

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

На правах рукописи

НГУЕН ДЫК КЫОНГ

**РОБАСТНЫЙ ВЫБОР ПОРОГОВЫХ ЗНАЧЕНИЙ ЯРКОСТИ ДЛЯ
МЕТОДОВ АВТОМАТИЧЕСКОГО РАСПОЗНАВАНИЯ
ДЕФЕКТОВ СВАРНОГО ШВА**

Специальность 2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка информации,
статистика

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель – доктор технических наук,
профессор Муравьев Сергей Васильевич

Томск – 2024

Оглавление

	Стр.
Введение	5
ГЛАВА 1 Сегментация изображений сварных швов.....	11
1.1 Представление изображений	11
1.1.1 Матричное представление	11
1.1.2 Отношение соседства	12
1.1.3 Основные типы изображений	13
1.2 Гистограммы и их параметры.....	15
1.3 Основные этапы распознавания изображения сварного шва	16
1.3.1 Предварительная обработка изображения	17
1.3.2 Сегментация изображения	18
1.3.3 Извлечение геометрических признаков дефектов сварки	20
1.3.4 Классификация дефектов	22
1.4 Методы сегментации на основе однородности функции яркости	24
1.4.1 Пороговые методы	24
1.4.2 Методы формирования областей	27
1.4.3 Методы кластеризации.....	29
1.5 Методы сегментации на основе разрывности функции яркости	30
1.5.1 Детектор границ Марра – Хилдрета	31
1.5.2 Детектор границ Кэнни	32
1.6 Предлагаемый подход к распознаванию дефектов сварки.....	33
Выводы к главе 1	36
ГЛАВА 2 Сегментация наращиванием областей с применением комплексирования интервалов агрегированием предпочтений IF&PA.....	37
2.1 Комплексирование интервалов агрегированием предпочтений	37
2.2 Сегментация изображения методом наращивания областей	40
2.2.1 Разбиение анализируемого изображения на полосы.....	41
2.2.2 Выбор параметров IF&PA для расчета яркости начальных точек .	42
2.3 Алгоритм наращивания областей.....	46

2.4 Применение наращивания областей с вычислением порогов методом IF&PA для автоматического распознавания дефектов сварки.....	51
Выводы к главе 2.....	56
ГЛАВА 3 Сегментация детектированием границ с применением IF&PA..	58
3.1 Автоматическая сегментация изображений с использованием детектора границ Кэнни в сочетании с методом IF&PA	58
3.1.1 Вычисление градиента изображения и подавление немаксимальных точек	58
3.1.2 Применение IF&PA для расчета верхнего порога градиента.....	60
3.2 Консолидация результатов наращивания областей и детектирования границ	65
3.3 Совместное применение наращивания областей и детектирования границ с вычислением порогов методом IF&PA для автоматического распознавания дефектов сварки.....	66
Выводы к главе 3	72
ГЛАВА 4 Экспериментальные исследования предложенных методов автоматического распознавания дефектов сварного шва.....	74
4.1 Программное обеспечение для автоматического обнаружения дефектов сварных швов.....	74
4.1.1 Структура программного обеспечения	74
4.1.2 Интерфейс программного обеспечения	77
4.2 План эксперимента.....	79
4.2.1 Исследование наращивания областей с применением IF&PA.....	79
4.2.2 Исследование наращивания областей и детектирования границ с применением IF&PA.....	79
4.3 Интерактивный режим для получения правильных результатов распознавания.....	80
4.4 Меры качества результатов распознавания	80
4.4.1 Точность (accuracy) распознавания.....	80
4.4.2 Мера сходства Жаккара	80

4.4.3 Метрики Precision, Recall и F_1	81
4.5 Результаты экспериментальных исследований.....	83
4.5.1 Результаты исследования наращивания областей с применением IF&PA.....	83
4.5.2 Результаты исследования наращивания областей и детектирования границ с применением IF&PA.....	94
4.5.3 Оценивание точности определения геометрических признаков.....	105
Выводы к главе 4.....	114
Заключение.....	116
Список сокращений и обозначений.....	118
Список используемой литературы.....	121
Приложение А. Акты внедрения диссертационной работы.....	132

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы. Контроль качества сварочных работ осуществляется посредством *визуального контроля*, заключающейся в осмотре поверхности изделия невооруженным глазом. Классификация дефектов определяется в соответствии с международным стандартом ГОСТ Р ИСО 6520-1-2012. Данная инспекционная задача считается трудоемкой и монотонной для оператора, особенно при большой протяженности и сложной конфигурации контролируемых объектов (например, трубопроводов) и наличии труднодоступных мест. Кроме того, известно, что результаты визуального контроля, вследствие субъективных ошибок, характеризуются уровнем правильных решений порядка 80 %.

