

ДОНЕЦКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

На правах рукописи

Махно Таисия Александровна

УДК 004.48+004.932

АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА ОБРАБОТКИ УЛЬТРАЗВУКОВЫХ
ИЗОБРАЖЕНИЙ СОННЫХ АРТЕРИЙ НА ОСНОВЕ ЭВОЛЮЦИОННЫХ
АЛГОРИТМОВ

05.13.06 Информационные технологии

диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель
к.т.н. Скобцов Вадим Юрьевич

Славянск, 2016

СОДЕРЖАНИЕ

	Стр.
ПЕРЕЧЕНЬ УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ	5
ВВЕДЕНИЕ	6
РАЗДЕЛ 1. АКТУАЛЬНОСТЬ, СПЕЦИФИКА, ПРОБЛЕМЫ И ЗАДАЧИ ОБРАБОТКИ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ	13
1.1 Виды, характеристики и особенности медицинских изображений, их роль в предотвращении инсультов	13
1.2. Особенности ультразвуковых изображений	16
1.3. Анализ и сравнение методов и систем обработки ультразвуковых изображений	21
1.3.1 Обработка ультразвуковых изображений сердца человека и раковых опухолей молочной железы	22
1.3.2 Обработка ультразвуковых изображений поражений сосудов человека	26
1.3.3 Использование эволюционных алгоритмов в задаче обработки УЗ изображений	35
1.4 Постановка задачи исследования	36
1.5 Выводы по разделу	37
РАЗДЕЛ 2. РАЗРАБОТКА МОДЕЛЕЙ СИНТЕЗА СХЕМ ОБРАБОТКИ УЛЬТРАЗВУКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ЭВОЛЮЦИОННЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ	39
2.1 Разработка автоматизированной системы обработки ультразвуковых изображений	39
2.2 Применяемые алгоритмы обработки изображений	42
2.3 Разработка подхода к решению задачи синтеза схем фильтрации требующего модификации ГА	58
2.4. Тестирование модификаций ГА и сокращение множества используемых алгоритмов обработки изображений	70
2.5 Выводы по разделу	78

РАЗДЕЛ 3. АЛГОРИТМ ПОИСКА СООТВЕТСТВИЙ МЕЖДУ МЕТОДАМИ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ И ЗНАЧЕНИЯМИ ТЕКСТУРНЫХ ПАРАМЕТРОВ ИЗОБРАЖЕНИЯ	80
3.1 Модель кластеризации схем по текстурным параметрам изображений	80
3.1.1 Формализация, анализ и дополнение исходных данных с учётом особенностей прикладной области	80
3.1.2 Постановка задачи	86
3.2 Решение задачи кластеризации с использованием ПГА	89
3.3 Разработка алгоритма поиска соответствий между схемами сегментации и значениями текстурных параметров ультразвуковых изображений	91
3.4 Настройка параметров ПГА с учётом особенностей задачи кластеризации	94
3.5 Сокращение пространства поиска	96
3.6 Выводы по разделу	100
РАЗДЕЛ 4. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ СИСТЕМЫ	102
4.1 Автоматизированная система обработки ультразвуковых изображений сонных артерий на основе эволюционных алгоритмов	102
4.2 Общая структура системы тестирования разработанного метода	110
4.3 Модуль тестирования моделей синтеза схем обработки ультразвуковых изображений	114
4.4 Модуль тестирования алгоритма поиска соответствий между методами обработки изображений и значениями текстурных параметров изображения	118
4.5 Тестирование системы	122
4.6 Выводы по разделу	124
ВЫВОДЫ	126
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	128

	4
Приложение А	146
Приложение Б	147
Приложение В	148

ПЕРЕЧЕНЬ УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ

ФНЧБ	– низкочастотные фильтры Баттерворта
БД	– база данных
ГА	– генетический алгоритм
ГП	– генетическое программирование
ФНЧГ	– фильтры низких частот Гаусса
ИФНЧ	– идеальный фильтр низких частот
КТ	– компьютерная томография
МРТ	– магнитно-резонансная томография
ПГА	– параллельный генетический алгоритм
УЗИ	– ультразвуковое изображение
УЗД	– ультразвуковая диагностика
ASM	– второй угловой момент матрицы смежности
CON	– контраст
COR	– корреляция
ENT	– энтропия
MSE	– критерий среднеквадратичного отклонения
SGLD	– Spatial Gray Level Dependence
SIFT	– Scale-invariant feature transform

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы. Обработка изображений является популярной темой исследовательской работы в различных прикладных областях. Одной из таких областей является сегментация медицинских, в том числе ультразвуковых изображений. Ультразвуковая (УЗ) методика является наиболее распространенной и позволяет диагностировать большое количество опасных состояний здоровья человека. Уровень смертности от инсульта в Украине в 2,5 раза превышает соответствующие показатели западноевропейских стран. Проблема улучшения качества диагностики и определения эмбологенной опасности атеросклеротических бляшек, являющихся причиной 82% инсультов в Украине, является актуальной. Несмотря на значительное усовершенствование УЗ оборудования в течение более 45 лет, диагностика этого заболевания на основании УЗ изображения остаётся субъективным процессом. Разработка систем, облегчающих определение размеров и стадии атеросклеротического поражения на основании УЗ сканирования, является популярной темой среди реализаций обработки изображений.

К настоящему времени во многих ведущих научных центрах и лабораториях было разработано множество алгоритмов обработки изображений, в том числе медицинских. В Украине проблемами обработки медицинских УЗ изображений занимаются в Винницком национальном техническом университете такие ученые как Белинский И.И., Мельничук А.А., Ратушный П.М.. Белинский И.И., в частности, занимается разработкой методов, позволяющих улучшать УЗ изображения капилляров. В работах И.И. Белинского, в основном, тестирование разработанных методов происходит на искусственно подготовленных изображениях. Также проблемами обработки УЗ изображений занимались в Донецком национальном техническом университете такие ученые как Малюк В.Г., Харченко А.В., Скобцов Ю.А. и др.. В работах Малюка В.Г и Харченко А.В.

предлагается показатель качества сегментации границ объектов изображений, изучаются особенности человеческого восприятия УЗ изображений и экспериментально измеряется погрешность врачей-операторов. Ведущей лабораторией, занимающейся разработкой систем сегментации именно УЗ изображений сонных артерий, является «E-Health Laboratory» Кипрского университета, объединяющая таких ученых как Constantinos S. Pattichis, Christos Loizou, Efthymoulos Kyriacou, Marios Neophytou и др. В статьях и книгах в соавторстве таких сотрудников вышеупомянутой лаборатории, как Constantinos S. Pattichis и Christos Loizou, разработка методов обработки изображений проводилась исходя из природы сигнала, настроек и типа оборудования, а также особенностей среды, которые влияют на процесс формирования изображения. Проблемой обработки УЗ изображений, в частности, определение оси русла сонных артерий человека, занимаются Rui Rocha, Jorge Silva, Aurélio C. Campilho в португальском институте «Instituto Superior de Engenharia do Porto» и университете «University of Porto». Задачей сегментации УЗ изображений сонных артерий занимаются такие ученые, как Filippo Molinari из итальянского политехнического университета города Турина, а также Jasjit S. Suri – ученый и директор по компании Fischer Imaging Corporation, США. Также среди технических научных учреждений, занимающихся обработкой медицинских изображений, в частности сосудов, можно выделить Институт систем обработки изображений Российской академии наук, лаборатория мат. методов обработки изображений Московского Государственного Университета и др.

Разработка и выбор комбинаций алгоритмов обработки изображения является творческим процессом, который не может не зависеть от автора и его научных предпочтений. Экспериментальное сравнение разработанных методов обычно сводится к выбору одного решения, которое используется для всех последующих изображений. При необходимости обработки изображений со значительными различиями в характеристиках, такой подход

приводит к существенному уменьшению точности сегментации. Кроме того, быстрое развитие технического обеспечения приводит к увеличению многообразия качественных характеристик оборудования и полученных с его помощью изображений, добавляет значительной погрешности в работу существующих методов и систем. В результате является актуальной научно-техническая проблема автоматизации процесса сегментации УЗ изображений с целью повышения его скорости и точности.

Цель и задачи исследования – повышение эффективности обработки ультразвуковых изображений сонных артерий человека. Достижение поставленной цели требует решения следующих задач:

- исследовать существующие информационные технологии обработки УЗ изображений, в частности УЗ сонных артерий человека;
- исследовать особенности УЗ диагностики, характеристики УЗ изображений, в частности, УЗ изображений сонных артерий человека, которые влияют на точность сегментации изображений;
- разработать метод автоматизированного синтеза схем сегментации изображений;
- разработать метод, позволяющий автоматически выбирать схемы сегментации для произвольного УЗ изображения сонной артерии человека;
- экспериментально подтвердить эффективность разработанных методов на наборах реальных УЗ изображений сонных артерий пациентов, находящихся на разных стадиях заболевания;
- на базе предложенных методов и моделей разработать автоматизированную систему обработки УЗ изображений сонных артерий на основе эволюционных алгоритмов, которая позволяет повысить скорость и точность сегментации УЗ изображений сонных артерий человека на различных стадиях атеросклеротического поражения.

Объектом исследования являются методы обработки ультразвуковых медицинских изображений.

Предметом исследования являются эволюционные методы автоматизированной обработки УЗ медицинских изображений сонных артерий.

Методы исследования. Для решения поставленных задач использованы следующие методы: генетические алгоритмы, генетическое программирование, методы цифровой обработки изображений, системный анализ.

Научная новизна полученных результатов. Решение поставленных задач позволило получить автору следующие результаты:

Впервые разработан метод синтеза схем сегментации УЗ изображений на базе генетического программирования, который благодаря предложенным модификациям операторов кроссинговера и мутации увеличивает скорость синтеза точных схем сегментации.

Усовершенствован способ решения задачи сегментации УЗ медицинских изображений с помощью предложенного метода сокращения множества используемых алгоритмов обработки изображений, что позволило ускорить процесс синтеза точных схем сегментации.

Получила дальнейшее развитие технология обработки УЗ изображений за счет автоматизации выбора методов сегментации изображений в соответствии с множеством автоматически рассчитанных значений текстурных параметров, выделенных для предварительной оценки УЗ изображений.

Практическое значение полученных результатов:

Предложенная информационная технология может быть использована для обработки и сегментации ультразвуковых изображений сонных артерий человека, а также обработки и сегментации плотных тканей и полостей сердца.

Внедрение «Автоматизированной системы обработки ультразвуковых изображений сонных артерий на основе эволюционных алгоритмов» позволило на 20% ускорить процесс установления степени эмбологенной

опасности атеросклеротических бляшек, упростить и повысить точность процесса диагностики заболевания на 15%. Результаты диссертационных исследований внедрены в отделении сосудистой хирургии «Институт невідкладної і відновної хірургії ім. В.К.Гусака НАМН України» (акт внедрения от 19.05.2014).

Результаты диссертационных исследований использованы в учебном процессе при преподавании учебной дисциплины «Вычислительный интеллект» читаемой магистрам специальности «Системы искусственного интеллекта» в Донецком Национальном Университете.

Личный вклад соискателя. Все основные идеи, положения, теоретические и практические разработки, иные результаты диссертационной работы, выносимые на защиту, получены автором самостоятельно.

Связь работы с научными программами, планами, темами.

Диссертационная работа выполнена согласно плану госбюджетных научно-исследовательских работ: номер регистрации 0112U000028 III-12-12 «Розробка математичних та комп'ютерних методів обробки й розпізнавання медичних зображень, моделювання поведінки потоків крові та біомеханіки рухів людини» 2012-2016 гг., номер регистрации 0107U000465 III-12-07 «Розробка методів математичного моделювання, нейромережевого і еволюційно-го прогнозування процесів, які відбуваються у судинній системі» 2007-2011, совместно с сотрудниками Центра хирургии прединсультных состояний и реконструктивной ангионеврологии Института неотложной и восстановительной хирургии им. В.К.Гусака АМН Украины.

Апробация результатов работы. Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались и обговаривались на: международной 1-й научной конференции EUMLS Conference “Mathematics for Life Sciences”, (Киев, 2012); международной научно-технической интернет-конференции «Компьютерная графика и распознавание изображений», (Винница, 2012); международной научной конференции «Интеллектуальные системы принятия решений и проблемы

вычислительного интеллекта», ISDMCI'2013, (Евпатория, 2013); международной 2-й научной конференции 2nd EUMLS Conference “Mathematics for Life Sciences”, (АРК, Олёновка, 2013); международной научной конференции «Современные информационные системы и технологии», AIST'2014, (Сумы, 2014); международной 3-й научной конференции EUMLS Conference “Mathematics for Life Sciences”, (Ровно, 2015); международной 5-й научно-практической конференции «Информационно-управляющие системы на железнодорожном транспорте» (Харьков, 2015); международной 5-й научной конференции «Теоретические и прикладные аспекты кибернетики» (Киев, 2015).

Публикации. По теме диссертационной работы опубликовано 14 научно-технических публикаций, из них: 5 статей в изданиях, включенных в перечень изданий ВАК Украины, в которых могут публиковаться результаты диссертационных работ для получения ученой степени доктора и кандидата технических наук; 9 публикаций в сборниках материалов и тезисов международных научно-технических конференций.

Структура и объем диссертационной работы. Диссертация состоит из введения, 4 разделов, заключения, списка использованных источников из 156 наименований. Содержит 32 рисунка, 2 таблицы, 3 приложения. Полный объем диссертации составляет 152 страницы, в том числе 122 страницы основного текста.

Во введении обоснована актуальность темы, связь работы с научными планами и темами, сформулированы цель и задачи исследования, а также охарактеризован личный вклад соискателя, практическое значение и научная новизна полученных результатов.

В первом разделе приводится анализ современных информационных технологий и подходов к сегментации ультразвуковых (УЗ) изображений. Проведен анализ предметной области и аналитический обзор наиболее эффективных и часто используемых методов выделения информации из УЗ

изображений (УЗИ). Указаны особенности и недостатки существующих методов сегментации УЗИ.

Во втором разделе представлена общая структура разработанной автоматизированной системы сегментации УЗИ, приведены используемые разработанной системой алгоритмы обработки изображений. Предложен и обоснован эволюционный подход к синтезу схем сегментации УЗИ. Предложен метод оценки востребованности алгоритмов обработки изображений, в комбинации с другими методами обработки изображений, в задаче сегментации УЗИ, на основании генетического программирования. Приведено экспериментальное обоснование предложенных методов.

В третьем разделе приведены результаты исследований, связанных с автоматизацией выбора метода обработки изображения в зависимости от его качественных характеристик. Предложен параллельный генетический алгоритм поиска соответствий между методами обработки изображений и значениями текстурных параметров изображения. Предложен принцип отбора множества параметров, по которым производится предварительная оценка нового УЗ изображения.

В четвертом разделе приводится описание архитектуры и модулей автоматизированной системы обработки ультразвуковых изображений сонных артерий, позволяющей производить автоматизированную сегментацию реальных УЗИ сонных артерий человека. А также описание системы, позволяющей тестировать предложенные в работе алгоритмы обработки изображений и методы синтеза схем сегментации. Экспериментально исследована эффективность и приведены результаты сравнения системы автоматизированной обработки ультразвуковых изображений сонных артерий человека с реализованными существующими методами сегментации УЗ изображений сонных артерий человека.

РАЗДЕЛ 1. АКТУАЛЬНОСТЬ, СПЕЦИФИКА, ПРОБЛЕМЫ И ЗАДАЧИ ОБРАБОТКИ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В данном разделе рассматриваются вопросы, связанные с современными технологиями создания, обработки и преобразования информации медицинских изображений, в частности ультразвуковых (УЗ) изображений сонных артерий человека. Выполнен аналитический обзор наиболее актуальных методов обработки и сегментации УЗ медицинских изображений. Отмечены особенности предметной области и обусловленные ими проблемы разработки методов обработки и сегментации.

1.1 Виды, характеристики и особенности медицинских изображений, их роль в предотвращении инсультов

Ежегодно в мире регистрируется около 6 млн. случаев инсульта, в странах Западной Европы – 1 млн., США – от 400 до 500 тыс., в Украине – около 175-130 тыс. Смертность от инсультов составляет 12-15% общего показателя, то есть, занимает 2-3 место после заболеваний сердца и злокачественных новообразований разной локализации [139]. Уровень смертности от инсульта в Украине в 2,5 раза превышает соответствующие показатели западноевропейских стран. [122, 123] Проблема улучшения качества диагностики и определения эмбологенной опасности атеросклеротических бляшек, являющихся причиной 82% инсультов в Украине, является весьма актуальной.

Образование в сонных артериях человека атеросклеротических бляшек, их дальнейшее разрушение и отрыв, ведут к тромбозу сосудов головного мозга, и как следствие ишемическому инсульту [88]. Ранее при лечении мозгового кровообращения использовались, в основном, терапевтические методы лечения. Последнее время, все шире применяется хирургические методы лечения, такие как удаление атеросклеротических бляшек,

шунтирование, резекция патологической извитости и т.п. По своей эффективности (снижение смертности) хирургические методы в несколько раз эффективнее на поздних и опасных стадиях заболевания.

Как в симптомных, так и без симптомных случаях заболевания атеросклерозом, применяются следующие методы диагностики стадии заболевания: компьютерная томография (КТ), магнитно-резонансная томография (МРТ), рентген и ультразвуковое сканирование [31, 42, 86, 64]. Ультразвуковая диагностика является наиболее распространённой по причине своей относительно низкой стоимости в сочетании с безопасностью [98].

Сейчас общепринятой в нашей стране является следующая стратегия лечения атеросклеротических бляшек: если стеноз сонной артерии по данным УЗИ составляет больше, нежели 70%, то рекомендовано превентивное хирургическое лечение – удаление бляшки. Пример измерения данной характеристики приведен на рисунке 1.1.

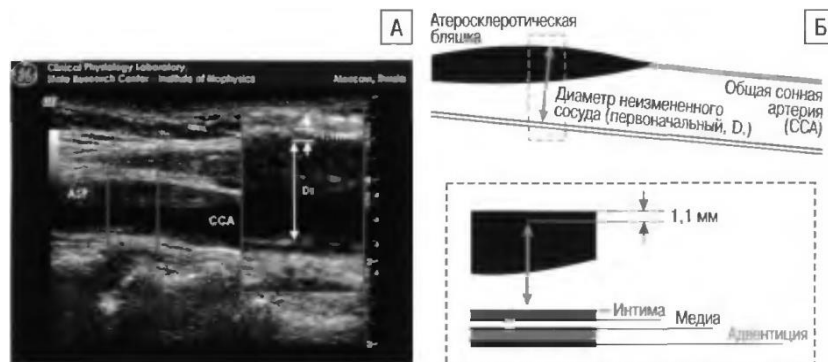


Рисунок 1.1 – Методика определения границ неизмененного просвета при стенозах. А. Границы неизмененного просвета сосуда Б. Схема [142]

Однако, существуют нестабильные, склонные к отрыву и разрушению – эмбологенно опасные атеросклеротические бляшки, которые при размерах менее 70% просвета артерии склонны разрушаться вследствие своего неоднородного состава. Что приводит к ишемическому инсульту.

Схематическое описание и фотографии гистологических срезов подобных бляшек приведены в Приложении Б.

Не смотря на быстрое развитие технологии УЗИ, анализ атеросклеротического поражения артерий на основании УЗИ изображений остаётся субъективным процессом, эффективность которого полностью зависит от эксперта. Попытки применения компьютерной обработки результатов УЗИ, с целью определения структуры и степени эмбологенной опасности атеросклеротических бляшек, предпринимаются уже 30 лет, однако применяемые в них методы не дают необходимых устойчивых результатов и часто подвергаются критике [107]. Что делает актуальным разработку алгоритмов и приложений, способных помогать врачам в диагностике эмбологенной опасности атеросклеротических бляшек. Их нахождении на последовательности снимков и облегчении исследования их структуры.

Существует множество медицинских и медико-технических научных работ, в том числе кандидатских диссертаций, в которых предлагаются различные классификации атеросклеротических бляшек по степени их эмбологенной опасности [6,65,74,75,110] на основании их структурного состава, размера и формы. Так во многих подобных работах предлагается судить о плотности атеросклеротических бляшек, сравнивая ее с эхогенностью просвета сосуда (низкая эхогенность жидкости, обычно принимаемая за 1 единицу) и адвентиции (высокая эхогенность соединительной ткани). Однако данное выделение весьма условно и может быть подтверждено исключительно при аутопсии или на операции [142].

Корректное определение стадии заболевания и назначение соответствующего лечения является необходимым условием предотвращения инсульта.

1.2 Особенности ультразвуковых изображений

Первые медицинские ультразвуковые изображения были получены в 50-х годах двадцатого века. В 1965 году диагностика на основании ультразвуковых медицинских изображений входит в стандартную медицинскую практику [38, 100, 109, 121]. Технологии ультразвуковой диагностики непрерывно развиваются, переходя от менее точных [12, 89], к более современным [35]. В настоящее время, производством диагностических ультразвуковых аппаратов занимаются такие крупные компании как Siemens, Toshiba, Philips и др. До сих пор ультразвуковое исследование остаётся значительно зависимым от оператора процессом, предрасположенным к субъективности и ошибкам [17, 107]. В работе Малюк и др. [143] приводятся результаты экспериментальных исследований влияния особенностей зрения человека на ошибку измерения геометрических размеров объектов с размытым контуром. Исследование проводилось в группе из 11 операторов. Каждому участнику предлагалось выбрать точку, в которой, по их мнению, наблюдается максимальное значение перепада яркости на нескольких тестовых изображениях. Изображения предлагались операторам в цикле, чтобы усреднить значение ошибки на одном и том же изображении. Результаты исследования подтверждают необходимость создания вспомогательного программного обеспечения, призванного уменьшить субъективность экспертного анализа УЗ изображений.

При обработке УЗ изображений необходимо учитывать особенности отображения структуры тканей при помощи ультразвука. Качество изображения зависит от свойств и эхо-плотности тканей, а также настроек и технических характеристик оборудования, с помощью которого создаётся изображение. Одной из основных характеристик УЗ оборудования является разрешающая способность «по толщине». Она характеризует возможность наблюдать отдельно малоразмерные структуры в «толщинной» плоскости, т.е. плоскости, перпендикулярной плоскости сканирования [148, 149].

Различные производители предлагают различные особенности в характеристиках УЗ оборудования. Качество используемых серошкальных эхограмм зависит от класса используемого ультразвукового сканера, набора технологий, реализованных в нём, вида применяемых датчиков и т.д. Основными средствами изменения параметров изображения на сканере являются: формат, частота, глубина и ширина сканирования (частота кадров, плотность линий), мощность на передаче, усиление на приёме, компенсация усиления с глубиной, предобработка, логарифмическое сжатие, усреднение (сглаживание), постобработка, псевдоокрашивание [142].

Использование различных датчиков так же вносит различные искажения в изображение. В случае не глубокого ультразвукового исследования применяются линейные датчики, дающие искажения на краях изображения, как следствие особенностей прилегания ткани на краях датчика. Усиление на приёме регулирует амплитуду сигнала, после его получения. При компенсации усиления с глубиной происходит тоже самое, только изменение амплитуды производится избирательно, в зависимости от глубины. Предобработка заключается в дифференциации и фильтрации сигнала вдоль луча, что позволяет увеличить структурность и чёткость изображения.

Динамический диапазон характеризуется соотношением максимальных и минимальных амплитуд сигнала, которые представлены на экране светящимися точками. Верхняя граница является величиной постоянной, нижняя может меняться, добавляя более низкие частоты [142]. В работе Билинский и др. [134] был проведен эксперимент, призванный рассчитать ошибку измерений размеров биологических объектов врачом-диагностом при проведении УЗ исследования. Согласно приводимым результатам эксперимента, в котором приняло участие 20 человек, ошибка определения размеров медицинских объектов может составлять более 30% в зависимости от размеров объектов, уровня зашумленности, размытости и индивидуальных особенностей зрения. Для размытия и генерации шума на тестовых

изображениях использовались стандартные функции набора инструментов Image Processing toolbox среды MATLAB 7. Среднеквадратичное отклонение шума при эксперименте составило: 0,05, 0,1, 0,15, 0,2, 0,25. Не точно определено, как следствие неоднозначности перевода с английского языка, какой именно тип шума был использован авторами. В Image Processing toolbox среднеквадратичное отклонение можно задать для мультипликативного и белого (распределение Гаусса) шума. Однако следует отметить, что в Loizou и др. [60] показано, что шумы на ультразвуковых медицинских изображениях специфичны и не поддаются подобной имитации. В работе [134] также приводятся общие сведения о разрешающей способности человеческого зрения относительно размеров и градаций оттенков объектов.

Характеристики тканей пациента значительно влияют на качество изображения. В зависимости от взаимного пространственного расположения неоднородностей (отражателей) в каждом пространственном элементе разрешения эхосигналы отдельных отражателей внутри элемента разрешения суммируются в соответствии со своими взаимными фазами. При изменении угла наклона датчика относительно тканей – изменяется расстояние до отражающих элементов, в случае сдвига фаз в пределах одного элемента расширения суммарная амплитуда эхосигнала может падать вплоть до нулевого значения (сдвиг фаз 180 градусов). [148,149] Таким образом, особенности спекл-шума зависят от характеристик среды и разрешающей способности УЗ аппарата. Кроме того, в зависимости от структуры и химического состава тканей пациента, на изображении могут возникать такие искажения как: вторичное отражение, эффект линзы в тканях (фокусировка и рассеяние), затруднение фокусировки из-за большого различия скорости звука в различных средах, «хвост кометы» – затемнение областей изображения из-за солей кальция, спекл-шум. [148] В работе Билинский и др. [124] авторы отмечают проблемы современной диагностики, базирующейся на УЗ изображениях, ссылаясь на свои более ранние исследования [135]:

человеческий фактор, специфический шум и общую низкую четкость краёв объектов на изображении. В материалах статьи отмечено, что основании исследований работы Shrimadi и др. [102] авторы работы [124] делают выводы о процентной погрешности всех ультразвуковых измерений, устанавливая её от 9% до 36%. Для решения этой проблемы Билынский и др. [124] разработали систему. Представленная авторами система [124] на основании предложенного в [126] метода анизотропной диффузии фильтрует шумы УЗ изображения и затем на основании метода анализа глобальной и локальных гистограмм [131] сегментирует УЗ изображение. Однако, в работе [124] не представлено описание экспериментального тестирования системы, а также не приведены численные результаты тестирования.

В работе Билынский и др. [128] предлагается математическая модель шума, а затем сравнивается результат удаление искусственно добавленного шума при помощи различных фильтров. Предложенная модель шума по сути является мультипликативным шумом, изменяющим не 1 пиксель, а группу рядом расположенных пикселей в диапазоне от 0 до 9 по каждой из осей. Авторы сравнивают разработанную модель с стандартным мультипликативным шумом. Реальное УЗ изображение желчного пузыря подвергается обработке усредняющим фильтром (размеры не уточняются). На одну копию полученного в результате фильтрации изображения наносится мультипликативный шум, а на другую – предложенный авторами [128] мультипликативный шум. Искусственно зашумленные копии отфильтрованного изображения сравниваются с исходным изображением по критерию среднеквадратичного отклонения (MSE). На основании таблицы приведенных значений MSE для 5 различных изображений делается вывод о большей точности предложенной авторами модели по сравнению со стандартным мультипликативным шумом. Далее в работе сравниваются результаты обработки тремя фильтрами и двумя методами сегментации изображений с шумом, сгенерированным предложенным способом. Это усредняющий фильтр, медианный и частотный фильтр на основе Фурье

преобразования. В качестве методов сегментации используются метод водоразделов и метод, описанный авторами в [125]. Следует отметить, что по исследованию М. Ali и др. [4] спекл-шум на УЗИ не имеет нормального распределения, техническими средствами, на данный момент, невозможно полностью подавить его, поэтому подход к разработке методов на основании искусственно созданных изображений теоретически слабо обоснован. Кроме того, по характеристикам спекл-шума можно разделять различные ткани по текстурам на изображении.

Следует так же отметить, что в определённых случаях эхогенность зон поражения артерии может быть близкой к эхогенности просвета артерии, заполненного кровью. В таком случае очень сложно разделить плотные ткани и просвет артерии.

Задачу определения формы контура стенки пораженной артерии, в случае близости уровня эхогенности ткани и просвета артерии, также усложняет малое значение отношения сигнала к шуму.

Кроме того, оценка степени поражения артерии и формы контура её стенок производится различными экспертами по-разному. Не существует единого правила построения контура стенки артерии и решения различных экспертов зачастую отличаются друг от друга. Задача выбора критерия качества контуров также является актуальной. Так, например, работе Малюка и др. [144] предлагается показатель качества выделения контуров и границ при обработке изображений. Отмечается эвристический характер существующих методов выделения контуров и границ на ультразвуковых изображениях и сложность их сравнительной оценки. Предложена формула расчёта показателя качества выделения границ – экспонента возводимая в степень, представляющую собой произведение четырёх множителей особого вида. Каждый из множителей отображает влияние на оценку качества выделения границ: толщины контура, разрывов контура, «сорных выбросов», а также среднеквадратичного отклонения выделенной границы от «идеальной». Значения коэффициентов вышеупомянутых множителей

задаются исходя из особенностей изображения и требований к качеству контура. В работе приводится пример выбора таких коэффициентов для заданных монохромных изображений с разным уровнем шума. Производится оценка качества выделения контура фильтрами Собела, Кирша и метода полярных разностей, описанного в [154].

1.3 Анализ и сравнение методов и систем обработки ультразвуковых изображений

Ультразвуковые изображения, как уже было описано ранее, являются весьма специфичными. В данной работе акцент делается на медицинских УЗИ, как прикладной области. Однако следует отметить, что ультразвуковые изображения используются во многих промышленных процессах с целью контроля качества продукции, и даже при экологическом мониторинге. Так в работе Петрук и др. [150] предложен подход, состоящий из последовательности действий по получению исходных изображений полидисперсных частиц водной среды и алгоритмов обработки этих изображений. Предложенная последовательность алгоритмов обработки изображений предназначена для распознавания определённого типа частиц и определения их концентрации в воде. В предложенную последовательность входят: линейное растяжение яркостей; фильтры выделения контуров: Робертса, Лапласа, Собела и др.; двумерный фильтр Винера; свёртка с матрицами, отображающими примеры искомым частиц. Параметры вышеупомянутых алгоритмов и фильтров авторы рекомендуют подбирать экспериментально, в зависимости от результатов предыдущих опытов и оценок. В работе Shrimadi и др. [102] описываются (современные на 2009 год) подходы к сегментации медицинских ультразвуковых изображений. Автор делит методики на: пороговые преобразования, основанные на границах и контурах, заполнении областей, разграничении и слиянии областей, гибридные, основанные на текстурах, а также деформируемые

контура и модели. Также автор разделяет современные тенденции в сегментации ультразвуковых изображений на: нейросетевые, статистические модели форм, конкурентный подход к дискретным регионам, метод множества уровней, гибридные водоразделы, основанные на текстурах и форме. Приводятся описательные характеристики задачи и существующих работ без каких-либо численных результатов и процентных соотношений точности.

1.3.1 Обработка ультразвуковых изображений сердца человека и раковых опухолей молочной железы

Поиск контуров на эхографических снимках сердца является популярной прикладной областью научных работ, посвященных сегментации ультразвуковых изображений. Рассмотрим наиболее интересные подходы к решению данной задачи. Так, например, в данной области часто применяется метод активных контуров [45]. В работе Mishra и др. [68] задача сегментации формулируется как проблема условной оптимизации, основанной на активных контурах. Отличие работы от других подходов [60, 61, 66], использующих активные контура (АК), заключается в том, что для решения задачи оптимизации АК применяется генетический алгоритм. В работе Ahn и др. [2] использовалось распределение Рэлея для моделирования статистик уровня серого. Авторы разработали метод выделения желудочка сердца, опираясь на работы Mignotte и Meunier [66], в которых также применяется метод активных контуров для сегментации изображений по короткой окологрудинной оси, а также метод оптимизации, предложенный Heitz и др. [43], для минимизации энергии. Ahn и др. [2] в работе делали акцент на скорость работы предложенных ими алгоритмов, сравнение с аналогами происходило по критерию количества итераций, необходимых алгоритму для достижения желаемой формы деформируемой модели. В работе Крахмаловой и др. [141] предложены методы вторичной обработки

ультразвуковых изображений сердца, позволяющие выделять геометрические центры полостей сердца. Для выделения контуров желудочка использовался метод выделения границ [156]. Врач вручную расставлял точки вдоль контура, затем контур приближенно интерполировался сплайн-кривой, по методу [155], с целью уменьшения ошибок расстановки опорных точек. Геометрический центр находили с использованием формул для вычисления центра тяжести объектов сложной формы. На основании полученных данных проводилось исследование зависимости особенностей смещения правого желудочка при тромбоэмболии лёгочной артерии. Предложенный в [141] метод требует расстановки опорных точек на каждом обрабатываемом снимке. В отличие от метода Ahn и др. [2], в работе Крахмаловой и др. [141] не проводился анализ скорости работы алгоритма в сравнении с аналогами.

В работе Mignotte и др. [67] предложен полностью автоматический подход к определению контуров на основе статистического подхода и деформируемых моделей. Работа является развитием предыдущих работ [66] автора. Метод используемый в работе Voukerroui и др. [14] предлагает аналогичный Mignotte и др. [67] подход, основанный на статистиках Байеса.

Yan и др. [116] использует интерпретацию метода «быстрой подгонки», хорошо описанного в [34]. Для уменьшения сопутствующих ошибок измерения локального градиента используется среднее значение интенсивности, основанное на градиенте. В работе Lin и др. [52] используется модификация метода сегментации на основании множества уровней. Информация о границах и областях подхода на основании множества уровней комбинируется для уровней пирамиды изображений в различном масштабе. В этом методе предполагается, что производится поиск только замкнутых контуров. В работе Qin и др. [87] используется комбинация метода преобразования разреженных матриц, используемого по принципу, предложенному в [5, 19], генетического алгоритма, который определяет веса компонент, полученных методом преобразования разреженных матриц, а также подхода на основании множества уровней.

Одной из основных проблем применения деформируемых моделей является скорость работы метода сегментации (построения контура). Так подход на основании АК предложен в работах [28-30], где проблема сегментации формулируется как совместная оптимизация двух функции, с учётом предзаданного профиля интенсивности. Первая функция рассчитывается на основании информации изображения, а вторая, описывает совпадение полученной формы контура с предварительно заданной формой. Авторы [28-30] получили хороший результат сегментации, однако не уточняют количество итераций, требуемых для совместной оптимизации предложенных ими функций. В работе Nillesen и др. [76] использует для улучшения качества сегментации первичную обработку ультразвукового изображения сердца адаптивными по среднеквадратичному отклонению фильтрами, разработанными и протестированными автором в [78]. Сегментация производится при помощи деформируемой модели 3-х связной сетки, описанной в [33, 77]. Интересный подход к АК предложен в работе Kovalski и др.[49]. Авторы упростили деформируемую модель за счёт перехода к полярной системе координат и ограничения движения точек контура. Таким образом, каждая точка деформируемой модели имеет только одну степень свободы, двигаясь к началу координат или от него. Такой подход накладывает определённые ограничения на форму объекта, которую он позволяет получить.

В работе Klingler и др. [48] используется интересный подход на основании усреднения набора последовательных изображений с последующим применением морфологических фильтров.

Искусственные нейронные сети часто используются для сегментации, основанной на областях [11, 91]. Binder и др. [11] используют двухслойную сеть, обучаемую по принципу обратного распространения ошибки на 369 экземплярах, размером 7x7 пикселей. На вход сети подаются статистические текстурные параметры, рассчитанные по матрицам смежности яркостей. Нейронная сеть определяет принадлежность фрагмента к изображению

тканей (279 тренировочных экземпляров) либо к изображению полости сердца (90 тренировочных экземпляров). Метод применяется к конечно-систолическим и конечно-диастолическим изображениям, по короткой окологрудинной оси. В работе Carneiro и др. [22] используются глубокие нейронные сети для точной сегментации левого предсердия.

В работе Харченко и др. [154] предложен метод выделения контуров на ультразвуковых изображениях сердца. Предложенный алгоритм обработки начинается со сглаживания изображения фильтром Гаусса 9×9 , нормализации полученного результата. Затем генерируется новое изображение следующим образом. По каждой точке нормализованного изображения вычисляется максимальная «полярная разность», определяемая как разность яркостей диаметрально противоположных пикселей на множестве направлений (вероятно, используется 8-ми соседство). Для полученных в результате значений опять вычисляется максимальная «полярная разность», и она вычитается из полученных на предыдущем шаге значений. Результат логарифмически масштабируется для возможности визуального восприятия. Эффективность работы предложенного авторами [154] алгоритма определяется на основании визуального сравнения с результатом работы эксперта. Алгоритм не даёт единого, точно определённого контура объекта, но делает границы сильных перепадов яркостей более заметными.

В задачах УЗ обработки изображений молочной железы так же, как и в задачах обработки УЗ изображений сердца, также применяются подходы на основании деформируемых моделей [23-26, 94] в различных вариациях и дополнениях. Например, в работе Chang и др. [23-25] используется алгоритм подавления шумов, описанный в [32], и использующий подход к сегментации «стикками» – короткими линиями. Затем Chang и др. [23-25] применяют активные контура на основании значения интенсивности и её дисперсии. Sahiner и др. [94] используют сегментацию активными контурами, основанными на 2-D и 3-D градиенте. Активные контура инициализируются экспертом-врачом вручную, затем с целью оценки доброкачественности

опухоли используется 72 параметра, которые рассчитываются в области выделенной границы по матрицам матриц смежности яркостей.

Также в задачах обработки ультразвуковых изображений раковых опухолей молочной железы применяются искусственные нейронные сети [27, 44]. Так, например, в работе Chen и др. [27] использует однослойную нейросеть, обучаемую по алгоритму обратного распространения ошибки. Исходными данными для сети были: дисперсия, контраст, распределение коэффициентов вейвлетов. В работе Huang и Chen [44] предложено совместное использование преимуществ классификации на основе нейронных сетей и метода сегментации водоразделами, с целью выделения контура опухоли молочной железы на УЗ изображении. Особенность метода в предварительной обработке изображения, позволяющей повысить эффективность работы алгоритма водоразделов за счёт правильного выбора маркеров. Авторы используют самоорганизующуюся нейросеть на основе текстур для выбора адаптивного фильтра из наперёд заданного множества фильтров (9 фильтров). В работе Othman и Tizhoosh [81] используют глубокие нейронные сети для текстурного анализа УЗИ молочной железы и метод SIFT (масштабно независимого преобразования) для определения точек интереса.

