ images / S. V Panin [et al.] // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – 2014. – Vol. 66, N 1. – P. 012024.

38. Программа оценки деформации материала и качества оптических изображений с помощью расчета статистических информативных параметров : свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ №2014612200 Российская Федерация / Алтухов Ю.А., Любутин П.С., Панин С.В.; опубл. 20.02.2014.

39. Влияние билатеральной фильтрации на фрактальную оценку оптических изображений поверхности нагруженных материалов / С.В. Панин [и

др.] // Автометрия. – 2013. – Т. 49, № 3. – С. 25–35.

40. Бяков, А.В. Разработка и исследование функционирования испытательно-диагностического комплекса для изучения деформации и разрушения материалов : дис. ... канд. техн. наук: 05.11.13 / Бяков Антон Викторович. – Томск, 2011. – 181 с.

41. Прэтт, У. Цифровая обработка изображений. Т. 2 / У. Прэтт. – М.: Мир, 1982. – 480 с.

42. Wang, Z. Modern Image Quality Assessment 1st ed. / Z. Wang, A.C. Bovik // Synthesis Lectures on Image, Video, and Multimedia Processing. – 2006. – P. 156.

43. Shannon, C.E. A mathematical theory of communication / C.E. Shannon // ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review. – 2001. – Vol. 5, N 1. – P. 3-55.

44. Нуссбаумер, Г. Быстрое преобразование Фурье и алгоритмы вычисления сверток: Пер. с англ. / Г. Нуссбаумер. – М.: Радио и связь, 1985. – 248 с.

45. Chandler, D.M. VSNR: A Wavelet-Based Visual Signal-to-Noise Ratio for Natural Images / D.M. Chandler, S.S. Hemami // IEEE Transactions on Image Processing. – 2007. – Vol. 16, N 9. – P. 2284-2298.

46. Niblack, W. An Introduction to Image Processing / W. Niblack. – Prentice Hall, 1986. – 215 p.

47. Evaluation of Al-specimen fatigue using a “smart sensor” / U. Cikalova [et al.] // Physical Mesomechanics. – 2011. – Vol. 14, N 5-6. – P. 308-315.

48. Способ неразрушающего контроля механического состояния объектов и устройство для его осуществления : пат. 2126523 Российская Федерация : МПК 6 G 01 B 11/16 / Дерюгин Е.Е., Панин В.Е., Панин С.В., Сырямкин В.И.; заявитель ИФПМ СО РАН; опубл. 20.02.1999, Бюл. № 5.

49. Стадийность локализованной деформации при растяжении образцов из углерод-углеродного композиционного материала с отверстиями различного диаметра по данным акустоэмиссии, картирования деформации на поверхности и тензометрии / С.В. Панин [и др.] // Дефектоскопия. – 2012. – № 10. – С. 57-70.

50. Application of integral-type deformation pickups for evaluating the fatigue

damage of carbon composites / S. V. Panin [et al.] // Russian Journal of Nondestructive Testing. – 2014. – Vol. 50, N 5. – P. 288-298.

51. Стадийность деформации поликристаллических материалов. Исследование акустико-эмиссионным и оптико-телевизионным методами / О.В. Башков [и др.]; ред. Н.А. Семашко. – Томск: Изд-во национального исследовательского Томского Политехнического Университета, 2014. – 301 с.

52. Панин, В.Е. Физическая мезомеханика и компьютерное конструирование материалов в 2 т. Т. 2 / В.Е. Панин, П.В. Макаров, С.Г. Псахье; ред. В.Е. Панин. – Новосибирск: Наука, 1995. – 320 с.

53. Панин, В.Е. Физическая мезомеханика и компьютерное конструирование материалов в 2 т. Т. 1 / В.Е. Панин, В.Е. Егорушкин, П.В. Макаров; ред. В.Е. Панин. – Новосибирск: Наука, 1995. – 298 с.

54. Буймов, А.Г. Корреляционно-экстремальная обработка изображений / А.Г. Буймов. – Томск: Изд-во Томского Университета, 1987. – 134 с.

55. Сырямкин, В.И. Оптико-телевизионный метод исследования поведения и диагностики состояния нагруженных материалов и элементов конструкций / В.И. Сырямкин, С.В. Панин // Вычислительные технологии. – 2003. – Т. 8, Специальный выпуск, посвященный двухлетнему «юбилею» отдела проблем информатизации Томского научного центра СО РАН. – С. 10-25.

56. Staging of a localized plastic deformation during extension of D16AT alloy specimens based on the data of acoustic emission, mapping of surface deformations, and strain gauging. I. Specimens with holes of different diameters / S.V. Panin [et al.] // Russian Journal of Nondestructive Testing. – 2011. – Vol. 47, N 9. – P. 611-622.

57. Estimation of the Kinetics of Fatigue Fracture by the Automated Analysis of Deformation Patterns on the Surfaces of Specimens with Central Holes / P.O. Marushchak [et al.] // Materials Science. – 2014. – Vol. 50, N 3. – P. 388-396.

58. Barron, J.L. Performance of optical flow techniques / J.L. Barron, D.J. Fleet, S.S. Beauchemin // International Journal of Computer Vision. – 1994. – Vol. 12, N 1. – P. 43-77.

59. Schreier, H. Image Correlation for Shape, Motion and Deformation

Measurements / H. Schreier, J.-J. Orteu, M.A. Sutton. – Boston, MA: Springer US, 2009. – 321 p.

60. Horn, B.K.P. Determining optical flow / B.K.P. Horn, B.G. Schunck // Artificial Intelligence. – 1981. – Vol. 17, N 1-3. – P. 185-203.

61. Lucas, B.D. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision / B.D. Lucas, T. Kanade // Proceedings of Imaging Understanding Workshop. – 1981. – P. 121-130.

62. Lucas, B.D. Generalized image matching by the method of differences / Lucas Bruce David. – Carnegie Mellon University, 1984. – 167 p.

63. Fleet, D.J. Phase-based disparity measurement / D.J. Fleet, A.D. Jepson, M.R.M. Jenkin // CVGIP: Image Understanding. – 1991. – Vol. 53, N 2. – P. 198-210.

64. Hild, F. Comparison of Local and Global Approaches to Digital Image Correlation / F. Hild, S. Roux // Experimental Mechanics. – 2012. – Vol. 52, N 9. – P. 1503-1519.

65. Analysis of image series through global digital image correlation / G. Besnard [et al.] // The Journal of Strain Analysis for Engineering Design. – 2012. – Vol. 47, N 4. – P. 214-228.

66. Pan, B. Comparison of subset-based local and FE-based global digital image correlation: Theoretical error analysis and validation / B. Pan, B. Wang, G. Lubineau // Optics and Lasers in Engineering. – 2016. – Vol. 82. – P. 148-158.