В связи с этим целесообразно автоматизировать процесс визуального контроля, чтобы повысить его достоверность. Несмотря на накопленный в последние годы значительный опыт успешного применения машинного зрения в области визуального контроля, много проблем еще ждут своего решения. Одна из этих проблем заключается в том, что распознаваемые текстуры во время проведения процедуры контроля могут характеризоваться значительными отличиями в ориентации, масштабе, составе и других особенностях их элементов. Другая проблема состоит в нехватке вычислительных ресурсов, которые могут потребоваться для обработки сложных многоэлементных текстур.

Особую популярность для распознавания дефектов сварных швов в последние годы приобрели нейросетевые методы. Их основным недостатком является необходимость наличия обширной базы изображений дефектов для обеспечения возможности обучения системы распознавания, сложность процесса обучения и время обучения могут непредсказуемо возрастать при необходимости повышения точности распознавания; при этом устойчивость (появление значительных отклонений на выходе при незначительных изменениях на входе) системы может значительно снижаться.

Поэтому необходима разработка возможных простых технических решений при создании автоматизированной системы обнаружения и оценки дефектов

сварных швов, позволяющей минимизировать влияние субъективного фактора при принятии решения о качестве сварного соединения с одновременным сокращением времени процесса визуального контроля и повышением его надежности.

Основным этапом процесса распознавания дефектов является *сегментация* анализируемого изображения сварного шва, т.е. его *разбиение на дефектную и бездефектную области*. Известные метод сегментации основываются на одном из двух фундаментальных свойств функции яркости изображения: (1) однородности и (2) разрывности. Метод *наращивания областей* (НО) является основным представителем подхода (1), а метод *детектирования границ* Кэнни (ДГК), является наиболее популярным представителем подхода (2).

Оба метода нуждаются в предварительном вычислении для них подходящих пороговых значений функции яркости. Способ выбора таких значений должен быть робастным, т.е. не зависеть от вида вероятностного распределения соответствующей величины. Перспективным кандидатом на роль такого способа является метод комплексирования интервалов агрегированием предпочтений (interval data fusion with preference aggregation, IF&PA), разработанный в научном коллективе под руководством проф. Муравьева С.В. Метод подтвердил свою надежность, точность и робастность при обработке гетероскедастичных данных в широком спектре применений.

Целью диссертационной работы является разработка и экспериментальные исследования технологии автоматического распознавания дефектов сварного шва на основе сегментации изображений методами наращивания областей и детектирования границ с робастным выбором для них пороговых значений яркости методом комплексирования интервалов агрегированием предпочтений IF&PA.

В связи с поставленной целью должны быть решены следующие **задачи**:

- анализ известных методов сегментации изображений;
- разработка метода автоматической сегментации изображений наращиванием областей с применением комплексирования интервалов агрегированием предпочтений;

- разработка метода автоматической сегментации изображений детектированием границ с применением комплексирования интервалов агрегированием предпочтений;
- разработка метода автоматической сегментации изображений совместным применением наращивания областей и детектирования границ;
- экспериментальные исследования предложенной технологии автоматического распознавания дефектов сварного шва.

Методы исследования. Использованы методы цифровой обработки изображений; технологии компьютерного зрения; методы преобразования и анализа изображений; методы агрегирования предпочтений. Программное обеспечение для распознавания дефектов сварных швов разработано в среде технических вычислений Matlab. Экспериментальные исследования проводились со случайным набором изображений, загруженных из сети Интернет.

Достоверность полученных результатов диссертационной работы подтверждается сравнением результатов, полученных разработанными методами, с результатами, полученными известными методами сегментации изображения.

Научная новизна

1. Предложен способ выбора подходящих числа и ориентации полос, на которые разбивается исходное анализируемое изображение сварного шва, для вычисления яркости начальных точек методом комплексирования интервалов агрегированием предпочтений (IF&PA) при осуществлении сегментации изображения в процессе наращивания дефектной и бездефектной областей; выбор осуществляется с помощью предложенного аналитического выражения для соотношения размеров связанного с дефектной областью опорного прямоугольника и размеров изображения.
2. Метод IF&PA предложено использовать для вычисления верхнего порога при детектировании границ дефектной области, для чего анализируемое изображение, являющееся результатом немаксимального подавления, разбивают на равные полосы; для каждой полосы формируют интервал,

нижней границей которого является наименьшее значение градиента полосы, не равное нулю; а за верхнюю границу принимают наибольшее значение градиента полосы.