1.3.2 Обработка ультразвуковых изображений сосудов человека

Существуют различные подходы к обработке УЗ изображений сонных артерий человека [7, 13,114]. Акцент в данном случае делается на УЗ изображениях сонных артерий человека, однако, обработка УЗ сонных артерий и, например, сосудов брюшной полости аналогичны [90]. В работе Билинский и др. [130] предложен пространственный линейный фильтр повышения резкости. Маска фильтра заполнена 0 и 1, яркость результирующего пикселя равна среднему значению яркостей пикселей, отмеченных единицами. Заполнение маски осуществляется последующему

правилу: 1 отмечается пиксель, яркость которого выше яркости центрального пикселя при условии, что яркость центрального пикселя выше средней по маске, а также пиксель, яркость которого ниже яркости центрального пикселя при условии, что яркость центрального пикселя ниже средней по маске; 0 отмечаются пиксели в остальных случаях. Суть фильтра состоит в замене яркости текущего пикселя некоторым средним значением, которое больше или равно его яркости, в случае если он был ярче окружения, и наоборот, понижению или не изменению его яркости, в случае, если он был менее ярким, чем его окружение. Авторы выбирают при этом размер маски фильтра так, чтобы он был равен ширине «размытия» всех элементов изображения, в противном случае поставленная в [130] задача не будет решаться предложенным методом. Однако подобрать маску таким образом не всегда просто. Предложенная в [130] фильтрация рассматривается в монографии Билынский и Ратушный [136]. В монографии приводится расширенный сравнительный анализ результатов обработки изображений такими фильтрами как Канни, Собела с результатами обработки того же тестового изображения предложенным в [130] фильтром. В работе Ратушный и др. [151] решается вопрос выбора размерности маски весовых коэффициентов, в методе повышения резкости слабоконтрастных изображений, описанном в [130]. Для анализа зависимостей точности метода повышения резкости [130] от размера используемой в нём маски весовых коэффициентов использовалось искусственно сгенерированное, зашумлённое и размытое изображение. В результате экспериментов с масками различного размера в работе сделан вывод о том, что размер маски обязательно должен совпадать с шириной перепадов интенсивностей изображения. При выборе маски большего размера – выделенные контуры более скруглённые, нежели истинные, и охватывают большие площади. При выборе маски меньшего размера изображение становится зернистым, появляются ошибочные контура.

Другой алгоритмический подход к сегментации предложен в работе Билынский и др. [125], а именно предложен алгоритм пороговой обработки изображения, вычисляющий порог при помощи гистограммы специального вида, названной «трёхпиковой гистограммой точек пересечения исходного и сглаженного изображений». Сглаженное изображение получают из исходного при помощи применения фильтров Гаусса. Принцип выбора размера маски фильтра Гаусса не уточняется, так же не приводится формула получения множества точек пересечения исходного и сглаженного изображений, на основании которого строится трёхпиковая гистограмма. Пороговое значение яркости предложено устанавливать равным яркости, соответствующей максимальному значению среднего пика трёхпиковой гистограммы.

В работе Билынский и др. [132] производится поиск точек края объекта на основании полиномиальной интерполяции его границ на исходном и отфильтрованном гауссовым фильтром изображении. Краевой считается точка, в которой обе интерполяционные кривые пересекаются. Авторами не определяется общий принцип поиска точек кривых, используемых для построения полинома, размеров «меж пиксельного интервала» [132], а также случаи, когда выбранные кривые не пересекаются, либо пересекаются в нескольких точках. Отсюда можно сделать вывод о том, что точки должны выбираться таким образом, чтобы в выбранном промежутке не было резких колебаний яркости, вызванных шумом. В работе приведены численные примеры с использованием фильтров Гаусса различных размеров на кривых длиной от 5 до 20 пикселей. В монографии [133] приводится более подробное теоретическое описание предложенного в [132] метода, а также описываются сложности выбора параметров при экспериментальной апробации.

В работе Билынский и др. [126] авторы приводят работы [3,50,118,119], использующие анизотропные фильтры, и сложности применения анизотропных фильтров: установление начальных значений

порога для градиента и количества итеративных применений фильтра, а также следствий неоптимального выбора вышеуказанных параметров: недостаточное подавление шума либо потеря информации о краях деталей изображения. Упоминается вычислительная сложность диффузных методов в контексте понижения скорости работы алгоритма в зависимости от количества итераций. С целью выбора значений порога в работе [126] предложено использовать показатели относительного перепада яркости в локальном окне в глобальном значению по всему изображению. Число итераций определяется на основании предыдущей работы автора [132]. Следует отметить, что минимальный размер окна выбирается на основании работы Коо Ja. I. (1991). Такой подход не может обеспечить соответствие современным характеристикам оборудования. Численное тестирование предложенного в [126] метода проходит на изображении светло-серого круга на тёмно-сером фоне, зашумленного при помощи случайного шума типа соль-перец. Как показано в подробных исследованиях Loizou и др. [60], шумы на ультразвуковых медицинских изображениях не подчиняются нормальному распределению и не поддаются подобной имитации. Для данного примера в работе [126] отмечаются эффективная работа разработанного фильтра для изображения с уровнем шума 90% от уровня сигнала, в сравнении с фильтром анизотропной диффузии, использующим случайно выбранный порог и количество итераций.

При обработке УЗ изображений, фильтрации шумов уделяется немало внимания [55, 106]. Наиболее распространены фильтры Гаусса, например в [96]. Иногда, для уменьшения влияния шумов на результат работы алгоритмов, модификации фильтра Гаусса применяют не на первых стадиях обработки изображения [73]. Также популярными стали алгоритмы фильтрации шумов, предложенные в [60], и подробно описанные автором в [57]. Эти алгоритмы были предложены С. Loizou, исходя из анализа природы шумов на медицинских УЗ изображениях. Из большого количества разработанных и протестированных фильтров автором были отмечены, в

частности, медианные фильтры и группа фильтров, объединённых С. Loizou под названием lsmv [60]. В основу lsmv фильтров были положены фильтры Lee [51]. Предложенный впервые ещё в 1990 году С. Loizou фильтр lsmv вошел в его диссертацию [60] в 2005 году. До настоящего времени lsmv используется в практике [54] и описывается в многочисленных сборниках, посвященных обработке медицинских изображений. В 4 пункте приведены результаты экспериментального сравнения последовательности обработки С. Loizou и последовательностей обработки, предложенных в данной работе.

Подходы к бинаризации изображений не менее разнообразны, чем к очищению от шумов. Существует огромное множество алгоритмов преобразования гистограммы, адаптивных локальных и глобальных пороговых фильтров, основанных на различных статистиках и параметрах. В примерах С. Loizou [60] использовался пороговый фильтр Отсу. Также автор использовал морфологический фильтр дилатации, с целью устранения «узких впадин» значений яркости на изображении. В работе Molinari и др. [72] используют статистический подход к выделению просветов артерий. Авторы исходят из того, что яркости пикселей просвета характеризуются низкой средней интенсивностью и низким среднеквадратичным отклонением, яркости пикселей адвентиции характеризуются высокой средней интенсивностью и низким среднеквадратичным отклонением, оставшиеся пиксели должны иметь высокую среднюю интенсивность и высокое среднеквадратическое отклонение. Как результат, авторы получили двумерную гистограмму изображения сонной артерии. Для каждого пикселя рассматривалось окружение 10×10 по которому вычислялось среднее значение и среднеквадратичное отклонение. Среднее значение и среднеквадратичное отклонение были нормализованы от 0 до 1 и сгруппированы в 50 классов по интервалу 0.02. Авторы в классификации по значениям 2-х параметров отнесли: пиксели просвета артерии по среднему значению яркости – первому классу, а по значению среднеквадратичного отклонения – первому-седьмому классу. Таким образом, в работе

выполняется сегментация по порогу статистических величин. В прикладной задаче измеряется ширина интима-медия-адвентиция, т.е. работа выполняется только с изображениями артерий на начальных стадиях поражения атеросклерозом. В более ранних работах Molinari [71] также предложена система, которая производит измерение ширины интима-медия-адвентиция. К работам, решающим проблему сегментации артерий пациентов, находящихся на ранних стадиях заболевания, относится работа Hansen и др. [39]. Авторы используют подход на основе деформируемых моделей и статистики Байеса. В данном случае производился анализ поперечного УЗ изображения артерии. В работе Zahalka [120] предложена деформируемая модель, позволяющая сегментировать трёхмерное УЗ изображение сонных артерий. Модель тестировалась на УЗ изображениях, полученных при помощи специфических датчиков, позволяющих получать трёхмерное изображение достаточно хорошего качества. Исследования проводились на здоровых пациентах.

В книге Suri и др. [106] посвященной обработке медицинских изображений атеросклерозом отмечено, что авторы работы [106] не знают ни одной работы, позволяющей полностью автоматически сегментировать атеросклеротические бляшки. Авторы предлагают предварительно выделять контур по потоку крови и затем использовать деформируемые модели. Позитивные результаты тестировались на 35 изображениях. Упоминаются недостатки подхода в том, что отображаемый поток крови иногда прячет края тканей и не всегда заполняет площадь кровотока. Рассчитывается большое количество текстурных и статистических параметров по выделенным областям.

Некоторые авторы [79] выделяют 3 подхода в работах по обработке внутрисосудистых УЗ изображений: основанные на границах [15,46,47,101,103,108], основанные на статистиках [18,20,21,37] и прочие [16,80]. Работа Pardo и др. [83] основана на статистических деформируемых моделях. В работе Xin Yang [117] предложена система сегментации

атеросклеротической бляшки и просвета артерии по изображениям, полученным с трёхмерного датчика. В работе используются метод активных контуров и предварительной обработки, описанные в работах [84, 111, 119]. В работе Rocha и др. [93] производится определение русла артерии на УЗ снимке на основании значений градиента на «размытом» УЗ изображении.

Как и в случае сегментации УЗИ сердца, при сегментации УЗИ сонных артерий не редко применяются искусственные нейронные сети. Так, к примеру, в работе Santhiyakumari и др. [95] предложена система, осуществляющая измерение ширины интима-медия-адвентиция. Ядром системы является нейросеть.

Попытки фильтрации УЗ изображений с целью снижения шумов и сегментации предпринимаются уже давно, и результаты некоторых таких работ позволяют получить дополнительные сведения и выводить взаимосвязи некоторых статистических параметров УЗ изображений и диагноза пациента, а также устанавливать наиболее оптимальные настройки УЗ оборудования. Так в [56] проводится сравнение различных фильтров, позволяющих улучшить УЗ изображение путём снижения уровня шума. Результаты обработки изображения такими фильтрами как медианный, морфологические, основанные на преобразовании Фурье, оценивались двумя экспертами, а также на основании математических статистик. В статье [52] описывается возможность грубой сегментации изображения на основании применения пороговых и сглаживающих фильтров. Используются модификации основанного на Гауссовом фильтре метода активных контуров, винеровское оценивание, статистические фильтры.

В ещё одной работе Loizou и др.[61] производится сегментация на УЗ изображении слоёв тканей артерии с целью измерения их толщины. Эксперименты проводились на 100 УЗ продольных изображениях коронарной артерии, результаты компьютерных расчётов сравнивались с измерениями двух экспертов, и не было выявлено никаких значительных различий в компьютерной и экспертной оценке. Тестирование метода про-

водилось следующим образом. На каждом из изображений вручную выбиралась область, содержащая стенку артерии. Выделенная область подвергалась фильтрации с целью устранения шумов при помощи фильтров, описанных в [56], затем бинаризовалась, проводилась дилатация бинаризованного изображения по множеству 3×3 , устранялись границы в нижней части выделенной области, и строился контур с помощью В-сплайнов. В итоге были получены выделенные границы тканей. Также в [61] приведены статистические расчёты отклонений в компьютерной и экспертной оценке толщин тканей на различных УЗ изображениях артерии. Однако не было приведено результатов работы предложенного метода для менее "хороших" случаев УЗИ артерий, на которых нет такого чёткого различия в яркости слоёв артерии. Апробация метода только на УЗИ, отображающих начальную стадию заболевания, делает процесс сегментации возможным только для пациентов, не нуждающихся в оперативном вмешательстве (а подобных случаях рекомендовано терапевтическое лечение).

В работе Билынский и др. [129] предложен метод выделения контуров объектов на слабоконтрастных размытых изображениях. Обобщенно метод заключается в следующем. Два изображения одной сцены с различной степенью размытия вычитаются одно из другого. Точки полученного в результате вычитания «изображения», в которых знак будет меняться, считаются контурами объектов исходного изображения. Сравнительная оценка проводилась по среднеквадратичному отклонению и пиковому отношению сигнала к шуму. Зашумление и размытие тестовых изображений проводилось в программе Matlab, путём использования фильтра Гаусса и белого шума (по распределению Гаусса).

В работе Билынский и др. [127] предложена схематическая реализация детектора выделения контура расфокусированных изображений. Основной идеей работы является, как и в [129], является следующее. Два изображения одной сцены с различной степенью размытия вычитаются одно из другого. В

отличие от работы [129], в данной статье говорится о линейной интерполяции яркости изображения, однако в самом алгоритме, как и в [129], работа происходит с дискретными значениями. Точки полученного в результате вычитания «изображения», в которых знак будет меняться, считаются контурами объектов исходного изображения. Алгоритм был реализован на программных логических интегральных схемах (ПЛИС).

В работе Билынский и др. [131] сегментации ультразвуковых медицинских изображений на основе глобальной и локальных гистограмм. Изначально, предлагается установить 4 диапазона яркости, каждый из которых будет соответствовать определённым объектам на изображении: 1 – полости, заполненные водой; 2,3 – области средней эхогенности (в основном мышечные ткани, которые могут быть как гипо-, так и гиперэхогенными); твёрдые включения (кости, конкременты). Изображение предварительно поддаётся фильтрации, затем его гистограмма аппроксимируется. Не уточняется какой именно низкочастотной фильтрации поддаётся изображение, а также не уточняется метод аппроксимации гистограммы. Затем по некоторому принципу, который не уточняется, определяются локальные минимумы и устанавливаются пороговые значения для вышеуказанных 4-х диапазонов яркости. Затем изображение анализируется окном в 7×7 или 9×9 пикселей, для каждого из которых строятся локальные гистограммы. Из полученных гистограмм исключаются пиксели, количество которых в окне не превышает 5% всех пикселей окна. Затем производится расчёт количества локальных максимумов на полученных гистограммах. Если найдено более 1 локального максимума – точка-центр окна признаётся контуром, если локальный максимум 1 – точка-центр окна относится к тому типу объекта, к которому относится локальный максимум гистограммы её окна.

1.3.3 Использование эволюционных алгоритмов в задаче обработки УЗ изображений

Эволюционные алгоритмы, в целом, и алгоритмы генетического программирования (ГП), в частности, уже длительное время применяются для обработки изображений, распознавания и идентификации объектов [53]. методе предполагается, что производится поиск только замкнутых контуров. В работе Qin и др. [87] используется комбинация метода преобразования разреженных матриц и генетического алгоритма, а также подхода на основании множества уровней. В данной работе ГА определяет веса компонент, полученных методом преобразования разреженных матриц. В работе Mishra и др. [68] задача сегментации формулируется как проблема условной оптимизации, основанной на активных контурах. Генетический алгоритм был использован для решения задачи оптимизации АК применяется генетический алгоритм. В работе [41] предложен алгоритм ГП для получения эффективных пороговых детекторов при идентификации сигналов, который также применим в задачах обработки изображений и машинного зрения. В работе [85] ГП используется для разработки эффективных фильтров для усиления и выделения признаков или построения алгоритмов сегментации, основанных на классификации пикселей. Предложенные в [10] результаты показывают, что ГП является одним из способов синтеза сложных операторов, позволяющих распознавать объекты. Так же можно отметить, что в работах вышеупомянутых работах, предложены эволюционные алгоритмы, в которых вход и выход каждого узла структуры, представляющей собой особь, является числом. В работе [104] для генерации правил классификации шума/цели и идентификации объектов также используется алгоритм ГП, выделяющий зависимые признаки из множества заданных совокупностей признаков изображений. В работе [53] особь генетического алгоритма представлена в виде дерева, входными и выходными данными каждого узла особи (гена), является изображение, а сам

узел представляет собой простую операцию над изображением (например, попиксельное сложение или вычитание).

В работе [92] ГА используется с целью изучения составных операторов, используемых в задаче идентификации объектов. Предложенные в [92] результаты показывают, что ГА является одним из способов синтеза сложных операторов, позволяющих распознавать объекты. В работе [9] для генерации правил классификации шума/цели и правил идентификации объектов также используется алгоритм ГА. Алгоритм используется для выделения зависимых признаков, из множества наперёд заданных множеств признаков изображений. В [9, 92] алгоритм ГА используется для получения автоматических распознавателей объектов.

1.4 Постановка задачи исследования

Таким образом, необходимо разработать информационную технологию и на её основе реализовать автоматизированную систему сегментации УЗ изображений сонных артерий, позволяющую решить указанные выше проблемы.

Достижение поставленной цели требует решения следующих задач:

- исследовать существующие информационные технологии обработки УЗ изображений, в частности УЗ сонных артерий человека;
- исследовать особенности УЗ диагностики, характеристики УЗ изображений, в частности, УЗ изображений сонных артерий человека, которые влияют на точность сегментации изображений;
- разработать и реализовать метод, позволяющий автоматизировать процесс синтеза схем сегментации УЗ изображений;
- разработать и реализовать метод, позволяющий автоматически выбирать схемы сегментации для произвольного УЗ изображения сонной артерии человека, на основании его предварительной оценки по

автоматически рассчитываемым значениям параметров данного УЗ изображения;

– экспериментально исследовать разработанные методы на наборах реальных УЗ изображений сонных артерий пациентов, находящихся на разных, в том числе предоперационных, стадиях заболевания атеросклерозом;

– на базе предложенных методов и моделей разработать автоматизированную систему обработки УЗ изображений сонных артерий на основе эволюционных алгоритмов, которая позволяет повысить скорость и точность сегментации УЗ изображений сонных артерий человека на разных, в том числе сложных и опасных, предоперационных, стадиях атеросклеротического поражения артерий.

1.5 Выводы по разделу

1. Проведенный анализ показал, что системы обработки и сегментации УЗ изображений, в том числе УЗ сонных артерий, востребованы в научной и медицинской практике. Изученные информационные технологии обработки УЗ изображений не позволяют получать точные результаты сегментации УЗ изображений различных пациентов на опасных предоперационных стадиях заболевания атеросклерозом, поэтому является актуальной задача разработки информационной технологии и реализации на её основе системы, позволяющей производить точную сегментацию медицинских УЗ изображений со значительными отличиями в характеристиках.

2. На основе анализа особенностей получения УЗ изображений, а так же существующих подходов к обработке и сегментации медицинских УЗ изображений, было установлено, что шумы на УЗ изображениях, являются основной проблемой при решении задачи точной сегментации. Ввиду природы шумов на медицинских УЗИ невозможно их подавить полностью

техническими методами. Зависимость шумов от типа оборудования, особенность протекания заболевания атеросклерозом и индивидуальные особенности тканей пациента не позволяют применять одинаковые методы фильтрации шумов для всех УЗИ артерий пациентов, страдающих атеросклерозом.

3. Эволюция ультразвукового оборудования, в частности изменения физического материала и некоторых принципов работы датчиков, а также увеличение их разновидностей и особенностей, усложняет создание универсального метода сегментации медицинских УЗИ. В то же время на настоящий момент разработано и продолжает увеличиваться множество алгоритмов фильтрации и сегментации изображений, в том числе медицинских. Таким образом, является актуальной задача разработки модели гибкой системы, обеспечивающей использование множества современных алгоритмов обработки изображений, а также некоторого подхода к сужению рассматриваемого обширного множества алгоритмов обработки УЗИ и параметров, позволяющих обеспечить предварительную оценку УЗИ.

4. Установлено, что применение текстурных параметров, рассчитанных на основании матриц смежности яркостей и параметров Харалика, в задачах анализа характеристик УЗ изображений обусловлено их устойчивостью к глобальному изменению яркости и эффективностью работы с зашумлёнными изображениями.

5. Исследование существующих информационных технологий обработки УЗ изображений показало, что они не позволяют получать точные результаты сегментации медицинских УЗИ сонных артерий на сложных предоперационных стадиях заболевания, поэтому необходима разработка гибкой системы, которая точно сегментирует медицинские УЗИ со значительными отличиями в характеристиках и уменьшает субъективизм эксперта за счёт автоматизации схем сегментации изображений и рассмотрения большого количества комбинаций алгоритмов и параметров.

РАЗДЕЛ 2. РАЗРАБОТКА МОДЕЛЕЙ СИНТЕЗА СХЕМ ОБРАБОТКИ УЛЬТРАЗВУКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ЭВОЛЮЦИОННЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ

В данном разделе описан эволюционный подход к решению задачи обработки и сегментации ультразвуковых изображений сонных артерий человека. Представлены модификации существующих алгоритмов обработки изображений, позволяющие повысить точность полученных решений поставленной задачи. Описаны особенности задачи автоматического синтеза схем обработки и сегментации ультразвуковых изображений, а также разработана система, реализующая решение данной задачи.

2.1 Разработка автоматизированной системы обработки ультразвуковых изображений

Для решения задачи обработки УЗ изображений сонных артерий, в диссертационной работе была предложена система, обеспечивающая автоматическую генерацию и выбор метода сегментации УЗИ сонных артерий человека. Данная система, блок-схема которой представлена на рисунке 2.1, позволяет разделять плотные ткани и просвет артерий на УЗ изображении.

На вход система принимает некоторое УЗ изображение и осуществляет его классификацию на основании информации базы данных «Параметризованные схемы». В данном случае, отдельное УЗ изображение можно представить как точку в многомерном пространстве его параметров. Содержимое базы данных «Параметризованные схемы» есть ни что иное как набор подпространств многомерного пространства параметров изображений. Поступившее на вход системы изображение считается классифицированным при условии, что оно принадлежит некоторому подпространству, определённого в базе данных «Параметризованные

схемы». Если выборка, на основании которой осуществлялось построение базы данных «Параметризованные схемы» достаточно репрезентативна, то поступившее на вход системы изображение успешно пройдет классификацию.

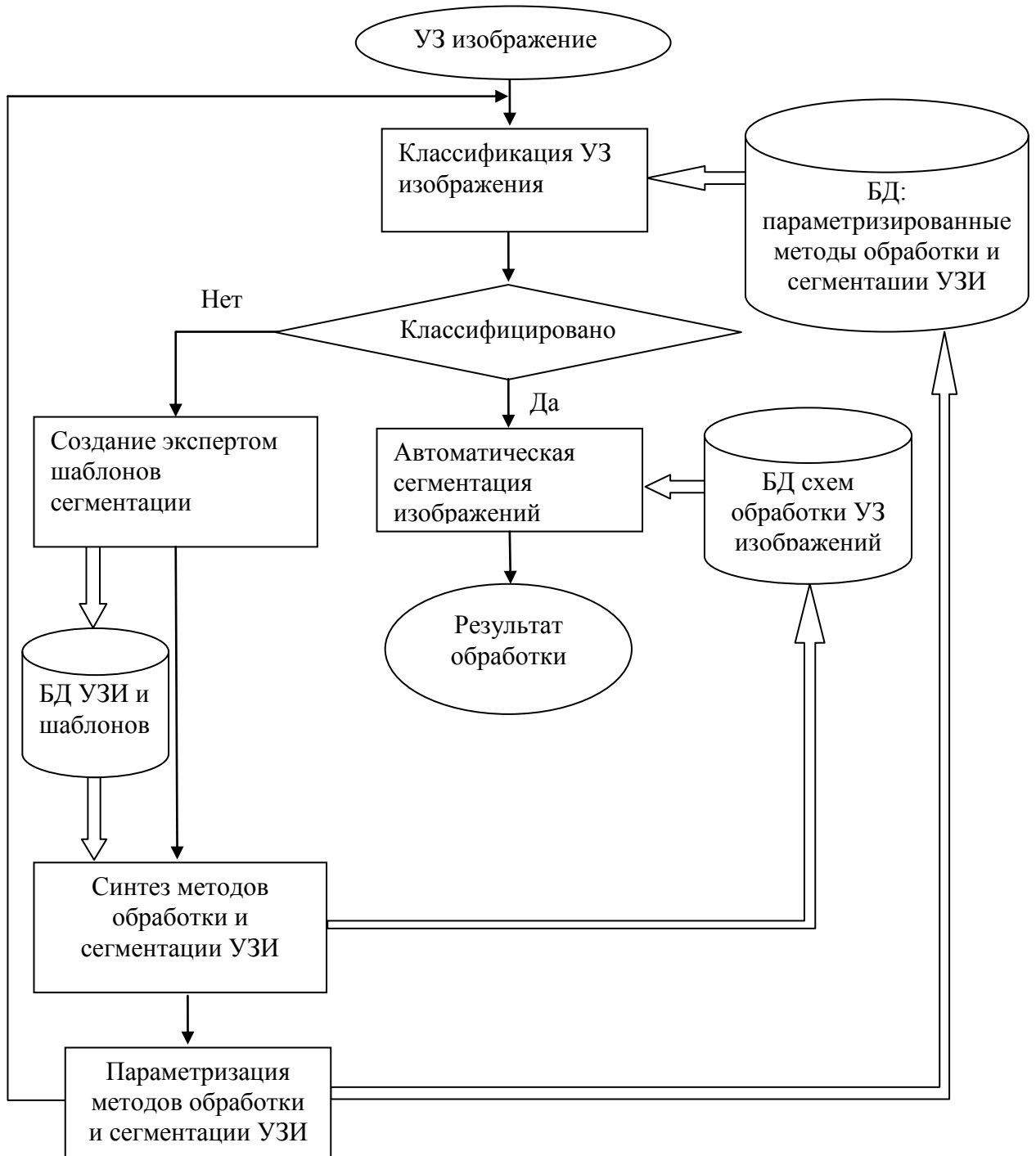


Рисунок 2.1 – Блок-схема автоматизированной системы обработки ультразвуковых изображений сонных артерий

Классифицированное изображение обрабатывается и сегментируется методом (схемой), автоматически выбираемым системой из базы данных «Схемы фильтрации». Результатом работы системы является сегментированное изображение. В случае, когда система не может классифицировать поступившее на вход изображение, система производит пополнение базы данных «Параметризированные схемы». При этом эксперту следует задать шаблон сегментации, т.е. желаемый результат сегментации текущего изображения и загрузить его в базу данных «УЗ изображений и шаблонов». После добавления нового изображения и шаблона, система автоматически дополнит базы данных «Схемы фильтрации» и «Параметризированные схемы».

Процесс первоначального заполнения баз данных, входящих в состав системы, можно описать следующим образом (рисунок 2.2).

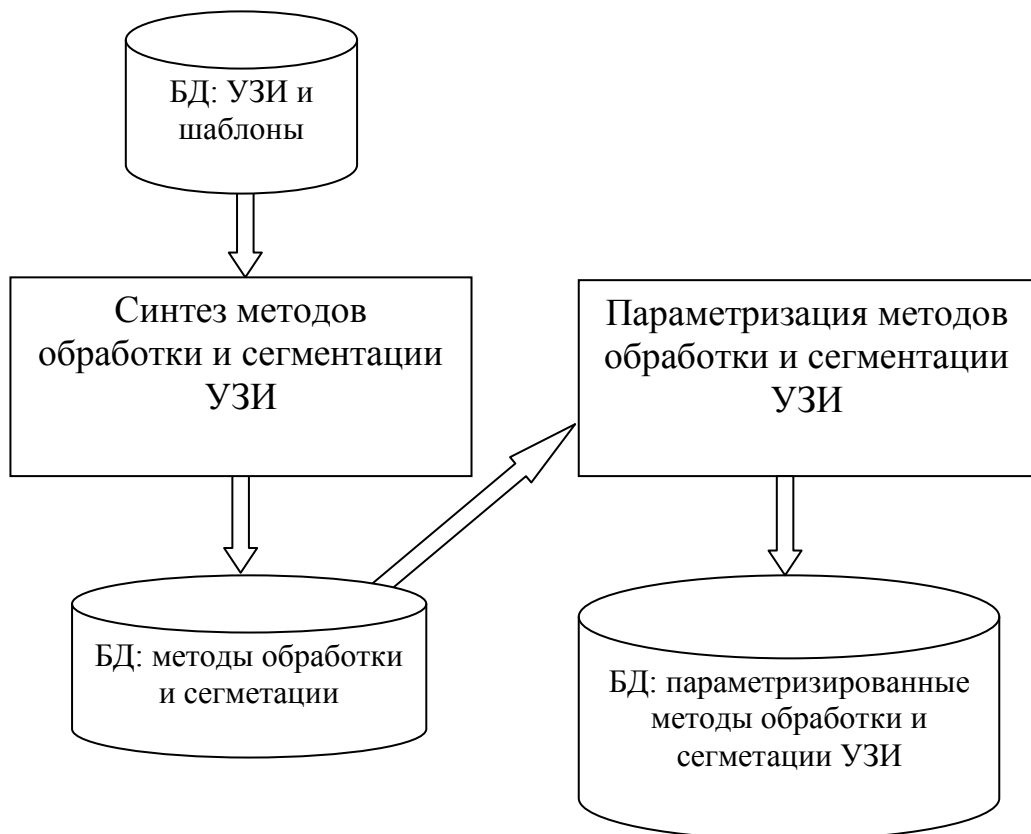


Рисунок 2.2 – Схема информационных потоков между блоками, заполняющими базы данных системы

Обозначим $J = \{j_1, j_2, \dots, j_h\}$ – множество УЗ изображений, помещённых в базу данных «БД: УЗИ и шаблоны» и $J' = \{j'_1, j'_2, \dots, j'_h\}$ – множество соответствующих УЗ изображениям шаблонов, также помещённых в «БД: УЗИ и шаблоны». Шаблоны создаются экспертом из исходных реальных УЗ изображений сонных артерий человека и представляют собой сегментированное (бинаризованное) изображение. Белым цветом заполняются области, соответствующие плотным (эхогенным) тканям. Черным цветом заполняются области, соответствующие полостям и тканям, обладающим очень низкой эхогенностью. Каждому изображению $j_l \in J$ соответствует шаблон $j'_l \in J'$, созданный из изображения j_l экспертом. Блок «Синтез методов обработки и сегментации УЗИ», используя информацию базы данных «УЗ изображений и шаблонов», генерирует $\bar{a} \in A'$ – методы (схемы) обработки и сегментации изображений. $\bar{a} = (a_1^j, a_2^k, \dots, a_m^l)$ – упорядоченная последовательность алгоритмов обработки изображений, где m – количество алгоритмов, используемых в текущей схеме обработки и сегментации изображений \bar{a} . Полученные в результате работы блока «Синтез методов обработки и сегментации УЗИ» методы обработки изображений A' сохраняются в базу данных «Схемы фильтрации». После этого, блок «Параметризация методов обработки и сегментации УЗИ» на основании содержимого базы данных «УЗ изображений и шаблонов» и «Схемы фильтрации» заполняет базу данных «Параметризованные схемы».

2.2 Применяемые алгоритмы обработки изображений

Для построения методов обработки и сегментации изображений $\bar{a} \in A'$, используются комбинации различных алгоритмов: линейные сглаживающие фильтры и фильтры низких частот, фильтры Собела и Превитта, Магг-Нилд्रेт (лапласиан-гауссианы); медианные фильтры, морфологические (эрозия, дилатация, открытие, закрытие). Алгоритмы преобразования

гистограммы: линейное растяжение, эквализация, приведение гистограммы. Простые и адаптивные пороговые локальные и глобальные фильтры. Фильтры Гаусса, а также фильтры различных частот, основанные на преобразовании Фурье. Всего в рассмотрение было взято более 50 наиболее эффективных и часто встречающихся фильтров и алгоритмов обработки изображений.

Пространственные фильтры. Результат линейной фильтрации изображения f , имеющего размеры $M \times N$, с помощью фильтра (матрицы, маски, шаблона)[36] размерами $m \times n$ задаётся формулой (2.1) [137]:

$$g(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t) f(x + s, y + t), \quad a = (m - 1) / 2, b = (n - 1) / 2, \quad (2.1)$$

$$x = \overline{0, M - 1}, \quad y = \overline{0, N - 1}$$

где $w(s, t)$ – коэффициенты матрицы (фильтра, маски, шаблона).

В данной работе в набор фильтров, используемых при построении схем сегментации, изначально были включены следующие линейные фильтры [123]:

1. Усредняющий фильтр. Результат использования простейшего линейного сглаживающего пространственного фильтра вычисляется в виде усреднённого значения пикселей окрестности, покрытой матрицей. Используются фильтры 3×3 и 5×5 .

2. Фильтры, возвращающие взвешенное среднее. Пиксели окрестности, покрываемой маской фильтра, вносят взвешенный вклад в результирующее значение (выход, отклик):

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 10 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 5 & 2 & 1 \\ 2 & 5 & 10 & 5 & 2 \\ 1 & 2 & 5 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 2 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}. \quad (2.2)$$

3. Фильтры, используемые для реализации простого и расширенного добавлением диагональных элементов дискретного лапласиана:

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}. \quad (2.3)$$

4. Составные фильтры, позволяющие получить сумму либо разность изображения обработанного по маске лапласиана с исходным. Применение таких фильтров (основанных на второй производной) позволяет подчеркнуть или уменьшить (в зависимости от знаков коэффициентов) разрывы уровней яркости на изображении, подавить области со слабым изменением яркости:

$$\begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -9 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -3 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}. \quad (2.4)$$

5. Фильтр, усиливающий высокие частоты, позволяющий в целом повысить яркость изображения:

$$\begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 6 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & -4 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}. \quad (2.5)$$

6. Операторы Собела и Превитта, позволяющие выделять контура: горизонтальные, вертикальные и наклонные.

7. Фильтр Marr-Hildreth (лапласиан гауссиана) – составной оператор, комбинация фильтров на основе фильтра Лапласа и Гаусса. В данном случае к результату обработки лапласианом гауссиана прибавляется яркость исходного изображения:

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ -1 & -2 & 17 & -2 & -1 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \end{pmatrix}. \quad (2.6)$$

В набор алгоритмов обработки изображений, используемых при построении схем сегментации, также изначально были включены медианные фильтры (Median), т.к. такие фильтры хорошо очищают изображения от импульсных шумов [123].

Градационные методы обработки изображений. В данной работе используются следующие градационные методы обработки изображений: линейное растяжение текущего диапазона яркостей пикселей на весь допустимый интервал яркости; глобальное пороговое преобразование (по порогу равному половине диапазона яркости всего изображения), локальное пороговое преобразование, адаптивное пороговое преобразование, пороговое преобразование Отсу; выравнивание (эквализация) гистограммы; а также приведение гистограммы к заданному виду.

Функция $h(r_k) = n_k$, где r_k – k -ый уровень яркости (от минимальной до максимальной яркости пикселей изображения $[0, (L - 1)]$), n_k – число пикселей текущего цифрового изображения, имеющих яркость r_k называется гистограммой данного изображения. Для цифрового изображения функция $h(r_k) = n_k$ дискретна.

Нормализация гистограммы производится для вероятностной оценки яркостей пикселей изображения. Для этого значение, которое принимает гистограмма для каждого уровня яркости, делится на размер изображения. $p(r_k) = n_k/n$ – значения гистограммы для каждого уровня яркости после нормализации, где $k = 0, 1, 2, \dots, L-1$, n – общее число пикселей изображения. Т.о. $p(r_k)$ – это оценка вероятности, что яркость случайно выбранного пикселя будет иметь значение r_k . Сумма нормализованной гистограммы в данном случае равна единице. В дискретном виде функцию распределения случайной величины записывают следующим образом:

$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n}, k = 0, 1, 2, \dots, L-1. \quad (2.7)$$

Алгоритм порогового преобразование Отсу (Otsu) использует данные о вероятностях появления пикселя со значением яркости r_k (2.7) для определения значения порога преобразования. Целью алгоритма является разделение пикселей изображения на 2 класса с наименьшей возможной внутриклассовой дисперсией (2.8). Это равносильно максимизации дисперсии между классами (2.15) [82].

$$\sigma_w^2 = \omega_0 \sigma_0^2 + \omega_1 \sigma_1^2, \quad (2.8)$$

где ω_0 – вероятность попадания пикселя в класс C_0 , которая рассчитывается по формуле (2.9), σ_0^2 – дисперсия класса пикселей C_0 , которая рассчитывается по формуле (2.10), ω_1 – вероятность попадания пикселя в класс C_1 , которая рассчитывается по формуле (2.11), σ_1^2 – дисперсия класса пикселей C_1 , которая рассчитывается по формуле (2.12):

$$\omega_0 = \Pr(C_0) = \sum_{i=1}^k p_i = \omega(k), \quad (2.9)$$

$$\sigma_0^2 = \sum_{i=1}^k (i - \mu_0)^2 \Pr(i | C_0) = \sum_{i=1}^k (i - \mu_0)^2 p_i / \omega_0, \quad (2.10)$$

где μ_0 – первый момент случайной величины для первого класса C_0 , которая рассчитывается по формуле:

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^k i \Pr(i | C_0) = \sum_{i=1}^k i p_i / \omega_0 = \mu(k) / \omega(k), \quad \mu(k) = \sum_{i=1}^k i p_i, \quad (2.11)$$

$$\omega_1 = \Pr(C_1) = \sum_{i=k+1}^L p_i = 1 - \omega(k), \quad (2.12)$$

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=k+1}^L (i - \mu_1)^2 \Pr(i | C_1) = \sum_{i=k+1}^L (i - \mu_1)^2 p_i / \omega_1, \quad (2.13)$$

где μ_1 – первый момент случайной величины для второго класса C_1 , которая рассчитывается по формуле:

$$\mu_1 = \sum_{i=k+1}^L i \Pr(i | C_1) = \sum_{i=k+1}^L i p_i / \omega_1 = \frac{\mu_T - \mu(k)}{1 - \omega(k)}, \quad (2.14)$$

где μ_T – общее математическое ожидание ярости пикселя по всему изображению.

С целью уменьшения количества операций в алгоритме используется формула для определения межклассовой дисперсии (2.15):

$$\sigma_B^2 = \omega_0 (\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1 (\mu_1 - \mu_T)^2 = \omega_0 \omega_1 (\mu_1 - \mu_0)^2. \quad (2.15)$$

Реализация алгоритма Отсу имеет вид последовательного перебора всех возможных значений порога и расчёт межклассовой дисперсии для текущего значения порога. Выбирается порог с наибольшим значением межклассовой дисперсии σ_B^2 . Затем все пиксели, яркости которых меньше либо равны порогу становятся чёрными (минимально возможная яркость 0), а остальные – белыми (максимально возможная яркость 255).

Если задать значение s_k не в соответствии с формулой (2.7), а так как определяет формула (2.16), тогда при помощи алгоритма выравнивания гистограммы [8] можем заменить яркости пикселей r_k соответствующими им s_k .

$$s_k = T(r_k) = (L - 1) \sum_{j=0}^k p_r(r_j) = \frac{(L - 1)}{MN} \sum_{j=0}^k n_j, k = 0, 1, 2, \dots, L - 1. \quad (2.16)$$

Выходное изображение получаем попиксельно, переводя значение яркости из r_k в s_k . Преобразование, заданное формулой (2.16), называется эквализацией (выравниванием, линейризацией) гистограммы. Таким образом производится расширение диапазона яркостей гистограммы исходного изображения, которое позволяет повысить различимость деталей исходного изображения. При использовании алгоритма выравнивания гистограммы практически не происходит потери информации о изображении, однако зачастую повышается качество его восприятия и обработки. Изначально этот метод также был добавлен в множество алгоритмов обработки изображений, используемое разработанной в диссертации системой. Тем не менее, в результате тестирования разработанной системы синтеза схем сегментации, алгоритм выравнивания гистограммы был исключен из рассмотрения из-за редкой применимости в схемах точной сегментации изображений, в отличие от алгоритма приведения гистограммы, который позволяет получить изображение с заданной формой гистограммы (рисунок 2.3).