67. Программа построения полей векторов перемещений с помощью глобального метода корреляции цифровых изображений на базе конечных элементов : свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ №2018615798 Российская Федерация / Титков В.В., Любутин П.С., Панин С.В.; опубли. 16.05.2018.

68. Particle Image Velocimetry: A Practical Guide 2nd ed. / M. Raffel [et al.]. – Springer Berlin Heidelberg, 2007. – 448 p.

69. Беляев, Е.А. Алгоритмы оценки движения в задачах сжатия видеoinформации на низких битовых скоростях / Е.А. Беляев, А.М. Тюрликов // Компьютерная оптика. – 2008. – Т. 32, № 4. – С. 403-412.

70. Giachetti, A. The use of optical flow for road navigation / A. Giachetti, M. Campani, V. Torre // *IEEE Transactions on Robotics and Automation*. – 1998. – Vol. 14, N 1. – P. 34-48.
71. Anandan, P. A computational framework and an algorithm for the measurement of visual motion / P. Anandan // *International Journal of Computer Vision*. – 1989. – Vol. 2, N 3. – P. 283-310.
72. Корииков, А.М. Корреляционные зрительные системы роботов / А.М. Корииков, В.И. Сырямкин, В.С. Титов. – Томск: Радио и связь, 1990. – 264 с.
73. Панин, С.В. Оценка деформации твердых тел по изображениям поверхности / С.В. Панин, В.И. Сырямкин, П.С. Любутин // *Автометрия*. – 2005. – Т. 41, № 2. – С. 44-58.
74. Giachetti, A. Matching techniques to compute image motion / A. Giachetti // *Image and Vision Computing*. – 2000. – Vol. 18, N 3. – P. 247-260.
75. Tong, W. An evaluation of digital image correlation criteria for strain mapping applications / W. Tong // *Strain*. – 2005. – Vol. 41, N 4. – P. 167-175.
76. Full-field strain measurement using a two-dimensional Savitzky-Golay digital differentiator in digital image correlation / B. Pan [et al.] // *Optical Engineering*. – 2007. – Vol. 46, N 3. – P. 33601-33610.
77. Программа построения векторов смещений и оценки деформаций поверхностей твердых тел (Displacement Vector) : свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ №2004612276 Российская Федерация / Любутин П.С., Панин С.В., Сапожников С.В., Сырямкин В.И.; заявитель ИФПМ СО РАН; опубл. 06.10.2004.
78. Digital image correlation using Newton-Raphson method of partial differential correction / H.A. Bruck [et al.] // *Experimental Mechanics*. – 1989. – Vol. 29, N 3. – P. 261-267.
79. Cofaru, C. Improved Newton–Raphson digital image correlation method for full-field displacement and strain calculation / C. Cofaru, W. Philips, W. Van Paeppegem // *Applied Optics*. – 2010. – Vol. 49, N 33. – P. 6472.
80. Performance of sub-pixel registration algorithms in digital image correlation

/ P. Bing [et al.] // Measurement Science and Technology. – 2006. – Vol. 17, N 6. – P. 1615-1621.

81. Effects Of Subpixel Image Restoration On Digital Correlation Error Estimates / M.A. Sutton [et al.] // Optical Engineering. – 1988. – Vol. 27, N 10. – P. 870-877.

82. Zhang, D. Compression strain measurement by digital speckle correlation / D. Zhang, X. Zhang, G. Cheng // Experimental Mechanics. – 1999. – Vol. 39, N 1. – P. 62-65.

83. Hung, P.-C. In-plane strain measurement by digital image correlation / P.-C. Hung, A.S. Voloshin // Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering. – 2003. – Vol. 25, N 3. – P. 215-221.

84. Analysis of strain localization during tensile tests by digital image correlation / B. Wattrisse [et al.] // Experimental Mechanics. – 2001. – Vol. 41, N 1. – P. 29-39.

85. Jin, G.C. Applications of speckle metrology to vibration and deformation measurements of electronic devices / G.C. Jin, X.F. Yao, N.K. Bao // ITherm 2000. The Seventh Intersociety Conference on Thermal and Thermomechanical Phenomena in Electronic Systems (Cat. No.00CH37069). – IEEE, 2000. – Vol. 2. – P. 253-255.

86. Vendroux, G. Submicron deformation field measurements: Part 2. Improved digital image correlation / G. Vendroux, W.G. Knauss // Experimental Mechanics. – 1998. – Vol. 38, N 2. – P. 86-92.

87. Schreier, H.W. Systematic errors in digital image correlation caused by intensity interpolation / H.W. Schreier // Optical Engineering. – 2000. – Vol. 39, N 11. – P. 2915-2921.

88. Lyons, J.S. High-temperature deformation measurements using digital-image correlation / J.S. Lyons, J. Liu, M.A. Sutton // Experimental Mechanics. – 1996. – Vol. 36, N 1. – P. 64-70.

89. Lu, H. Deformation measurements by digital image correlation: Implementation of a second-order displacement gradient / H. Lu, P.D. Cary // Experimental Mechanics. – 2000. – Vol. 40, N 4. – P. 393-400.

90. Yoneyama, S. Accurate Displacement Measurement by Correlation of Colored Random Patterns. / S. Yoneyama, Y. Morimoto // JSME International Journal Series A. – 2003. – Vol. 46, N 2. – P. 178-184.
91. Digital speckle-displacement measurement using a complex spectrum method / D.J. Chen [et al.] // Applied Optics. – 1993. – Vol. 32, N 11. – P. 1839.
92. Oriat, L. Subpixel detection of the center of an object using a spectral phase algorithm on the image / L. Oriat, E. Lantz // Pattern Recognition. – 1998. – Vol. 31, N 6. – P. 761-771.
93. Davis, C.Q. Statistics of subpixel registration algorithms based on spatiotemporal gradients or block matching / C.Q. Davis, D.M. Freeman // Optical Engineering. – 1998. – Vol. 37, N 4. – P. 1290-1298.
94. Zhou, P. Subpixel displacement and deformation gradient measurement using digital image/speckle correlation (DISC) / P. Zhou, K.E. Goodson // Optical Engineering. – 2001. – Vol. 40, N 8. – P. 1613-1620.
95. Application of an improved subpixel registration algorithm on digital speckle correlation measurement / J. Zhang [et al.] // Optics and Laser Technology. – 2003. – Vol. 35, N 7. – P. 533-542.
96. Strain and mechanical behavior measurements of soft tissues with digital speckle method / J. Zhang [et al.] // Journal of Biomedical Optics. – 2005. – Vol. 10, N 3. – P. 191-201.
97. Pilch, A. Measurement of Whole-Field Surface Displacements and Strain Using a Genetic Algorithm Based Intelligent Image Correlation Method / A. Pilch, A. Mahajan, T. Chu // Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control. – 2004. – Vol. 126, N 3. – P. 479-488.
98. Jin, H. Pointwise digital image correlation using genetic algorithms / H. Jin, H.A. Bruck // Experimental Techniques. – 2005. – Vol. 29, N 1. – P. 36-39.
99. Jin, H. Theoretical development for pointwise digital image correlation / H. Jin, H.A. Bruck // Optical Engineering. – 2005. – Vol. 44, N 6. – P. 067003.
100. Pitter, M.C. Fast subpixel digital image correlation using artificial neural networks / M.C. Pitter, C.W. See, M.G. Somekh // Proceedings 2001 International

Conference on Image Processing (Cat. No.01CH37205). – IEEE, 2001. – Vol. 2. – P. 901-904.