3. Предложен способ консолидации изображений, полученных наращиванием областей и детектированием границ, где элемент консолидированного изображения рассматривается принадлежащим дефектной области в случае полного пересечения контура, которому он принадлежит, с дефектной областью; все элементы консолидированного изображения, лежащие в охватываемой этим контуром области, также считаются принадлежащими дефектной области.

Практическая ценность работы. Результаты диссертационной работы могут быть использованы для построения автоматизированной системы обнаружения и оценки дефектов сварных швов, позволяющей минимизировать влияние субъективного фактора при принятии решения о качестве сварного соединения с одновременным сокращением времени процесса визуального контроля и повышением его надежности. Кроме того, разработанная в диссертации программная технология распознавания дефектов сварных соединений может быть использована для анализа изображений в самых разных других областях, например, спутниковых снимков, медицинских изображений и т.п.

Реализация и внедрение результатов работы. Результаты работы используются: в обществе с ограниченной ответственностью «Томскбурнефтегаз» (г. Томск) при визуальном контроле качества сварных швов; в акционерном обществе «DFT Vietnam Technology» (г. Ханой, Вьетнам) при разработке прикладного программного обеспечения для проверки/мониторинга качества сварки промышленных изделий; в учебном процессе отделения автоматизации и робототехники Инженерной школы информационных технологий и робототехники ТПУ. Акты внедрения приложены к диссертационной работе.

Положения, выносимые на защиту

1. Предложенная процедура сегментации наращиванием областей с робастным вычислением яркости начальных точек методом IF&PA обеспечивает

автоматическое распознавание дефектов сварного шва, характеризующееся точностью (Accuracy) 91,1%, значительно превосходящей точность традиционных методов k -средних (70%) и Оцу (52,2%) для случайной выборки, состоящей из 90 изображений

2. Предложенная процедура сегментации совместным применением наращивания областей и детектирования границ с робастным вычислением порогов яркости методом IF&PA обеспечивает автоматическое распознавание дефектов сварного шва, характеризующееся точностью 92%, значительно превосходящей точность традиционных методов k -средних (49%) и Оцу (54%) для случайной выборки, состоящей из 150 изображений.
3. Метод консолидации результатов наращивания областей и детектирования границ позволяет удалять вызванные шумом паразитные границы дефектной области, обеспечивая повышение точности определения геометрических признаков дефектов сварки в среднем в 1,5-2 раза в зависимости от вида признака.

Апробация результатов работы. Основные результаты диссертационной работы докладывались на следующих конференциях:

XVII Международная научно-практическая конференция «Электронные средства и системы управления», г. Томск, ТУСУР, 2021 г. (доклад отмечен дипломом II степени); Международная научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых учёных «Научная сессия ТУСУР – 2022», г. Томск, 2022 г.; International Conference on Information, Control, and Communication Technologies (ICCT-2022), Астрахань, 2022 г.; Международная научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых учёных «Научная сессия ТУСУР – 2023», г. Томск, 2023 г. (доклад отмечен дипломом II степени).

Публикации. Основные результаты исследований отражены в 10 публикациях: 3 статьи в ведущих научных журналах и изданиях, рекомендуемых ВАК, все проиндексированы в базах данных Scopus и (или) Web of Science; 4 статьи в сборниках трудов международных и российских конференций; 3 свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 106 наименований. Работа содержит 135 страницы основного текста, включая 37 рисунка и 17 таблиц.

Во введении обоснована актуальность темы диссертации, сформулирована цель исследований, определены решаемые задачи, указаны научная новизна и практическая ценность результатов работы.

В первой главе рассмотрены основные характеристики цифровых изображений, понятие гистограммы, основные этапы распознавания изображения сварного шва и наиболее известные методы сегментации. Обсуждается предлагаемый в диссертации общий подход к распознаванию дефектов сварки.

Во второй главе предложен метод автоматической сегментации изображения дефекта сварного шва с использованием метода наращивания областей. Начальные точки для метода наращивания областей выбираются методом комплексирования интервалов агрегированием предпочтений (IF&PA), на основе анализа гистограммы яркости изображения.