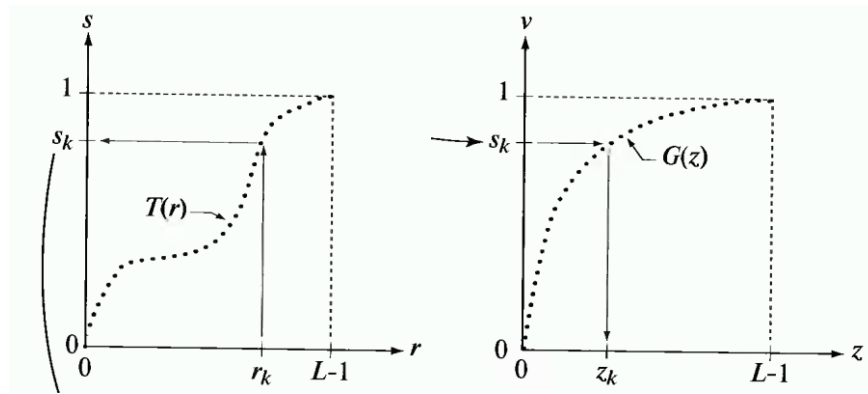


Рисунок 2.3 – Визуальное представление метода приведения гистограммы [137]

Алгоритм приведения гистограммы одного изображения к гистограмме другого изображения состоит в следующем:

1) строится гистограмма первого и второго изображений, с помощью формул (2.16) и (2.17) вычислить: значения s_k для всех яркостей пикселей первого изображения r_k и значения v_k для всех яркостей пикселей второго изображения z_k :

$$v_k = T(z_k) = \sum_{j=0}^k p_z(z_j) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n}, k = 0, 1, 2, \dots, L-1; \quad (2.17)$$

2) используя значения r_k, s_k, v_k, z_k последовательно поставить в соответствие каждому r_k , значение z_k такое, что $s_k = v_k$, для всех $k = 0, 1, 2, \dots, L-1$.

3) по пикселям исходного (начального) изображения, для каждого значение яркости r_k , получаем на результирующем (приведенном) изображении пиксель, значение яркости которого $z_k(L-1)$.

В данной работе предложено осуществлять приведение гистограммы к форме, полученной посредством аппроксимации распределений яркостей пикселей различных легко бинаризуемых изображений (Рис. 2.4).

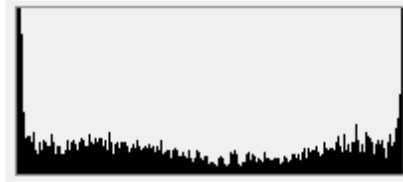


Рисунок 2.4 – Гистограмма изображения, хорошо поддающегося бинаризации

Для обобщения формы гистограмм были выбраны кривые Джонсона [140]. На основании серии экспериментов было установлено, что кривые Джонсона могут применяться с целью построения функций, аппроксимирующих гистограммы всех тестируемых изображений. Кроме того, кривые Джонсона, аппроксимирующие гистограммы всех тестируемых изображений, принадлежат одному и тому же классу кривых Джонсона.

Проверка применимости предложенного подхода выполняется на основании оценок значений третьего и четвёртого моментов, рассчитываемых по формулам (2.18) и (2.19) соответственно:

$$\alpha_3 = \frac{1}{\eta s^3} \sum_1^n (x_i - \bar{x})^3, \quad (2.18)$$

$$\alpha_4 = \frac{1}{\eta s^4} \sum_1^n (x_i - \bar{x})^4, \quad (2.19)$$

где s – коэффициент, который рассчитывается по формуле (2.20):

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_1^n (x_i - \bar{x})^2. \quad (2.20)$$

Если выполнено условие (2.21), то кривые Джонсона неприменимы:

$$\alpha_4 < 1 + \alpha_3. \quad (2.21)$$

Условие (2.21) не выполнялось для всех рассмотренных в процессе выполнения диссертационной работы изображений. Распределение относится к классу S_b кривых Джонсона, если выполняется следующее условие:

$$\alpha_4 < 3(1 + 0,641\alpha_3^2). \quad (2.22)$$

Кривая, аппроксимирующая распределения яркостей пикселей различных легко бинаризуемых изображений, задаётся следующей формулой:

$$f(x) = \frac{\eta}{\sqrt{2\pi}} \frac{\lambda}{(x-\varepsilon)(\lambda-x+\varepsilon)} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\gamma + \eta \ln\left(\frac{x-\varepsilon}{\lambda-x+\varepsilon}\right)\right]^2\right\}, \quad (2.23)$$

$$\varepsilon \leq x \leq \lambda + \varepsilon,$$

$$\eta = \frac{(u_{1-\alpha} - u_\alpha)}{\ln \frac{(x_{1-\alpha} - \varepsilon)(\varepsilon + \lambda - x_\alpha)}{(x_\alpha - \alpha)(\varepsilon + \lambda - x_{1-\alpha})}}, \quad (2.24)$$

$$\gamma = u_{1-\alpha} - \eta \ln\left(\frac{x_{1-\alpha} - \varepsilon}{\varepsilon + \lambda - x_{1-\alpha}}\right), \quad (2.25)$$

где x – значение яркости пикселя, ε – нижняя граница диапазона изменения случайной величины (яркость пикселя), λ – ширина диапазона изменения случайной величины (яркость пикселя), u_α – α -квантиль стандартного нормального распределения, $x_{1-\alpha}$ – эмпирическая квантиль $[\alpha(n+1)]$ -й упорядоченный член выборки $x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n$ [137,140,153]. Для расчётов эмпирически было выбрано значение $\alpha = 0.05$.

Кривая, рассчитанная на основании эмпирических данных по формуле (2.23), имеет вид, показанный на Рис. 2.5а.

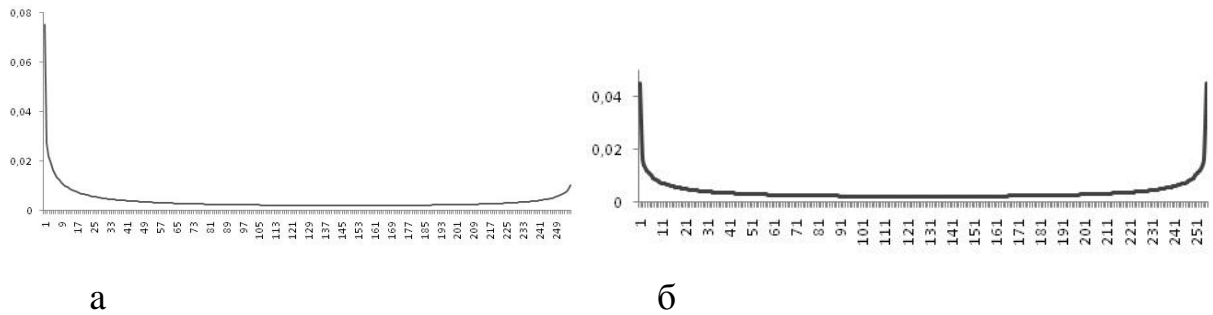


Рисунок 2.5 – Фрагмент кривой Джонсона класса S_b (а – по распределению рис. 2.4; б – для $\gamma = 0$)

Данный алгоритм обработки изображений показал свою эффективность при тестировании на УЗ изображениях сонных артерий и часто включался разработанной системой в синтезированные точные схемы сегментации УЗ изображений.

Морфологическая обработка изображений. Большая часть морфологических алгоритмов обработки изображений использует операции эрозии и дилатации. Операция дилатации определяется формулой (2.26):

$$(f \oplus B)(x, y) = \sup\{f(s, t) : (s, t) \in B_a\}, \quad (2.26)$$

где $f(x, y)$ – исходная функция (изображение), B – множество, по которому осуществляется операция дилатации, $a = (x, y)$ – вектор, задающий смещение множества B .

Дилатация по [99] сглаживает пики на функции яркости изображения, поднимает общую яркость неоднородных частей изображения.

Операция эрозии определяется формулой (2.27):

$$(f \otimes B)(x, y) = \inf\{f(s, t) : (s, t) \in B_a\}, a = (x, y), \quad (2.27)$$

где $f(x, y)$ – исходная функция (изображение), B – множество, по которому осуществляется операция эрозии, a – вектор, задающий смещение множества B .

Эрозия [99] сглаживает впадины на функции яркости изображения, понижает общую яркость неоднородных частей изображения. Графическое представление принципа работы операций эрозии и дилатации для функции одной переменной представлены на рисунке 2.6.

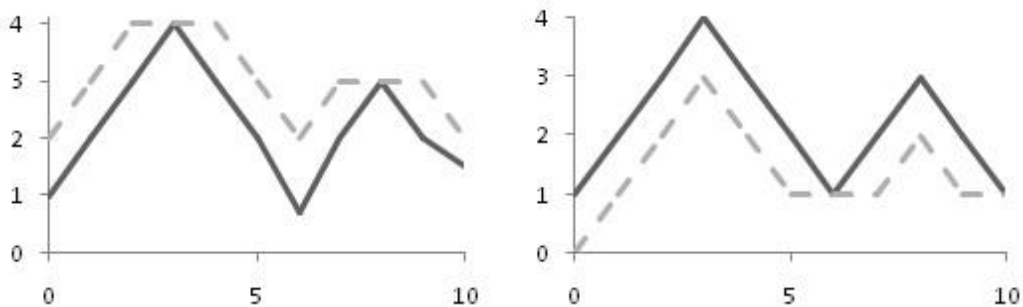


Рисунок 2.6 Графическое представление принципа работы операции эрозии и дилатации в плоскости $y=0$

Последовательное применение приведённых выше морфологических фильтров называется операциями открытия и закрытия, и осуществляется по формулам (2.28) и (2.29) соответственно:

$$(f \circ B)(x, y) = ((f \otimes B)(x, y) \oplus B)(x, y), \quad (2.28)$$

$$(f \bullet B)(x, y) = ((f \oplus B)(x, y) \otimes B)(x, y), \quad (2.29)$$

где $f(x, y)$ – исходная функция (изображение), B – множество, по которому осуществляется операции эрозии и дилатации.

Закрытие сглаживает мелкие "впадины" яркости и линии контура на изображении. Открытие убирает небольшие пики и сглаживает линии контура на изображении [99]. В набор алгоритмов обработки изображений, используемых при построении схем сегментации, также изначально были

включены морфологические фильтры эрозии, дилатации, открытия и закрытия по множествам 3×3 и 5×5 .

Частотные фильтры. В данной работе под фильтрами в частотной области понимаются фильтры, работа которых основана на преобразовании Фурье в классическом понимании [138]. В случае преобразования цифрового изображения, т.е. двумерной дискретной функции, из пространственной области определения в частотную область определения, применяется прямое дискретное Фурье-преобразование функции $f(x, y)$ (изображения) размерами $M \times N$, которое задается равенством [137]:

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-i2\pi(ux/M + vy/N)}. \quad (2.30)$$

Выражение (2.30) рассчитывается для всех $u = 0, 1, 2, \dots, M-1$ и $v = 0, 1, 2, \dots, N-1$. Переменные u и v являются частотными переменными, переменные x и y – пространственными переменными. Сущность фильтрации в частотной области заключается в изменении, обычно обнулении, значений функции $F(u, v)$ на определённых частотах. Зачастую очень сложно выделить чёткое соответствие между определёнными объектами изображения и частотного представления. За исключением некоторых тривиальных случаев, общих закономерностей. Так, низкие частоты соответствуют медленным перепадам яркостей, а значит это могут быть гладкие предметы, области не зашумлённого фона и т.д. Достаточно контрастные линии, контура, шумы в свою очередь соответствуют высоким частотам. Подавляющий высокие частоты фильтр, пропускающий низкие частоты, называется низкочастотным фильтром. Подавляющий низкие частоты фильтр, пропускающий высокие частоты, называется высокочастотным фильтром. Следовательно, для удаления шумов рационально использовать низкочастотную фильтрацию, однако возможна потеря информации в виде контуров, мелких объектов и т.д.. Удаление

низких частот повышает относительный контраст контуров и мелких деталей изображения, а также шумов. После изменения значений функции $F(u, v)$, заключающихся в подавлении или усилении тех или иных частот, рассчитываются новые значения функции $f(x, y)$ при помощи обратного преобразования Фурье [137]:

$$f(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) e^{-i2\pi(ux/M + vy/N)}, \quad x = \overline{0, M-1}, y = \overline{0, N-1}. \quad (2.31)$$

В работе используются несколько свойств частотной области, перечисленных ниже. Например, из формулы (2.30), значение преобразования в точке $(u, v) = (0, 0)$ равно [137]:

$$F(0, 0) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y). \quad (2.32)$$

Самая низкая частота изображения в точке $(u, v) = (0, 0)$ соответствует средней яркости пикселей всего изображения. При фильтрации одним из ключевых моментов является выбор «фильтрационного», порогового расстояния от точки $(u, v) = (0, 0)$, которое определяет, какую часть частот удалит фильтр с изображения.

В данной работе рассматривалось использование в частотной области различных фильтров, в том числе так называемого «фильтра пробки» $H(u, v)$:

$$H(u, v) = \begin{cases} 0, & \text{при } (u, v) = (M/2, N/2) \\ 1, & \text{в другом случае} \end{cases}. \quad (2.33)$$

Идеальный низкочастотный фильтр (ИФНЧ):

$$H(u, v) = \begin{cases} 0, & \text{при } D(u, v) \leq D_0, \\ 1, & \text{при } D(u, v) > D_0, \end{cases} D_0 \geq 0, \quad (2.34)$$

$$D(u, v) = \left[(u - M/2)^2 + (v - N/2)^2 \right]^{1/2}, \quad (2.35)$$

где D_0 – частота, задающая порог, $D(u, v)$ – диапазон между центром симметрии фурье-образа [137] и точкой (u, v) .

Определяется передаточная функции фильтра низких частот Баттерворта (ФНЧБ) формулой:

$$H(u, v) = \frac{1}{1 + [D(u, v)/D_0]^{2n}}, \quad (2.36)$$

где n – порядок фильтра, D_0 – пороговая частота, $D(u, v)$ – диапазон между центром симметрии фурье-образа и точкой (u, v) . (2.35) [137].

Основное отличие ИФНЧ и ФНЧБ состоит в форме передаточной функции, которая у ФНЧБ не имеет разрыва, т.е. ФНЧБ является фильтром с гладкой передаточной функцией, а от формы передаточной функции зависит влияние эффекта Гиббса на результат обработки.

В работе так же рассматриваются фильтры низких частот Гаусса (ФНЧГ) в двумерном виде:

$$H(u, v) = e^{-D^2(u, v)/2\sigma^2}, \quad (2.37)$$

где σ – ширина кривой Гаусса. Преобразование Фурье функции Гаусса также является функцией Гаусса, и наоборот. Следовательно, после обратного преобразования результирующая функция не будет содержать «помех» в виде концентрических колец (эффект Гиббса).

В данной работе использовались ФНЧГ по различным порогам (5, 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50, 80, 100), наиболее распространённые пороги $D_0 = 10, D_0 = 20, D_0 = 40, D_0 = 100$, представленными на на Рисунке 2.7.

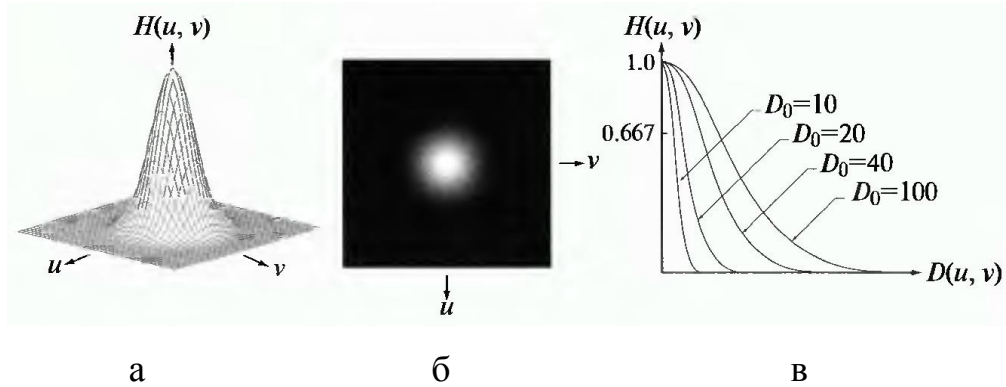


Рисунок 2.7 – (а) Перспективное изображение передаточной функции ФНЧГ. (б) Полутонное изображение фильтра. (в) Радиальные профили фильтров для различных значений D_0 [137]

Если сравнивать между собой вышеописанные гладкие фильтры, то ФНЧГ дает меньшее по сравнению с ФНЧБ того же порядка сглаживание при одинаковом значении частоты порога, т.к. ФНЧГ имеет более плавный профиль относительно ФНЧБ. Не смотря на то, что результаты фильтрации изображения ФНЧГ и ФНЧБ сопоставимы, применение ФНЧГ гарантирует отсутствие эффекта Гиббса. Изначально предполагалось, что в работе будет использоваться только ФНЧГ, т.к. наличие дополнительного шума (артефакта) в виде эффекта Гиббса может ухудшить качество последующей сегментации. Однако при необходимости повышения точности переходной зоны от низких частот к высоким вблизи пороговой частоты, использование ФНЧБ оказывается более предпочтительным. Таким образом, выбор того или иного фильтра не является очевидным и выясняет зачастую опытным путём, что и было реализовано с целью получения точного (менее субъективного) решения.

Иногда передаточную функцию высокочастотных и низкочастотных фильтров можно взаимно выразить в соответствии с формулой (2.38), если.

эти фильтры используются для выполнения фильтрационных операций по «одному порогу»:

$$H_{lf}(u, v) = 1 - H_{hf}(u, v), \quad (2.38)$$

где $H_{lf}(u, v)$ – передаточная функция низкочастотного фильтра, $H_{hf}(u, v)$ – передаточная функция соответствующего высокочастотного фильтра.

2.3 Разработка подхода к решению задачи синтеза схем фильтрации требующего модификации ГА

Обозначим a – один из алгоритмов обработки изображения описанных ранее в пункте 2.2.

Обозначим множество различных алгоритмов обработки изображений $A = \{a^1, \dots, a^n\}$, где $n = |A|$ – общее число всех рассматриваемых алгоритмов обработки изображений, а a^p – некоторый алгоритм обработки изображения, $p = \overline{1, n}$. Разработанный эволюционный алгоритм должен находить некоторое упорядоченное множество алгоритмов обработки изображения \bar{a} , последовательное применение которых позволит получить сегментированное изображение. $\bar{a} = (a_1^j, a_2^k, \dots, a_m^l)$ – упорядоченная последовательность алгоритмов из множества A , где m – количество алгоритмов, используемых в текущей последовательности сегментации изображений. В общем случае m может принимать любые положительные целые значения. При этом любой алгоритм a_d^p из множества A в векторе $\bar{a} = (a_1^y, a_2^k, \dots, a_d^p, \dots, a_m^l)$ может стоять на любом месте d от 1 до m и повторяться любое число раз i от 1 до m . Верхний индекс алгоритма в записи $\bar{a} = (a_1^y, a_2^k, \dots, a_d^p, \dots, a_m^l)$ определяет его номер в множестве $A = \{a^1, \dots, a^n\}$, $a_d^p \in A, p = \overline{1, n}$.

Результатом обработки некоторого изображения j последовательностью $\bar{a} = (a_1^y, a_2^k, \dots, a_d^p, \dots, a_m^l)$ является изображение $j_{\bar{a}}^{-(m)}$. Обработку изображения j последовательностью $\bar{a} = (a_1^y, a_2^k, \dots, a_d^p, \dots, a_m^l)$ можно описать следующим образом. Изображение j обрабатывается алгоритмом a_1^y , получаем изображение $j_{a_1^y}^{-(1)}$, затем изображение $j_{a_1^y}^{-(1)}$ обрабатывается последовательностью a_2^k , получаем изображение $j_{a_2^k}^{-(2)}$ и так далее. Изображение $j_{a_{d-1}^p}^{-(d-1)}$ обрабатывается последовательностью a_d^p , а изображение $j_{a_{m-1}^l}^{-(m-1)}$ обрабатывается последовательностью a_m^l , результатом обработки изображения $j_{a_{m-1}^l}^{-(m-1)}$ алгоритмом a_m^l является изображение $j_{a_m^l}^{-(m)}$. В данном случае, $\bar{a}^{-(d)}$ означает часть последовательности $\bar{a} = (a_1^y, a_2^k, \dots, a_d^p, \dots, a_m^l)$, содержащую первые d элементов \bar{a} , т.е. $\bar{a}^{-(d)} = (a_1^y, a_2^k, \dots, a_d^p)$.

Генетический алгоритм (ГА) должен осуществлять автоматическое построение последовательностей обработки изображений \bar{a} из некоторых наперед заданных фильтров и алгоритмов $A = \{a^1, \dots, a^n\}$. Такой подход предложен с целью ускорить процесс конструирования и проверки новых методов обработки и сегментации изображений, а также в некоторой степени устранить субъективность подхода автора [123].

Проверка некоторой последовательности \bar{a} осуществляется на основании попиксельного сравнения изображения $j_{\bar{a}}^{-(m)}$ (результата обработки изображения j последовательностью \bar{a}) с шаблоном j' . При этом используется множество $J = \{j_1, j_2, \dots, j_h\}$ изображений и множество соответствующих им шаблонов $J' = \{j'_1, j'_2, \dots, j'_h\}$, подготовленных экспертом. $J' = \{j'_1, j'_2, \dots, j'_h\}$ представляет собой множество реальных ультразвуковых изображений сонных артерий человека J , сегментированных экспертом вручную. В множестве J представлены УЗИ пациентов, которые находятся на

различных стадиях заболевания атеросклерозом и пораженные участки артерий имеют различные особенности. Таким образом, каждому изображению $j_l \in J$ соответствует шаблон $j'_l \in J'$, созданный из изображения j_l экспертом.

На основе анализа существующих модификаций генетических алгоритмов [41, 68, 85, 87, 92, 104], а также с учётом описанных в первой главе диссертации особенностей прикладной области [1, 59, 112], в настоящем параграфе был разработан ГА и определена его модификация, учитывающая особенности задачи синтеза схем фильтрации.

Особь популяции ГА $\bar{a} = (a_1^j, a_2^k, \dots, a_m^l)$ – это упорядоченный набор алгоритмов обработки изображения, входящих в множество $A = \{a^1, \dots, a^n\}$. Алгоритмы обработки изображений a_d^p выбираются ГА из наперёд заданного множества A , они могут использоваться в любом месте последовательности неоднократно. Результат обработки изображения j особью $\bar{a} = (a_1^j, a_2^k, \dots, a_m^l)$ – изображение $j_{\bar{a}}^{(m)}$, попиксельно сравнивается с заранее определённым экспертом шаблоном j' и на основании сравнения рассчитывается значение фитнес функции решения.

Последовательность работы разработанного генетического алгоритма представима следующим образом [69, 152, 145]:

0. случайным образом сгенерировать популяцию G размера M
1. выполнить отбор родительских особей (оператор селекции)
2. применить оператор кроссинговера к родительским особям
3. применить оператор редукции (сокращение размера популяции до исходного)
4. применить оператор мутации
5. перейти к шагу 1, если количество поколений меньше N , иначе Выход.

Рассмотрим «вклад» различных модификаций вышеописанных этапов, применительно к задаче поиска эффективных, с точки зрения сегментации, последовательностей функций обработки изображений.

В терминах генетического программирования, пространство поиска - это пространство, из которого выбираются особи популяций, а "хорошие" точки - это особи со сравнительно большим фитнесом. Каждая особь представляет собой ациклический граф, узлами которого являются алгоритмы обработки изображений (Рисунок 2.8).



Рисунок 2.8 –Графическое представление особи популяции

При разработке эволюционного алгоритма поиска необходимо: задать фитнес функцию; определить набор используемых фильтров; выбрать изображения и соответствующие им шаблоны; определить структуру самого алгоритма, обеспечивающую его устойчивую работу. Под устойчивостью в данном случае понимается нахождение максимально эффективных цепочек при каждом запуске. Кроме того, генетический алгоритм был предложен как альтернатива разработки «вручную» методов сегментации УЗ изображений. Т.е. ГА должен подражать поведению человека, при выборе тех или иных комбинаций алгоритмов подавления шумов и повышении качества изображения, а также алгоритмов его порогового преобразования, сегментации.

Предположим, что на некотором этапе разработки \bar{a} – метода сегментации УЗ изображений, мы выбрали $\bar{a} = (a_1^y, a_2^k, \dots, a_d^p, \dots, a_m^l)$. Затем производится проверка качества работы полученного метода на реальных УЗ изображениях сонных артерий. В процессе этой проверки производится обработка изображения j разработанным методом $\bar{a} = (a_1^y, a_2^k, \dots, a_d^p, \dots, a_m^l)$: j

обрабатывается алгоритмом a_1^y , получаем изображение $j_{-a}^{(1)}$, затем изображение $j_{-a}^{(1)}$ обрабатывается алгоритмом a_2^k , получаем изображение $j_{-a}^{(2)}$ и так далее, $j_{-a}^{(d-1)}$ обрабатывается последовательностью a_d^p , а изображение $j_{-a}^{(m-1)}$ обрабатывается последовательностью a_m^l . Результатом обработки изображения j последовательностью $\bar{a} = (a_1^y, a_2^k, \dots, a_d^p, \dots, a_m^l)$ является изображение $j_{-a}^{(m)}$.

В данном случае, $\bar{a}^{-(d)}$ – это часть последовательности $\bar{a} = (a_1^y, a_2^k, \dots, a_d^p, \dots, a_m^l)$, содержащая первые d элементов \bar{a} , т.е. $\bar{a}^{-(d)} = (a_1^y, a_2^k, \dots, a_d^p)$. Результат обработки изображения j методом \bar{a} визуально или попиксельно сравнивается с заранее определённым экспертом шаблоном j' и на основании сравнения определяется качество полученного метода. Если результат не удовлетворил эксперта, схему \bar{a} необходимо изменить. Кроме того, в процессе обработки эксперт имеет возможность сравнивать все промежуточные изображения $j_{-a}^{(1)}$, $j_{-a}^{(2)}$, ..., $j_{-a}^{(d-1)}$, ..., $j_{-a}^{(m-1)}$ с требуемым результатом сегментации j' . В зависимости от того, какие алгоритмы и в какой последовательности были включены в \bar{a} , а также какие промежуточные результаты $j_{-a}^{(1)}$, $j_{-a}^{(2)}$, ..., $j_{-a}^{(d-1)}$, ..., $j_{-a}^{(m-1)}$ были получены, можно выделить несколько вариантов поведения эксперта:

- 1) заменить некоторый «неудачный» алгоритм последовательности \bar{a} на другой алгоритм обработки или сегментации изображения из множества алгоритмов, известных эксперту;
- 2) заменить некоторый «неудачный» алгоритм последовательности \bar{a} на под последовательность, ранее разработанную экспертом, и, вероятно, позволяющую улучшить результат обработки;

- 3) заменить некоторую «неудачную» часть последовательности \bar{a} на под последовательность, ранее разработанную экспертом, и, вероятно, более подходящую в данном случае;
- 4) убрать из метода \bar{a} алгоритмы, негативно влияющие на результат обработки.

Под «неудачным» алгоритмом или под последовательностью $\bar{a}^{(f)}$ понимается часть схемы \bar{a} , такая что:

$$f(j_{\bar{a}}^{-(s-1)}) < f(j_{\bar{a}}^{-(s)}) < f(j_{\bar{a}}^{-(s+1)}) < \dots < f(j_{\bar{a}}^{-(s+k)}), \quad (2.39)$$

где $f(j_{\bar{a}}^{-(s)})$ – функция определяющая точность совпадения $j_{\bar{a}}^{-(s)}$ с требуемым результатом сегментации j' .

С целью повышения скорости и эффективности работы алгоритма были предложены авторские модификации его операторов, позволяющие имитировать вышеописанные принципы работы эксперта при построении методов обработки и сегментации изображений [122].

Фитнесс функция. Фитнесс функция каждой особи вычисляется на основании соответствия отфильтрованных фрагментов желаемым результатам. В данном случае «желаемым» результатом является высококонтрастное изображение, ярким пикселям которого соответствуют области расположения экзогенных тканей (в т.ч. стенок артерий), а тёмным – кровь. Эти изображения задаются вручную.

Если обозначить множество ярких пикселей эталонного фрагмента Q_i , а Q_i' – множество ярких пикселей, множество чёрных пикселей эталонного фрагмента P_i , а P_i' – множество чёрных пикселей отфильтрованного с помощью некоторой особи текущей популяции i -го фрагмента, а $n(Y)$ – число пикселей в множестве Y , то значение фитнесс функции этой особи вычисляется по формуле:

$$Fitness = \min \left\{ \frac{n(Q_i \cap Q'_i)}{n(Q_i \cup Q'_i)}, \frac{n(P_i \cap P'_i)}{n(P_i \cup P'_i)} \right\}. \quad (2.40)$$

Множество фрагментов исходных УЗ изображений и соответствующий каждому из них ожидаемый результат сегментации (шаблон) задаются врачом-экспертом вручную. Для получения, в конечном итоге, наиболее эффективных цепочек фильтров (схем сегментации) важна репрезентативность множества обрабатываемых фрагментов, т.е. наличие изображений с различными характеристиками, отображающими весь диапазон возможных параметров УЗ изображений сонных артерий. Каждая особь представляет собой ациклический граф, узлами которого являются фильтры. Входом и выходом каждого узла графа является изображение. Каждому узлу ставится в соответствие своё значение фитнеса по формуле (2.40), для всех узлов кроме 1-го это значение, очевидно, зависит от предшествующих ему узлов [123].

Создание исходной популяции.

Исходная популяция создаётся по стратегии «дробовика», т.е. случайным образом генерируется некоторый набор особей. Стратегия «одеяла» неприменима в данном пространстве поиска (рассматриваемом в данной работе), т.к. предполагает включение в популяцию всех возможных особей (решений). Стратегия фокусировки способствует преждевременной сходимости алгоритма к локальным экстремумам.

Отбор родительских особей.

Отбор родительских особей может осуществляться несколькими методами:

Метод "колеса рулетки". Наиболее часто встречающийся в практике метод отбора. Решения (особи) кодируются посредством «секторов рулетки» (последовательности отрезков), размер этих секторов пропорционален значению целевой функции для каждой особи.

Наиболее распространённый из-за своей простоты метод, который имеет целый ряд недостатков:

- ограничение знака целевой функции (целевая функция не может принимать отрицательное значение);

- требует дополнительного тестирования, т.к. при незначительном пропорциональном отличие значений целевой функции автоматически преобразуется в случайный отбор. В таком случае требуется изменение формулы расчёта целевой функции, например, относительно минимального значения производится масштабирование значений целевой функции.

Результаты экспериментальные работы алгоритма с использованием метода «рулетки» приведены в последнем разделе.

Ранжирование. Метод отбора, применяемый при отсутствии возможности или сложности масштабирования значений фитнес функции. Метод заключается в упорядочении особей в соответствии с значениями фитнес функции. Вероятность выбора некоторой особи соответствует ее номеру в полученном упорядоченном списке, что отменяет возможную необходимость масштабирования целевой функции и делает работу метода устойчивой. В работе применяется линейное ранжирование, в случае которого вероятность отбора рассчитывается по формуле (2.41):

$$P_i(a_i) = \frac{1}{M} (a - (a - b) \frac{i - 1}{M - 1}), 1 \leq a \leq 2, b = 2 - a, \quad (2.41)$$

где M – численность популяции, i – номер особи, a выбирается при запуске алгоритма случайным образом.

Турнирный отбор. Для использования турнирного отбора в популяции формируются подгруппы некоторой мощности m . Далее, из каждой подгруппы отбирается лучшая, в соответствии со значением целевой функции, особь. Размер подгруппы m , которое принимает значение из диапазона $2 \leq m \leq M$, где M – численность популяции, и является

параметром данного вида отбора. Размер подгруппы выбирается исходя из общего размера популяции, обычно от 2 до 5 особей. Отбор особей в подгруппы производится случайным образом. В данной работе тестировался отбор от 2 до 7 особей в подгруппу. Оптимальным был выбран размер тура в 4 особи.

Операторы рекомбинации.

В данной работе рассматриваются следующие операторы рекомбинации (скрещивания, кроссинговера).

- 1) одноточечный кроссинговер;
- 2) двухточечный кроссинговер.

Согласно теории схем, одноточечный кроссинговер гораздо менее разрушителен для «полезных» фрагментов особей, чем многоточечный, а значит, позволяет сохранять при переходе к следующей популяции особей, с хорошей «наследственностью». С другой стороны многоточечный кроссинговер позволяет разнообразить состав популяции, тем самым предотвращая преждевременную сходимость алгоритма.

Промежуточная рекомбинация неприменима по причине сложности введения метрики в пространстве поиска.

Мутация. Увеличение разнообразия особей в популяции, с целью предотвращения её преждевременной сходимости, является важным в задаче поиска максимального значения функции с большим числом локальных экстремумов. Как известно, оператор мутации помогает в решении проблемы преждевременной сходимости алгоритма. Однако возникает предположение, что простая замена некоторого случайного узла хромосомы другим случайным узлом не обязательно является лучшим решением. Для проверки этого предположения в работе экспериментально было проверено влияние на работу алгоритма различных «законов» мутации описанных ниже.

Следует отметить, что вид мутации в разных поколениях популяции не одинаков. На ранних стадиях работы алгоритма в основном используется «первый» вид мутации, в более поздних популяциях чаще применяется

«второй» вид. Виды мутации подбираются так, чтобы она позволяла разнообразить популяцию на более поздних этапах, в период её сходимости к максимуму (вероятно локальному). Выбор вида мутации происходит для каждой особи в зависимости от истинности формулы (2.42), если неравенство верно, выбирается второй тип мутации, если неверно – первый.

$$r > \frac{N-i}{N}, \quad (2.42)$$

где r – случайно сгенерированное число от 0 до 1, N – общее количество поколений, i – номер текущего поколения.

В качестве «первого» и «второго» видов мутации могут быть использованы следующие её варианты:

- 1) случайная мутация, заменой узла на случайно выбранный из всего списка возможных вариантов;
- 2) мутация заменой узла с минимальным значением фитнеса в особи на случайно выбранный из всего списка возможных вариантов;
- 3) мутация заменой узла особи на случайно выбранный из списка сохранённых в библиотеке вариантов;

Третий вариант был введен с целью замены «плохого» узла особи на выбранный в библиотеку по некоторому признаку фрагмент хромосомы. Состав библиотеки фрагментов особей популяции, позволяющей заменять малоэффективные фрагменты хромосом более «полезными», меняется на протяжении работы алгоритма. В экспериментах используются две библиотеки: библиотека максимальных и библиотека минимальных фрагментов.

Каждый узел отбираемого фрагмента в библиотеку максимальных компонентов, удовлетворяет условию:

$$\frac{\Delta f_1}{L_1} > \Delta f, \quad (2.43)$$

где Δf_1 – изменение фитнеса, которое приходится на весь фрагмент хромосомы, помещаемой в библиотеку, L_1 – длина фрагмента, который будет помещён в библиотеку, Δf – изменение фитнеса лучшей особи текущей популяции, в среднем приходящееся на один узел хромосомы этой особи.

Библиотека имеет ограниченный размер, при её заполнении последующие фрагменты перезаписываются поверх худших, из уже имеющихся в библиотеке, в том случае, если выполняется неравенство:

$$\frac{\Delta f_1}{L_1} > \frac{\Delta f_2}{L_2}, \quad (2.44)$$

где Δf_1 – изменение фитнеса, которое приходится на весь фрагмент хромосомы, помещаемой в библиотеку, L_1 – длина фрагмента, который будет помещён в библиотеку, Δf_2 – изменение фитнеса, которое приходится на весь фрагмент худшей хромосомы, из находящихся в библиотеке, L_2 – длина фрагмента худшей хромосомы, из находящихся в библиотеке, $\frac{\Delta f_2}{L_2}$ – минимальное значение из всех, хранящихся в библиотеке фрагментов хромосом.

Библиотека минимальных элементов заполняется аналогично формулам (2.43) и (2.44), однако в этом случае изменение фитнеса отрицательно, поэтому:

$$\frac{\Delta f_1}{L_1} < \Delta f, \quad (2.45)$$

где Δf_1 – изменение фитнеса, которое приходится на весь фрагмент хромосомы, помещаемой в библиотеку, L_1 – длина фрагмента, который будет помещён в библиотеку, Δf – изменение фитнеса лучшей особи текущей популяции, в среднем приходящееся на один узел хромосомы этой особи.

В данном случае предположение, что эффективным является изменение фитнеса фрагментов с учётом не только среднего прироста фитнеса, но и вклада всего фрагмента в улучшение качества фильтрации, оправдало себя при экспериментах.

Кроме того, при выборе точки мутации можно руководствоваться значением фитнеса узла, изменением фитнеса в узле, номером узла в хромосоме. Т.к. начальная популяция генерируется случайным образом и в особях существуют узлы с одинаковыми значениями фитнеса, выбор точки минимума фитнеса не однозначен и заметно влияет на эффективность работы алгоритма.

Редукция промежуточной популяции.

В работе протестированы модификации ГА в которых сокращение популяции (оператор редукции) осуществлялось: полной заменой предыдущей популяции; по элитарной схеме; равномерной случайной заменой; пропорциональной редукцией; селективной редукцией.

В случае полной замены родительские особи участвуют в формировании новой популяции только опосредовано, т.е. скрещиваясь и производя потомков. Копии родительских особей не входят в следующее поколение $P(t + 1)$, срок жизни каждой особи равен одному поколению. При таком подходе возможна потеря более эффективных, лучших решений в популяции родителей, которые могут заменяться потомками с меньшим значением целевой функции. Этого не происходит при применении элитарной схемы, в которой потомками заменяют не всех, а только некоторых родителей с худшими в популяции значениями целевой функции. Однако в данном случае сильно повышается вероятность, что полученное в результате

работы алгоритма решение будет локальным экстремумом. Применение равномерной случайной замены решает проблему преждевременной сходимости элитарной схемы за счёт замены случайно выбранных, а не худших, родительских особей потомками. В случае элитарной схемы и равномерной случайной замены число потоков является параметром оператора редукции и оно всегда меньше численности популяции. При пропорциональной редукции среди сгенерированных потомков выбираются лучшие особи, которыми заменяется некоторое число родителей. В данном случае число генерируемых и отбираемых потомков является параметром оператора редукции. Селекционная схема отбирает лучшие особи среди родителей и потомков, которые и формируют новую популяцию. По результатам экспериментов такая схема оказалась весьма эффективной и применяется в отобранных модификациях ГА.