101. Pitter, M. Subpixel microscopic deformation analysis using correlation and artificial neural networks / M. Pitter, C.W. See, M. Somekh // Optics Express. – 2001. – Vol. 8, N 6. – P. 322-327.

102. Boor, C. de. A Practical Guide to Splines 1st ed. Vol. 27 / C. de Boor. – Springer-Verlag New York, 1978. – 348 p.

103. Wang, Z. Optimization of Speckle Size in Digital Image Correlation Method / Z. Wang, L. Li, S. Wang. 2010. URL: [http://www.paper.edu.cn/en\\_releasepaper/content/39956](http://www.paper.edu.cn/en_releasepaper/content/39956) (дата обращения: 15.5.2017).

104. Панин, С.В. Исследование эффективности алгоритмов фильтрации векторных полей при оценке деформации материалов методом корреляции цифровых изображений / С.В. Панин, В.В. Титков, П.С. Любутин // Автометрия. – 2013. – Т. 49, № 2. – С. 57-67.

105. Панин, С.В. Сглаживание векторных полей с использованием поверхности Безье при оценке деформации методом корреляции цифровых изображений / С.В. Панин, В.В. Титков, П.С. Любутин // Автометрия. – 2014. – Т. 50, № 1. – С. 74-81.

106. Hanna, K.J. Direct multi-resolution estimation of ego-motion and structure from motion / K.J. Hanna // Proceedings of the IEEE Workshop on Visual Motion. – IEEE Comput. Soc. Press, 1991. – P. 156-162.

107. Stein, G.P. Model-based brightness constraints: on direct estimation of structure and motion / G.P. Stein, A. Shashua // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 1997. – P. 400-406.

108. Study on subset size selection in digital image correlation for speckle patterns / B. Pan [et al.] // Optics Express. – 2008. – Vol. 16, N 10. – P. 7037.

109. Панин, С.В. Инкрементный подход к определению перемещений фрагментов изображений при построении векторных полей / С.В. Панин, В.В. Титков, П.С. Любутин // Автометрия. – 2014. – Т. 50, № 2. – С. 39-49.

110. Панин, С.В. Выбор параметров алгоритма трёхмерного рекурсивного

поиска при построении поля векторов перемещений с использованием иерархического подхода / С.В. Панин, В.В. Титков, П.С. Любутин // Автометрия. – 2015. – Т. 51, № 2. – С. 27-37.

111. Стадийность деформации и разрушения при испытании на срез образцов углерод-углеродного композиционного материала по данным акустической эмиссии, корреляции цифровых изображений и тензометрии / С.В. Панин [и др.] // Известия высших учебных заведений. Физика. – 2012. – Т. 55, № 5-2. – С. 228-233.

112. Многомасштабное исследование стадийности локализованной пластической деформации при растяжении образцов сплава Д16АТ с надрезами акустико-эмиссионным и оптико-телевизионным методами / С.В. Панин [и др.] // Физическая мезомеханика. – 2009. – Т. 12, № 6. – С. 63-72.

113. Лурье, А.И. Теория упругости / А.И. Лурье. – М.: Наука, 1970. – 940 с.

114. Ландау, Л.Д. Теоретическая физика: Учеб. пособ.: Для вузов. В 10 т. 5-е изд. Т. VII / Л.Д. Ландау, Е.М. Лифшиц. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2007. – 264 с.

115. Филин, А.П. Прикладная механика твердого деформируемого тела. Т. 1 / А.П. Филин. – М.: Наука, 1975. – 832 с.

116. Эволюция мезоструктуры и кинетика накопления усталостных повреждений в сварных соединениях конструкционной стали в условиях, близких к плоскому напряженному состоянию / В.С. Плешанов [и др.] // Физическая мезомеханика. – 2001. – Т. 4, № 6. – С. 105–117.

117. Тимошенко, С.П. Механика материалов: Учебник для вузов. 2-е изд. / С.П. Тимошенко, Д. Гере. – СПб: Издательство «Лань», 2002. – 672 с.

118. Березин, И.С. Методы вычислений: учебное пособие для вузов 2-е изд. Т. 1 / И.С. Березин, Н.П. Жидков. – М.: ГИФМЛ, 1962. – 464 с.

119. Savitzky, A. Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures / A. Savitzky, M.J.E. Golay // Analytical Chemistry. – 1964. – Vol. 36, N 8. – P. 1627-1639.

120. Любутин, П.С. Исследование точности и помехоустойчивости построения векторов перемещений при оценке деформаций оптико-телевизионным

методом / П.С. Любутин, С.В. Панин // Вычислительные технологии. – 2006. – Т. 11, № 2. – С. 52-66.

121. Воскобойников, Ю.Е. Нелинейные алгоритмы фильтрации векторных сигналов / Ю.Е. Воскобойников, В.Г. Белявцев // Автометрия. – 1999. – Т. 35, № 5. – С. 48-57.

122. Хуанг, Т.С. Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений / Т.С. Хуанг. – М.: Радио и связь, 1984. – 224 с.

123. Bovik, A.C. A generalization of median filtering using linear combinations of order statistics / A.C. Bovik, T. Huang, D. Munson // IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing. – 1983. – Vol. 31, N 6. – P. 1342-1350.

124. Yong Lee. Generalized median filtering and related nonlinear filtering techniques / Yong Lee, S. Kassam // IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing. – 1985. – Vol. 33, N 3. – P. 672-683.

125. Бронников, А.В. Комбинированные алгоритмы нелинейной фильтрации зашумленных сигналов и изображений / А.В. Бронников, Ю.Е. Воскобойников // Автометрия. – 1990. – Т. 26, № 1. – С. 21–26.

126. Программа фильтрации векторов смещений для оценки деформации на поверхности нагруженных твердых тел : свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ №2013617435 Российская Федерация / Титков В.В., Любутин П.С., Панин С.В.; опубл. 14.08.2013.

127. Роджерс, Д. Математические основы машинной графики / Д. Роджерс, Д. Адамс. – М.: Мир, 2001. – 604 с.

128. Программа сглаживания векторных полей для оптического метода оценки деформации : свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ №2013617436 Российская Федерация / Титков В.В., Любутин П.С., Панин С.В.; опубл. 14.08.2013.