В третьей главе рассмотрен метод сегментации изображений на основе детектирования границ с помощью оператора Кэнни, где двойной порог определяется с помощью метода IF&PA. Предложен метод консолидации результатов сегментации изображений, полученных наращиванием областей и детектированием границ при их совместном применении.

В четвертой главе представлены результаты экспериментальной проверки программного обеспечения для автоматического обнаружения дефектов сварных швов, разработанного на основе алгоритмов сегментации изображений наращиванием областей и детектированием границ с применением метода IF&PA.

ГЛАВА 1

СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ СВАРНЫХ ШВОВ

В этой главе кратко рассмотрены основные характеристики цифровых изображений, понятие гистограммы, основные этапы распознавания изображения сварного шва (включая геометрические признаки дефектов сварки, которые используются для определения классов дефектов в соответствии с международным стандартом), классификация методов сегментации изображений и наиболее известные методы сегментации. Обсуждается предлагаемый в диссертации общий подход к распознаванию дефектов сварки.

1.1 Представление изображений

Цифровое изображение представляет собой изображение визуальной сцены, хранящееся в компьютере или другом электронном устройстве. Цифровые изображения могут быть созданы различными способами, например, путем сканирования физической фотографии, съемки сцены цифровой камерой или рисования изображения с помощью программного обеспечения. Цифровые изображения также можно редактировать, обрабатывать, сжимать или улучшать с помощью различных методов и инструментов [14, 23, 28, 44].

1.1.1 Матричное представление

Будем рассматривать цифровое изображение как двумерный массив, представленный $(r \times q)$ матрицей $C = [c_{ij}] = [c(i, j)]$ пикселей, состоящей из строк $i = 1, \dots, r$ и столбцов $j = 1, \dots, q$. Для удобства хранения, а также обработки и анализа изображений используется система координат для определения местоположения пикселей. В большинстве программ для получения и обработки изображений используется система координат, в которой начало координат находится в левом верхнем углу, т.е. в точке $(1, 1)$, как показано на рисунке 1.1а. Вертикальная ось направлена сверху вниз, а горизонтальная ось – слева направо.

Каждый элемент $c(i, j)$ матрицы изображения C называется пикселем. Значение такого элемента представляет собой значение яркости t (интенсивности цвета или энергетической освещенности).

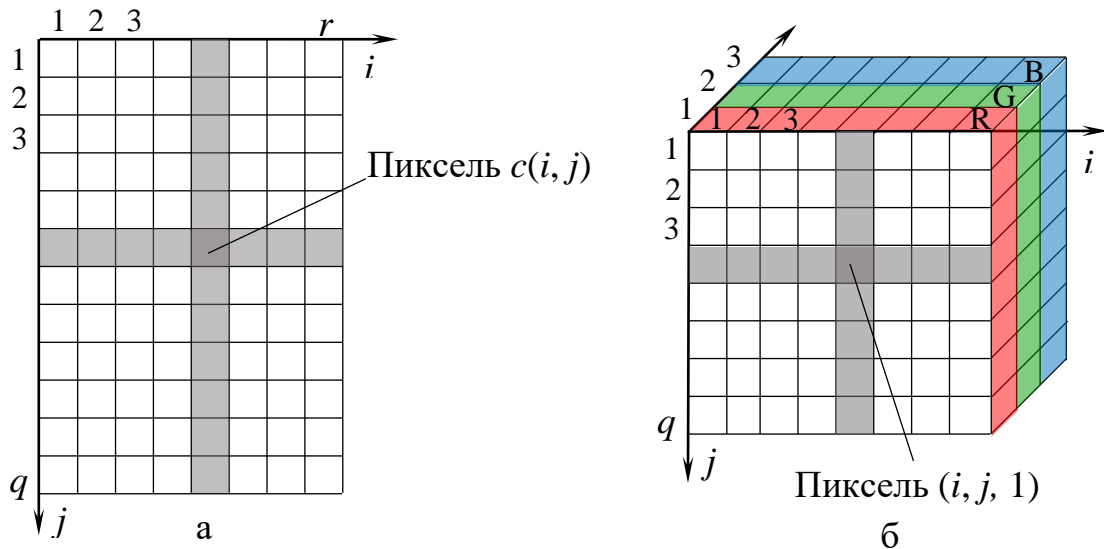


Рисунок 1.1 – Представление изображения в виде матрицы: а – полутоновое изображение C размером $r \times q$; б – RGB изображение

Яркость каждого пикселя принимает значение в зависимости от цветового пространства, в котором представлено изображение. Значение яркости пикселя представляется двоичным кодом длины k , используемым для представления 2^k возможных градаций яркости. Число k называется *битовой глубиной* изображения [28, 36].