2.4 Тестирование различных модификаций ГА и сокращение множества используемых алгоритмов обработки изображений

Среди всех возможных модификаций ГА, описанных в подразделе 2.3, были выбраны наилучшие варианты, 12 из которых приведены для сравнения. Выбранные модификации ГА описаны ниже, также приведены результаты их сравнительного тестирования.

Для описания качества работы алгоритма были выбраны 3 параметра, а именно:

- 1) минимальное значение фитнеса лучшей особи, полученной в результате всех экспериментальных запусков текущего алгоритма;
- 2) среднее значение фитнеса лучших особей, полученных в результате всех экспериментальных запусков текущего алгоритма;
- 3) лучшее значение фитнеса лучшей особи, полученной в результате всех экспериментальных запусков текущего алгоритма.

Сравнительная диаграмма значений вышеуказанных параметров для 12 выбранных модификаций приведена на рисунке 2.9. По оси ординат отложено значение фитнеса особей, по оси абсцисс – номер модификации ГА.

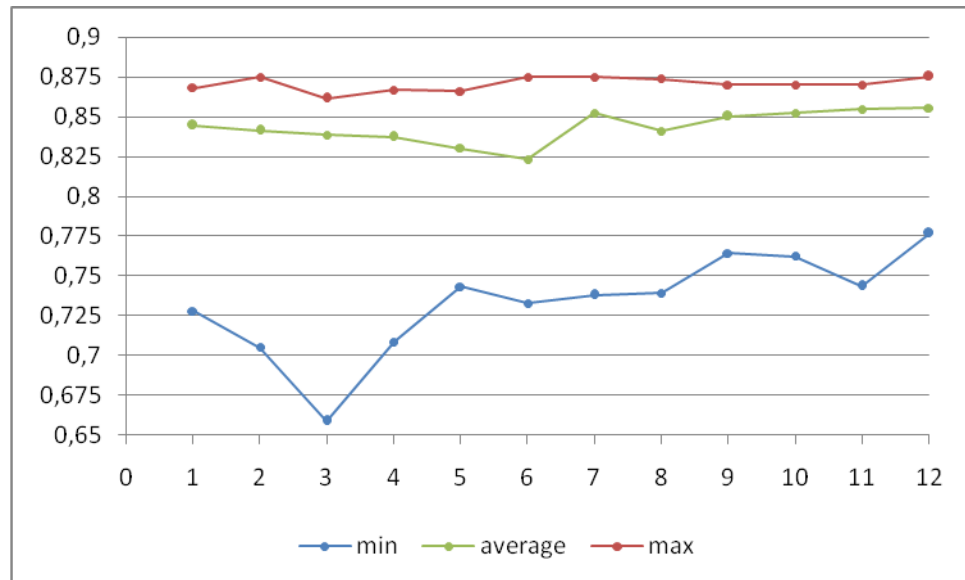


Рисунок 2.9. – Сравнение результатов работы различных модификаций ГА

Исходная популяция во всех 12 вариантах ГА создаётся по стратегии «дробовика», т.е. генерируется случайное подмножество решений. Также все алгоритмы используют 2 вида операторов мутации. Какую мутацию, из 2-х возможных, применять к особям популяции алгоритм определяет в зависимости от истинности формулы (2.41). Описание различий модификаций приведенных на рисунке 2.9:

1. В данном ГА используется турнирный отбор родительских особей и двухточечный кроссинговер. Первый тип мутации использует библиотеку максимальных фрагментов. В особи выбирается «плохой» узел (с минимальным значением фитнеса), который заменяется фрагментом случайно выбранным из библиотеки. Второй тип мутации – мутация заменой узла с минимальным значением фитнеса в особи на случайно выбранный из всего списка возможных вариантов. Во втором случае случайная мутация может вносить в особи ещё неиспользованные «хорошие» узлы.

2. Данная модификация отличается от варианта «1» только тем, что использует одноточечный кроссинговер.

3. Данная модификация отличается от варианта «1» только тем, что первый тип мутации, используемый в ней, заменяет фрагментами из библиотеки не худшие узлы особи, а лучшие. Использование такой мутации в некоторых случаях приводит к преждевременной сходимости алгоритма.

4. Данная модификация отличается от варианта «3» тем, что использует одноточечный кроссинговер. В данном случае использование одноточечного кроссинговера улучшает качество работы алгоритма по сравнению с «3» модификацией.

5. Данная модификация отличается от варианта «2» тем, что в ней используется отбор родительских особей с помощью линейного ранжирования.

6. Данная модификация отличается от варианта «1» тем в ней используется отбор родительских особей с помощью линейного ранжирования.

7. В данной модификации была предпринята попытка как можно больше разнообразить популяцию при помощи изменения оператора мутации с целью предотвращения преждевременной сходимости. ГА использует турнирный отбор и одноточечный кроссинговер. Первый вид мутации заменяет худший узел хромосомы на случайно выбранный из библиотеки минимальных фрагментов, заполняемой по формуле (2.44). Такая мутация обеспечивает сохранение в популяции узлов, не входящих или редко входящих в «успешные» особи, обеспечивая большее разнообразие популяции, чем замена узла на случайно выбранный из списка всех возможных вариантов. Для обеспечения последующего тщательного локального поиска вблизи наибольшего максимума, второй вид мутации заменяет в особи «плохой» узел (с минимальным значением фитнеса), элементом случайно выбранным из библиотеки максимальных фрагментов.

8. Данная модификация отличается от варианта «7» тем, что использует двухточечный кроссинговер.

9. ГА использует отбор родителей методом ранжирования и одноточечный кроссинговер. Первый тип мутации использует библиотеку минимальных фрагментов. В особи выбирается «плохой» узел (с минимальным значением фитнеса), который заменяется случайно выбранным фрагментом из библиотеки. Второй тип мутации – мутация заменой узла с минимальным значением фитнеса в особи на случайно выбранный из всего списка возможных вариантов. Данный алгоритм работает устойчивее, чем все ранее описанные алгоритмы за счёт разнообразия популяции.

10. Данная модификация отличается от варианта «9» тем, что использует двухточечный кроссинговер.

11. Данная модификация отличается от варианта «10» тем, что использует турнирный отбор родителей.

12. Данная модификация отличается от варианта «9» тем, что использует турнирный отбор родителей. Это лучшая модификация ГА из всех вышеописанных.

Как уже говорилось выше, в задаче поиска эффективных последовательностей большое значение имеет устойчивость работы алгоритма, т.е. отклонение между максимальным, минимальным и средним значением фитнеса получаемых при запуске особей. Это, прежде всего, обусловлено стремлением к минимизации количества запусков, как следствие, и времени, необходимого для получения с большой степенью уверенности некоторого числа эффективных решений. Важность каждого из этих параметров зависит и от назначения результатов поиска. Если важно получить максимальный результат, следует выбрать алгоритм, достигающий максимума и с малым отклонением среднего получаемого им значения по всем запускам от максимального. Для такой задачи хорошо подойдут «7», «9»-«12» модификации ГА, кроме того при использовании «7» и «9»

возможно сократить время поиска за счёт уменьшения числа поколений, что видно на рисунке 2.10 и рисунке 2.11.

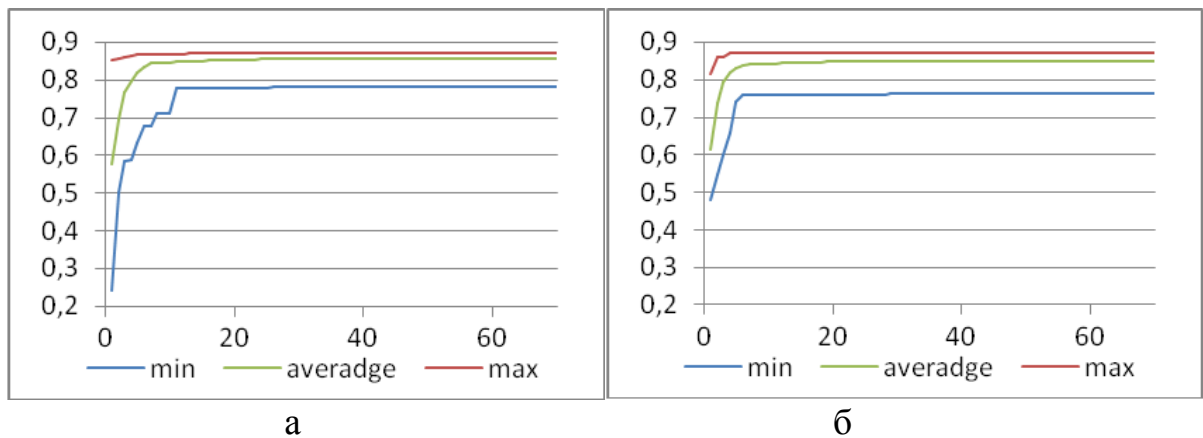


Рисунок 2.10 – (а) результаты 12-й модификации по серии экспериментов
(б) результаты 9-й модификации по серии экспериментов

При необходимости получения некоторого набора «хороших» результатов следует также обратить внимание на отклонение минимального значения от среднего, т.к. оно существенно повлияет уже не только на время получения полезных результатов, но и на правильность их оценки. В таком случае необходимо использовать модификацию «12», в этом случае сильно сократить время работы алгоритма за счёт сокращения количества поколений не получится.

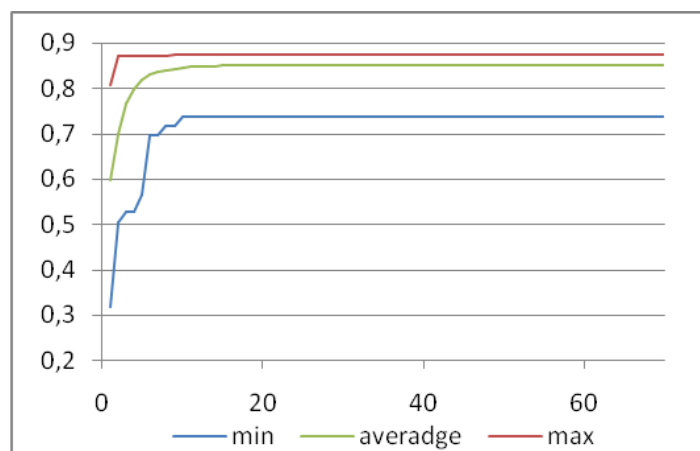


Рисунок 2.11 – Результаты 7-й модификации по серии экспериментов

Таким образом, лучшая модификация ГА использует турнирный отбор родителей и одноточечный кроссинговер. Первый тип мутации использует библиотеку минимальных фрагментов. В особи выбирается «плохой» узел (с минимальным значением фитнеса), который заменяется случайно выбранным фрагментом из библиотеки. Второй тип мутации – мутация заменой узла с минимальным значением фитнеса в особи на случайно выбранный из всего списка возможных вариантов. Данный алгоритм работает устойчивее, чем все другие модификации за счёт разнообразия популяции.

Для выбора наиболее устойчивых модификаций ГА были проведены серии экспериментов. Для каждой модификации проводилось не менее 50 тестовых запусков, при которых ГА осуществлял поиск лучших особей на протяжении 70 поколений популяций, состоящих из 80 особей. Многие модификации ГА не были устойчивы, т.е. часто сходились к локальным максимумам, которые отличались между собой более чем на 20%. К ним относятся все модификации, использующие отбор родительских особей на основании «колеса рулетки» (лучшая модификация дала максимальный результат фитнеса 0,86, а минимальный 0,53). Многие модификации, использующие линейное ранжирование, также давали неустойчивые результаты.

В процессе тестирования разработанных модификаций ГА накапливалась статистика, отображающая частоту использования алгоритмов обработки изображений предложенным ГА при синтезе схем сегментации УЗИ. Анализ полученных данных показал, что некоторые алгоритмы обработки изображений используются очень редко, однако их использование значительно увеличивает пространство поиска решений. Поэтому было принято решение о сокращении множества алгоритмов обработки изображений, используемых ГА при синтезе схем обработки изображений. Для оценки частоты применения алгоритмов было выполнено 3 серии экспериментальных запусков реализации ГА, каждая по 1000 запусков одной и той же модификаций ГА. Если частота использования, рассчитанная для

каждого алгоритма обработки изображений в каждой серии запусков ГА не превышала 0,05% – алгоритм считался слабо используемым и удалялся из множества используемых алгоритмов обработки изображений. Таким образом, множество алгоритмов было сокращено до 36. Далее эксперимент повторялся с порогом в 0,1%, количество элементов в сокращенном множестве составило 28, затем по порогу в 1% множество было сокращено до 18 алгоритмов обработки изображений. Т.е. из рассмотрения было удалено более 50% фильтров. Пороговое значение выбралось на основании эмпирической оценки, таким образом, чтобы разрыв относительного процента использования каждого элемента, внутри группы удалённых, был значительно меньшим, чем относительный разрыв в проценте использования удалённых и оставшихся в множестве алгоритмов. Кроме того, оценивались такие параметры, как точность синтезированных ГА решений по критерию (2.40), скорость сходимости алгоритма и т.п.. Скорость работы генетического алгоритма на полученном множестве 18% фильтров увеличилось на 5% по сравнению с исходной, средняя точность построенных решений по критерию (2.40) увеличилась с 0,846 до 0,888. После этого не было фильтров, частота использования которых была меньше 1% от общего числа использований всех фильтров за все новые итерации эксперимента. При повышении порога до 3% от общей частоты использования всех алгоритмов, множество было сокращено до 13 элементов. Средняя точность синтезированных ГА схем увеличилась с 0,888 до 0,913, средняя точность решений превышающих порог $F > 0.9$ по критерию (2.40) возросла с 0,945 до 0,962. Т.е. среднее значение по критерию (2.40) синтезированных решений, превышающих порог $F > 0.9$ по критерию (2.40), увеличилось приблизительно на 1,5%, относительно показателя по множеству из 18 алгоритмов. Однако, не смотря на это, число схем, точность сегментации которыми превышает порог $F > 0.9$ по критерию (2.40), уменьшилось на 39% , относительно показателя по множеству из 18 алгоритмов. Среднее значение критерия (2.40) по полученным решениям, находящимся ниже порога 0,9, на 10% превышает

аналогичный показатель по множеству из 18 алгоритмов. Что свидетельствует об уменьшении разброса значений критерия (2.40) у решений, синтезированных на множестве из 13 алгоритмов, и повышении, в среднем, точности найденных решений. Однако с другой стороны, уменьшение количества решений превышающих порог $F > 0.9$ по критерию (2.40) говорит об отсутствии некоторых, более точных и специфичных решений, из-за сокращения необходимых алгоритмов обработки изображений. Дальнейшее сокращение множества приводило к ухудшению качества решений, синтезируемых ГА. В таблице 2.1 приведены значения частоты выбора алгоритмов обработки изображений для 1000 запусков ГА на множестве из 13 алгоритмов обработки изображений.

Таблица 2.1 – Данные о числе использований ГА различных алгоритмов обработки изображений при синтезе схем сегментации

Тип алгоритма	-1 -1 2 -1 3 -1 2 -1 -1	0 1 0 1 -3 1 0 1 0	Дилатация (5x5)	Дилатация (3x3)	Медианный (3x3)	Медианный (5x5)
Число использований	130	185	428	142	219	671
Процент использования (%)	3,549	5,0505	11,6844	3,8766	5,9787	18,3183

Продолжение таблицы 2.1

Тип алгоритма	Пороговый фильтр	Приведение гистограммы	Выравнивание гистограммы	Медианный (7x7)
Число использований	248	219	220	576
Процент использования (%)	6,7704	5,9787	6,006	15,7248

Продолжение таблицы 2.1

Тип алгоритма	Линейное растяжение гистограммы	Частотный фильтр по порогу $D_0=20$	Частотный фильтр по порогу $D_0=100$
Число использований	263	155	207
Процент использования (%)	7,1799	4,2315	5,6511

Найденные при помощи ГА схемы, не являются универсальными для любого УЗИ сонных артерий. Однако практически для всех изображений можно построить такую последовательность, которая обеспечит необходимую близость результата сегментации и шаблона. Таким образом, для некоторого нового изображения, не задавая шаблон, нельзя произвольным образом выбрать последовательность, из ранее построенных ГА, и ожидать требуемого результата обработки.

Для выбора способа обработки нового изображения необходимо провести предварительную оценку, как схемы сегментации, так и нового изображения. Для проведения подобной оценки необходимо установить связь между значениями параметров УЗ изображений и теми схемами сегментации, которые дают точный результат бинаризации УЗИ с аналогичными характеристиками.

2.5 Выводы по разделу

1. На основе анализа предметной области и существующих подходов к обработке изображений формализована задача автоматизированной сегментации УЗ изображений сонных артерий человека. Разработана общая структура системы, позволяющей автоматизировать процесс сегментации УЗ изображений сонных артерий человека.

2. Разработан метод синтеза точных схем сегментации УЗ изображений сонных артерий человека на основе генетического программирования, который позволяет автоматизировать синтез схем сегментации для качественно разных УЗ изображений сонных артерий. Разработанный метод, за счёт предложенных модификаций оператора кроссинговера и оператора мутации, который использует библиотеки фрагментов промежуточных решений, увеличивает скорость построения точных схем сегментации. Разработанный метод реализован в виде модуля предложенной автоматизированной системы обработки УЗ сонных артерий человека.

3. Анализ экспериментальных данных, полученных при помощи разработанного метода, позволил сократить множество алгоритмов обработки изображений, используемых описанной в данном разделе автоматизированной системой, более чем в три раза, благодаря исключению из рассмотрения алгоритмов, которые редко использовались при синтезе схем сегментации изображений. Сокращение множества используемых алгоритмов обработки изображений повысило скорость синтеза схем сегментации УЗ изображений на 5%.

4. В результате тестирования разработанного метода, была определена лучшая из предложенных модификаций ГА, осуществляющего синтез схем сегментации. В выбранной модификации применяется одноточечный тип кроссинговера и комбинация из двух операторов мутации (на начальных стадиях мутирующий ген чаще заменяется на ген из библиотеки минимальных фрагментов, на последних этапах разития популяции – на случайно выбранный из множества алгоритмов обработки изображений). Указанная модификация ГА по минимальному критерию фитнес функции отличается от худшего из вариантов модификаций приблизительно на 10%, на 5% по среднему и на 2% по максимальному.

5. Лучший из предложенных вариантов модификаций ГА, отличается по сравнению с ГА, не использующими предложенные в данной работе модификации операторов кроссинговера и мутации, по минимальному критерию фитнес функции приблизительно на 40%, на 17% по среднему и на 5% по максимальному.

РАЗДЕЛ 3. АЛГОРИТМ ПОИСКА СООТВЕТСТВИЙ МЕЖДУ МЕТОДАМИ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ И ЗНАЧЕНИЯМИ ТЕКСТУРНЫХ ПАРАМЕТРОВ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Данный раздел посвящен вопросу параметризации методов обработки и сегментации ультразвуковых изображений, полученных в предыдущем разделе. Описываются особенности задачи кластеризации схем обработки и сегментации ультразвуковых изображений, а также модель решения поставленной задачи, учитывающая эти особенности.

3.1 Модель кластеризации схем по текстурным параметрам изображений

Для некоторых наперёд заданных изображений по заранее подготовленным шаблонам при помощи генетического алгоритма, описанного в разделе 2, могут быть найдены схемы обработки и сегментации изображений. Следовательно, на данном этапе, задачу выбора последовательности фильтрации для произвольного УЗ изображения, при отсутствии шаблона-результата, вышеупомянутый алгоритм решить не может. Результатом работы данного алгоритма является ряд решений, дающих достаточно близкий к желаемому результат. При необходимости автоматического выбора конкретной схемы обработки из множества ранее построенных, возникает необходимость решения задачи классификации или предварительной оценки нового изображения, поступившего на обработку.

3.1.1 Формализация, анализ и дополнение исходных данных с учётом особенностей прикладной области

Как было определено в предыдущем разделе, множество $A = \{a^1, \dots, a^n\}$ – это множество различных алгоритмов обработки изображений, где $n = |A|$ –

общее число всех рассматриваемых алгоритмов обработки изображений, а a^p – некоторый алгоритм обработки изображения, $p = \overline{1, n}$. $\bar{a} = (a_1^j, a_2^k, \dots, a_m^l)$ – схема или упорядоченная последовательность алгоритмов из множества A , m – количество алгоритмов, используемых в текущей схеме обработки изображений \bar{a} .

J – множество имеющихся в рассмотрении изображений, содержащихся в базе данных «УЗ изображений и шаблонов». J' – множество шаблонов, подготовленных экспертом из базы данных «УЗ изображений и шаблонов» J . Шаблон – это сегментированное вручную изображение. j'_a – результат обработки некоторого изображения j схемой $\bar{a} = (a_1^y, a_2^k, \dots, a_d^p, \dots, a_m^l)$.

Определение точности сегментации изображения j последовательностью \bar{a} осуществляется функцией $F(\bar{a}, j)$ формула (2.40). Функция $F(\bar{a}, j)$ рассчитывается путём попиксельного сравнения изображения j'_a – результата обработки изображения j последовательностью \bar{a} , с шаблоном j' . Каждому изображению $j_l \in J$ в базе данных «УЗ изображений и шаблонов» соответствует шаблон $j'_l \in J'$, созданный из изображения j_l экспертом.

В предыдущем разделе для множества изображений $j_l \in J$ была сформирована библиотека A' схем обработки изображений. Для каждой схемы $\bar{a} \in A'$ можно выбрать некоторое изображение $j_l \in J$, которое после обработки схемой \bar{a} будет совпадать с соответствующим шаблоном $j'_l \in J'$, заданным экспертом, не хуже, чем любое другое изображение $j_i \in J : i \neq l$ из всех имеющихся в библиотеке, с соответствующим ему шаблоном $j'_i \in J'$:

$$\forall \bar{a} \in A' \exists j_l \in J : F(\bar{a}, j_l) = \max_{j \in J} \{F(\bar{a}, j)\}. \quad (3.1)$$

На основании формулы (3.1) мы можем сформировать множество пар:

$$X = \left\{ (\bar{a}_i, j) : F(\bar{a}_i, j) = \max_{j \in J} \{F(\bar{a}_i, j)\}, i = \overline{1, n}, n = |A'| \right\}, \quad (3.2)$$

где \bar{a}_i – схема обработки изображения, j – изображение из библиотеки J , а n – количество схем в библиотеке A' . В множестве X все схемы не повторяются и $|A'| = |X|$. Также можно сформировать множество пар:

$$Y = \left\{ (j_k, \bar{a}) : F(\bar{a}, j_k) = \max_{a \in A''} \{F(\bar{a}, j_k)\}, k = \overline{1, m} \right\}, \quad (3.3)$$

где \bar{a}_i – схема обработки изображения, j – изображение из библиотеки J , а m – количество изображений в библиотеке J . Во множестве Y все изображения не повторяются, но одна и также схема может быть лучшей для нескольких изображений. В наборе X могут быть использованы не все изображения, заданные в библиотеке J . В наборе Y могут быть использованы не все схемы занесённые в библиотеку A' .

При необходимости автоматического выбора схемы обработки и сегментации, возникает задача формализации, а затем классификации или предварительной оценки обрабатываемого изображения. При решении задач формализации изображений некоторого типа в настоящее время существует целый ряд подходов, некоторые из них [62,63,113] находят применение и в задачах обработки УЗ изображений. В работах [105, 115] для быстрой классификации произвольного изображения применяют алгоритм SIFT [62,63], затем выполняют кластеризацию в «ручном» режиме и текстурный анализ [113]. Эти методы применимы к анализу крупных элементов изображения. В случае УЗИ (см. раздел 1) качество обработки и сегментации зависит от уровня и типа зашумлённости.

В публикациях, посвященных анализу, классификации и идентификации объектов на изображениях, не редко встречается понятие матриц смежности яркостей (SGLD или co-occurrence matrix) и параметров Харалика [11, 40, 97]. Применение данных параметров текстурного анализа в задачах обработки УЗ изображений обусловлено их устойчивостью к глобальному изменению яркости и эффективностью работы с зашумлёнными изображениями.

На основании вышесказанного, для параметризации УЗ изображений было решено использовать текстурные характеристики изображений рассчитанные по значениям матриц смежности яркостей (Spatial Gray Level Dependence (SGLD) или co-occurrence matrix) [40,113].

Для некоторого заданного монохромного изображения I , имеющего L квантованных значений яркости можно построить матрицу смежности яркостей размером $L \times L$ следующим образом [147]:

$$M_{(a,b)}(i, j) = \left| \left\{ \begin{array}{l} (x, y), (x+a, y+b) : \\ I(x, y) = i, I(x+a, y+b) = j \end{array} \right\} \right|, \quad (3.4)$$

где $I(x, y)$ – яркость пикселя изображения I с координатами (x, y) .

По значениям матриц смежности яркостей (Spatial Gray Level Dependence (SGLD) или co-occurrence matrix) рассчитываются следующие параметры: контраст (3.5), второй угловой момент матрицы смежности (3.6), энтропия (3.7), корреляция (3.8) [145].

$$CON = \sum (i - j)^2 p(i, j), \quad (3.5)$$

$$ASM = \sum p(i, j)^2, \quad (3.6)$$

$$ENT = -\sum p(i, j) \log p(i, j), \quad (3.7)$$

$$COR = \sum [ijp(i, j) - \mu_x \mu_y] / (\sigma_x \sigma_y), \quad (3.8)$$

где μ_x и σ_x – математическое ожидание и дисперсия сумм строк матрицы M_δ , а μ_y и σ_y – мат. ожидание и дисперсия сумм столбцов матрицы M_δ , а значение $p(i, j) = M_\delta(i, j) / \sum M_\delta(i, j)$.

Пусть заданно монохромное изображение I , размера $M \times N$ тогда положим:

$$I_\delta(x, y) = |I(x, y) - I(x + a, y + b)|, \quad (3.9)$$

где $I(x, y)$ – яркость пикселя изображения I с координатами (x, y) .

Тогда $p_\delta(i)$ вычисляем следующим образом:

$$p_\delta(i) = \frac{|\{(x, y), (x + a, y + b) : I_\delta(x, y) = i\}|}{\sum_{\substack{x=0 \\ y=0 \\ x=M-a \\ y=N-b}} I_\delta(x, y)}. \quad (3.10)$$

Кроме вышеописанных параметров (3.5-3.8), рассчитываются следующие текстурные параметры: контраст (3.11), второй угловой момент матрицы (3.12), энтропия (3.13), математическое ожидание разности яркостей (3.14):

$$CON = \sum i^2 p_\delta(i), \quad (3.11)$$

$$ASM = \sum p_\delta(i)^2, \quad (3.12)$$

$$ENT = -\sum p_\delta(i) \log p_\delta(i), \quad (3.13)$$

$$MEAN = \frac{1}{m} \sum i p_\delta(i). \quad (3.14)$$

Таким образом, для каждого изображения множества $j_l \in J$ по каждой матрице смежности может быть рассчитано значение каждого из

вышеперечисленных текстурных параметров и сформирован вектор их значений $\bar{p}_j = (p_1, \dots, p_q)$, где q – количество текстурных параметров, которые были взяты в рассмотрение. Если рассматривать каждое изображение как вектор значений текстурных параметров, можно переписать формулу (3.2) следующим образом:

$$X_P = \left\{ (\bar{a}_i, \bar{p}_j) : F(\bar{a}_i, j) = \max_{j \in J} \{ F(\bar{a}_i, j) \}, i = \overline{1, n}, n = |A'| \right\}, \quad (3.15)$$

где $\bar{p}_j = (p_1, \dots, p_q)$ – вектор значений текстурных параметров изображения j , q – количество текстурных параметров, которые были взяты в рассмотрение, элементы вектора значений текстурных параметров заданы формулой:

$$p_i = [x_i; y_i], -1 \leq x_i \leq y_i \leq 1, i = \overline{1, q}. \quad (3.16)$$

Каждое изображение j представляет собой точку в q мерном пространстве его параметров. Набор пар X_P можно представить как совокупность точек в q мерном пространстве, каждой из которых поставлен в соответствие элемент множества A' .

Набор X_P для удобства хранения, может быть представлен в виде таблицы, со столбцами: изображение j , схема обработки \bar{a}_i , первый параметр изображения p_1 , второй параметр изображения p_2 и т.д., в таком случае, каждая схема обработки изображения соответствует точка в q мерном пространстве текстурных параметров.

3.1.2 Постановка задачи

Обобщённая блок-схема имеющихся исходных данных и ожидаемого результата их преобразования представлена на рисунке 3.1. На данной схеме блок «БД: УЗИ и шаблоны» представляет ранее упомянутые библиотеки J и J' . Блок «БД: методы обработки и сегментации» представляет ничто иное как множество схем – A' .

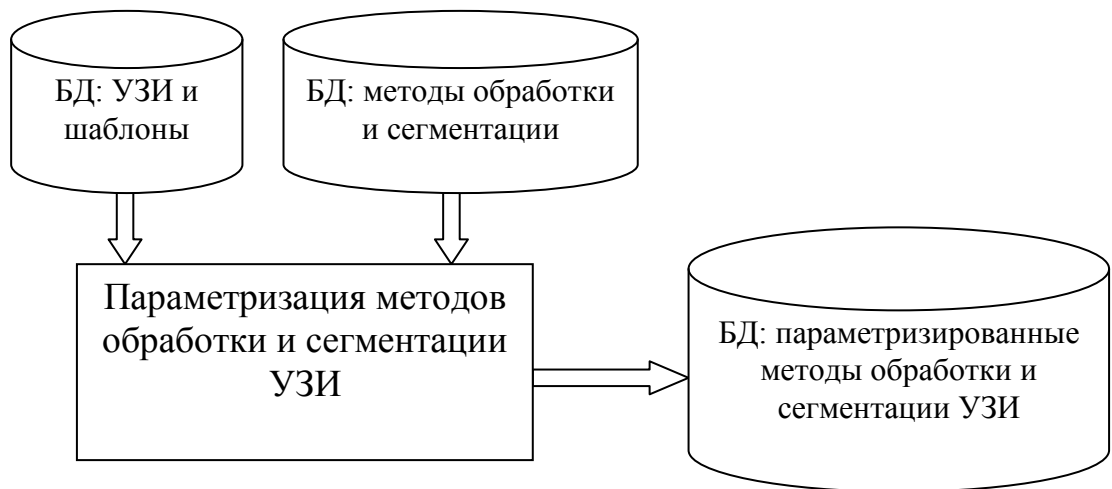


Рисунок 3.1 – Обобщённая блок-схема извлечения и преобразования информации при помощи модели кластеризации схем по текстурным параметрам изображений

Задачей данного раздела была разработка блока «Параметризация методов обработки и сегментации УЗИ», позволяющего преобразовать данные «БД: УЗИ и шаблоны» и «БД: методы обработки и сегментации» в некоторый вид, условно обозначенный на рисунке как «БД: параметризованные методы обработки и сегментации УЗИ». При этом «БД: параметризованные методы обработки и сегментации УЗИ» должна быть такой, чтобы на основании хранящихся в ней данных было возможно обеспечить быстрый автоматический выбор схемы \bar{a} для изображения, не содержащегося в библиотеке J .

Другими словами, основании данных «БД: УЗИ и шаблоны» и «БД: методы обработки и сегментации», можно построить множество X_p , как было показано в предыдущем пункте. Блок «Параметризация методов обработки и сегментации УЗИ» на основании множества X_p должен выделить правила выбора той или иной схемы обработки и сегментации изображений. Т.е. параметризовать каждую схему \bar{a} на основании значений параметров изображений множества J .

Рассмотрим более подробно имеющееся множество X_p данных. С точки зрения практической реализации – это набор прецедентов. Мощность множества X_p равна числу подготовленных экспертом изображений $|X_p| = |J| = |J'|$. Заполнение подобных баз данных является трудоёмким процессом, требующим не только больших временных затрат, но также новых медицинских данных. Под медицинскими данными подразумеваются УЗ изображения сонных артерий различных пациентов на различных стадиях заболевания. Всё вышесказанное не может не сказываться на количестве прецедентов, имеющемся в «БД: УЗИ и шаблоны».

С целью автоматизации выбора схемы обработки при поступлении нового изображения, необходимо задать «области» пространства, а не единичные точки. Т.е. необходимо поставить в соответствие некоторые фрагменты пространства каждой схеме обработки изображений.

Расширим набор X_p всеми изображениями, точность фильтрации которых схемой \bar{a}_i больше предварительно заданного значения α :

$$X_p = \left\{ (\bar{a}_i, \bar{p}_j) : F(\bar{a}_i, j) > \alpha, i = \overline{1, n}, j \in J \right\}. \quad (3.17)$$

Для каждой схемы $\bar{a}_i \in A'$ может существовать некоторое множество изображений $J_{\alpha_i}^{\bar{a}_i} \subseteq J$, которые после обработки схемой \bar{a}_i будут совпадать с

соответствующими шаблонами из библиотеки J' , с предварительно заданной точностью α . [146]

Таким образом, каждой имеющейся схеме \bar{a}_i соответствует k точек $k = |J_{a_i}^\alpha|$ в q мерном пространстве, где q – количество текстурных параметров, которые были взяты в рассмотрение. На основании этих точек можно построить подпространство и поставить его в соответствие схеме \bar{a}_i .

Среди текстурных параметров, рассчитанных на основании матриц смежности яркостей, существует большое количество таких, которые теоретически могут влиять на результат обработки изображения по некоторым используемым алгоритмам. Мощность множества всевозможных таких параметров (очень велика) превышает 500. Была поставлена задача выбора параметров изображения или его фрагмента на основании которых можно принимать решение о выборе того или иного метода или последовательности методов обработки.

Для решения задач поиска в пространстве сложно формализуемых данных широко используются эволюционные алгоритмы. Эволюционный алгоритм, подходящий для решения данной задачи, должен находить некоторые зависимости, позволяющие по значению параметров однозначно определить последовательность (одну или несколько), которая потребуются для успешного решения задачи сегментации. Таким образом, алгоритм должен находить решение в виде пар множеств. Первое множество – это набор диапазонов параметров, определяющих класс изображений. Второе множество – это набор последовательностей фильтрации (из одного и более элементов), позволяющих получить качественный результат обработки изображений данного класса. [147]

При построении подпространств соответствующих схемам обработки и фильтрации, необходимо не только определить общую размерность пространства, но и выбрать принцип построения кластеров в этом пространстве.

3.2 Решение задачи кластеризации с использованием ПГА

При выборе текстурных параметров сложно предположить какова будет зависимость эффективности различных методов фильтрации (обработки) от значений того или иного параметра. Также не определён выбор из самого множества параметров [113,115,70] и их комбинаций.

Поиск подпространств, на основании данных упомянутой в первом пункте таблицы, заполненной на основании формулы (3.17) было решено осуществлять при помощи параллельного генетического алгоритма (ПГА).

ПГА должен осуществлять поиск подпространств, в пространстве, где каждое изображение является точкой. Особью данного ПГА является хромосома c – это упорядоченная последовательность генов $c = (g_1, g_2, \dots, g_h)$, длина которой q – равна числу параметров, выбранных для предварительного анализа изображения. Ген является диапазоном отдельного параметра:

$$g_i = [x_i; y_i], -1 \leq x_i \leq y_i \leq 1, i = \overline{1, q}, \quad (3.18)$$

где q – это число параметров, рассчитываемых для предварительного анализа изображения.

В зависимости от решаемой задачи кластеризации, генетический алгоритм может производить поиск на данных различной структуры.

При решении задачи поиска зависимостей между фильтрационными цепочками и параметрами изображений, каждая особь представлена хромосомами двух видов. Таким образом, исходные данные (пространство поиска) представляют более сложную структуру, нежели в случае классической кластеризации.

Обозначим $i = \{c_1, c_2\}$ решение (особь) популяции генетического алгоритма, где индексированное множество i представляет собой $\{c_1, c_2\}$ –

набор из двух не гомологичных хромосом. Первая хромосома c_1 – это упорядоченная последовательность генов $c_1 = (g_1, g_2, \dots, g_h)$, длина которой q – равна числу параметров, выбранных для предварительного анализа изображения (3.19).

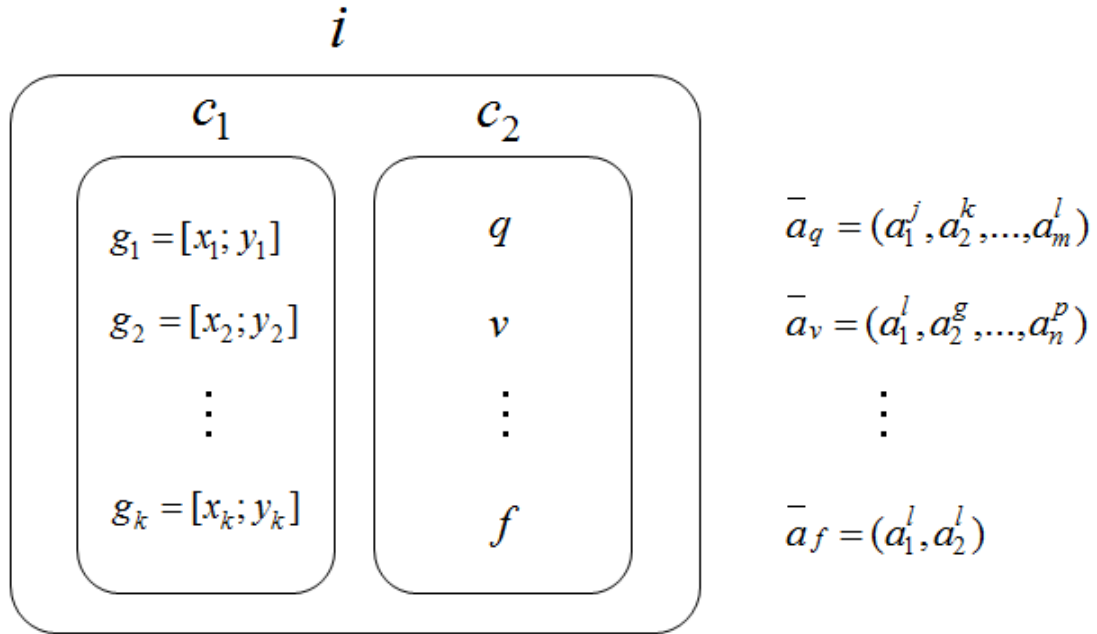


Рисунок 3.2 – Схематичное изображение особи популяции

Каждый ген g_k первой хромосомы представляет собой некоторый числовой диапазон $g_k = [x; y]$, заданный парой вещественных чисел $[x; y]$, принимающих значения от -1 до 1. Таким образом, первая хромосома задаёт некоторый кластер q -мерного пространства всевозможных изображений. Для каждой оси t , где $t = \overline{1, q}$, выделен диапазон $[x_t; y_t]$, ограничивающий этот кластер. Размеры всего пространства ограничены по каждой из осей диапазоном $[-1; 1]$.