129. Воскобойников, Ю.Е. Новый алгоритм адаптации размера апертуры локальных векторных фильтров / Ю.Е. Воскобойников, А.М. Кузнецов // Автометрия. – 2005. – Т. 41, № 5. – С. 3-12.

130. Титков, В.В. Повышение быстродействия и помехоустойчивости

алгоритмов оценки деформации методом корреляции цифровых изображений : дис. ... канд. техн. наук: 05.13.01 / Титков Владимир Викторович. – Томск, 2016. – 160 с.

131. Методы компьютерной обработки изображений 2-е изд. / М.В. Гашников [и др.]; ред. В.А. Сойфер. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 784 с.

132. Шакиров, И.В. Методы и алгоритмо-программное обеспечение вейвлет-анализа статических изображений : дис. ... канд. техн. наук: 05.13.18 / Шакиров Игорь Вазирянович. – Томск, 2003. – 161 с.

133. Любутин, П.С. Измерение деформации на мезоуровне путем анализа оптических изображений поверхности нагруженных твердых тел / П.С. Любутин, С.В. Панин // Прикладная механика и техническая физика. – 2006. – Т. 47, № 6. – С. 158-164.

134. Панасюк, В.В. Механика разрушения и прочность материалов: Справочное пособие в 4 т. Т. 1 / В.В. Панасюк, А.Е. Андрейкив, В.З. Партон; ред. В.В. Панасюк. – Киев: Наукова Думка, 1988. – 488 с.

135. Кибиткин, В.В. Выделение базовых мод разрушения при развитии усталостной трещины по смешанному типу / В.В. Кибиткин, Н.А. Лебедева, В.С. Плешанов // Физическая мезомеханика. – 2004. – Т. 7, № 2. – С. 35-39.

136. Хеллан, К. Введение в механику разрушения: Пер. с англ. / К. Хеллан; пер. А.С. Кравчук, Е.М. Морозов. – М.: Мир, 1988. – 364 с.

137. Young, I.T. Fundamentals of Image Processing / I.T. Young, J.J. Gerbrands, L.J. Van Vliet. – Delft University of Technology, 1998. – 112 p.

138. Хорн, Б.К.П. Зрение роботов: Пер. с англ. / Б.К.П. Хорн. – М.: Мир, 1989. – 487 с.

139. Панин, С.В. Изучение процессов пластической деформации на мезомасштабном уровне инструментальной стали, поверхностно упрочненной методом электроискрового легирования / С.В. Панин, О.А. Кашин, Ю.П. Шаркеев // Физическая мезомеханика. – 1999. – Т. 2, № 4. – С. 75-85.

140. Панин, С.В. Мезомеханика пластической деформации и разрушения низкоуглеродистой стали с высокопрочным деформируемым покрытием / С.В. Панин, В.Г. Дураков, Г.А. Прибытков // Физическая мезомеханика. – 1998. – Т. 1,

№ 2. – С. 51-58.

141. Li Xu. Motion Detail Preserving Optical Flow Estimation / Li Xu, Jiaya Jia, Y. Matsushita // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2012. – Vol. 34, N 9. – P. 1744-1757.

142. Deqing Sun. Layered segmentation and optical flow estimation over time / Deqing Sun, E.B. Sudderth, M.J. Black // 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – IEEE, 2012. – P. 1768-1775.

143. Обзор блочных методов оценки движения в цифровых видео сигналах / С.В. Гришин [и др.] // Программные системы и инструменты. Тематический сборник. – М.: Изд-во факультета ВМиК МГУ, 2008. – С. 50-62.

144. Motion-compensated adaptive intra-interframe predictive coding algorithm / T. Koga [et al.] // ICASSP '85. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. – Institute of Electrical and Electronics Engineers, . – Vol. 10. – P. 363-366.

145. Jain, J. Displacement Measurement and Its Application in Interframe Image Coding / J. Jain, A. Jain // IEEE Transactions on Communications. – 1981. – Vol. 29, N 12. – P. 1799-1808.

146. Puri, A. An efficient block-matching algorithm for motion-compensated coding / A. Puri, H.-M. Hang, D. Schilling // ICASSP '87. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. – Institute of Electrical and Electronics Engineers, . – Vol. 12. – P. 1063-1066.

147. Lurng-Kuo Liu. A block-based gradient descent search algorithm for block motion estimation in video coding / Lurng-Kuo Liu, E. Feig // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. – 1996. – Vol. 6, N 4. – P. 419-422.

148. Lai-man Po. A novel four-step search algorithm for fast block motion estimation / Lai-man Po, Wing-chung Ma // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. – 1996. – Vol. 6, N 3. – P. 313-317.

149. Novel Directional Gradient Descent Searches for Fast Block Motion Estimation / Lai-Man Po [et al.] // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. – 2009. – Vol. 19, N 8. – P. 1189-1195.

150. Zhu, S. A new diamond search algorithm for fast block-matching motion estimation / S. Zhu, K.K. Ma // IEEE Transactions on Image Processing. – 2000. – Vol. 9, N 2. – P. 287-290.
151. Adelson, E. Pyramid methods in image processing / E. Adelson, C. Anderson // RCA Engineer. – 1984. – Vol. 29, N 6. – P. 33-41.
152. Lopes, F. Hierarchical motion estimation with spatial transforms / F. Lopes, M. Ghanbari // Proceedings 2000 International Conference on Image Processing (Cat. No.00CH37101). – IEEE, 2000. – Vol. 2. – P. 558-561.
153. Ahn, T.G. Fast full-search motion estimation based on multilevel successive elimination algorithm / T.G. Ahn, Y.H. Moon, J.H. Kim // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. – 2004. – Vol. 14, N 11. – P. 1265-1269.
154. Multiresolution Image Processing and Analysis : Springer Series in Information Sciences. Vol. 12 / ed. A. Rosenfeld. – Springer Berlin Heidelberg, 1984. – 391 p.
155. SimpleFlow: A Non-iterative, Sublinear Optical Flow Algorithm / M. Tao [et al.] // Computer Graphics Forum. – 2012. – Vol. 31, N 2pt1. – P. 345-353.
156. Marzat, J. Real-time dense and accurate parallel optical flow using CUDA / J. Marzat, Y. Dumortier, A. Ducrot // 7th International Conference WSCG. – 2009. – P. 105-111.
157. Performance of Optical Flow Techniques on Graphics Hardware / M. Durkovic [et al.] // 2006 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. – IEEE, 2006. – P. 241-244.
158. Rav-Acha, A. Lucas-Kanade without Iterative Warping / A. Rav-Acha, S. Peleg // 2006 International Conference on Image Processing. – IEEE, 2006. – P. 1097-1100.
159. Braspenning, R.A. True-motion estimation using feature correspondences / R.A. Braspenning, G. de Haan // eds. S. Panchanathan, B. Vasudev. – 2004. – P. 396.
160. True-motion estimation with 3-D recursive search block matching / G. de Haan [et al.] // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. – 1993. – Vol. 3, N 5. – P. 368-379, 388.