1.1.2 Отношение соседства

Важными характеристиками цифровых изображений являются отношения соседства между пикселями [44]. Набор из четырех соседних точек (4-соседей) пикселя c_{ij} по горизонтали и вертикали обозначим через $S_4(c_{ij})$. Эти четыре пикселя расположены на расстоянии в 1 шаг по вертикали и горизонтали от пикселя c_{ij} , т.е.

$$S_4(c_{ij}) = \{s(i+1, j), s(i-1, j), s(i, j+1), s(i, j-1)\}. \quad (1.1)$$

Набор соседних по диагонали пикселей обозначается как $S_D(c_{ij})$. Координаты этих четырех точек представлены следующей формулой:

$$S_D I = \{ s(i+1, j+1), s(i+1, j-1), s(i-1, j+1), s(i-1, j-1) \}. \quad (1.2)$$

Объединение двух множеств $S_4(c_{ij})$ и $S_D(c_{ij})$ образует набор из восьми соседних точек (8-соседей) пикселя c_{ij} , т.е. $S_8(c_{ij}) = S_4(c_{ij}) \cup S_D(c_{ij})$. Заметим, что если пиксель c_{ij} находится на краю изображения, то некоторые из его соседей могут лежать за пределами изображения C .

Таким образом, *множество 8-соседей* пикселя c_{ij} имеет вид:

$$S_8(c_{ij}) = \{ s(i+1, j), s(i-1, j), s(i, j+1), s(i, j-1), s(i+1, j+1), s(i+1, j-1), s(i-1, j+1), s(i-1, j-1) \}. \quad (1.3)$$

На рисунке 1.2 показаны множества $S_D(c_{ij})$, $S_4(c_{ij})$ и $S_8(c_{ij})$ для пикселя $c_{ij} \in C$.

$(i-1, j+1)$	$(i, j+1)$	$(i+1, j+1)$
$(i-1, j)$	(i, j)	$(i+1, j)$
$(i-1, j-1)$	$(i, j-1)$	$(i+1, j-1)$

Рисунок 1.2 – Координаты элементов множеств соседей пикселя c_{ij} : $S_4(c_{ij})$ – зеленый фон; $S_D(c_{ij})$ – синий фон

1.1.3 Основные типы изображений

Все изображения по признаку цвета можно разделить на два основных типа: монохромные [3, 80] и цветные [32, 90]. В таблице 1 представлены характеристики этих типов изображений и значение яркости t для каждого типа.

Монохромные изображения являются наиболее распространенным типом входных данных алгоритмов обработки и анализа изображений. Яркость монохромных изображений изменяется в диапазоне от 0 до $2^k - 1$. Например, если полутоновое изображение имеет битовую глубину 8, его яркость находится в диапазоне [0, 255]. Наименьшая яркость 0 соответствует черному цвету, а максимальная яркость 255 представляет белый цвет [56].

Бинарное изображение представляет собой монохромное изображение, состоящее из пикселей, которые являются либо черными, либо белыми, без

градаций серого. Пиксели в бинарном изображении представлены двумя значениями – 0 (обозначает черный цвет) и 1 (белый цвет).

Цветные изображения требуют использования трехмерного пространства для их представления. Например, RGB-изображение представляется тремя двумерными массивами, каждый из которых соответствует базовому цвету – красному, зеленому и синему, как показано на рисунке 1.16 [50]. В RGB-изображениях каждому пикселю требуется $3 \times 8 = 24$ бита для кодирования всех трех основных цветов, а диапазон интенсивности каждого отдельного цвета составляет $[0, 255]$. Изображения с большей битовой глубиной (32, 36, 42) часто используются в профессиональных приложениях, требующих особого уровня обработки. Например, изображения CMYK с битовой глубиной 32 имеют четыре компонента в цветовом пространстве CMYK (Голубой-Малиновый-Желтый-Черный), широко используемом в печатном деле [41].

Таблица 1.1 – Классификация изображений по цвету

Тип изображения	Количество цветовых каналов	Битовая глубина	Значение яркости t	Примеры
Монохромные	1	1	$[0, 1]$	бинарные изображения
	1	8	$[0, 255]$	полутоновые изображения
	1	16	$[0, 65535]$	полутоновые изображения повышенного качества
Цветные	3	24	$[0, 255]^3$	RGB изображения
	3	32	$[0, 255]^4$	CMYK-изображения
	4	36	$[0, 4095]^3$	RGB-изображения повышенного качества

В данной диссертационной работе, как правило, все исходные цветные изображения преобразуются в монохроматические (полутоновые), а результаты сегментации представляют собой бинарные изображения.