Вторая хромосома представляет собой набор схем обработки и сегментации изображения $c_2 = \{\bar{a}_1, \bar{a}_r, \dots, \bar{a}_s\}$. Уточним, что $\bar{a} = (a_1^j, a_2^k, \dots, a_m^l)$ – упорядоченная последовательность алгоритмов из множества A , где m – количество алгоритмов, используемых в текущей последовательности обработки и сегментации изображений. Выбираются значения $\{\bar{a}_1, \bar{a}_r, \dots, \bar{a}_s\}$ из множества схем фильтрации $A' = \{\bar{a}_1, \bar{a}_2, \dots, \bar{a}_e\}$, ранее построенных при помощи

описанного в главе 2 алгоритма. Мощность множества $|A'| = e$ определяется принципом отбора фильтрационных схем и размером библиотеки фрагментов изображений, для которых происходит построение схем.

3.3 Описание алгоритма поиска соответствий между методами обработки изображений и значениями текстурных параметров УЗ изображений

Не углубляясь в подробности реализации, процесс работы генетического алгоритма можно описать как поиск соответствий различных цепочек фильтров из заранее выделенного множества и соответствующих им диапазонов параметров, описывающих изображения, поддающиеся качественной фильтрации данной последовательностью фильтров.

Упрощенная схема используемого генетического алгоритма приведена ниже:

- 1) случайным образом сгенерировать популяцию G размера M
- 2) выполнить отбор родительских особей (оператор селекции)
- 3) применить оператор кроссинговера к родительским особям
- 4) применить оператор редукции (сокращение размера популяции до исходного)
- 5) применить оператор мутации
- 6) перейти к шагу 1, если количество поколений меньше N, иначе выход.

Распределённый генетический алгоритм (РГА) представляет собой несколько параллельно работающих генетических алгоритмов, каждый из которых аналогичен описанному выше. В зависимости от настроек алгоритма, обмен особями параллельно развивающихся популяций происходит синхронно, с удалением из исходной популяции мигрирующей особи. Миграция однонаправленная, по кольцу. Мигрирующая особь выбирается случайным образом, не зависимо от значения фитнес функции.

Начальная популяция генерируется случайным образом, при этом большинство генов (диапазонов) хромосомы первого вида остаются равны $g_t = [x_t; y_t] = [-1; 1]$, и только некоторая часть произвольно выбранных генов приобретает случайно выбранные значения $[x_t; y_t]$ отличные от -1 и 1.

$$g_t = ([x_t; y_t] : x_t = -1; y_t = 1, t = \overline{1, q}), \quad (3.19)$$

где q – это число параметров, рассчитываемых для предварительного анализа изображения. Ген, представляющий собой весь диапазон значений текущего параметра можно считать не активным, т.к. он никак не ограничивает подпространство, заданное хромосомой. Таким образом, в хромосоме первого вида решения может использоваться переменное число параметров, равное числу активных генов.

При генерации начальной популяции подмножество хромосомы второго вида составляется случайным образом из множества A' различных последовательностей фильтрации.

При построении новой «гипотезы» (порождении особи), алгоритм должен ставить в соответствие некоторому множеству диапазонов параметров определённые последовательности алгоритмов обработки и сегментации изображений. Затем «гипотеза» проверяется на всём множестве данных и вычисляется её фитнес.

В работе проверяется влияние следующих принципов построения гипотез на свойства построенных алгоритмом решений:

- 1) Случайный выбор диапазонов параметров и случайный выбор последовательностей фильтров;
- 2) Случайный выбор диапазонов параметров из имеющихся в начальных данных и случайный выбор последовательностей фильтров;

Кроссинговер хромосом первого вида может осуществляться:

- 1) по принципу дискретной рекомбинации (многоточечного

кроссинговера);

2) аналогично правилам промежуточной и линейной рекомбинации для нижней и верхней грани диапазона, в зависимости от начальных настроек алгоритма;

3) комбинированием двух вышеописанных методов.

В случае применения третьего вида кроссинговера, в процессе скрещивания выбираются гены потомков из родительских особей по маске, аналогично дискретной рекомбинации. Отличие от первого вида кроссинговера состоит в том, что только часть генов копируются из одной родительской особи. Значения остальных генов вычисляются аналогично правилам промежуточной рекомбинации, а не копируются из второй родительской особи, как в случае дискретной рекомбинации. Третий вид кроссинговера был предложен с целью уменьшения изменчивости особей при скрещивании, сравнительно со вторым видом кроссинговера. К тому же при этом сохраняется возможность изменения при помощи кроссинговера диапазонов параметров, сгенерированных в начальной популяции.

Кроссинговер хромосом второго вида происходит с заданной вероятностью при наличии несовпадающих элементов у родительских особей, в противном случае не производится.

Мутация хромосом может происходить следующим образом:

1) изменение границ диапазонов на случайно выбранные из множества начальных данных допустимые значения текущего параметра;

2) мутация "отжигом";

3) смешанная мутация.

В случае мутации "отжигом" происходит изменение диапазона одного из параметров таким образом, чтобы получившееся решение покрывало только подпространство, в которое входят точки с наилучшим качеством сегментации изображений. Данная мутация предназначена для "сужения" подпространств, соответствующих текущей схеме фильтрации.

"Смешанная мутация" представляет собой комбинацию мутации

"отжигом" и мутации, приведенной под номером "1" в списке. Выбор типа оператора мутации происходит случайным образом, однако вероятность выбора того или иного типа оператора мутации зависит от номера поколения.

Мутация хромосом второго вида происходит путём замены любой случайно выбранной схемы фильтрации, входящей в состав мутирующей хромосомы, на любую другую произвольно выбранную схему из множества начальных данных.[147]

В алгоритме предложено несколько вариантов расчёта фитнес функции [147]:

- 1) на основании среднего значения качества фильтрации всеми схемами всех изображений класса, описываемого параметрами особи;
- 2) по наихудшему значению качества фильтрации, полученному по всем схемам всех изображений класса, описываемого параметрами особи;
- 3) аналогично второму варианту, но с поправкой на количество изображений класса, описываемого параметрами особи.
- 4) по номеру схемы в списке всех схем, упорядоченному для каждого изображения по точности сегментации.

Отбор родительских особей осуществляется по принципу турнирного отбора. Сокращение промежуточной популяции осуществляется методом селекции.

При поиске оптимальной модификации генетического алгоритма была выполнена проверка работы различных вышеописанных типов операторов ГА и РГА и вариантов их настроек.

3.4 Настройка параметров ПГА с учётом особенностей задачи кластеризации

Тип ПГА используемого в работе – «островной». Обмен особями параллельно развивающихся популяций происходит синхронно, с удалением из исходной популяции мигрирующей особи. Миграция однонаправленная,

по кольцу. Мигрирующая особь выбирается случайным образом, не зависимо от значения фитнес функции.

Начальная популяция генерируется случайным образом, большинство генов остаются равны $g_t = [x_t; y_t] = [-1; 1]$, и только некоторая часть произвольно выбранных генов получает значения из данных общей таблицы параметров изображений. Т.о., используется переменное число параметров. Первоначально для расчётов текстурных параметров было выделено некоторое множество векторов: $\{(a,b)\} = \{(0;1), (1;1), (1;-1), (-1;1), (1;-4), (2;-3), (-2;4), (2;5), (3;4), (3;5), (3;7), (3;11), (5;13), (7;13), (7;17), (13;17)\}$ определяющее множество матриц смежности яркостей $\{M_{(a,b)}\}$. Была составлена таблица параметров всех изображений, схем фильтрации и соответствующих им значений параметра качества сегментации (2.40) с целью поиска зависимостей между значениями текстурных параметров и использованием той или иной схемы фильтрации. В таблице представлены параметры (3.5-3.8), (3.11-3.14), дисперсия, первый, второй, третий и четвёртый моменты случайной величины матриц смежности яркостей, заданных векторами множества $\{(a,b)\}$. 425 схем фильтрации, найденных генетическим алгоритмом, описанном во 2-й главе. Значения функции (2.40), рассчитанной для каждого из 325 изображений и каждой из 425 схем фильтрации.

По результатам тестирования было определено, что принцип расчёта фитнес функции влияет на эффективность ПГА с точки зрения выбора лучшего фильтра из списка:

- 1) Определяет плотность, разброс, величины перепадов значений в пространстве поиска;
- 2) Определяет степень различия лучших элементов;
- 3) При расчёте фитнеса особи с учётом мощности множества изображений, удовлетворяющих схеме, порядковый номер схемы при

тестировании имеет меньше шансов быть лучшим, т.к. приоритет получают более «объёмные» и менее качественные и точные решения.

Частота обмена особями между под популяциями ПГА, по результатам экспериментов, является оптимальной в пределах вероятности обмена 0,2-0,4 для каждого поколения. Уменьшение этого значения ведёт к излишним затратам вычислительных ресурсов, а увеличение – к сходимости различных под популяций к одним и тем же решениям. В алгоритме используется турнирный отбор родительских особей, оптимальный размер группы по результатам экспериментов – 4 особи. Сокращение промежуточной популяции осуществляется методом селекции. В наиболее удачных модификациях ПГА кроссинговер выполнялся аналогично правилам промежуточной и линейной рекомбинации для нижней и верхней грани диапазона, в зависимости от начальных настроек алгоритма. Использовалась случайная мутация, представляющая собой изменение верхней и нижней границы диапазона любого текстурного параметра особи на случайные допустимые вещественные числа. Изменение мутации в пределах 0,05-0,15 в среднем влияет на значение целевой функции в пределах 1%. Такое изменение значения целевой функции соответствует ошибке эксперимента. Таким образом, считаем, что большая часть модификаций данного алгоритма нечувствительна к изменениям вероятности мутации в вышеуказанных пределах. В алгоритме предложено несколько вариантов расчёта фитнес функции. В зависимости от требований к размеру групп изображений более удачными могут быть различные виды расчёта фитнеса.

3.5 Сокращение пространства поиска

При построении двумерных экспериментальных графиков зависимостей результатов фильтрации изображений от их параметров визуально не определяются ни кластеры, ни функциональные зависимости. Следовательно, при параметризации изображений с целью быстрого выбора

методов его фильтрации, необходимо свыше 2 параметров и на момент реализации и начала тестирования алгоритма невозможно определить достоверно, какие это параметры.

Имеющиеся в распоряжении начальные данные, составляющие пространство поиска, были получены по формулам, приведенным в [113], а также в результате многочисленных экспериментов по автоматическому поиску эффективных схем сегментации изображений. В данной реализации они представляют собой множество наборов значений текстурных параметров и схем обработки, отношение между которыми выражается некоторым вещественным числом, принимающим значение от 0 до 1. Это значение выражает степень приемлемости (эффективности) применения данных схем обработки к изображениям с текущими значениями текстурных параметров. При построении векторов параметров, задающего хромосомы первого вида, для каждого заданного изображения параметры [113] вычисляются на основании различных матриц смежности яркостей. Определение эффективности каждой последовательности обработки производится путём вычисления близости результата фильтрации данного изображения и соответствующего ему шаблона. Исходное пространство поиска генетического алгоритма (ГА) сформировано следующим образом: номер изображения; номер схемы обработки; показатель качества фильтрации текущего изображения данной схемой; значения текстурных параметров текущего изображения.

С целью улучшения работы предложенного метода было также изучено влияние набора параметров изображений, используемого в хромосомах первого вида, на работу ГА. Используемые в ранее описанных экспериментах параметры таковы, что коэффициент взаимной линейной корреляции некоторых из них порой достигает значения 0,9. Коррелирующие параметры на момент начала тестирования не были исключены из рассмотрения, т.к. не представляется возможным заранее определить какие из них лучше выбрать для решения поставленной задачи. Т.е. неизвестно какие параметры наиболее

удачно описывают свойства изображения, которые значительно влияют на выбор методов его фильтрации. В процессе тестирования алгоритма и анализе статистики использования различных текстурных параметров в удачных и неудачных решениях, не было найдено «приоритетных» параметров. Вероятность попадания того или иного параметра, из множества коррелирующих, в «хорошее» решение имеет равномерное распределение. Таким образом, был сделан вывод, что исключение пар взаимозависимых параметров из множества, используемых при работе ГА, только увеличит скорость работы алгоритма не уменьшая его эффективности.

Таким образом, для каждого изображения, по каждой матрице смежности было рассчитано значение каждого параметра. После чего были рассчитаны коэффициенты линейной корреляции для всех пар параметров всех матриц смежности. Построены графики зависимостей, модели линейных регрессий для всех пар параметров, рассчитаны такие параметры как коэффициент детерминации, скорректированный коэффициент детерминации, t-критерий Стьюдента, р-значение. Примеры экспериментальных графиков взаимных корреляций значений текстурных параметров приведены в приложении В.

Наиболее сильно, среди всех рассчитанных параметров, коррелировали между собой параметры (3.6) и (3.12) не зависимо от принципа выбора векторов матриц смежности. Коэффициент линейной корреляции для большинства проверенных значений превышал 0,9. Взаимная степень корреляции значений прочих параметров находится в более тесной зависимости от векторов, задающих исходные матрицы смежности. А именно от длины вектора и его направления. Так, в приведенном на рисунке 3.3 двумерном графике, коэффициент линейной корреляции значений параметра (3.5), рассчитанного по матрицам, заданным векторами (0,1) и (1,1), был равен 0,2716486. Когда коэффициент корреляции значений того же параметра, по матрицам, заданным векторами (1,-1) и (1,1), был равен 0,9328412. В тоже время коэффициент корреляции значений параметра (3.6)

для этих векторов был равен 0,9318660 и 0,9981008 соответственно. На основании этого можно сделать вывод, что параметры (3.6) или (3.12) имеет смысл рассчитывать по матрицам смежности, заданным векторами, значительно отличающимися между собой по длине и ориентации в пространстве. При этом не произойдёт потери какой либо значимой информации об изображении.

Для всех параметров, кроме параметров (3.6) и (3.12), коэффициент корреляции превышает порог 0,9 лишь для близких, с точки зрения принципа расчёта параметра, значений векторов. Так, на приведенном на рисунке 8 графике, отображаются значения параметра (3.11), рассчитанного для 250 изображений. Значения коэффициента линейной корреляции 0,9691838 и 0,7914600 для пар векторов (2;5) и (3;7), и (2;5) и (-2;4) соответственно.

Расчёты проводились для различных матриц смежности яркостей. В работе были рассмотрены также следующие вектора, задающие матрицы смежности: (0;1), (1;1), (1;-1), (-1;1), (1;-4), (1;4), (0;2), (2;2), (0;3), (2;1), (3;1), (3;3), (2;3), (2;4), (2;-3), (-2;4), (2;5), (3;4), (3;5), (3;7), (3;11), (5;13), (0;7), (7;7), (7;13), (7;17), (13;17), (0;5), (5;5), (0;11), (11;11), (0;13), (13;13), (0;17), (17;17), (0;19), (0;23), (0;29), (0;31), (0;37), (0;41), (0;43), (0;47) и др.

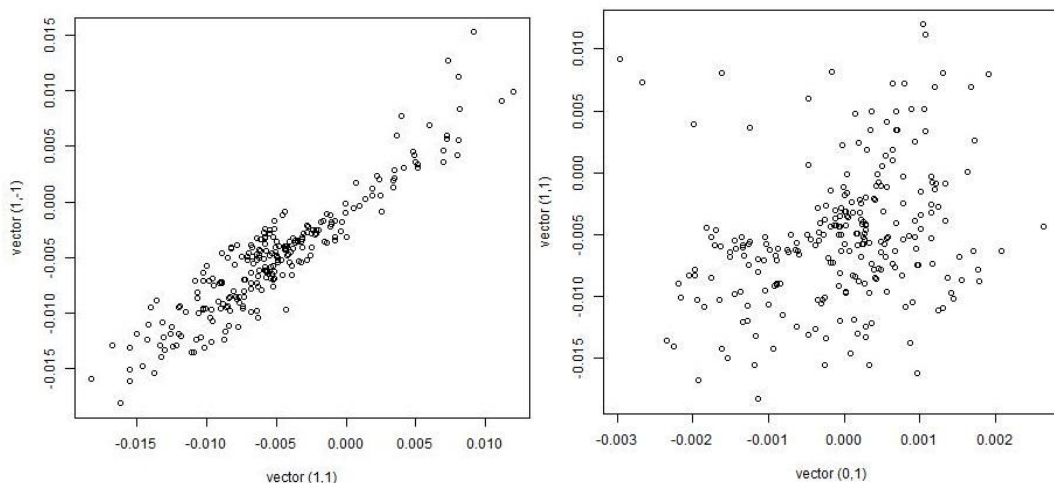


Рисунок 3.3 – Экспериментально полученные значения параметра «контраст» (3.5) для векторов (1;-1), (0;1) и (1;1)

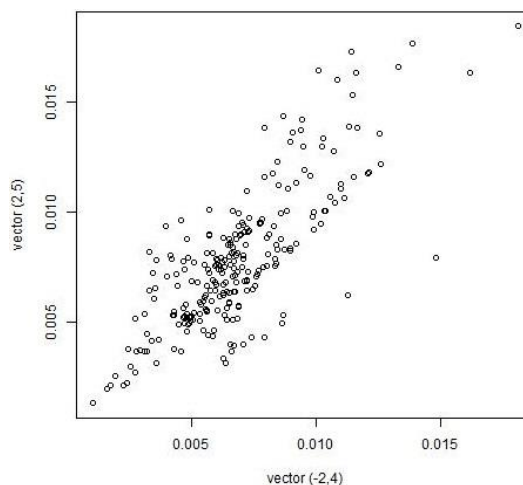


Рисунок 3.4 – Экспериментально полученные значения параметра «контраст» (3.11) для векторов (2;5) и (-2;4)

На основании полученных данных, множество используемых ГА текстурных параметров было сокращено, что повысило эффективность работы ГА. Зависимости значений параметров и при значении коэффициента корреляции большего 0,8 кажутся на первый взгляд достаточными, для исключения многих векторов из рассмотрения. Однако это увеличивает вероятность ошибки разделения множеств и приводит к ухудшению показателей качества работы алгоритма на таких сокращённых множествах.

Текстурные параметры перед использованием были проверены экспериментально на наличие зависимостей. Параметры, на множестве которых осуществляется поиск, попарно не коррелировали. Для построения регрессионных моделей и проверки зависимостей использовалась программная среда R.

3.6 Выводы по разделу

1. В данном разделе проведен анализ и преобразование данных, полученных при помощи разработанного во втором разделе метода синтеза схем сегментации, определены особенности задачи автоматической сегментации ультразвуковых изображений, а также предложена модель

решения поставленной задачи на основе ПГА, учитывающая эти особенности.

2. На основании результатов экспериментов проанализировано и сокращено множество текстурных параметров УЗ изображений, выбранных в данной работе для качественной оценки УЗ изображений и рассчитываемых по матрицам смежности яркостей. При проведении экспериментов, для каждого УЗ изображения, по каждой матрице смежности было рассчитано значение каждого параметра, а также построены графики взаимных зависимостей параметров. На основании корреляционного анализа полученных значений множество текстурных параметров было сокращено.

3. В результате тестирования модификаций предложенного ПГА определены лучшие значения таких параметров ПГА, как частота обмена особями между под популяциями, вероятности мутации и кроссинговера, мощность турнирной группы, мощность популяции, оптимальное число поколений и др.

4. Результаты тестирования ПГА показали, что выбор модификации предложенного ПГА зависит от требований к результату его работы и характеристик множества исходных данных. При необходимости получения решений позволяющих охватить большие кластера в пространстве текстурных параметров, необходимо использовать модификации ПГА, с соответствующей целевой функцией. В наилучшей модификации предложенного алгоритма расчёт фитнес функции производился на основании порядкового номера схемы обработки изображения в списке всех имеющихся в БД схем, упорядоченного для каждого изображения по точности сегментации.

РАЗДЕЛ 4. ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ОБРАБОТКИ И СЕГМЕНТАЦИИ УЛЬТРАЗВУКОВЫХ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В данном разделе рассматриваются аспекты практического применения модели синтеза и модели кластеризации схем обработки уз изображений по текстурным параметрам изображений на основе эволюционных вычислений. Приведено описание разработанной системы и результаты экспериментов по сегментации реальных ультразвуковых изображений сонных артерий человека на различных стадиях заболевания.

4.1 Автоматизированная система обработки ультразвуковых изображений сонных артерий на основе эволюционных алгоритмов

На основе моделей, разработанных и исследованных во втором и третьем разделах, разработан программный комплекс позволяющий сегментировать ультразвуковые изображения сонных артерий человека. На рисунке 4.1 приведена общая схема структуры разработанной автоматизированной системы обработки ультразвуковых изображений сонных артерий. Ядром системы являются три модуля: модуль генерации схем сегментации, модуль расчёта и преобразования данных, модуль параметризации схем сегментации. Настройкой работы ядра системы занимается эксперт по обработке изображений. Врач-эксперт осуществляет подготовку шаблонов из исходных УЗ изображений, которые используются системой для синтеза схем обработки изображений. Подготовка исходных изображений и шаблонов, настройка ядра, синтез схем сегментации, а также их параметризация производится на начальном этапе работы системы. При необходимости сегментации нового УЗ изображения врач-пользователь при помощи модуля интерфейса пользователя использует параметризованные схемы сегментации, сгенерированные ядром системы на этапе настройки. При необходимости настроить систему для сегментации некоторых

изображений, параметры которых значительно отличаются от параметров изображений, на которых осуществлялась настройка, врач-эксперт пополняет множество изображений и шаблонов, после чего производится последовательный запуск модулей ядра системы. Множество параметризованных схем фильтрации дополняется или корректируется ядром системы автоматически, после чего система готова к использованию врачом-пользователем.

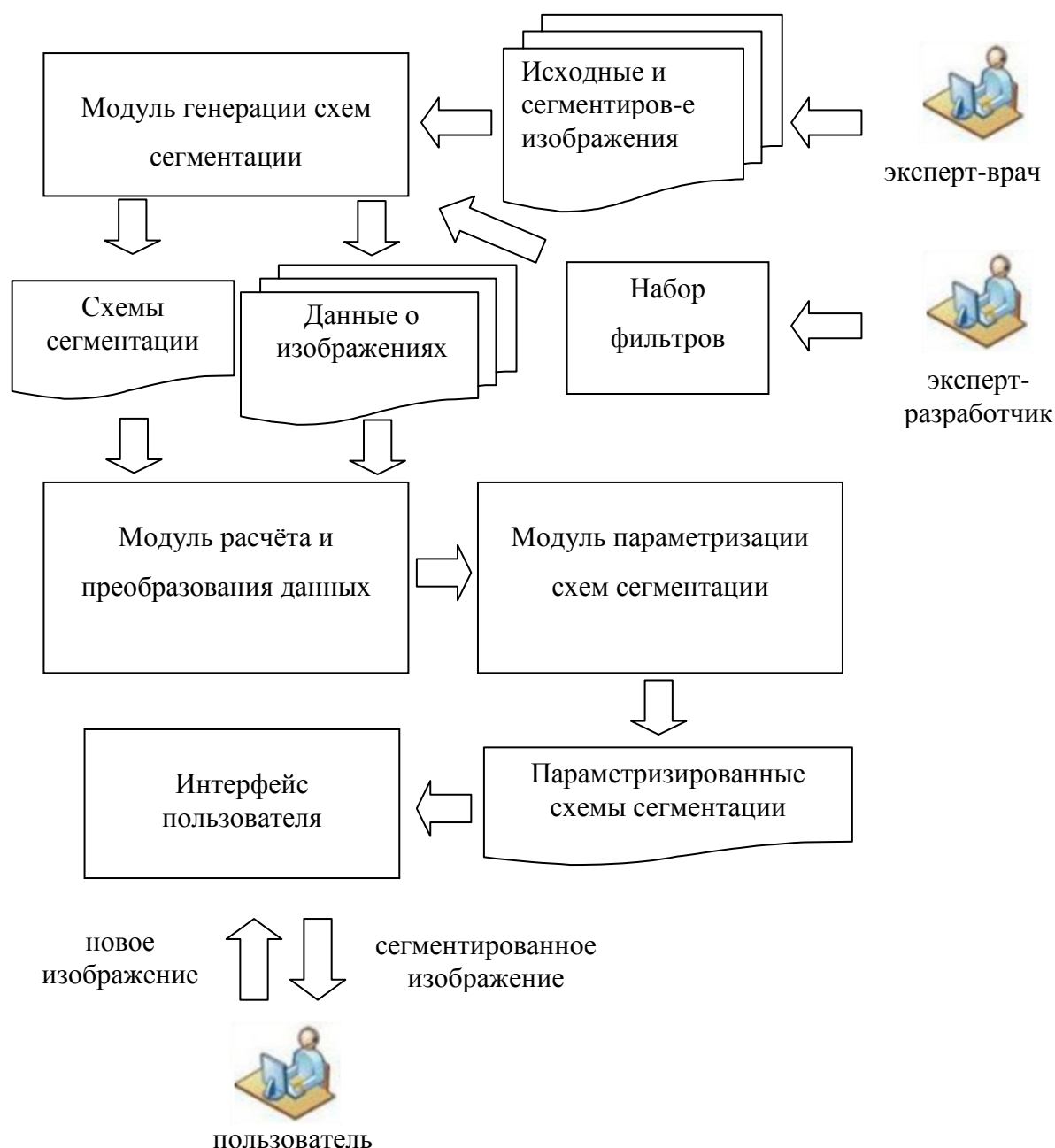


Рисунок 4.1 – Автоматизированная система обработки ультразвуковых изображений сонных артерий на основе эволюционных алгоритмов

На рисунке 4.2 приведено схематичное представление реализации разработанного программного комплекса, который включает в себя:

- модуль генерации схем обработки и сегментации УЗ изображений `FilterChainDeveloper.exe`;
- модуль преобразования данных и расчёта текстурных параметров изображений `DataSorter.exe`;
- модуль кластеризации схем обработки УЗ изображений `ClusterizationGeneticAlgorithm.exe`;
- модуль редактора `UltrasoundImageAnalysis.exe`, использующий конечный результат работы предложенных моделей и обеспечивающий интерфейс пользователя.

Модуль `FilterChainDeveloper.exe` позволяет синтезировать новые методы обработки и сегментации ультразвуковых изображений из множества алгоритмов и методов обработки и сегментации изображений. Файл `filter.txt` позволяет изменить (до запуска системы) используемые модулем линейные пространственные фильтры без необходимости перекомпиляции модуля.

Модуль расчёта и преобразования данных `DataSorter.exe` разработан с целью преобразования полученных данных о схемах сегментации изображений и точности сегментации этими схемами всех заданным экспертом изображений. Также в этом модуле производится расчёт всех необходимых модулю `ClusterizationGeneticAlgorithm.exe` для параметризации схем сегментации текстурных параметров. Обобщенная таблица всех преобразованных и рассчитанных данных передаётся из модуля `DataSorter.exe` в модуль `ClusterizationGeneticAlgorithm.exe`.

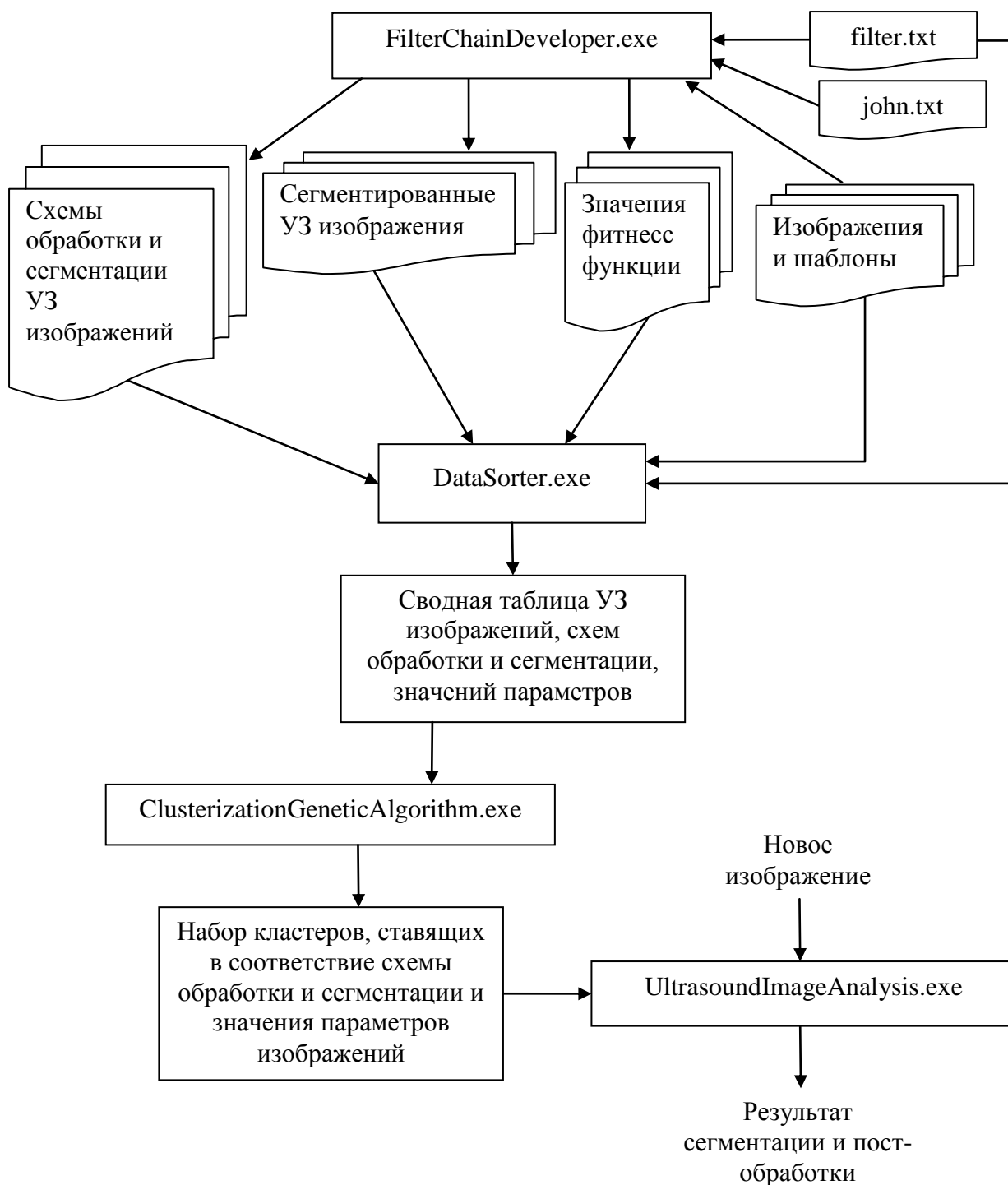


Рисунок 4.2 – Автоматизированная система обработки ультразвуковых изображений сонных артерий на основе эволюционных алгоритмов

Файл john.txt позволяет изменить форму гистограммы, в используемом модулем алгоритме приведения гистограммы. Изменения

также должны быть внесены до запуска модуля и соответствовать требуемому формату файла.

Модуль DataSorter.exe рассчитывает значения текстурных параметров изображений, с которыми осуществлял работу модуль FilterChainDeveloper.exe. DataSorter.exe также осуществляет преобразование данных, сгенерированных модулем FilterChainDeveloper.exe.

Модуль ClusterizationGeneticAlgorithm.exe осуществляет кластеризацию схем обработки изображений, синтезированными модулем FilterChainDeveloper.exe, на основании значений параметров изображений, рассчитанными модулем DataSorter.exe. Все необходимые данные находятся в сводной таблице, генерируемой DataSorter.exe.

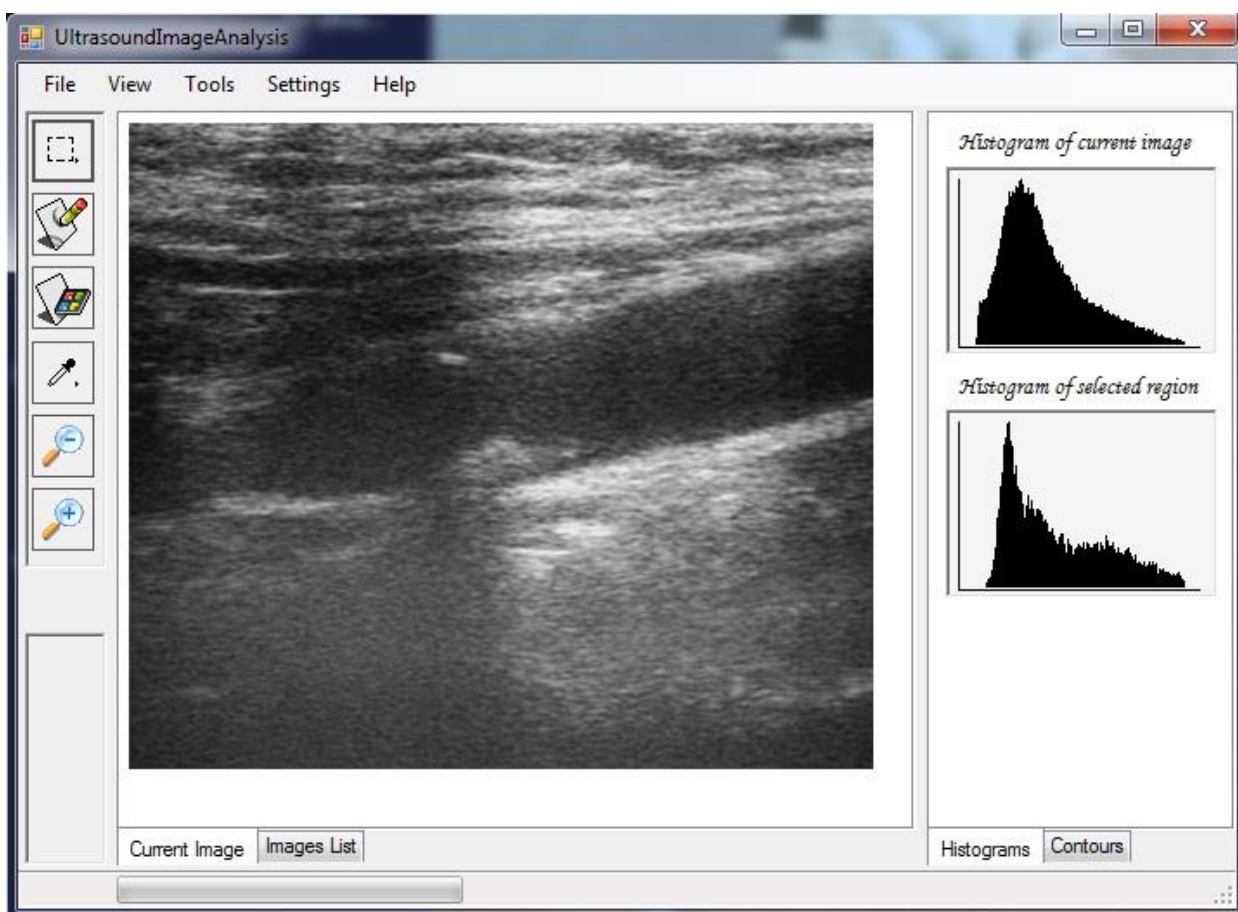


Рисунок 4.3 – Графический интерфейс модуля UltrasoundImageAnalysis.exe

Модуль `UltrasoundImageAnalysis.exe` использует параметризованные схемы обработки и сегментации изображений как неотъемлемую часть в общем инструментарии редактора, позволяющего загружать изображения, требующие анализа, сегментировать загруженные изображения, рассчитывать различные параметры, характеризующие изображение в целом и его фрагменты, редактировать сегментированное изображение, сохранять непосредственно результаты сегментации или же сохранять отредактированные пользователем результаты сегментации.

На рисунке 4.4 приведена UML-диаграмма использования комплекса.

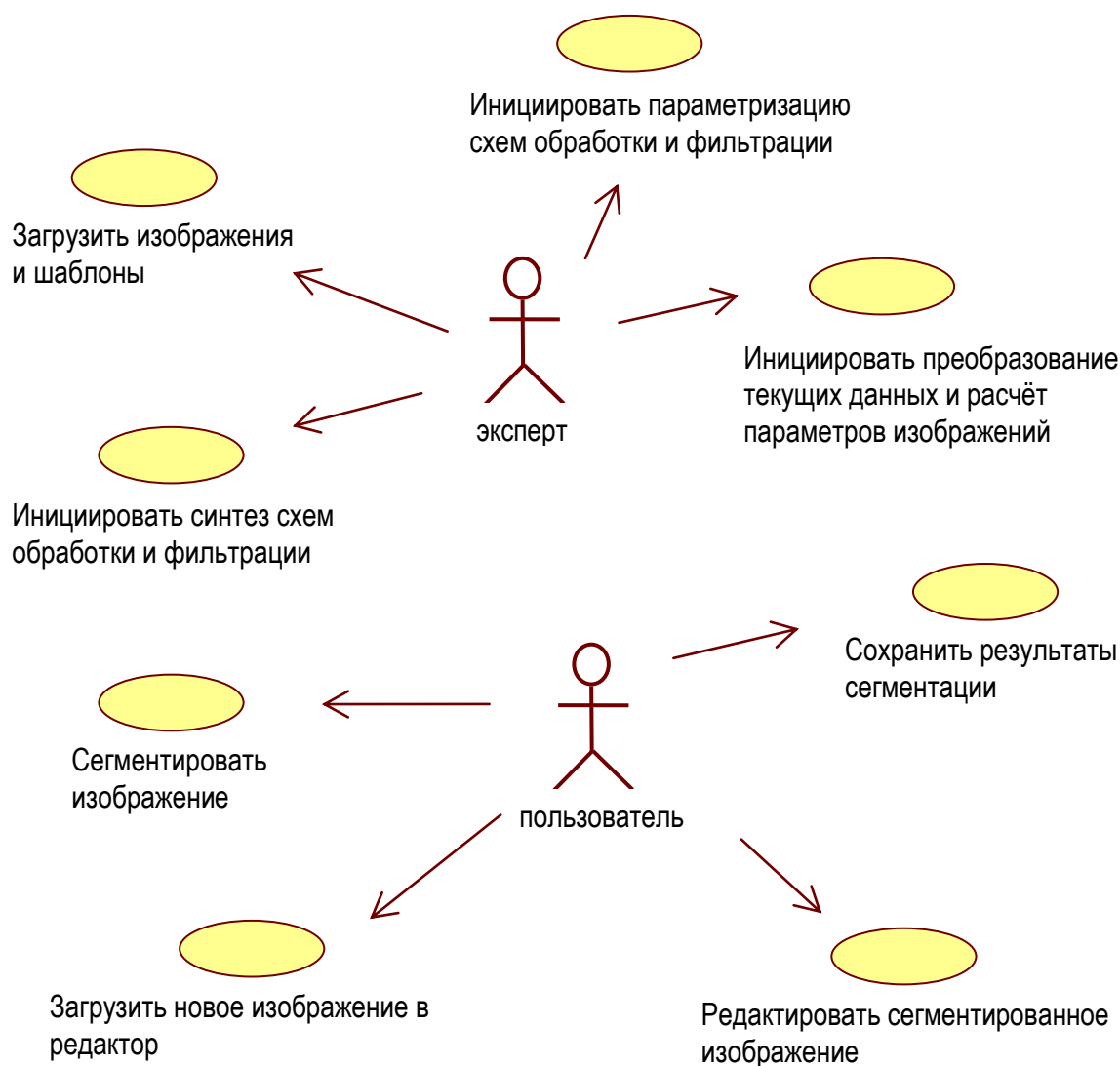


Рисунок 4.4 – Диаграмма использования программного комплекса

Как показано на рисунке 4.4 в схеме вариантов использования системы присутствует два агента: эксперт и пользователь.