161. Wang, C.-M. Estimating Optical Flow by Integrating Multi-Frame Information / C.-M. Wang, K.-C. Fan, C.-T. Wang // Journal of Information Science and Engineering. – 2008. – Vol. 24, N 6. – P. 1719-1731.

162. Irani, M. Multi-frame optical flow estimation using subspace constraints / M. Irani // Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. – IEEE, 1999. – Vol. 1. – P. 626-633.

163. Многомасштабный метод анализа деформации металлических сплавов и углерод-углеродных композиционных материалов по данным тензометрии, картирования деформации на поверхности и акустоэмиссии / В.Е. Панин [и др.] // Контроль. Диагностика. – 2011. – Т. 161, № 11. – С. 56-62.

164. Панин, С.В. Снижение вычислительных затрат с применением алгоритма трехмерного рекурсивного поиска при построении векторов перемещений в оптическом методе оценки деформации / С.В. Панин, В.В. Титков, П.С. Любутин // Вычислительные технологии. – 2013. – Т. 18, № 5. – С. 91-101.

165. Optimization of Hierarchical 3DRS Motion Estimators for Picture Rate Conversion / A. Heinrich [et al.] // IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing. – 2011. – Vol. 5, N 2. – P. 262-274.

166. Программа построения векторов перемещений 3-х мерным рекурсивным поиском с настройкой параметров для оценки деформации на поверхности нагруженных твердых тел : свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ №2015610384 Российская Федерация / Титков В.В., Любутин П.С., Панин С.В.; опубл. 12.01.2015.

167. Любутин, П.С. Развитие алгоритмов вычисления оптического потока в задаче оценки деформации твёрдых тел / П.С. Любутин // Компьютерная оптика. – 2015. – Т. 39, № 1. – С. 94-100.

168. Doyle, D.D. Optical flow background estimation for real-time pan/tilt camera object tracking / D.D. Doyle, A.L. Jennings, J.T. Black // Measurement. – 2014. – Vol. 48. – P. 195-207.

169. Garrigues, M. Real Time Semi-dense Point Tracking / M. Garrigues, A. Manzanera // Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in

Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics). – 2012. – Vol. 7324 LNCS. – P. 245-252.

170. Real-time motion tracking using optical flow on multiple GPUs / S.A. Mahmoudi [et al.] // *Bulletin of the Polish Academy of Sciences: Technical Sciences*. – 2014. – Vol. 62, N 1. – P. 139-150.

171. Gao, W. Parallel computing in experimental mechanics and optical measurement: A review / W. Gao, Q. Kemao // *Optics and Lasers in Engineering*. – 2012. – Vol. 50. – P. 608-617.

172. High accuracy digital image correlation powered by GPU-based parallel computing / L. Zhang [et al.] // *Optics and Lasers in Engineering*. – 2015. – Vol. 69. – P. 7-12.

173. Shao, X. Noise robustness and parallel computation of the inverse compositional Gauss-Newton algorithm in digital image correlation / X. Shao, X. Dai, X. He // *Optics and Lasers in Engineering*. – 2015. – Vol. 71. – P. 9-19.

174. A multi-resolution approach for massively-parallel hardware-friendly optical flow estimation / F. Barranco [et al.] // *Journal of Visual Communication and Image Representation*. – 2012. – Vol. 23, N 8. – P. 1272-1283.

175. Parallelization of the optical flow computation in sequences from moving cameras / A. Garcia-Dopico [et al.] // *EURASIP Journal on Image and Video Processing*. – 2014. – N 1. – P. 18.

176. Shiralkar, M.P. A self-organization based optical flow estimator with GPU implementation / M.P. Shiralkar, R.J. Schalkoff // *Machine Vision and Applications*. – 2012. – Vol. 23, N 6. – P. 1229-1242.

177. Sundaram, N. Dense Point Trajectories by GPU-Accelerated Large Displacement Optical Flow / N. Sundaram, T. Brox, K. Keutzer // *ECCV 2010. Lecture Notes in Computer Science* / eds. K. Daniilidis, P. Maragos, N. Paragios. – Springer Berlin Heidelberg, 2010. – Vol. 6311. – P. 438-451.

178. Plyer, A. Massively parallel Lucas Kanade optical flow for real-time video processing applications / A. Plyer, G. Le Besnerais, F. Champagnat // *Journal of Real-Time Image Processing*. – 2016. – Vol. 11, N 4. – P. 713-730.

179. Zhao, M. 3D Recursive Search Block Matching on Graphics Processing Unit / M. Zhao, H. van der Heijden // 2008 Digest of Technical Papers - International Conference on Consumer Electronics. – IEEE, 2008. – P. 1-2.
180. Gray, K. Microsoft DirectX 9 programmable graphics pipeline / K. Gray. – Microsoft Press, 2003. – 496 p.
181. St-Laurent, S. The complete effect and HLSL guide / S. St-Laurent; ed. W. Engel. – Paradoxal Press, 2005. – 324 p.
182. Любутин, П.С. Использование параллельных вычислений на графических процессорах AMD в задаче построения полей векторов перемещений / П.С. Любутин, С.В. Панин // Вычислительные технологии. – 2016. – Т. 21, № 6. – С. 47-58.
183. OpenCL Programming Guide 1st ed. / A. Munshi [et al.]. – Addison-Wesley Professional, 2011. – 648 p.
184. Fortun, D. Optical flow modeling and computation: A survey / D. Fortun, P. Bouthemy, C. Kervrann // Computer Vision and Image Understanding. – 2015. – Vol. 134. – P. 1-21.
185. The VIC-3D System. 2016. URL: <http://correlatedsolutions.com/vic-3d/> (дата обращения: 15.5.2017).
186. 2D-/3D Stereo Digital Image Correlation. URL: <http://www.lavision.com/en/products/strainmaster/2d-stereo-dic/index.php> (дата обращения: 15.5.2017).
187. A Database and Evaluation Methodology for Optical Flow / S. Baker [et al.] // International Journal of Computer Vision. – 2011. – Vol. 92, N 1. – P. 1-31.
188. PatchMatch: a randomized correspondence algorithm for structural image editing / C. Barnes [et al.] // ACM Transactions on Graphics. – 2009. – Vol. 28, N 3. – P. 1.
189. Large Displacement Optical Flow from Nearest Neighbor Fields / Z. Chen [et al.] // 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – IEEE, 2013. – P. 2443-2450.
190. Kim, T.H. Optical Flow via Locally Adaptive Fusion of Complementary

Data Costs / T.H. Kim, H.S. Lee, K.M. Lee // 2013 IEEE International Conference on Computer Vision. – IEEE, 2013. – P. 3344-3351.