Эксперт производит настройку системы, а именно заполняет базы данных изображений и соответствующих им шаблонов, инициирует синтез схем обработки изображений и их параметризацию, осуществляет дополнение базы данных шаблонов изображений по мере возникновения необходимости.

Пользователь использует систему непосредственно для сегментации интересующего его УЗ изображения сонной артерии, полученного в В-режиме. Для сегментации изображения, пользователь должен загрузить требуемое изображение из файла на диске через меню редактора. Затем при помощи инструмента «Выделение» панели инструментов выделить область интереса на УЗ изображении как показано на рисунке 4.5.

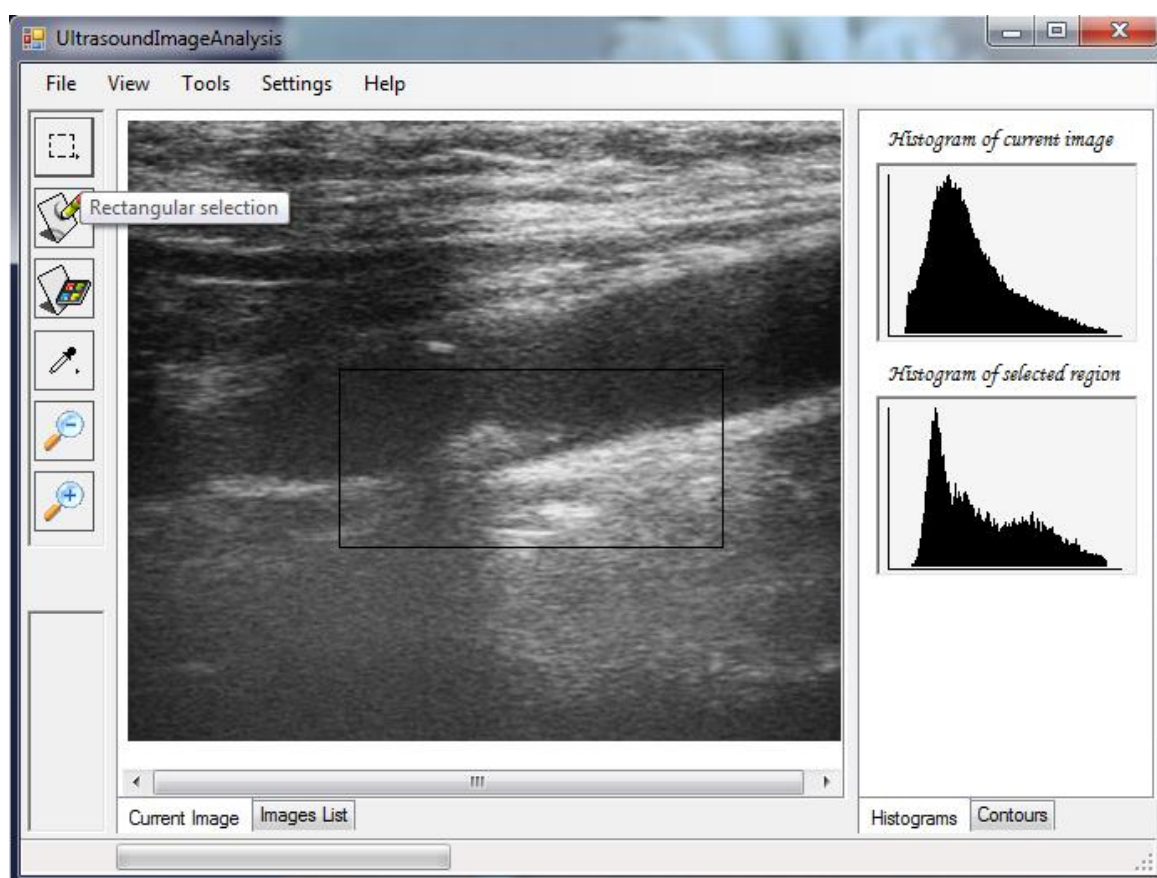


Рисунок 4.5 – Выделение области интереса на УЗ изображении

Затем выделенную область можно сегментировать и рассчитать различные параметры, также используя кнопки панели инструментов, размещённой в окне редактора слева. На рисунке 4.6 показан пример сегментации и расчёта параметров сегментированного изображения при помощи инструментов редактора. Пользователь может сохранить полученные результаты сегментации и параметры на диск при помощи панели меню редактора. Для удобства работы пользователя, справа на вкладках редактора отображаются гистограммы распределения яркостей всего изображения в целом и выделенного фрагмента, также некоторые параметры выделенной области.

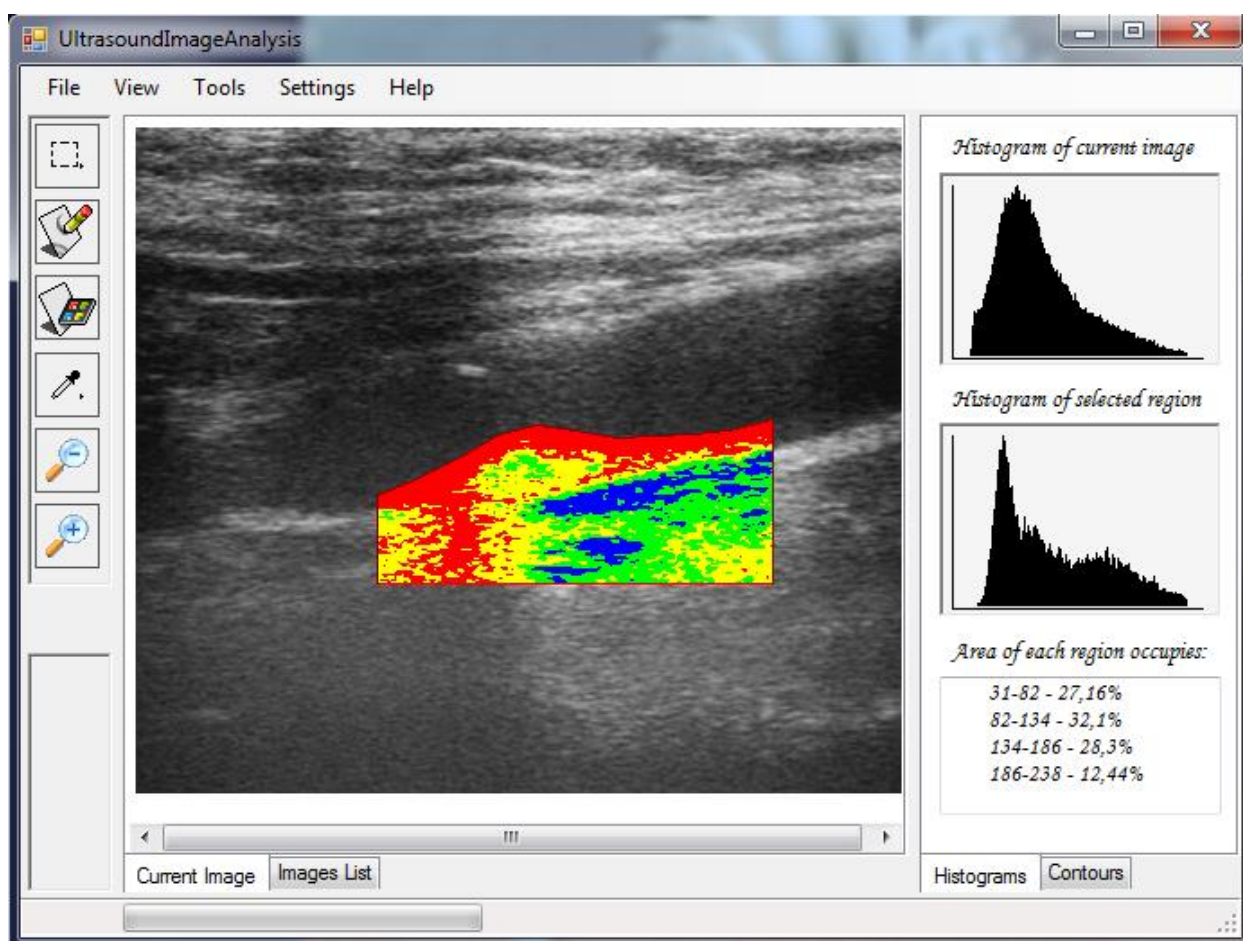


Рисунок 4.6 – Использование инструментария редактора для сегментации и расчёта параметров сегментированного изображения

4.2 Общая структура системы тестирования разработанного метода

С целью тестирования моделей, разработанных и исследованных во втором и третьем разделах, в диссертации был разработан программный комплекс предоставляющий интерфейс для эксперта-разработчика. На рисунке 4.7 приведена общая схема структуры системы тестирования разработанных моделей. Врач-эксперт осуществляет подготовку шаблонов из исходных УЗ изображений, которые используются системой для синтеза схем обработки изображений. Множество изображений и шаблонов разделяется на тренировочную и тестовую группы различными способами: случайным образом, по стадии заболевания, по особенностям заболевания и т.д.. Далее эксперт-разработчик составляет множество всех алгоритмов обработки изображений, которые будут использоваться ядром системы, а именно, модулем генерации схем сегментации изображений. Тестирование модулей производится последовательно. В модуле генерации схем сегментации производится тестирование и определение наиболее удачной модификации ГА генерации схем сегментации из всех модификаций, предложенных в работе. Также производится оценка частоты использования различных алгоритмов обработки изображений в точных схемах сегментации. На основании анализа данных о частоте использования элементов множества алгоритмов обработки изображений в полученных точных схемах сегментации, эксперт-разработчик принимает решение об исключении недействующих элементов из множества алгоритмов обработки изображений. В модуле генерации схем сегментации производится тестирование и определение наиболее удачной модификации ГА из всех, предложенных в работе. В модуле параметризации схем сегментации производится тестирование и определение наиболее удачной модификации ПГА параметризации схем сегментации из всех модификаций, предложенных в работе. Тестирование производится на всех парах

тренировочное и тестовое множество УЗ изображений, подготовленных врачом-экспертом.



Рисунок 4.7 – Система тестирования модели синтеза и модели кластеризации схем обработки УЗ изображений

Модуль расчёта и преобразования данных является программной прослойкой для расчёта и преобразования данных между модулем генерации

схем сегментации и модулем параметризации схем фильтрации, этот модуль разработан на основании анализа множества текстурных параметров УЗ изображений при помощи программной среды R и не тестируется экспертом разработчиком в рамках данной системы.

Программный комплекс, разработанный с целью тестирования разработанных в диссертации моделей, предоставляет пользовательский интерфейс для тестирования моделей, в том числе функционал, позволяющий сохранять статистические данные о работе модулей системы. На рисунке 4.8 приведено схематичное представление разработанного программного комплекса, который включает в себя:

- модуль тестирования метода генерации схем обработки и сегментации УЗ изображений `FilterChainDeveloper.exe`;
- модуль преобразования данных и расчёта текстурных параметров изображений `DataSorter.exe`;
- модуль тестирования ПГА, производящего поиск кластеров в пространстве текстурных параметров для схем обработки УЗ изображений `ClusterizationGeneticAlgorithm.exe`;

Модуль `FilterChainDeveloper.exe` позволяет тестировать различные модификации ГА поиска схем обработки и сегментации ультразвуковых изображений. Данный модуль реализует все описанные во втором разделе варианты модификаций ГА и позволяет пользователю производить их выбор, а также изменение значений параметров выбранной модификации.

Файл `filter.txt` позволяет изменить (до запуска модуля) используемые модулем линейные пространственные фильтры без необходимости перекомпиляции модуля. Файл `john.txt` позволяет изменить форму гистограммы, в используемом модулем алгоритме приведения гистограммы. Изменения также должны быть внесены до запуска модуля и соответствовать требуемому формату файла.

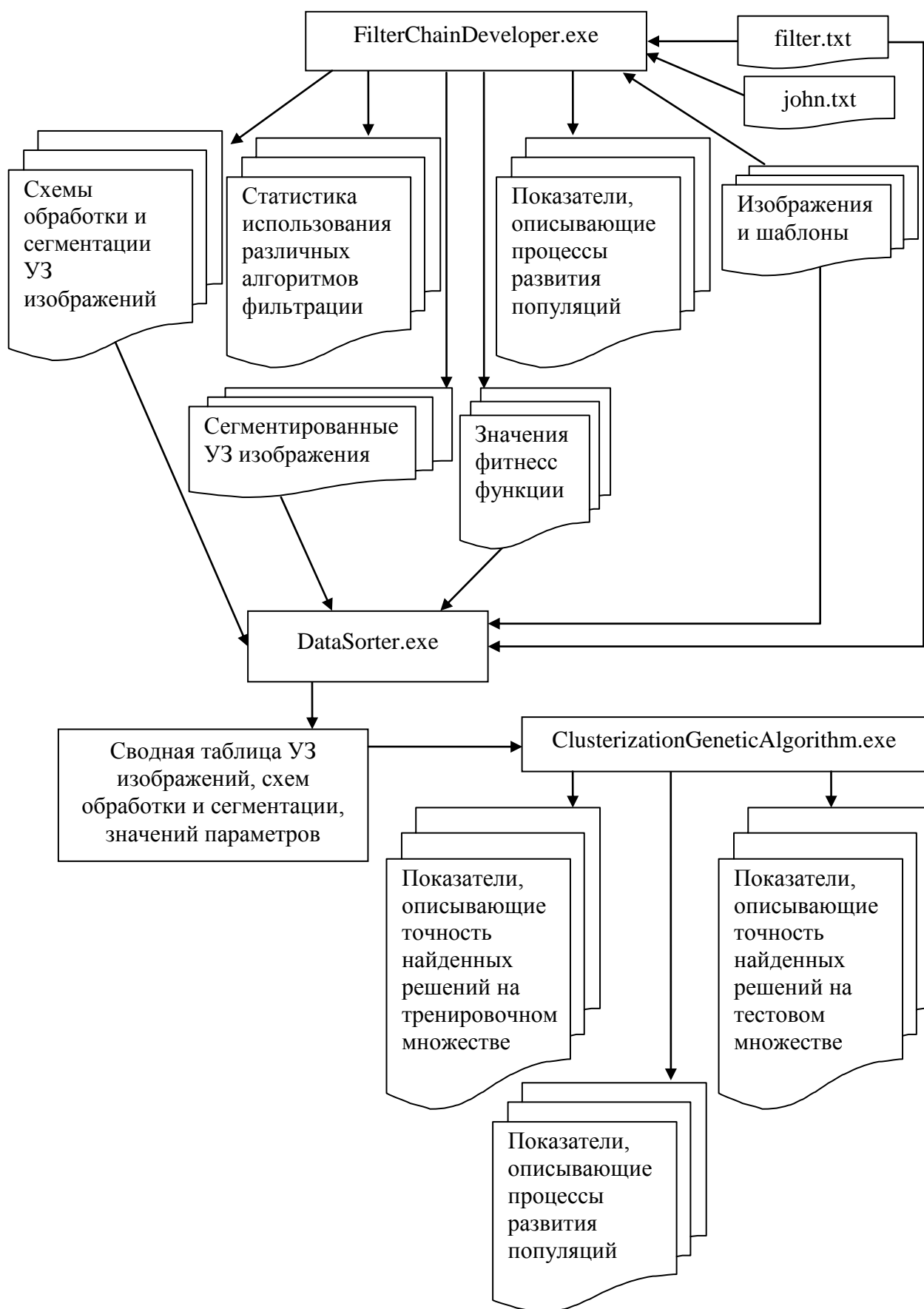


Рисунок 4.8 – Система тестирования модели синтеза и модели кластеризации схем обработки УЗ изображений

Модуль DataSorter.exe рассчитывает значения текстурных параметров изображений, с которыми осуществлял работу модуль FilterChainDeveloper.exe. DataSorter.exe также осуществляет преобразование данных, сгенерированных модулем FilterChainDeveloper.exe. Система тестирования разработанного метода использует тот же модуль DataSorter.exe, что и автоматизированная система обработки ультразвуковых изображений сонных артерий на основе эволюционных алгоритмов.

Модуль ClusterizationGeneticAlgorithm.exe предоставляет функционал, позволяющий тестировать различные модификации ПГА, производящего поиск кластеров в пространстве текстурных параметров, соответствующих схемам обработки и сегментации УЗ изображений. Данный модуль реализует все описанные третьем разделе варианты модификаций ПГА и позволяет пользователю производить их тестирование: задавать значения параметров выбранной модификации, сохранять различные данные о работе ПГА.

4.3 Модуль тестирования моделей синтеза схем обработки уз изображений на основе эволюционных вычислений

На рис.4.9 приведена UML-диаграмма использования системы тестирования модели синтеза схем обработки УЗ изображений. В приведенной схеме вариантов использования системы присутствует один агент – пользователь. Интерфейс пользователя модуля тестирования метода синтеза схем обработки и фильтрации УЗ изображений позволяет загрузить в систему изображения и шаблоны, настраивать различные параметры, тестировать различные модификации и сохранять различные результаты тестирования модификаций ГА, синтезирующего методы сегментации УЗ изображений.

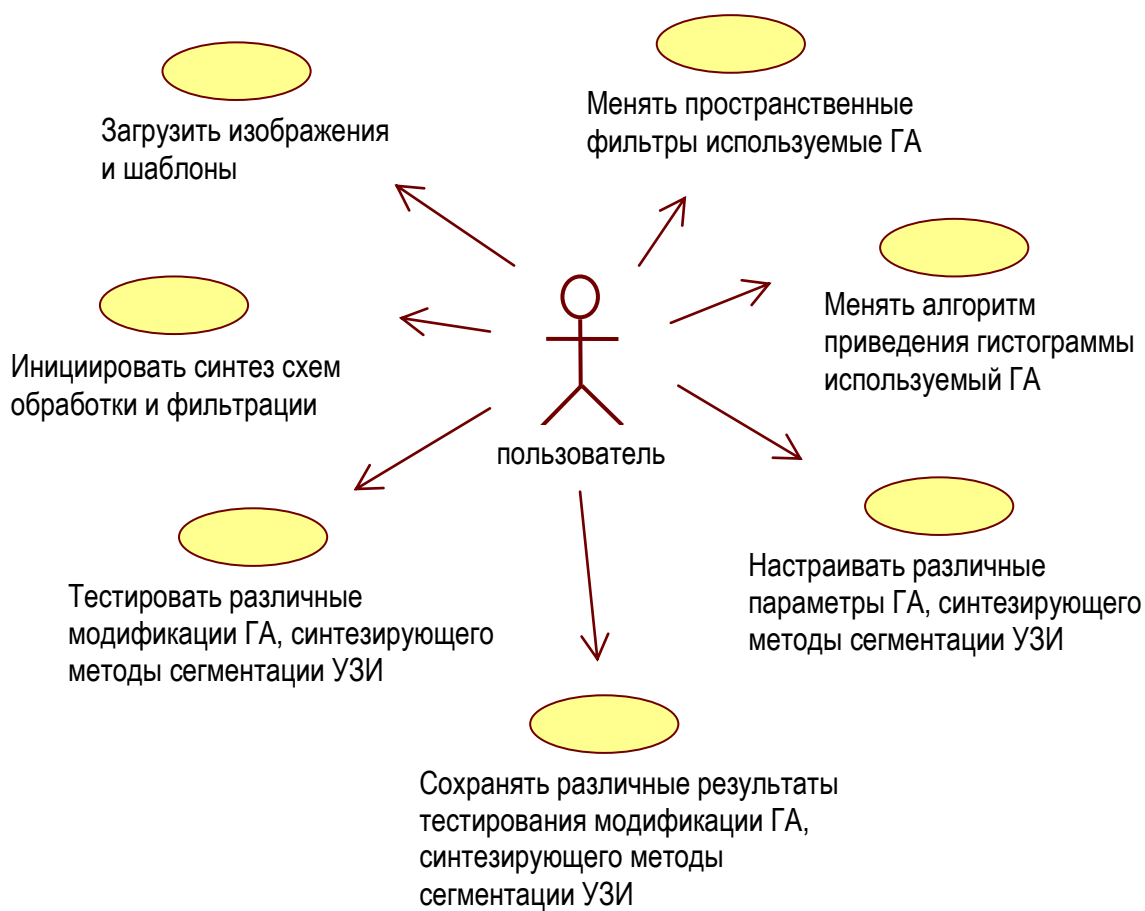


Рисунок 4.9 – Диаграмма использования системы тестирования предложенного метода

Пример окон графического интерфейса модуля тестирования метода синтеза схем обработки и фильтрации УЗ изображений приведён на рисунках 4.10 и 4.11.

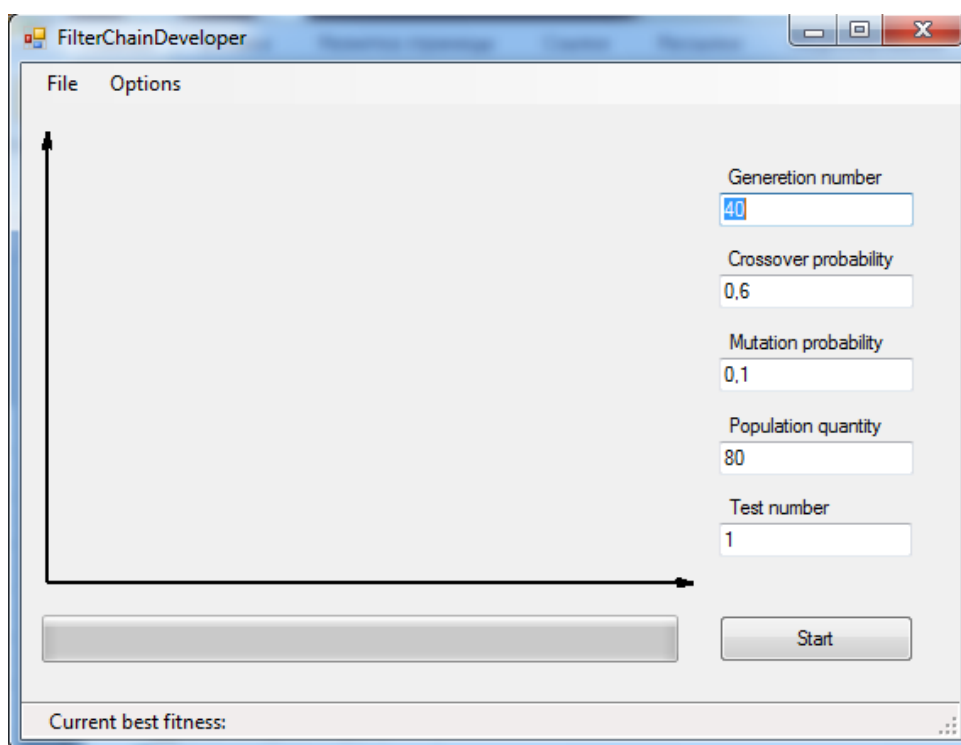


Рисунок 4.10 – Графический интерфейс модуля тестирования метода синтеза схем обработки и фильтрации УЗ изображений

В процессе работы ГА на экране отображается график максимального и среднего значения фитнес функции для текущей популяции и всех предшествовавших ей в данном запуске. В статусной строке отображается численное значение фитнеса лучшей особи текущей популяции. Задать численные параметры тестируемой модификации алгоритма, таких как количество поколений, вероятность мутации и кроссинговера, размер популяции, а также число запусков ГА с текущими настройками, можно в полях главного окна приложения. Задать модификацию ГА можно через панель меню главного окна приложения. Настройка опций сохранения промежуточных данных о работе алгоритма также доступна через панель меню (Рис. 4.11). Изменять значения численных параметров алгоритма, а также его опции и тип сохраняемых на диск данных о процессе работы алгоритма, возможно только перед его запуском и не доступно во время работы системы тестирования.

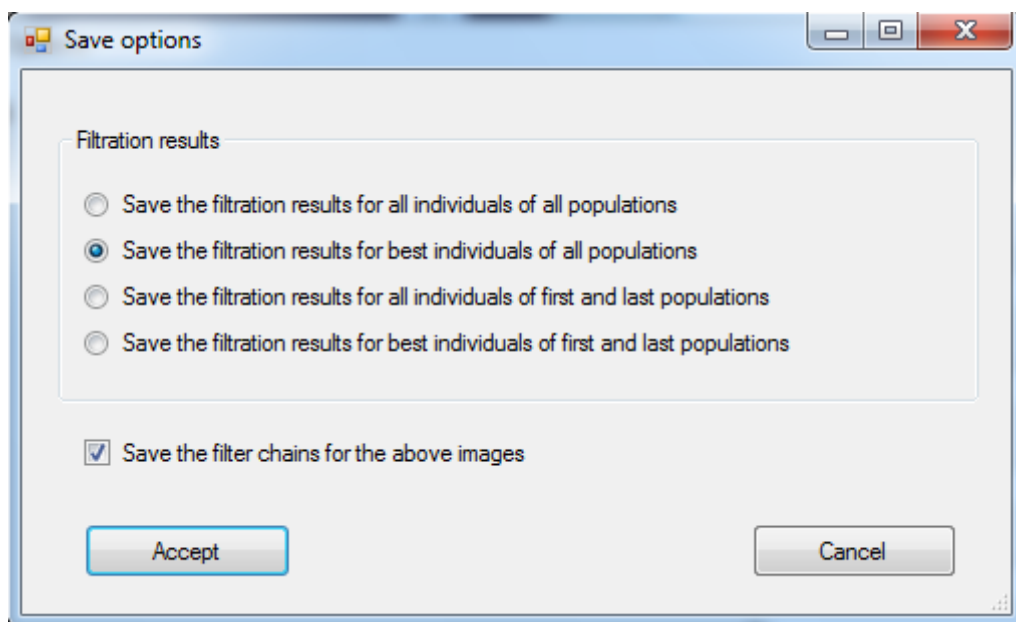


Рисунок 4.11 – Графический интерфейс модуля тестирования метода синтеза схем обработки и фильтрации УЗ изображений

Кроме выбранных пользователем опций, система всегда сохраняет данные о частоте использования того или иного алгоритма обработки изображений, минимальное, максимальное и среднее значения фитнеса на каждом этапе развития популяции. Эти данные сохраняются в excel файлы на диске. При отсутствии на компьютере установленного Microsoft Excel Office данную опцию следует отключить.

Структура модуля. При реализации описанной в разделе 2 модели была соблюдена логическая структура модели для удобства тестирования различных её модификаций. Основные логические классы реализации приведены на диаграмме классов (рис. 4.12). Система тестирования предоставляет пользователю инструментарий для настройки различных параметров системы и отображает результаты работы выбранной модификации модели.

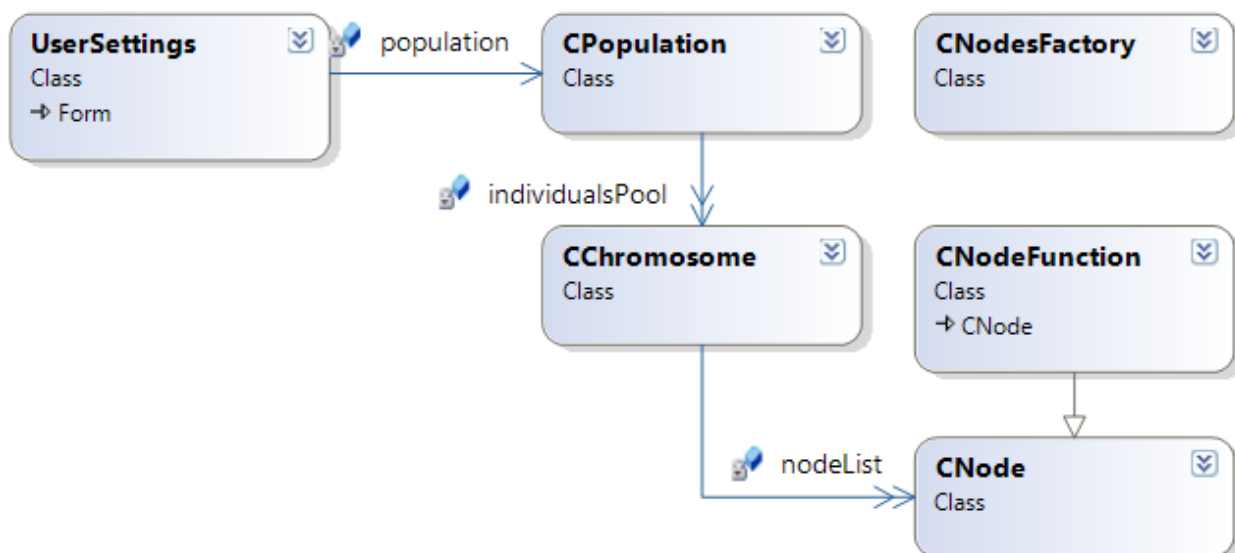


Рисунок 4.12 – Диаграмма классов системы, реализующих эволюционный алгоритм, являющийся ядром модели синтеза схем обработки и фильтрации УЗ изображений

4.4 Модуль тестирования алгоритма поиска соответствий между методами обработки изображений и значениями текстурных параметров изображения

На рис.4.13 приведена UML-диаграмма использования системы тестирования модели кластеризации схем обработки УЗ изображений в пространстве текстурных параметров.

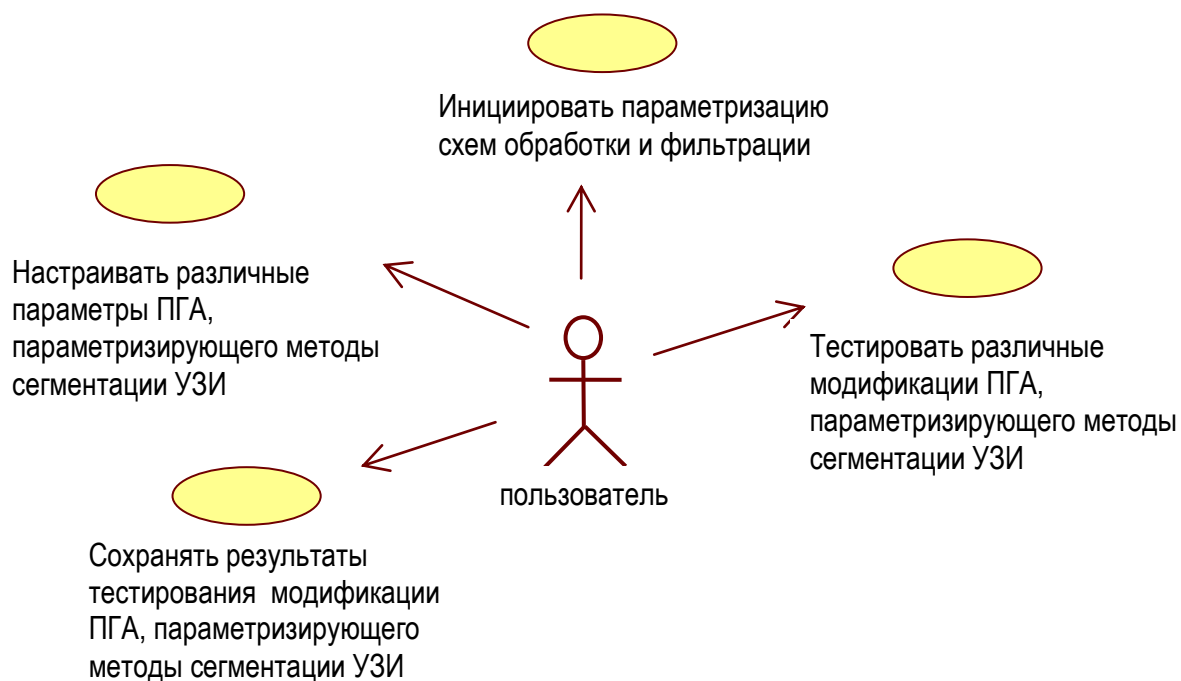


Рисунок 4.13 – Диаграмма использования системы тестирования модели кластеризации схем обработки УЗ изображений

Как показано на рисунке 4.13 в схеме вариантов использования системы присутствует один агент – пользователь. Интерфейс пользователя модуля тестирования модели кластеризации схем обработки УЗ изображений позволяет загружать из файлов исходные данные, необходимые для тестирования алгоритма, настраивать различные параметры, тестировать различные модификации и сохранять различные результаты тестирования модификаций ПГА, поиска соответствий между методами обработки изображений и значениями текстурных параметров изображения.

Графический интерфейс модуля тестирования алгоритма поиска соответствий между методами обработки изображений и значениями текстурных параметров изображения приведён на рисунке 4.14.

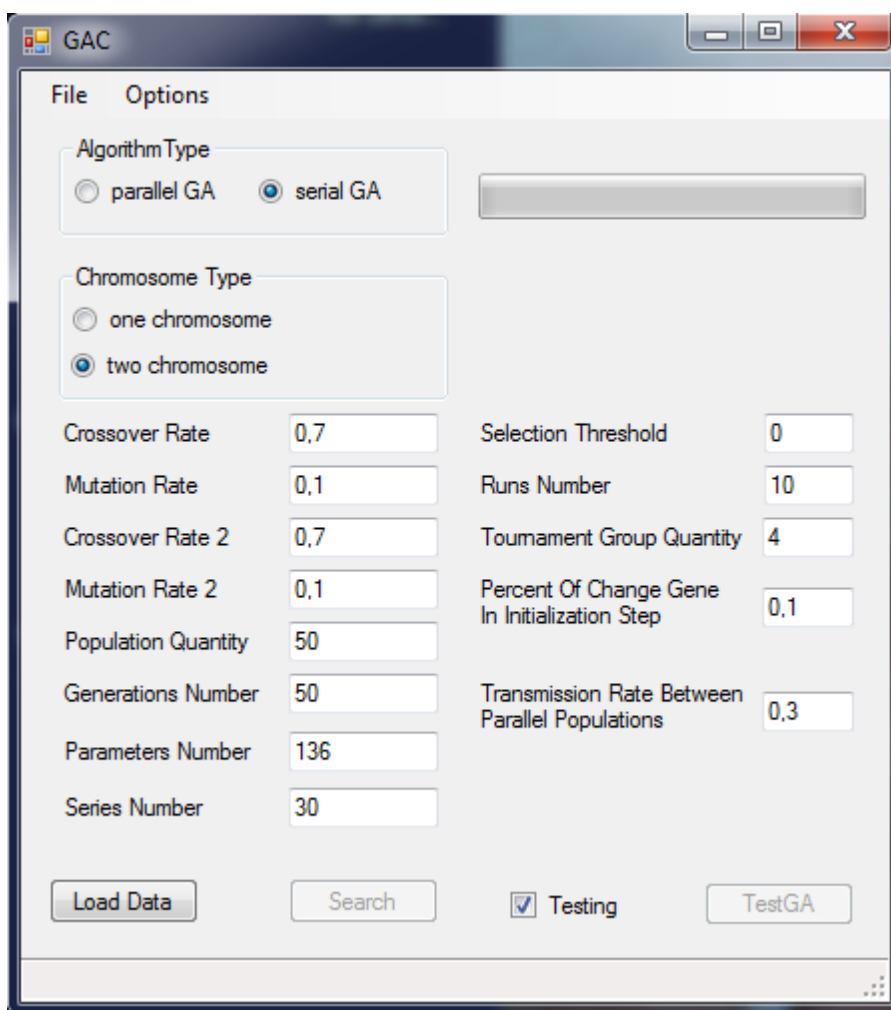


Рисунок 4.14 – Графический интерфейс модуля тестирования модели кластеризации схем обработки УЗ изображений

В процессе работы ГА на экране отображается часть выполненных вычислений при помощи индикатора выполнения (progress bar), расположенного верхнем правом углу окна приложения. Задать численные параметры тестируемой модификации алгоритма, таких как количество поколений, вероятность мутации и кроссинговера для каждого типа хромосом, размер популяции и количество параллельно развивающихся популяций, число запусков ГА с текущими настройками и т.д., можно в полях главного окна приложения. Задать модификацию ГА можно через панель меню главного окна приложения. Настройка опций сохранения данных о работе алгоритма также доступна через панель меню (Рис. 4.14), кроме опции, ограничивающей сохранение данных по порогу (поле ввода

расположено в главном окне приложения). В данном приложении некоторые опции, не требующие численных данных и относящиеся к модификациям алгоритма, были вынесены в главное окно приложения с целью повышения удобства и скорости работы пользователя. С той же целью, пользователю предлагается загрузить все необходимые данные непосредственно при запуске модуля, чтобы ускорить процесс и удостовериться, что пользователь выбрал все необходимые для работы системы файлы.

Изменять значения численных параметров алгоритма, а также его опции и тип сохраняемых на диск данных о процессе работы алгоритма, возможно только перед его запуском и не доступно во время работы системы тестирования.

Структура модуля. При реализации описанной в разделе 3 модели была соблюдена логическая структура модели для удобства тестирования различных её модификаций. Модуль реализует модель в наиболее общем виде, предоставляя набор инструментов для упрощения её структуры и позволяя тем самым тестировать различные её модификации. Основные логические классы реализации приведены на диаграмме классов (рис. 4.15). Система тестирования предоставляет пользователю инструментарий для настройки различных параметров системы и сохраняет данные о результатах работы выбранной модификации модели.

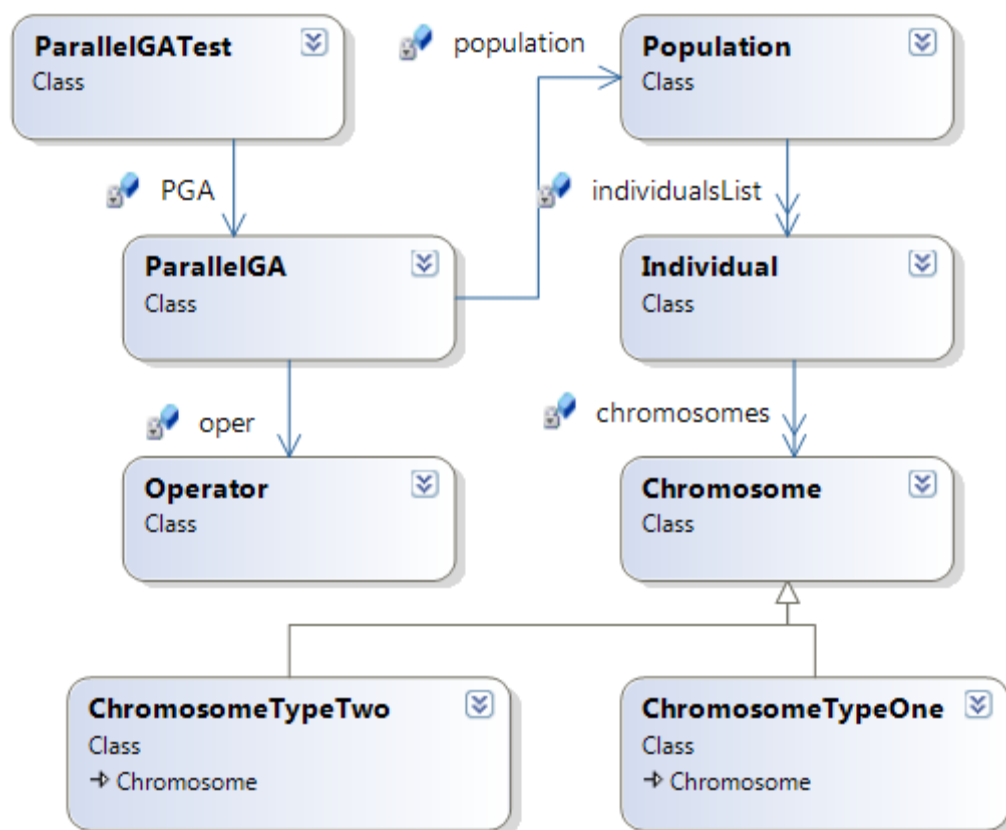


Рисунок 4.15 – Диаграмма классов реализующих ядро модуля тестирования модели кластеризации схем обработки УЗ изображений

4.5 Тестирование системы

Результаты сравнения работы предложенной автоматизированной системы обработки ультразвуковых изображений сонных артерий на основе эволюционных алгоритмов по сравнению с аналогами позволяет получить результат сегментации в среднем на 10-15% точнее. В худшем, из проверенных, случае система предлагает решение на 5% менее точно, нежели результат обработки аналогичной системы. И на 10% хуже, чем могла бы работать, при наличие близкого изображения к тестируемому в БД изображений. В лучшем случае система работает на 30% лучше проверенных методов, предложенных Loizou и др. в работах [55-57, 60,61]. Тестирование проводилось на реальных фрагментах УЗ изображений сонных артерий 47 пациентов на различных стадиях заболевания.

Примеры сравнительных результатов работы системы приведены на рисунке 4.16 и в таблице 4.1.

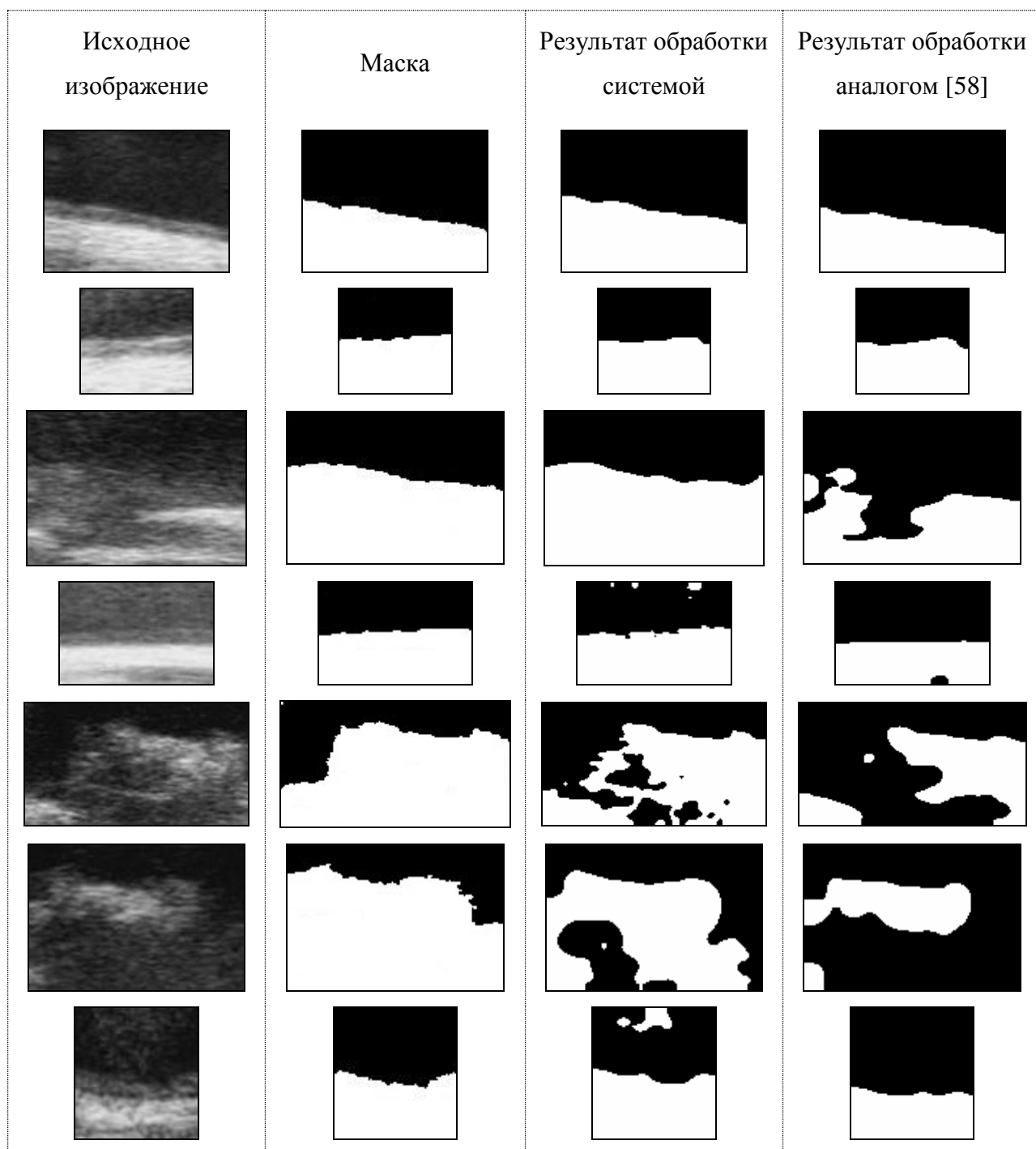


Рисунок 4.16 – Сравнительные результаты работы предложенной системы и системы, использующей алгоритмы описанные в [58]

В таблице 4.1 приведены численные результаты, соответствующие примерам на рисунке 4.16 (соответственно). В первом столбце таблицы

отображается количество изображений, для которых система определила одинаковые методы обработки. В третьей колонке отображается минимальное значение точности сегментации, показанной системой для текущих примеров методов обработки изображений. В четвёртой колонке приведена точность, рассчитанная для изображения, сегментированного на основании методов Loizou [55-58,60,61].

Таблица 4.1 – Численные результаты экспериментального сравнения предложенной системы с реализованным аналогом [58,60]

Количество прецедентов в подпространстве решения	Среднее значение качества сегментации по подпространству решений	Минимальная точность совпадения результата обработки системой с шаблоном	Точность совпадения результата обработки методом Loizou с шаблоном
1	0,982555282	0,982555282	0,897852147852148
2	0,95325854	0,918669871	0,916303400174368
3	0,931146774	0,914713750	0,656072766185126
1	0,85353996	0,85353996	0,777554438860972
2	0,68169942	0,75131893	0,488459352
2	0,79295442	0,74169956	0,296201649
2	0,88999232	0,87533257	0,770429494

4.6 Выводы по разделу

1. Разработан программный комплекс на основе предложенной в диссертации в виде разработанных моделей, методов и алгоритмов информационной технологии обработки ультразвуковых изображений

сонных артерий. Комплекс реализован в виде совокупности разработанных модулей: модуль синтеза методов обработки и сегментации УЗ изображений, модуль преобразования данных и расчёта текстурных параметров изображений, модуль кластеризации схем обработки УЗ изображений, а также редактор, позволяющий непосредственно сегментировать реальные УЗ изображения сонной артерии человека.

2. Разработан программный комплекс, включающий в себя аналогичный основному программному комплексу набор модулей, позволяющий тестировать предложенные модели и методы в различных модификациях за счёт реализованного дополнительного функционала.

3. В результате тестирования предложенных моделей выделены их модификации, позволяющие более точно решать поставленные прикладные задачи. По результатам тестирования на 250 изображениях, сегментация произвольного нового УЗ изображения сонной артерии человека разработанной системой в среднем на 10-15% точнее сегментации существующими методами сегментации УЗИ сонных артерий человека, с которыми производилось экспериментальное сравнение.

4. Внедрение разработанной информационной технологии обработки ультразвуковых изображений сонных артерий человека в Институте неотложной и восстановительной хирургии им. В.К. Гусака позволило на 20% ускорить процесс установления степени эмбологенной опасности атеросклеротических бляшек, а также упростить и увеличить точность процесса диагностики заболевания на 15% по данным Института неотложной и восстановительной хирургии им. В.К. Гусака.

ВЫВОДЫ

В диссертации приведены теоретическая формализация, обобщение и новое решение актуальной научно-технической проблемы автоматизированной сегментации УЗ изображений сонной артерии человека. Основные результаты работы имеют важное научное, теоретическое и практическое значение и сводятся к следующему.

1. Исследование существующих информационных технологий обработки УЗ изображений показало, что они не позволяют получать точные результаты автоматической сегментации для различных медицинских УЗ изображений сонных артерий на сложных и опасных стадиях заболевания атеросклерозом, поэтому необходима разработка гибкой системы, которая точно сегментирует медицинские УЗ изображения со значительными отличиями в характеристиках и уменьшает влияние субъективизма эксперта за счёт автоматизации разработки схем сегментации изображений и рассмотрения большого числа комбинаций алгоритмов и параметров.

2. Исследование особенностей медицинских УЗ изображений и подходов к их оценке позволило выделить множество текстурных параметров, характеризующих главную сложность сегментации УЗ изображений – шумы. Предложен подход к сокращению выделенного множества текстурных параметров на основе корреляционного анализа их экспериментально полученных значений.

3. Разработан метод автоматического синтеза схем сегментации изображений, который за счет предложенных модификаций операторов кроссинговера и мутации позволяет улучшить точность синтезированных решений приблизительно на 40% по минимальному, на 17% по среднему и на 5% по максимальному критерию фитнес-функции по сравнению с классическим ГА. Результаты тестирования показали, что из всех предложенных модификаций ГА, лучшая модификация отличается от худшей из 12 выбранных модификаций на 10% по минимальному, на 5% по

среднему и на 2% по максимальному критерию фитнес-функции. На базе разработанного метода был предложен подход к сокращению множества используемых алгоритмов обработки изображений, что позволило увеличить скорость процесса синтеза точных схем сегментации.

4. Разработан метод поиска кластеров в пространстве текстурных параметров, по которым определяются характеристики УЗ изображений, соответствующих схемам сегментации, что позволяет автоматизировать выбор схем сегментации для произвольного УЗ изображения сонной артерии человека. Разработаны модификации ПГА, являющегося ядром предложенного алгоритма, которые, в среднем, по сравнению с классическим ГА, дают преимущество на 5-10% в зависимости от настроек ПГА.

5. Разработанная на базе предложенных методов и моделей «Автоматизированная система обработки ультразвуковых изображений сонных артерий на основе эволюционных алгоритмов» была протестирована на наборах реальных УЗИ сонных артерий 47-ми пациентов на разных стадиях заболевания и прошла апробацию на 60-ти пациентах Института неотложной и восстановительной хирургии им.В.К. Гусака. По результатам сравнительного тестирования точность сегментации произвольного нового УЗИ сонной артерии разработанной системой в среднем на 10-15% выше точности сегментации существующих систем, с которыми проводилось экспериментальное сравнение по выбранному в работе критерию.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Achim, A. Novel Bayesian multiscale method for speckle removal in medical ultrasound images / A. Achim, A. Bezerianos, P. Tsakalides // IEEE Trans. Med. Imag.– 2001.– V.20.– №8.– P. 772-783.
2. Ahn, C.Y. Fast segmentation of ultrasound images using robust Rayleigh distribution decomposition / Chi Young Ahn [et al.] // Journal Pattern Recognition.– 2012.–V.45.– №9.– P. 3490-3500.
3. Aja-Fernández, S. On the estimation of the coefficient of variation for anisotropic diffusion speckle filtering / S. Aja-Fernández, C. Alberola-López // IEEE Trans. Imag. Processing.– 2006.– V.15.– №9.– P. 2694- 2701.
4. Ali, M. Signal Processing Overview of Ultrasound Systems for Medical Imaging / M. Ali, D. Magee, U. Dasgupta // Texas Instruments White Paper. – № SPRAB12.– 2009.– P.1-12.
5. Bachega, L.R. Fast signal analysis and decomposition on graphs using the sparse matrix transform. / L.R. Bachega, G.Z. Cao, C.A. Bouman // IEEE Int Conf on Acoustics, Speech, and Signal Processing.– 2010.– P. 5426-5429.
6. Badiger, S. Medical Imaging Techniques in Clinical Medicine / S. Badiger, Prema T. Akkasaligar // International Journal of Medical, Health, Pharmaceutical and Biomedical Engineering.– 2014.– V.8.– №11.– P. 797-800.
7. Baillard, C. Robust 3-D segmentation of anatomical structures with level sets in Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention / C. Baillard, C. Barillot // Germany: Springer-Verlag.– 2000.– V.1935.– P. 236-245.
8. Bankman, I. N. Handbook of Medical Imaging: Processing and Analysis / Isaac N. Bankman.– Academic press, 2000.– 984 p.
9. Bhanu, B. Guest Editorial Introduction To The Special Issue On Automatic Target Detection And Recognition / B. Bhanu [et al.] // IEEE Transactions On Image Processing.– 1997.– V.6.– №1.– P. 1-6.

10. Bhanu, B. Learning composite operators for object detection / B. Bhanu, Y. Lin // Proc. Genetic and Evolutionary Computation Conference.– 2002.– P. 1003-1010.
11. Binder, T. Artificial neural networks and spatial temporal contour linking for automated endocardial contour detection on echocardiograms: A novel approach to determine left ventricular contractile function / T. Binder [et al.] // Ultrasound Med. Biol.– 1999.– V.25.– №7.– P. 1069-1076.
12. Binder, T. Three-dimensional echocardiography – Principles and promises / T. Binder // J. Clin. Basic Cardiol. –V.5. –№2.– 2002. –P. 149–152.
13. Bom, N. New developments in intravascular ultrasound imaging / N. Bom [et al.] // Eur. J. Ultrasound.– 1998.– V.7.– P. 9-14.
14. Boukerroui, D. Segmentation of ultrasound images—multiresolution 2-D and 3-D algorithm based on global and local statistics / D. Boukerroui [et al.] // Pattern Recognit. Lett.– 2003.– V.24.– №4–5.– P. 779-790.
15. Bouma, C. J. Automated lumen definition from 30 MHz intravascular ultrasound images / C. J. Bouma [et al.] // Med. Image Anal.– 1997.– V.1.– P. 363-377.
16. Bovenkamp, E. G. P. Multi-agent segmentation of IVUS images / E.G.P. Bovenkamp [et al.]// Pattern Recognit.– 2004.– V.37.– №4.– P. 647-663.
17. Bridal, S. L. Milestones on the road to higher resolution, quantitative, and functional ultrasonic imaging / S. L. Bridal [et al.] // Proc. IEEE.– 2003.– V.91.– №10.– P. 1543-1561.
18. Brusseau, E. Fully automatic luminal contour segmentation in intracoronary ultrasound imaging—A statistical approach / E. Brusseau [et al.] // IEEE Trans. Med. Imag.– 2004.– V.23.– №5.– P. 554-566.
19. Cao, G.Z. The sparse matrix transform for covariance estimation and analysis of high dimensional signals. / G.Z. Cao, L.R. Bacheaga, C.A. Bouman // IEEE Trans Image Process.– 2011.– №20.– P. 625-640.
20. Cardinal, M.-H. R. Automatic 3-D segmentation of intravascular ultrasound images using region and contour information in Medical Image

Computing and Computer Assisted Intervention / M.-H. R. Cardinal [et al.] // J.S. Duncan and G. Gerig, Eds.– New York: Springer.– 2005.– V.3749.– P. 319-326.

21. Cardinal, M.-H. R. Intravascular ultrasound image segmentation: A fastmarching method in Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention / M.-H. R. Cardinal [et al.] // Note Comput. Sci.– Berlin: Springer-Verlag.– 2003.– P. 432-439.

22. Carneiro, G. Robust left ventricle segmentation from ultrasound data using deep neural networks and efficient search methods / G. Carneiro, J.C. Nascimento, A. Freitas // IEEE International Symposium on Biomedical Imaging.– 2010.– P. 1085-1088.

23. Chang, R.F. 3-D snake for ultrasound in margin evaluation for malignant breast tumor excision using mammotome / R.F. Chang [et al.] // IEEE Trans. Inf. Tech. Biomed.– 2003.– V.7.– P. 197-201.

24. Chang, R.F. Segmentation of breast tumor in three-dimensional ultrasound images using three-dimensional discrete active contour model / R.F. Chang [et al.] // Ultrasound Med. Biol.– 2003.– V.29.– №11.– P. 1571–1581.

25. Chang, R.F. Support vector Machines for diagnosis of Breast tumors on ultrasound images / R.F. Chang [et al.] // Acad. Radiol.– 2003.– V.10.– №2.– P. 189-197.

26. Chen, D. R. 3-D breast ultrasound segmentation using active contour model / D. R. Chen [et al.] // Ultrasound Med. Biol.– 2003.– V.29.– №7.– P. 1017-1026.

27. Chen, D. R. Diagnosis of breast tumors with sonographic texture analysis using wavelet transform and neural networks / D. R. Chen [et al.] // Ultrasound Med. Biol.– 2002.– V.28.– №10.– P. 1301-1310.

28. Chen, Y. A coupled minimization problem for medical image segmentation with priors. / Y. Chen [et al.] // Int. J. Comput Vis.– 2007.– V.71.– P. 259-272.

29. Chen, Y. Using prior shape and intensity profile in medical image segmentation. / Y. Chen [et al.] // Proc. IEEE Int. Conf. Computer Vision.– 2003.– V.2.– P. 1117-1124.
30. Chen, Y. Using prior shapes in geometric active contours in a variational framework / Y. Chen [et al.] // Int. J. Comput. Vis.– 2002.– V.50.– №3.– P. 315-328.
31. Cronenwett, J.L. Rutherford's Vascular Surgery, 8th Edition: in 2 vol. / Jack L. Cronenwett, K. Wayne Johnston.– Philadelphia: Elsevier Saunders, 2014.– 2688p.
32. Czerwinski, R. N. Detection of lines and boundaries in speckle images—Application to medical ultrasound / R. N. Czerwinski, D. L. Jones, W.D. O'Brien // IEEE Trans. Med. Imag.– 1999.– V.18.– №2.– P. 126-136.
33. Delingette, H. General object reconstruction based on simplex meshes / H. Delingette // Int J Comp Vision 1999.– V.32.– P. 111-146.
34. Forcadel, N. Generalized fast marching method: applications to image segmentation / Nicolas Forcadel, Carole Le Guyader, Christian Gout // Numerical Algorithms.– 2008.–V.48.– №1.– P. 189-211.
35. Franke, M. Second-generation real-time 3-D echocardiography: A revolutionary new technology / M. Franke, H. P. Kohl // Medicamundi. –2003.– V.47.– №2.– P. 34-40.
36. Gonzalez, R.C. Digital Image Processing 3rd edition / R.C. Gonzalez, R.E. Woods.– Pearson Prentice Hall, 2008.– 954p.
37. Haas, C. Segmentation of 3-D intravascular ultrasonic images based on a random field model / C. Haas [et al.] // Ultrasound Med. Biol.– 2000.– V.26.– №2.– P. 297-306.
38. Hammoude, A. Endocardial border identification in two-dimensional echocardiographic images: Review of methods / A. Hammoude // Comput. Med. Imaging Graph.– 1998.– V.22.– №3.– P. 181-193.

39. Hansen, M. B. Bayesian contour detection in a time series of ultrasound images through dynamic deformable template models / M. B. Hansen, J. Moller, F.A. Tøgersen // *Biostatistics*.– 2002.– V.3.– №2.– P. 213-228.

40. Haralick, R. M. Textural features for image classification / R.M. Haralick, K. Shanmugam, I. Dinstein // *IEEE Trans.*– 1973.– V.3.– №6.– P. 610-621.

41. Harris, C. Evolving edge detectors with genetic programming. / C. Harris, B. Buxton // *Genetic Programming, Proceedings of the 1st Annual Conference, Stanford University*.– The MIT Press, Cambridge.– 1996.– P. 309-314.

42. Harvard Medical School Health Topics A-Z [eBook] / Harvard Medical School faculty members.– MA: Harvard Health Publications, 2013.

43. Heitz, F. Multiscale minimization of global energy functions in some visual recovery problems / F. Heitz, P. Perez, P. Bouthemy // *CVGIP: Image Understanding*.– 1994.–V.59.– P. 125-134.

44. Huang, Y. L. Watershed segmentation for breast tumor in 2-D sonography / Y. L. Huang and, D. R. Chen // *Ultrasound Med. Biol.*– 2004.– V.30.– №5.– P. 625-632.

45. Kaas, M. Snakes: Active Contour Models / M. Kaas, A. Within, D. Terzopoulos // *Int. Journal of Computer Vision*.– 1987.– №1.– P. 312-331.

46. Klingensmith, J. D. Evaluation of three dimensional segmentation algorithms for the identification of luminal and medial-adventitial borders in intravascular ultrasound images / J. D. Klingensmith, R. Shekhar, D. G. Vince // *IEEE Trans. Med. Imag.*– 2000.– V.19.– №10.– P. 996-1011.

47. Klingensmith, J. D. Validation of an automated system for luminal and medial-adventitial border detection in three-dimensional intravascular ultrasound / J. D. Klingensmith [et al.] // *Int. J. Cardiovasc. Imag.*– 2003.– V.19.– №1.– P. 93-104.

48. Klingler, J. W. J. Segmentation of echocardiographic images using mathematical morphology / J. W. J. Klingler [et al.] // IEEE Trans. Biomed. Eng.– 1988.– V.35.– №11.– P. 925-934.

49. Kovalski, G. Three-dimensional automatic quantitative analysis of intravascular ultrasound images / G. Kovalski [et al.] // Ultrasound Med. Biol.– 2000.– V.26.– №4.– P. 527-537.

50. Krissian, K. Oriented Speckle reducing anisotropic diffusion / K. Krissian, C. Fedrij // IEEE Trans. Imag. Processing.– 2007.– V.15.– №5.– P. 2694-2701.

51. Lee, J. S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics / J. S. Lee. // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.– 1980.– V.2.– №2.– P.165-168.

52. Lin, N. Combinative multi-scale level set framework for echocardiographic image segmentation / N. Lin, W. C. Yu, J. S. Duncan // Med. Image Anal.– 2003.– V.7.– №4.– P. 529-537.

53. Lin, Y. Feature synthesis and analysis by evolutionary computation for object detection and recognition: Thesis ... for the degree of doctor of philosophy / Lin Y.– University of California, Riverside, 2003.– 150 p.

54. Loizou, C. P. Despeckle filtering software toolbox for ultrasound imaging of the common carotid artery / C. P. Loizou [et al.] // Computer methods and programs in biomedicine.– 2014.– №114.– P. 109-124.

55. Loizou, C. P. Quality evaluation of ultrasound imaging in the carotid artery based on normalization and speckle reduction filtering / C.P. Loizou [et al.] // Med Biol Eng Comput.– 2006.– V.44.– №5.– P. 414-426.

56. Loizou, C.P. Comparative Evaluation of Despeckle Filtering In Ultrasound Imaging of the Carotid Artery / C.P. Loizou, C.S. Pattichis, C.I. Christodoulou, R.S. H. Istepanian, M. Pantziaris, A. Nicolaides // Transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control.– 2005.– V.52.– №10.– P. 1653-1669.

57. Loizou, C.P. Despeckle Filtering Algorithms and Software for Ultrasound Imaging / C.P. Loizou, C.S. Pattichis, C. Pattichis.– Morgan & Claypool, 2008.– 166p.– (Synthesis of lectures on algorithms and software in engineering / series editor A. Spanias; A Publication in the Morgan & Claypool Publishers series; Lecture 1).– ISBN 9781598296204.

58. Loizou, C.P. Despeckle Filtering for Ultrasound Imaging and Video, Volume I: Algorithms and Software, Second Edition / C. P. Loizou, C. Pattichis .– Morgan & Claypool, 2015.– 166 p.– (Synthesis Lectures on Algorithms and Software in Engineering / series editor A. Spanias. –Morgan & Claypool Publishers series).– ISBN 9781627057424.

59. Loizou, C.P. Despeckle Filtering for Ultrasound Imaging and Video: Volume II: Selected Applications/ C. P. Loizou, C. Pattichis Pattichis.– Morgan & Claypool, 2015.– 180p.– (Synthesis Lectures on Algorithms and Software in Engineering / series editor A. Spanias.– Morgan & Claypool Publishers series).– ISBN 9781627058155.

60. Loizou, C.P. Ultrasound Image Analysis Of The Carotid Artery: Thesis ... for the degree of doctor of philosophy / C.P. Loizou.– Kingston University, London, UK, 2005. – 255 p.

61. Loizou, C. P. Snakes based segmentation of the common carotid artery intima media / Loizou C. P. [et al.] // Med Bio Eng Comput.– 2007.– №45.– P. 35-49.

62. Lowe, D. G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints / D.G. Lowe // International Journal of Computer Vision.– 2004.– V.60.– №2.– P. 91-110.

63. Lowe, D.G. Object recognition from local scale-invariant features / , D.G. Lowe // International Conference on Computer Vision, Corfu, Greece.– 1999.– P. 1150-1157.

64. Mamou, J. Quantitative Ultrasound in Soft Tissues / Jonathan Mamou, Michael L. Oelze.– Springer Science, 2013.– 444 p.

65. Marks, N.A. Gray-scale median of the atherosclerotic plaque can predict success of lumen re-entry during subintimal femoral-popliteal angioplasty. / N.A. Marks [et al.] // J Vasc Surg.– 2008.– P. 109-115.

66. Mignotte, M. A multiscale optimization approach for the dynamic contour-based boundary detection issue / M. Mignotte, J. Meunier // Comput. Med. Imag. Graph.– 2001.–V.25.– №3.– P. 265–275.

67. Mignotte, M. Endocardial boundary estimation and tracking in echocardiographic images using deformable template and markov random fields / M. Mignotte, J. Meunier, J.-C. Tardif // Pattern Anal. Appl.– 2001.–V.4.– №4.– P. 256–271,

68. Mishra, A. A GA based approach for boundary detection of left ventricle with echocardiographic image sequences / A. Mishra, P. K. Dutta, M. K. Ghosh // Image Vis. Comput.– 2003.–V.21.– P. 967-976.

69. Mitchell, M. Introduction to genetic algorithms / M. Mitchell . – MIT Press, 1999.– 209 p.

70. Mitrea, D. Exploring Texture-Based Parameters for Noninvasive Detection of Diffuse Liver Diseases and Liver Cancer from Ultrasound Images / D. Mitrea [et al.] // Proc. of the 8th WSEAS Int. Conf. on Mathematical Methods and Computational Techniques in Electrical Engineering, Bucharest. – 2006. – P. 259-265.

71. Molinari, F. CARES 2.0: Completely Automated Robust Edge Snapper for CIMT Measurement in 300 Ultrasound Images – A Two Stage Paradigm / Filippo Molinari [et al.] // Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 05/2011.– V.1.– №2.– P. 150-163.

72. Molinari, F. Carotid artery recognition system: a comparison of three automated paradigms for ultrasound images. / F. Molinari [et al.] // Med Phys.– 2012.– V.39.– №1.– P.378-391.

73. Molinari, F. Completely automated robust edge snapper for carotid ultrasound IMT measurement on a multi-institutional database of 300 images /

Filippo Molinari [et al.] // *Medical & Biological Engineering & Computing.*– 2011.– V.49.– №8.– P. 935-945.

74. Nicolaides, A.N. Asymptomatic internal carotid artery stenosis and cerebrovascular risk stratification / A.N. Nicolaides [et al.] // *J Vasc Surg.*– 2010.– V.52.– №6.– P. 1486-1496.

75. Nicolaides, A.N. Ultrasound plaque characterisation, genetic markers and risks / A.N. Nicolaides [et al.] // *Pathophysiol Haemost Thromb.*– 2002.– №32.– P. 371-377.

76. Nillesen, M. M. Automated Assessment of Right Ventricular Volumes and Function Using Three-dimensional Transesophageal Echocardiography / M.M. Nillesen [et al.] // *Ultrasound in Medicine and Biology.*– 2015.– P. 1-11.

77. Nillesen, M.M. In vivo validation of cardiac output assessment in non-standard 3 D chocardiographic images. / M.M. Nillesen [et al.] // *Phys Med Biol.*– 2009.– №54.– P. 1951-1962.

78. Nillesen, M.M. Modeling envelope statistics of blood and myocardium for segmentation of echocardiographic images / M.M. Nillesen [et al.] // *Ultrasound Med Bio.*– 2008.– V.34.– P. 674-680.

79. Noble, J. A. Ultrasound image segmentation: A survey / J. A. Noble, D. Boukerroui // *IEEE Transactions On Medical Imaging.*– 2006.– V.25.– №8.– P. 987-1010.

80. Olszewski, M. E. Segmentation of intravascular ultrasound images: A machine learning approach mimicking human vision / M. E. Olszewski [et al.] // *Int. Congress Series.*– 2004.– V.1268.– P. 1045-1049.

81. Othman, A.A. Segmentation of Breast Ultrasound Images Using Neural Networks / Ahmed A.Othman, Hamid R. Tizhoosh // *Engineering Applications of Neural Networks, IFIP Advances in Information and Communication Technology.*– 2011.– V.363.– P. 260- 269.

82. Otsu, N. A threshold selection method from gray-level histograms / N. Otsu // *IEEE Trans. Sys., Man., Cyber.*– 1979.– №.– P. 62-66.

83. Pardo, X. M. Discriminant snakes for 3-D reconstruction of anatomical organs / X. M. Pardo, P. Radeva, D. Cabello // *Med. Image Anal.*– 2003.– V.7.– №3.– P. 293-310.

84. Pizer, S.M. Adaptive histogram equalization and its variations / S.M. Pizer, E.P. Amburn, J.D.Austin, R. Cromartie, A. Geselowitz, T. Greer // *Computer Vision, Graphics, and Image Processing.*– 1987.– V.39.– №3.– P. 355-368.

85. Poli, R. Genetic programming for feature detection and image segmentation / R. Poli // *Evolutionary Computation.*– Springer Berlin Heidelberg.– 1996.– P.110-125.

86. Preim, B. Visualization In Medicine Theory, Algorithms, And Applications Morgan Kaufmann / Bernhard Preim, Dirk Bartz.– Imprint of Elsevier.– 2007.– 652 p.

87. Qin, X. Automatic segmentation of right ventricular ultrasound images using sparse matrix transform and a level set / X. Qin, Z. Cong, B. Fei // *Phys Med Biol.*– 2013.– V.58.– №21.– P. 7609-7624.

88. Radeva, P. Angiography and plaque imaging: Advanced segmentation techniques / P. Radeva, , J. S. Suri, S. Laxminarayan // Boca Raton, FL: CRC.– 2003.– P. 397-450.

89. Ramm, O. T. Real time volumetric ultrasound imaging system / O.T. Ramm, S.W. Smith // *J. Digit. Imag.*– 1990.– V.3.– №4.– P. 261–266.

90. Ravhon, R. Validation of ultrasonic image boundary recognition in abdominal aortic aneurysm / R. Ravhon, D. Adam, L. Zelmanovitch // *IEEE Trans. Med. Imag.*– 2001.– V.20.– №8.– P. 751-763.

91. Rekeczky, C. CNN-based spatiotemporal nonlinear filtering and endocardial boundary detection in echocardiography / C. Rekeczky [et al.] // *Int. J. Circuit Theory Appl.*– 1999.– V.27.– №1.– P. 171-207.

92. Roberts, S.C. Evolution of vehicle detectors for infrared line scan imagery. / S.C. Roberts, D. Howard // *Evolutionary Image Analysis, Signal*

Processing and Telecommunications.– Berlin: Springer-Verlag.– 1999.– P. 110-125.

93. Rocha, R. Automatic detection of the carotid lumen axis in B-mode ultrasound images / R. Rocha, J. Silva, A. Campilho // *Comput Methods Programs Biomed.*– 2014.– V.115.– №3.– P. 110-118.

94. Sahiner, B. Computerized characterization of breast masses on threedimensional ultrasound volumes / B. Sahiner [et al.] // *Med. Phys.*– 2004.– V.31.– №4.– P. 744-754.

95. Santhiyakumari, N. Medical Decision-Making System of Ultrasound Carotid Artery Intima-Media Thickness Using Neural Networks / N. Santhiyakumari, P. Rajendran, M. Madheswaran // *Journal of Digital Imaging.*– 2011.–V.24.– №6.– P. 1112-1125.

96. Santos, M.A. A novel automatic algorithm for the segmentation of the lumen of the carotid artery in ultrasound B-mode images / A.M.F. Santos [et al.] // *Expert Systems with Applications.*– 2013.– V.40.– №16.– P. 6570-6579.

97. Sassi, O.B. Improved Spatial Gray Level Dependence Matrices For Texture Analysis / Olfa Ben Sassi [et al.] // *International Journal of Computer Science & Information Technology (IJCSIT).*– 2012.– V.4.– No 6.– P. 209-219.

98. Sayed, A. An Alternative Method to Identify Unstable Plaque / A. Sayed, C.C. Bishop // *Stroke.*– 2000.– №31.– P. 1921-1924.

99. Serra, J. Image analysis and mathematical morphology / J. Serra .– London: Academic Press, 1982.– 621p.

100. Shao, F. Prostate boundary detection from ultrasonographic images / F. Shao [et al.] // *J. Ultrasound Med.*– 2003.– V.22.– №6.– P. 605-623.

101. Shekhar, R. Three-dimensional segmentation of luminal and adventitial borders in serial intravascular ultrasound images / R. Shekhar [et al.] // *Comput. Med. Imag. Graph.*– 1999.–V.23.– P. 299-309.

102. Shrimadi, V. Current trends in segmentation of medical ultrasound B-mode Images: A Review / V. Shrimadi, R. S. Anand.– V. Kumar // *IETE Technical Review.*– 2009.– V.26.– P. 8-17.

103. Sonka, M. Segmentation of intravascular ultrasound images: A knowledge-based approach / M. Sonka [et al.] // IEEE Trans. Med. Imag.– 1995.– V.14.– №4.– P. 719-732.

104. Stanhope, S.A. Genetic programming for automatic target classification and recognition in synthetic aperture radar imagery / S.A. Stanhope, J.M. Daida // Evolutionary Programming VII: Proceedings of the Seventh Annual Conference on Evolutionary Programming.– Berlin: Springer-Verlag.– 1998.– P. 735-744.

105. Stoitsis, J. A Modular Software System to Assist Interpretation of Medical Images—Application to Vascular Ultrasound Images / John Stoitsis, Spyretta Golemati, Konstantina S. Nikita // IEEE Transactions On Instrumentation And Measurement.– 2006.– V.55.– №6.– P.1944-1952.

106. Suri, J.S. Plaque Imaging: Pixel to Molecular Level / J.S. Suri [et al.]– IOS Press, 2005.– 488 p.– (Studies in Health Technology and Informatics / IOS Press; V. 113).– ISBN 978-1-58603-516-7.

107. Suri, S.J. Atherosclerosis disease management / S.J. Suri, F. Molinari; New York: Springer-Verlag, 2011.– 946 p.

108. Takagi, A. Automated contour detection for high frequency intravascular ultrasound imaging: A technique with blood noise reduction for edge enhancement / A. Takagi [et al.] // Ultrasound Med. Biol.– 2000.–V.26.– P. 1033-1041.

109. The Gale Encyclopedia of Medicine, Second Edition. In 5 vol. Vol. 1 / editor J.L. Longe; associate editor D.S. Blanchfield; Thomson Gale, 2002. – 625 p. – ISBN 0-7876-5490-6.

110. U-King-Im, J.M. Carotid-artery imaging in the diagnosis and management of patients at risk of stroke / J.M. U-King-Im, V. Young, J.H. Gillard // Lancet Neurol.– 2009.– P. 569–580.

111. Ukwatta, E. Segmentation of the lumen and media-adventitia boundaries of the common carotid artery from 3D ultrasound images / E. Ukwatta [et al.] // Medical Imaging: Computer-Aided Diagnosis, Proceedings of the SPIE.– 2011.– V.7963.– P. 2479-2493.

112. Wang, W. Review: The physiological and computational approaches for atherosclerosis treatment / Wuchen Wang, Yugyung Lee, Chi H. Lee // International Journal of Cardiology.– 2013.– V.167.– №5.– P.1664-1676.

113. Weszka, J.S. A Comparative Study of Texture Measures for Terrain Classification / Joan S. Weszka, Charles R. Dyer, And Azriel Rosenfeld // IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics.– 1976.– V.SMC-6.– №4.– P.269-285.

114. Wilhjelm, J. E. Quantitative Analysis of Ultrasound B-Mode Images of Carotid Atherosclerotic Plaque: Correlation with Visual Classification and Histological Examination / J. E. Wilhjelm [et al.] // IEEE Transactions On Medical Imaging.– 1998.– V.17.– №6.– P.910-922.

115. Wu, Y.H. Evolutionary Feature Construction for Ultrasound Image Processing and Its Application to Automatic Liver Disease Diagnosis / Yu-Hsiang Wu [et al.] // International Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems.– 2011.– P.565-570.

116. Yan, J. Y. Applying improved fast marching method to endocardial boundary detection in echocardiographic images / J. Y. Yan, T. Zhuang // Pattern Recognit. Lett.– V.24.– №15.– 2003.– P. 2777-2784.

117. Yang, X. Ultrasound Common Carotid Artery Segmentation Based on Active Shape Model / Xin Yang [et al.] // Hindawi Publishing Corporation Computational and Mathematical Methods in Medicine.– 2013.– V.2013.– P.1-11.

118. Yu, Y. Edge detection in ultrasound imagery using the instantaneous coefficient of variation / Y. Yu, S.T. Acton // IEEE Trans. Image Process.– 2004.– V.13.– №12.– P. 1640-1655.

119. Yu, Y. Speckle reducing anisotropic diffusion / Y. Yu, S.T. Acton // IEEE Transactions on Image Processing.– 2002.– V.11.– №11.– P. 1260-1270.

120. Zahalka, A. An automated segmentation method for three-dimensional carotid ultrasound images / A. Zahalka, A. Fenster // Phys. Med. Biol.– 2001.– V.46.– №4.– P. 1321-1342.

121. Zimmer, Y. Image segmentation in obstetrics and gynecology / Y. Zimmer, S. Akselrod // *Ultrasound Med. Biol.* – 2000. – V.26. – №1. – P. s39-s40.

122. Беликова, Т.А. Генетический алгоритм в задаче фильтрации УЗ изображений и анализ эффективности его модификаций / Беликова Т.А., Скобцов В.Ю. // *Вестник Херсонского Национального Технического Университета.* – 2012. – Том 44. – №1. – С. 331-338.