191. Complementary Optic Flow / H. Zimmer [et al.] // EMMCVPR 2009. Lecture Notes in Computer Science / eds. D. Cremers [et al.]. – Springer Berlin Heidelberg, 2009. – Vol. 5681. – P. 207-220.

192. Исследование эффективности применения билатерального фильтра в задачах вычисления оптического потока / В.В. Титков [и др.] // Автометрия. – 2017. – Т. 53, № 6. – С. 57-65.

193. Панин, С.В. Комплексный алгоритм вычисления оптического потока с использованием взвешенной меры подобия / С.В. Панин, В.О. Чемезов, П.С. Любутин // Вычислительные технологии. – 2017. – Т. 22, № 4. – С. 80-94.

194. Panin, S. V. Complex algorithm of optical flow determination by weighted full search / S. V. Panin, V.O. Chemezov, P.S. Lyubutin // AIP Conference Proceedings. – 2016. – Vol. 1783. – P. 020178.

195. Application of bilateral filtration with weight coefficients for similarity metric calculation in optical flow computation algorithm / S. V. Panin [et al.] // AIP Conference Proceedings. – 2016. – Vol. 1783.

196. Программа вычисления оптического потока методом трехмерного рекурсивного поиска с использованием взвешенной меры подобия : свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ №2016662295 Российская Федерация / Чемезов В.О., Титков В.В., Любутин П.С., Панин С.В.; опубли. 07.11.2016.

197. Sun, D. Secrets of optical flow estimation and their principles / D. Sun, S. Roth, M.J. Black // 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – IEEE, 2010. – P. 2432-2439.

198. Kuk-Jin Yoon. Adaptive support-weight approach for correspondence search / Kuk-Jin Yoon, In So Kweon // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2006. – Vol. 28, N 4. – P. 650-656.

199. Панин, С.В. Автоматический выбор размера ядра корреляции в задаче оценки деформации материалов методом корреляции цифровых изображений /

С.В. Панин, В.В. Титков, П.С. Любутин // Вычислительные технологии. – 2015. – Т. 20, № 2. – С. 65-78.

200. Canny, J. A Computational Approach to Edge Detection / J. Canny // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1986. – Vol. 8, N 6. – P. 679-698.

201. OpenCV. URL: <http://www.opencv.org> (дата обращения: 15.5.2017).

202. Программа инкрементного построения векторных полей для оптического метода оценки деформации : свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ №2015610343 Российская Федерация / Титков В.В., Любутин П.С., Панин С.В.; опубл. 12.01.2015.

203. Zhang, Z. A flexible new technique for camera calibration / Z. Zhang // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2000. – Vol. 22, N 11. – P. 1330-1334.

204. Soh, L.M. Robust recognition of calibration charts / L.M. Soh, J. Kittler // 6th International Conference on Image Processing and its Applications. – IEE, 1997. – Vol. 2. – P. 487-491.

205. la Escalera, A. de. Automatic Chessboard Detection for Intrinsic and Extrinsic Camera Parameter Calibration / A. de la Escalera, J.M. Armingol // Sensors. – 2010. – Vol. 10, N 3. – P. 2027-2044.

206. Bennett, S. ChESS - Quick and robust detection of chess-board features / S. Bennett, J. Lasenby // Computer Vision and Image Understanding. – 2014. – Vol. 118. – P. 197-210.

207. Панин, С.В. Применение фильтрации в задаче распознавания узловых точек калибровочного шаблона / С.В. Панин, В.О. Чемезов, П.С. Любутин // Вычислительные технологии. – 2014. – Т. 19, № 4. – С. 61-68.

208. Harris, C. A Combined Corner and Edge Detector / C. Harris, M. Stephens // Proceedings of the Alvey Vision Conference 1988. – Alvey Vision Club, 1988. – Vol. 15. – P. 23.1-23.6.

209. Панин, С.В. Распознавание калибровочного шаблона в системах 3D-зрения для оценки деформации методом корреляции цифровых изображений / С.В.

Панин, В.О. Чемезов, П.С. Любутин // Известия высших учебных заведений. Физика. – 2016. – Т. 59, № 7-2. – С. 190-195.

210. Программа выделения характеристических точек калибровочного шаблона с адаптивной настройкой параметров : свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ №2016610139 Российская Федерация / Чемезов В.О., Любутин П.С., Панин С.В.; опубл. 11.01.2016.

211. Панин, С.В. Метод определения характеристических точек изображения в системах стереозрения / С.В. Панин, В.О. Чемезов, П.С. Любутин // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. – 2016. – Т. 59, № 3. – С. 224-230.

212. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений 2-е изд. / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.

213. Haralick, R.M. Image segmentation techniques / R.M. Haralick, L.G. Shapiro // Computer Vision, Graphics, and Image Processing. – 1985. – Vol. 29, N 1. – P. 100-132.

214. Вежневцев, А. Методы сегментации изображений: автоматическая сегментация / А. Вежневцев, О. Баринаова // Компьютерная графика и мультимедиа. – 2006. – Т. 4, № 4.

215. Шапиро, Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Д. Стокман. – М.: Бином. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с.

216. Hartley, R. Multiple view geometry in computer vision / R. Hartley, A. Zisserman. – 2004.

217. Kurakin, A. Основы стереозрения / А. Kurakin. URL: <https://habr.com/post/130300/>.

218. Numerical Recipes in C / W.H. Press [et al.]. – Cambridge University Press, 2002. – 904 p.

219. OpenGL API Documentation. URL: <https://www.opengl.org/documentation/>.

220. Reddy, J.N. Theory and Analysis of Elastic Plates and Shells / J.N. Reddy. – 2006. – 568 p.

221. Development of high resolution shearography device for non-destructive testing of composite materials / M. Burkov [et al.] // AIP Conference Proceedings. – 2015. – Vol. 1683. – P. 020029.

222. Investigation of Acoustic Parameters for Structural Health Monitoring of Sandwich Panel under Cyclic Load / A. V. Eremin [et al.] // Key Engineering Materials. – 2016. – Vol. 712. – P. 319-323.

223. Detecting barely visible impact damages of honeycomb and laminate CFRP using digital shearography / M. Burkov [et al.] // AIP Conference Proceedings. – 2017. – Vol. 1909.

224. Программа для получения и обработки цифровых изображений методом сдвиговой спекл-интерферометрии (ширографии) : свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ №2018617917 Российская Федерация / Бурков М.В., Любутин П.С., Бяков А.В.; опубли. 04.07.2018.

225. Развитие метода корреляции цифровых изображений для изучения процессов деформации и разрушения конструкционных материалов / П.С. Любутин [и др.] // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Механика. – 2019. – № 1. – С. 87-107.

226. Алгоритм детектирования усталостной трещины и определения местоположения её вершины на оптических изображениях / С.В. Панин [и др.] // Автометрия. – 2017. – Т. 53, № 3. – С. 44-52.

227. Разработка акустико-оптического метода контроля состояния композиционных материалов при циклических испытаниях / А.В. Еремин [и др.] // Известия высших учебных заведений. Физика. – 2016. – Т. 59, 7/2. – С. 49-55.

228. Algorithm for J-integral measurement by digital image correlation method / V. V. Titkov [et al.] // AIP Conference Proceedings. – 2018. – Vol. 2051. – P. 020305.

229. In situ estimation of fatigue crack parameters by digital image correlation under cyclic loading with single overload / A. V. Eremin [et al.] // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – 2019. – Vol. 511. – P. 012014.

230. Программа для вычисления J-интеграла с использованием метода корреляции цифровых изображений при механических испытаниях материалов :

свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2019617601  
Российская Федерация / Титков В.В., Любутин П.С., Еремин А.В., Панин С.В.;  
опубл. 18.06.2019.

Приложение А Акт о внедрении результатов диссертационного  
исследования в Indian Institute of Science



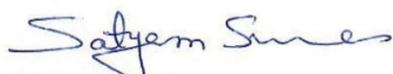
DEPARTMENT OF MATERIALS ENGINEERING  
INDIAN INSTITUTE OF SCIENCE  
BANGALORE 560012 INDIA

**Dr. Satyam Suwas, F.N.A.E., F.N.A.Sc.**  
*Professor*

21-2-2020

**CERTIFICATE OF INDUCTION**

The Mechanical Behaviour Laboratory of Department of Materials Engineering and Indian Institute of Science, Bangalore has a BISS mechanical testing system, where experiments on static and cyclic deformation under torsional loads are performed. The BISS test system is equipped with DIC software developed by Pavel Lubyutin from the Tomsk Institute of Physics of Strength of Materials. The strain mapping capability of Pavel's software has adequately served the purpose of research by my PhD students over the past few years. This testifies to the induction of the software as a user friendly tool in non-contact characterization of strain distribution across a given gauge length.

  
(Satyam Suwas)

**Dr. SATYAM SUWAS**  
PROFESSOR  
DEPARTMENT OF MATERIALS ENGINEERING  
INDIAN INSTITUTE OF SCIENCE  
BANGALORE - 560 012

---

Telephone: +91-80-2293 3245 (Office)  
FAX: +91-80-2360 0472  
e-mail: [satyamsuwas@iisc.ac.in](mailto:satyamsuwas@iisc.ac.in)  
Homepage: <http://materials.iisc.ac.in/~satyamsuwas/>

## Приложение Б Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в LM Wind Power и BISS Ltd

**Bangalore Integrated System Solutions (P) Ltd**

497E, 14<sup>th</sup> Cross, 4<sup>th</sup> Phase, Peenya Industrial Area, Bangalore 560 058, India

Ph: +91 (80) 2836 0184 / FAX: +91 (80) 2836 0047

www.biss.in

*Dr. R. Sunder*  
Research Director

e-mail: [rs@biss.in](mailto:rs@biss.in)

Mob: +91-9880432322



### АКТ ВНЕДРЕНИЯ (CERTIFICATE OF INDUCTION)

Настоящий документ служит подтверждением того, что алгоритмы и программное обеспечение для расчета информативных признаков оптических изображений, разработанные в диссертационной работе П.С. Любутина «Анализ изображений в оптическом методе оценки деформации» алгоритмы, были использованы в рамках выполнения НИР между компанией LM (Дания) и нашей фирмой, Bangalore Integrated System Solutions (BISS) (Индия) для решения задач получения оценки механического состояния образцов стеклопластиковых, используемых для изготовления лопастей ветрогенераторов. Целью НИР, проводившейся в лаборатории фирмы, BISS Labs на испытательном оборудовании компании Bangalore Integrated System Solutions (497E, 14<sup>th</sup> Cross Road, 4<sup>th</sup> Phase, Peenya Industrial Area, Bengaluru, Karnataka 560058, Индия).

В результате внедрения работы П.С. Любутина достигнуто значительное сокращение времени испытаний до двух раз и более за счет бесконтактного оптического контроля образцов стеклопластиков при проведении циклического нагружения.



Д-р Р. Сундер, Директор по НИОКР

14 февраля 2020 г.

## Приложение В Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в BISS Labs



High precision and performance – *Delivered worldwide!*

---

Ramakrishna Hebbar  
General Manager

Feb 17, 2020

### CERTIFICATE OF INDUCTION

Within the framework of collaboration between BISS and Tomsk Institute of Physics of the Strength of Materials, Mr. Pavel Lyubutin installed for use by BISS Labs personnel, a DIC software of his development for the characterization of stress-strain properties of rubbers at different strain rates and temperatures.

Mr. Lyubutin spent a considerable amount of effort in ensuring that his software is user friendly, can be used by other personnel with suitable training and delivers results that of comparable quality with the best available in the commercial market. It is used in part, to characterize the properties of safety critical components of air bags used in automobiles at test speeds as high as 2 m/s and elongation of up to 800% and at temperatures from -60 to +80 deg C.

This is to certify that Mr. Lyubutin's software has been successfully inducted for routine usage by BISS Labs personnel and has served as a symbol of highly productive and mutually beneficial collaboration between the two institutions.



# Приложение Г Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в ПАО «Компания «Сухой»

Публичное акционерное общество  
**«АВИАЦИОННАЯ  
ХОЛДИНГОВАЯ КОМПАНИЯ  
«СУХОЙ»**

(ПАО «Компания «Сухой»)

Россия, 125284, Москва,  
ул. Поликарпова, 23 Б, а/я 604  
тел. 8 (499) 550-01-06, (495) 780-24-90  
факс (495) 945-68-06

E-mail: [avpk@sukhoi.org](mailto:avpk@sukhoi.org), [info@sukhoi.org](mailto:info@sukhoi.org)

ОГРН 1037740000649, ИНН 7740000090

«17» декабря г. № 1/452051/24

На № \_\_\_\_\_ от \_\_\_\_\_

УТВЕРЖДАЮ

Начальник НИО 21

 А.А.Филатов

## АКТ ВНЕДРЕНИЯ

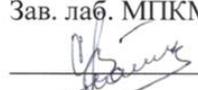
Акт составлен комиссией в составе зав. отд. НМК Хижняк С.А., зав. лаб. МПКМ ИФМП СО РАН д.т.н. Панин С.В., научный сотрудник лаб. МПКМ Любутин П.С., в том, что в рамках договоров между ОАО «ОКБ Сухого» и ИФМП СО РАН на проведение научно-технических работ "Разработка оптического метода встроенного контроля высоконагруженных агрегатов планера" (ТЗ № БТ-ОНМК-01-08) и "Исследование возможности применения встроенных методов неразрушающего контроля для металлических и полимерных композиционных материалов" (ТЗ № БТ-ОНМК-001-14) П.С. Любутин участвовал в выполнении исследований по разработке встроенного метода диагностики усталостного разрушения конструкционных авиационных материалов в части развития подхода, основанного на обработке оптических изображений поверхности. В основе указанного подхода лежит расчет фрактальной размерности, информационной энтропии и других информативных признаков характеризующих рельеф поверхности датчика деформации интегрального типа. Указанный метод позволяет получить оценку механического состояния материала и прогнозировать остаточный ресурс работы узлов авиационных конструкций. На основании выполненной НИР была составлена технологическая рекомендация по проведению контроля состояния образцов деталей оптическим методом.