123. Беликова, Т.А. Эволюционный поиск эффективных последовательностей фильтров в задаче бинаризации УЗ изображений / Т.А. Беликова, В.Ю. Скобцов // *Труды ИПММ НАН Украины.* – 2011. – Том 23. – С. 21-34.

124. Білінський, Й. Й. Автоматизований засіб оцінювання геометричних параметрів жовчовидільної системи на УЗД-зображеннях / Й.Й. Білінський, А.О. Мельничук, С.В. Юкиш // *Наукові праці ВНТУ.* – 2012. – №1. – С. 1-5.

125. Білінський, Й. Й. Адаптивний метод порогової обробки зображень / Й.Й. Білінський, Т.М. Крисак, І.В. Клименко // *Вісник Вінницького політехнічного інституту.* – 2007. – №5. – С. 116-118.

126. Білінський, Й. Й. Адаптивний метод фільтрації УЗД-зображення на основі анізотропної дифузії / Й.Й. Білінський [та ін.] // *Методи та прилади контролю якості Івано-Франківськ.* – №26. – 2011, С. 15-20.

127. Білінський, Й. Й. Детектор виділення контуру розфокусованих зображень / Й.Й. Білінський, К.В. Огородник, І.В. Микулка // *Наукові праці ВНТУ.* – 2012. – №3.

128. Білінський, Й. Й. Математична модель спекл-шуму та аналіз фільтрів обробки УЗД-зображень / Й.Й. Білінський, А.О. Мельничук, О.А. Павлюк // *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах.* – 2011. – №2 – С. 152-157.

129. Білінський, Й. Й. Метод виділення контуру на слабоконтрастних розмитих зображеннях/ Й.Й. Білінський, І.В. Микулка // Вісник Вінницького політехнічного інституту.– 2012.– №3.– С.164-169.

130. Білінський, Й. Й. Метод підвищення різкості слабоконтрастних двовимірних зображень / Й. Й. Білінський, П. М. Ратушний // Вісник Вінницького політехнічного інституту.–2009.– №6.– С. 12-15.

131. Білінський, Й. Й. Метод сегментації ультразвукових зображень на основі аналізу локальної статистики гістограм / Й.Й. Білінський, А.О. Мельничук, О.А Чумак.// Вісник Вінницького політехнічного інституту.– 2010.– №6.– С.102-107.

132. Білінський, Й. Й. Метод субпіксельного визначення краю об'єкта на зображенні на основі низькочастотної фільтрації / Й.Й. Білінський, В.В. Мотигін // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2008. – №3.– С. 5-8.

133. Білінський, Й. Й. Методи обробки зображень в комп'ютеризованих оптико-електронних системах/ Й.Й. Білінський.– Вінниця: ВНТУ, 2010.– 272 с.

134. Білінський, Й. Й. Оцінка точності визначення оператором діагностичних параметрів на УЗД-зображенні органів черевної порожнини / Й.Й. Білінський, А.О. Мельничук, О.А. Ярмак, Ю.Ш. Павлишен // Вісник Хмельницького національного університету.– 2011.– №4.– С. 236-239.

135. Білінський, Й. Й. Проблеми і перспективи застосування методів візуального діагностування патології кульшового суглоба дітей [Електронний ресурс]: / Й. Й. Білінський, А. О. Мельничук, О. В. Мельничук // Наукові праці Вінницького національного технічного університету.– 2009.– №4.– С. 1-4.– Режим доступу до журн.: http://www.nbuuv.gov.ua/e-journals/VNTU/2009-4/2009-4.files/uk/09jjbhjp_ua.pdf.

136. Білінський, Й.Й. Методи та система оброблення слабоконтрастних зображень для оцінювання показників мікрокапілярів

кінцівок людини / Й.Й. Білинський, П. М. Ратушний.– Вінниця: ВНТУ, 2012.– 122 с.

137. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс.– М.: «Техносфера», 2005.– 1072с.

138. Зорич, В. А. Математический анализ / В. А. Зорич.– М.: Физматлит, 1984.– 544 с.

139. Кобза, І. Патологія сонних артерій: посібник-атлас / І. Кобза; Львів: Манускрипт, 2008. –106 с.

140. Кобзарь, А. Прикладная математическая статистика / А. Кобзарь.– М.: «Физматлит», 2006.– 816с.

141. Крахмалова, Е.О. Использование вторичной обработки ультразвуковых изображений для выделения новых признаков сердечно-сосудистых заболеваний / Е.О. Крахмалова, Марио Тейшейра, А.В. Харченко // Системи обробки інформації.– 2004.– №3.– С.75-81.

142. Лелюк, В. Г. Ультразвуковая ангиология / В.Г. Лелюк, С.Э Лелюк; М.: «Реальное время», 2003.– 324 с.

143. Малюк, В. Г. Влияние психофизических особенностей зрения оператора на точность измерений геометрических размеров размытых изображений / В. Г. Малюк, О. В. Борисенко, А. В. Харченко // Системи обробки інформації.– 2004.– №9.– С. 90-95.

144. Малюк, В. Г. Критерий оценки эффективности алгоритмов обнаружения перепадов яркости / В. Г. Малюк, А. В. Харченко // Системи обробки інформації.– 2003.– №6.– С. 111-117.

145. Махно, Т.А. Автоматизированная система обработки ультразвуковых изображений сонных артерий на основе эволюционных алгоритмов // Электротехнические и компьютерные системы.– 2015.– №18(94).– С.92-99.

146. Махно, Т.А. Параметризация схем обработки УЗИ сонных артерий при помощи эволюционных алгоритмов // Информационно-управляющие системы на железнодорожном транспорте.– 2015.– №5(114).– С. 57-60.

147. Махно, Т.О. Еволюційний алгоритм пошуку залежності між текстурними параметрами УЗЗ і якістю обробки УЗЗ різними методами // Вісник Кременчуцького Національного Університету імені Михайла Остроградського.– Кременчук: КрНУ.– 2015.– №1(90).– Частина 1.– С.27-35.

148. Осипов, Л.В. Ультразвуковые диагностические приборы / Л.В. Осипов; М: «Видар», 1999.– 316 с.

149. Осипов, Л.В. Ультразвуковые диагностические приборы. Режимы, методы и технологии: Практическое руководство для пользователей / Л.В. Осипов; М.: «Изомед», 2011 .– 298 с.

150. Петрук, В. Г. Обробка зображень частинок для автоматизованого контролю забруднення водних середовищ / В. Г. Петрук, С. М. Кватернюк, О.Ю. Левченко, О.В. Гурко // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології.– 2011.– №1.– С. 44-50.

151. Ратушний, П. М. Дослідження вибору розмірності маски для методу підвищення різкості до максимального нахилу примежової кривої / П.М. Ратушний, К.В. Огородник, В.В. Мартинюк // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах.– 2014.– №3.– С. 71-74.

152. Скобцов, Ю.А. Основы эволюционных вычислений.– Учебное пособие. / Ю.А. Скобцов.– Донецк: ДонНТУ, 2008.– 326 с.

153. Хан, Г. Статистические модели в инженерных задачах / Г. Хан, С. Шапиро.– М.: Мир, 1969.– 395с.

154. Харченко, А.В. Вторичная обработка ультразвуковых изображений / А.В. Харченко // Си-стеми обробки інформації.– Х.: НАНУ, ПАНМ, ХВУ.– 2002.– Вип. 2(18).– С. 269-271.

155. Харченко, А.В. Выделение контуров размытых изображений с использовани-ем полиномиальной интерполяции / А.В. Харченко // Проблемы бионики.– Х.: ХНУРЭ.– 2001.– Вып. 55.– С. 78-79.

156. Харченко, А.В. Локально-адаптивная фильтрация изображений с размыты-ми границами / А.В. Харченко // Материалы третьей

международной научно-технической конференции «Проблемы информатики и моделирования».– Х.: НАНУ, НТУ «ХПУ».– 2003.– С. 10.

Приложение А.
Акт внедрения результатов диссертационной работы

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Директор ДУ «ІНВХ ім. В.К. Гусака НАМН»,
академік НАМН

В.К.ГРИНЬ

«19» травня 2014 р.



АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

результатів дисертаційної роботи інженера Махно Таїсії Олександрівни "Автоматизована система обробки ультразвукових зображень сонних артерій на основі еволюційних алгоритмів".

1. Пропозиції для впровадження:

- Еволюційні методи автоматизованої обробки ультразвукових медичних зображень сонних артерій;
- Програмний модуль автоматичного синтезу ефективних методів обробки зображень з множини наперед заданих фільтрів і алгоритмів;
- Програмний модуль пошуку відповідностей між значеннями текстурних параметрів зображень і автоматично синтезованих на попередньому етапі методів обробки, які дають необхідний результат сегментації;
- Автоматизована система обробки ультразвукових зображень сонних артерій, що включає в себе запропоновані методи та відповідні програмні модулі.

2. Установа-розробник: «Інститут прикладної математики і механіки НАН України», 83114, Україна, м. Донецьк, вул. Рози Люксембург, 74.

3. Автор розробки: Махно Т.О.

4. Місце впровадження: відділення судинної хірургії ДУ «Інститут невідкладної і відновної хірургії ім. В.К.Гусака НАМН України»

5. Термін впровадження: з «7» квітня 2014 р. по «16» травня 2014 р.

6. Загальна кількість спостережень: 60

7. Ефективність впровадження: Використання даної системи обробки ультразвукових зображень дозволило на 20% прискорити процес встановлення ступеня ембологенної небезпеки атеросклеротичних бляшок. Застосування даної системи дозволяє полегшити і підвищити точність процесу діагностики захворювання на 15%.

8. Зауваження та пропозиції: зауважень немає, доцільне подальше впровадження в практику лікувально-профілактичних закладів України.

Відповідальний за впровадження:
Завідуючий відділом невідкладної
та відновної хірургії судин
ДУ «ІНВХ ім. В.К.Гусака НАМН»,
д.м.н.

Ю.В. Родін

Приложение Б.

Сравнение схематических описаний и реальных изображений гистологических срезов атеросклеротического поражения сонных артерий

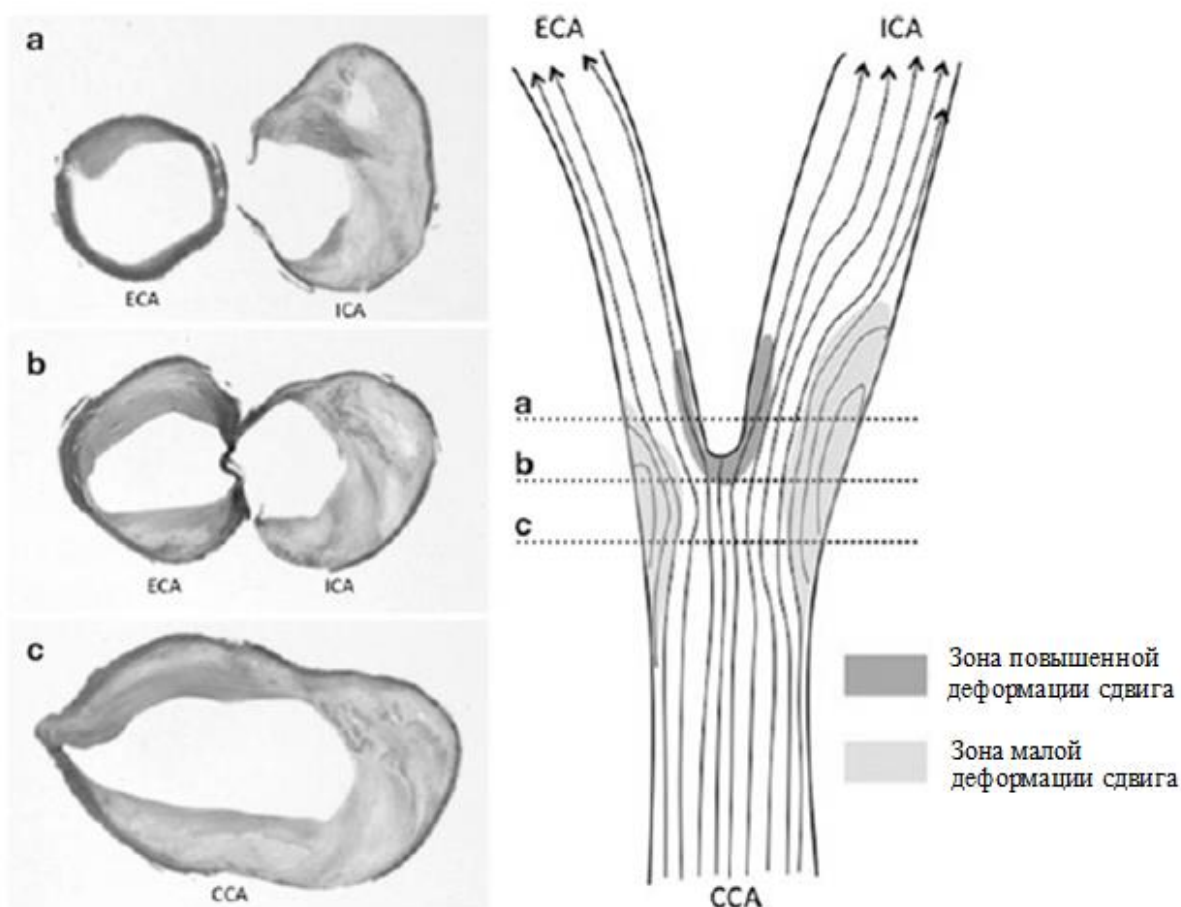


Рисунок Б.1 – Атеросклеротическое поражение зоны бифуркации сонной артерии, серым цветом обозначены зоны большой малой деформации сдвига

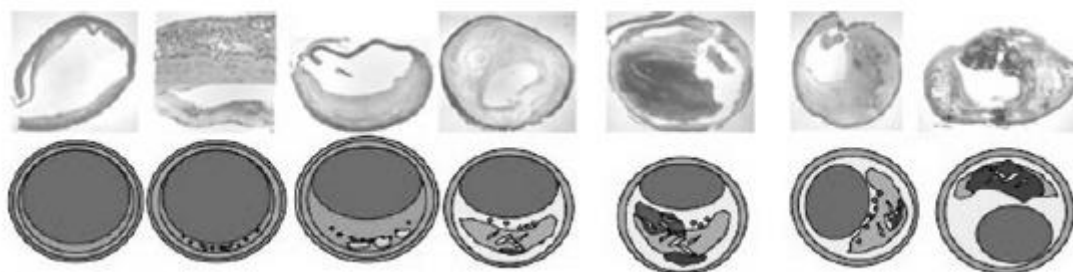


Рисунок Б.2 – Примеры структур бляшек: гистологический срез и схематическое изображение

Приложение В.
 Экспериментальные графики взаимных зависимостей значений текстурных параметров

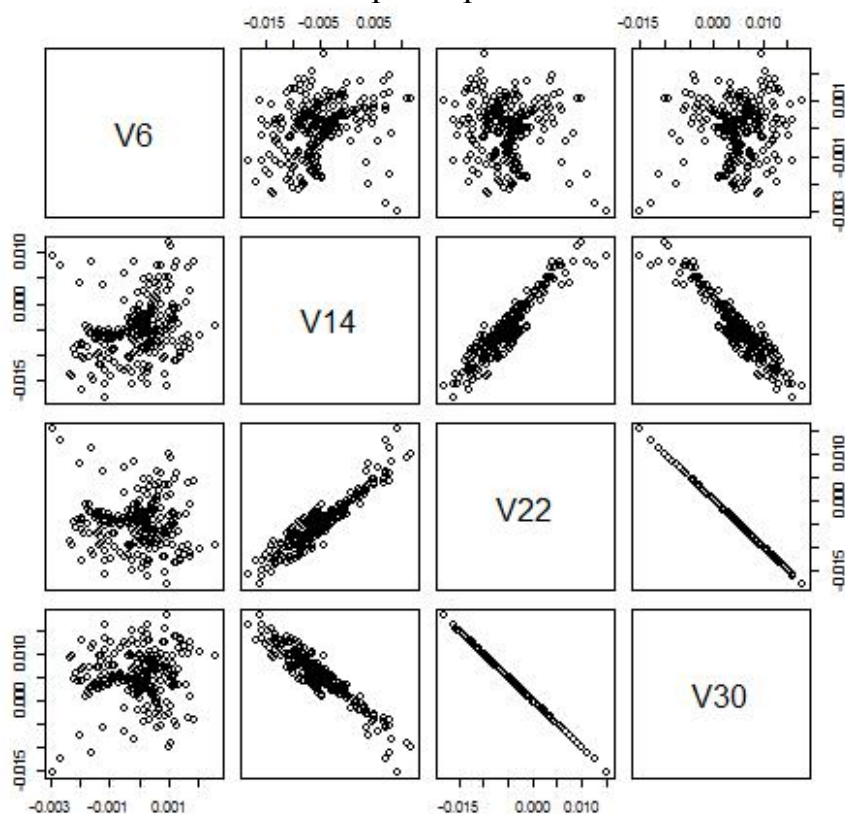


Рисунок В.1 – Параметр контраст для векторов $((0,0);(1,1))$, $((0,1);(1,1))$, $((0,1);(1,-1))$, $((0,-1);(1,1))$

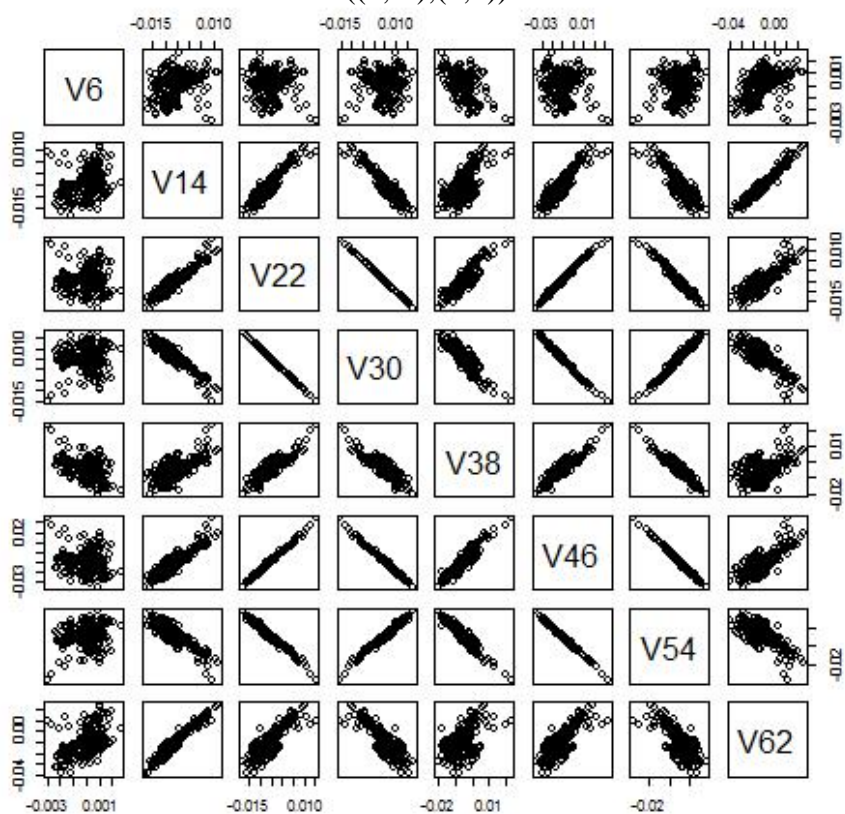


Рисунок В.2 – Параметр контраст для векторов $((0,0);(1,1))$, $((0,1);(1,1))$, $((0,1);(1,-1))$, $((0,-1);(1,1))$, $((0,1);(1,3))$, $((0,1);(1,4))$, $((0,0);(1,5))$, $((0,5);(1,5))$

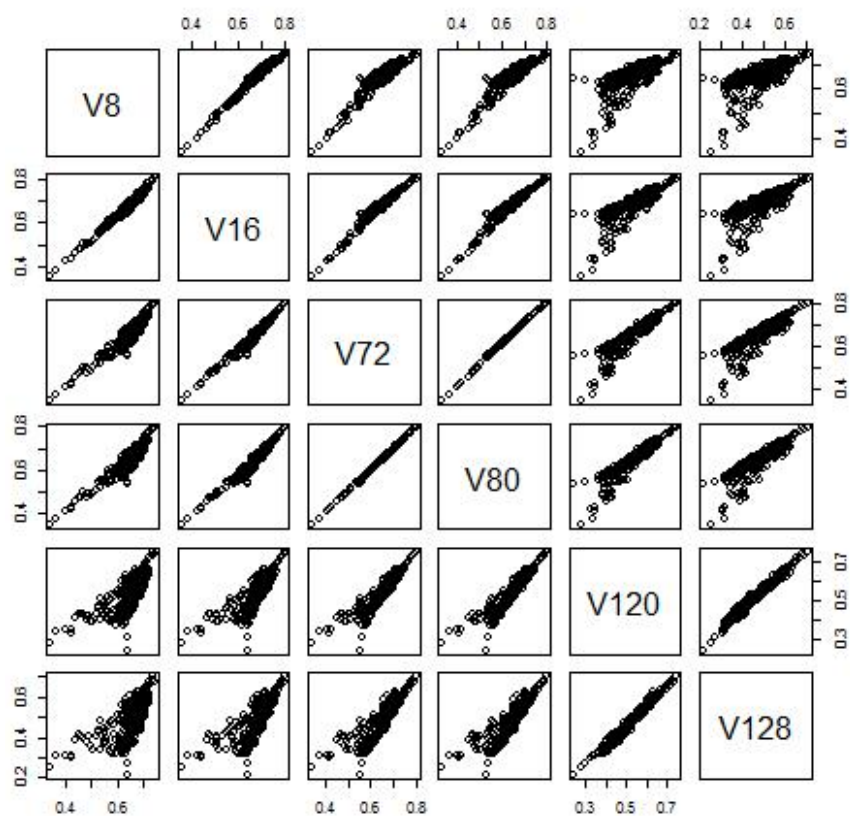


Рисунок В.3 – Параметр энтропия для векторов $((0,0);(1,1)), ((0,1);(1,1)), ((0,0);(1,7)), ((0,7);(1,7)), ((0,0);(1,17)), ((0,17);(1,17))$

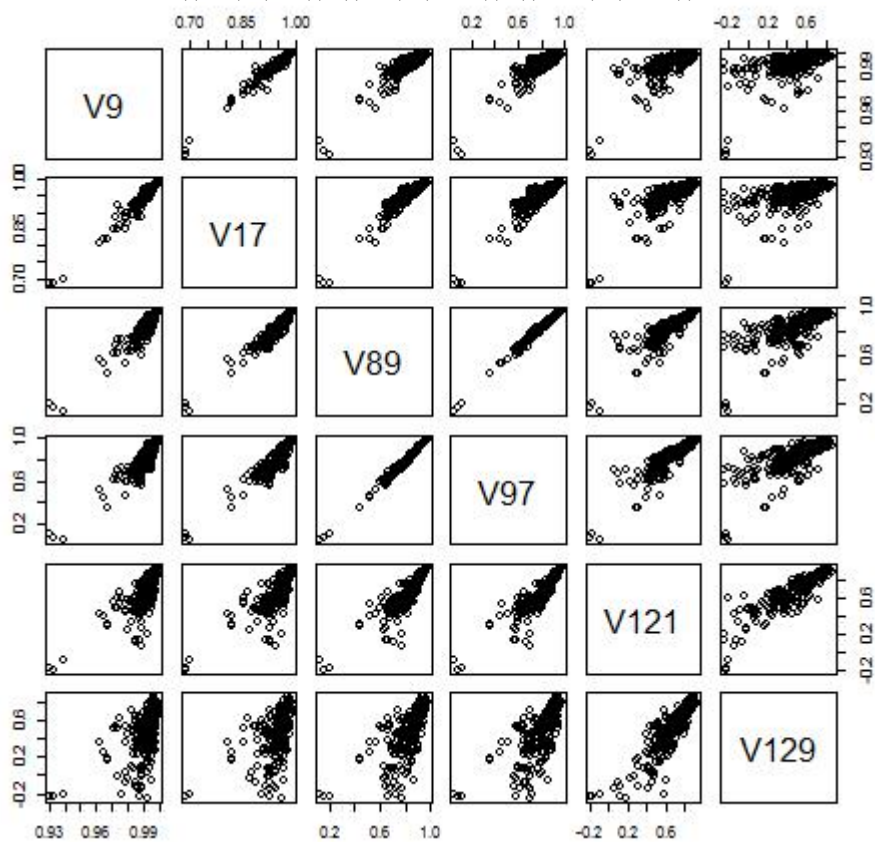


Рисунок В.4 – Параметр корреляция для векторов $((0,0);(1,1)), ((0,1);(1,1)), ((0,0);(1,11)), ((0,11);(1,11)), ((0,0);(1,17)), ((0,17);(1,17))$

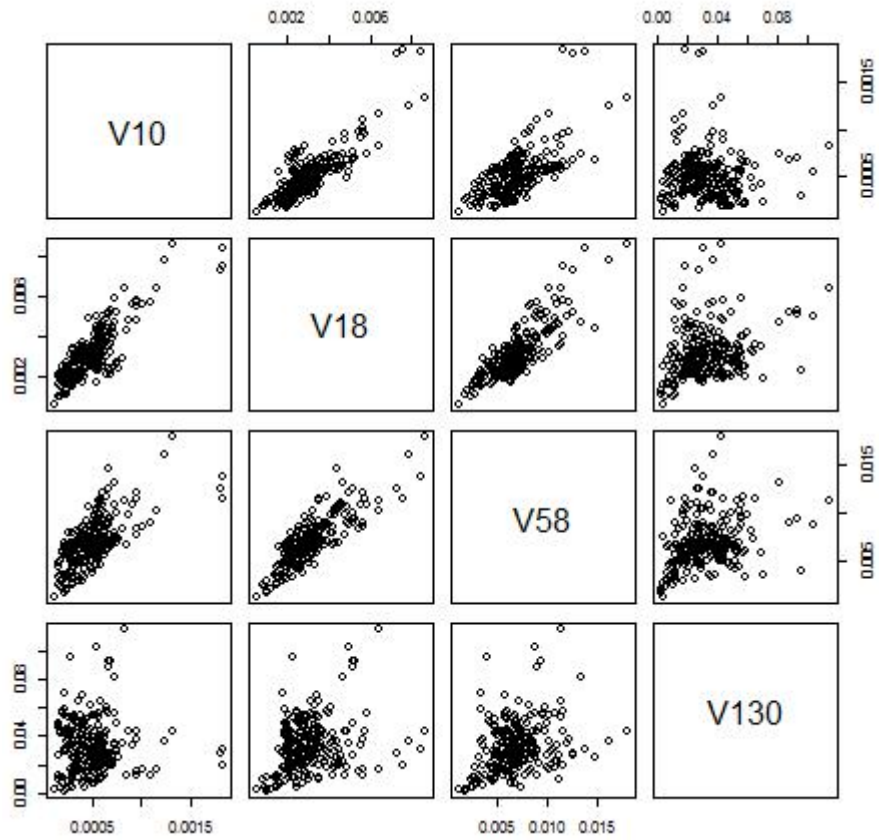


Рисунок В.5 – Параметр контраст по гистограмме матрицы смежности яркостей для векторов $((0,0);(1,1)),((0,1);(1,1)),((0,0);(1,5)),((0,17);(1,17))$

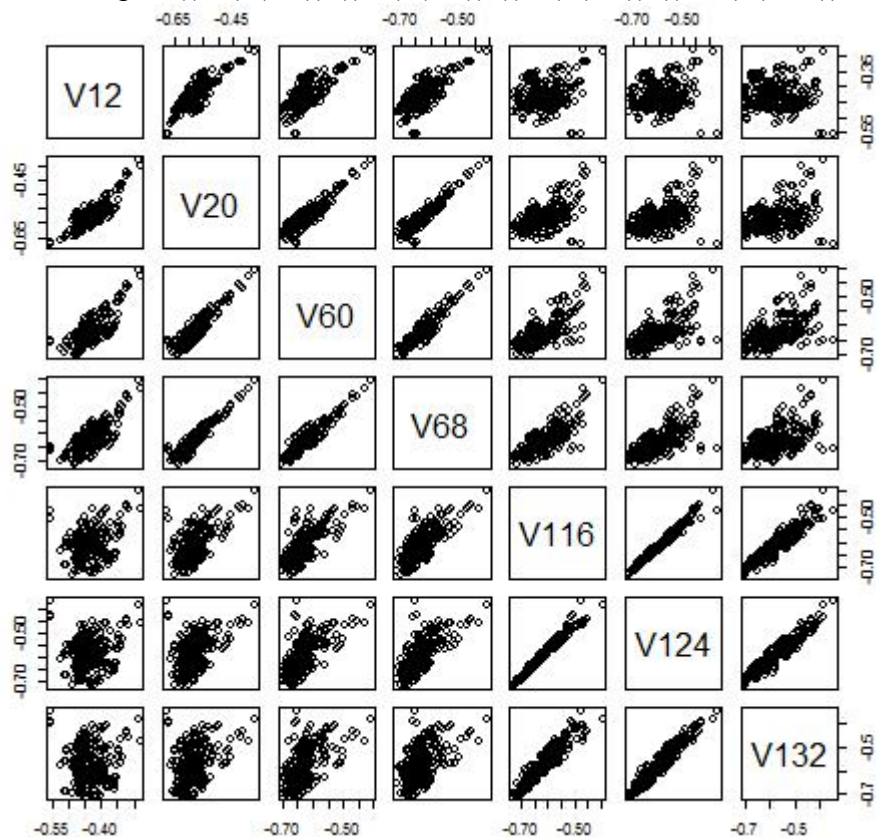


Рисунок В.6 – Параметр энтропия по гистограмме матрицы смежности яркостей для векторов $((0,0);(1,1)),((0,1);(1,1)),((0,0);(1,5)),((0,5);(1,5)),((0,13);(1,13)),((0,0);(1,17)),((0,17);(1,17))$

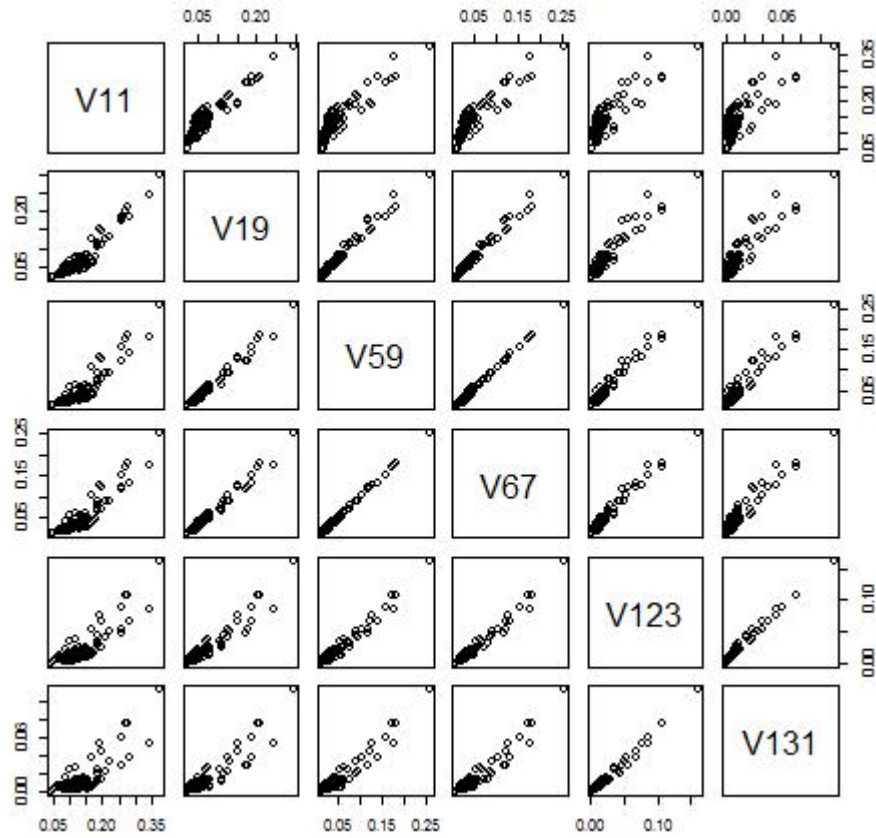


Рисунок В.7 – Параметр второй угловой момент случайной величины по гистограмме матрицы смежности яркостей для векторов $((0,0);(1,1)), ((0,1);(1,1)), ((0,0);(1,5)), ((0,5);(1,5)), ((0,0);(1,17)), ((0,17);(1,17))$

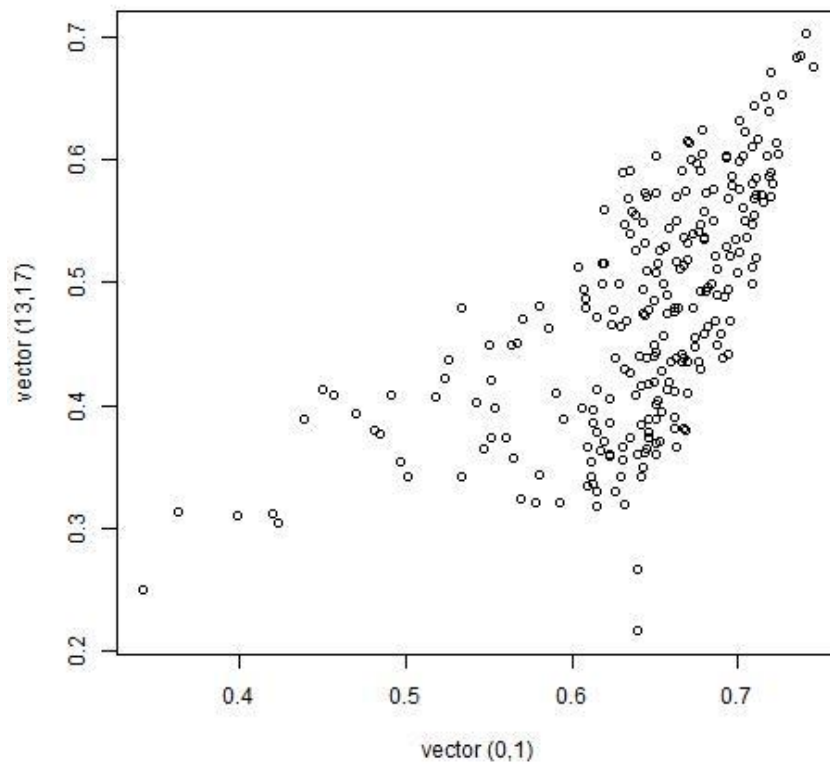


Рисунок В.8 – Параметр энтропия для векторов $((0,0);(1,1)), ((0,17);(1,17))$

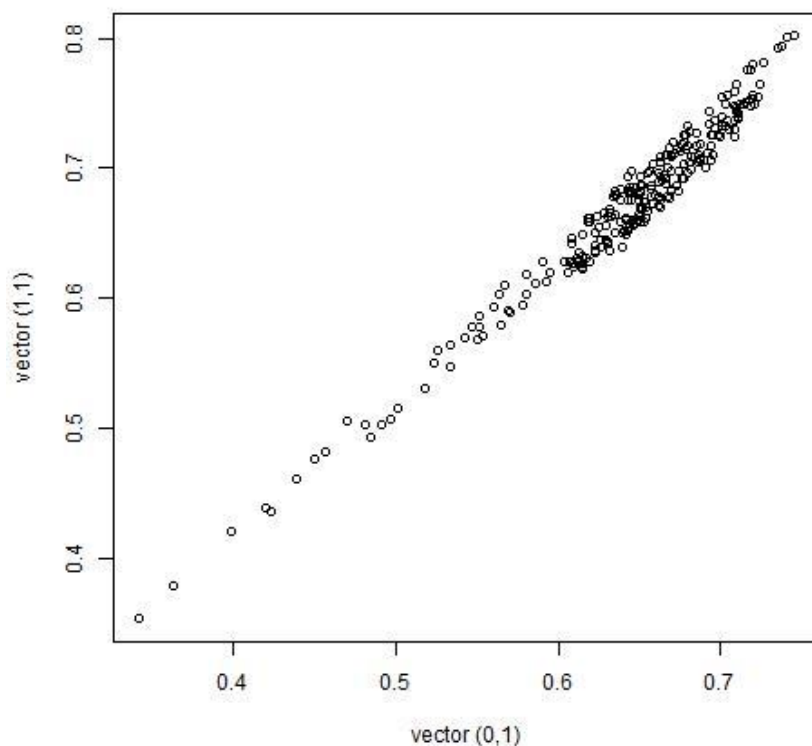


Рисунок В.9 – Параметр энтропия для векторов $((0,0);(1,1)),((0,1);(1,1))$

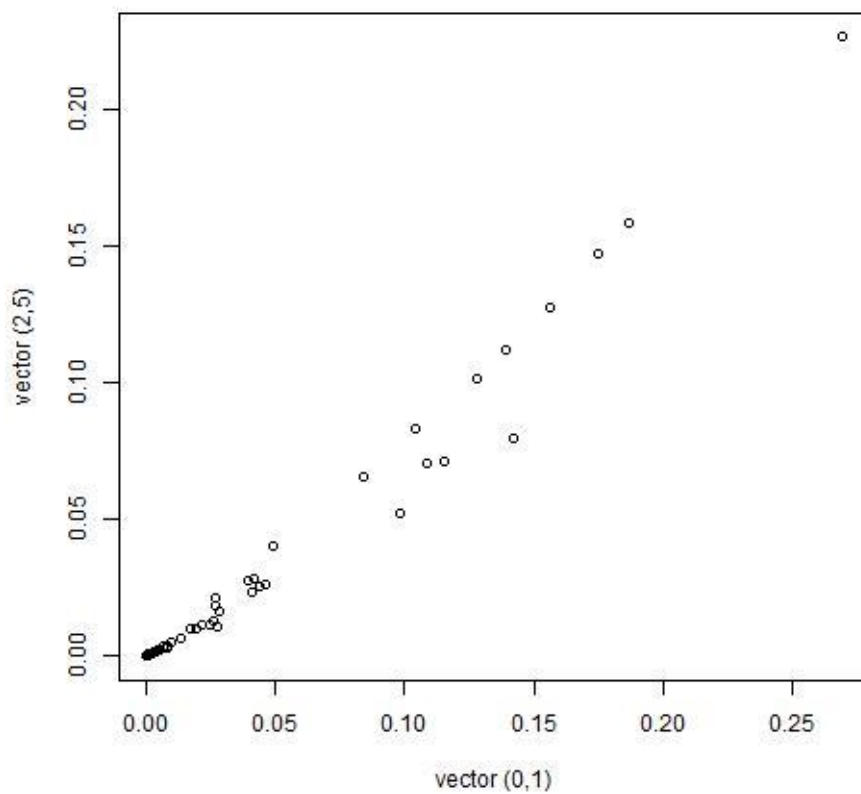


Рисунок В.10 – Параметр второй угловой момент случайной величины для векторов $((0,0);(1,1)),((0,5);(1,5))$