От: ИФМП СО РАН

От ОКБ Сухого:

Зав. лаб. МПКМ

нач. ОНМК

 Панин С.В.

 Хижняк С.А.

научный сотрудник МПКМ

инженер-технолог ОНМК

 Любутин П.С.

 Митячёв А.Л.

ИФМП СО РАН	
« 26 ФЕВ 2020 201_г.	
вх. №	3
индекс	

## Приложение Д Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в ФГУП «СибНИА им. С. А. Чаплыгина»

Федеральное государственное унитарное предприятие  
«Сибирский научно-исследовательский институт авиации имени С. А.  
Чаплыгина»  
(ФГУП «СибНИА им. С. А. Чаплыгина»)

УТВЕРЖДАЮ  
Директор СибНИА им. С. А. Чаплыгина

Барсук В.Е.



\_\_\_\_\_ 2020 г.

### АКТ ВНЕДРЕНИЯ

Акт составлен комиссией в составе Заместитель директора СибНИА по прочности Каргапольцев А.Г., заместитель начальника НИО-2 СибНИА Беспалов В.А., зав. лаб. МПКМ ИФМП СО РАН д.т.н. Панин С.В., научный сотрудник лаб. МПКМ Бяков А.В., в том, что в рамках НИР «Эксперимент» этап 4 (отчёт СибНИА № 27-12) использовалось алгоритмическое и программное обеспечение, реализующее метод корреляции цифровых изображений, разработанное П.С. Любутиным. Программное обеспечение использовалось для оценки напряженно-деформированного состояния в зонах дефектов и концентраторов напряжений при обработке результатов прочностных испытаний образцов из композиционных авиаматериалов и элементов авиационных конструкций.

От: ИФМП СО РАН  
Зав. лаб. МПКМ  
\_\_\_\_\_ Панин С.В.

научный сотрудник МПКМ  
\_\_\_\_\_ Бяков А.В.

От СибНИА:  
Зам. директора по прочности  
\_\_\_\_\_ Каргапольцев А.Г.  
Зам. начальника НИО-2  
\_\_\_\_\_ Беспалов В.А.

## Приложение Е Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в Центре экспериментальной механики ПНИПУ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Пермский национальный исследовательский политехнический университет»



УТВЕРЖДАЮ  
Проректор по науке и инновациям ПНИПУ  
\_\_\_\_\_ д.т.н. Кортаев В.Н.  
М.П.

«\_\_» \_\_\_\_\_ 2020 г.

### АКТ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ

Акт составлен директором Центра экспериментальной механики ПНИПУ Вильдеманом В.Э. в том, что алгоритмическое и программное обеспечение, основанное на методе корреляции цифровых изображений, разработанное научным сотрудником лаб. МПКМ ИФПМ СО РАН П.С. Любутиным, использовалось в рамках выполнения договора по оказанию научно-технических услуг по определению механических характеристик SLM-образцов из титанового сплава ВТ6 и порошковой композиции ВТ6-TiC с использованием цифровой системы для видео анализа и измерения деформации (Договор № 2019/351 от 13 сентября 2019 года).

Директор ЦЭМ ПНИПУ:

\_\_\_\_\_ Вильдеман В.Э.

## Приложение Ж Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в ООО «Композит ДВ»

ОБЩЕСТВО С ОГРАНИЧЕННОЙ ОТВЕТСТВЕННОСТЬЮ  
«Композит ДВ»

Юридический адрес: г. Комсомольск-на-Амуре, 681010, ул. Парижской Коммуны, д.26/2-19.

Фактический адрес: 681013, Хабаровский край, г. Комсомольск-на-Амуре, проспект Ленина, 27, корп.2, оф.113, тел./факс (4217)24-11-07, 89098981577  
ИНН 2703058390 / КПП 270301001

### АКТ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ

Настоящим подтверждаем, что алгоритмы и программное обеспечение для оценки деформации методом корреляции цифровых изображений поверхности, разработанные при подготовке диссертационной работы П.С. Любутина «Анализ изображений в оптическом методе оценки деформации», были использованы при проведении работ на предприятии ПАО «Амурский судостроительный завод» в рамках выполнения договора №00000000103160160002/01/04/2018-ИЗМ/АСЗ от 11.05.2018г «Разработка методики и проведение размерного контроля секций судов зав.№300 с применением метода лазерного сканирования» №00000000103160160002/01/04/2018-ИЗМ/АСЗ от 11.05.2018г.

Директор



А.С. Мешков

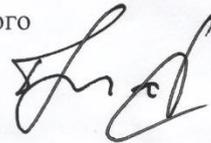
## Приложение II Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в ТНТУ им. Ивана Пулюя


**ЗАТВЕРДЖУЮ**  
 Проректор з наукової роботи  
 Тернопільського національного технічного  
 університету імені Івана Пулюя  
 Д-р техн. наук, проф. Р.М. Рогатинський  
 « 19 »   od   2020 р.

### АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

Даним документом засвідчуємо, що алгоритми та програмне забезпечення для оцінювання деформації методом кореляції цифрових зображень (Digital Image Correlation) розроблені у дисертаційній роботі на здобуття вченого ступеня доктора технічних наук - наукового співробітника лабораторії механіки полімерних композиційних матеріалів Інституту фізики міцності і матеріалознавства Сибірського відділення РАН, к.т.н. **Любутіна Павла Степановича** використано на кафедрі автоматизації технологічних процесів та виробництв Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя під час виконання україно-російських проектів, що фінансувались Російським фондом фундаментальних досліджень і Державним фондом фундаментальних досліджень України: «*Наукові основи підвищення термовтомної стійкості нержавкої сталі шляхом наноструктурування та контрольованого множинного розтріскування в поверхневих шарах*» (2008 - 2009 рр.) та «*Науково-технологічні основи створення наноструктурних покриттів з підвищеною міцністю і тріщиностійкістю*» (2013р.).

Завідувач кафедри автоматизації  
технологічних процесів та виробництв  
Тернопільського національного технічного  
університету імені Івана Пулюя,  
докт. техн. наук, професор



**П.О. Марущак**

ИФПМ СО РАН	
« 19 »	МАР 2020
201_г.	
Вх. №	6
индекс	