1.2 Гистограммы и их параметры

Для монохромных изображений гистограмма является визуальным представлением распределения пикселей в зависимости от яркости. Для цветных изображений гистограмма представляет собой распределение интенсивности цвета в каждом основном цветовом канале (красном, зеленом, синем) отдельно. Принципы построения гистограмм для этих двух типов изображений одинаковы.

В данной диссертационной работе основное внимание уделено монохромным (полутоновым) изображениям. Поэтому далее будем использовать гистограмму яркости изображения, показывающую распределение количества пикселей по уровням яркости полученного изображения [41, 44, 89], как показано на рисунке 1.3.

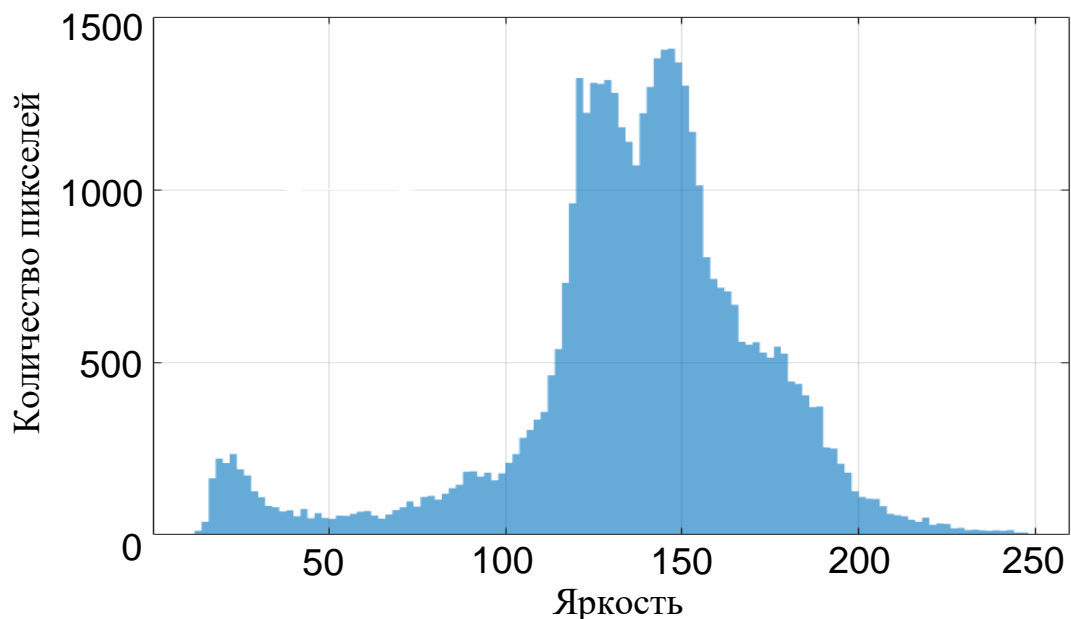


Рисунок 1.3 – Пример гистограммы яркости изображения

Для гистограммы полутоновых изображений, значения яркости (горизонтальная ось гистограммы) изменяются в диапазоне от 0 до 255 или при их нормировании путем деления на 255 – от 0 до 1. Значение 0 соответствует самому темному, т.е. чистому черному цвету, а максимальное значение интенсивности 255 (или 1 при нормировании) соответствует чистому белому цвету. Таким образом, чем больше пикселей изображения располагаются в области гистограммы, близкой

к равной 0 интенсивности, тем темнее изображение; и чем больше пикселей изображения располагаются в области гистограммы, близкой к интенсивности, равной 255, тем светлее изображение [56].

Гистограммы являются основой для многих методов обработки изображений. С помощью гистограммы можно оценить экспозицию, контрастность, диапазон яркости пикселей, цветовой баланс, а также неровности изображения. Изменение гистограммы может улучшить качество и повысить контрастность изображения. Анализ гистограмм является важным элементом процесса сегментации изображений для распознавания объектов и выделения признаков, позволяя идентифицировать интересующие области на изображениях.

1.3 Основные этапы распознавания изображения сварного шва

При автоматизации визуального контроля качества сварных швов [14, 62, 78, 101, 103, 104] процесс распознавания дефектов состоит из нескольких этапов, см. рисунок 1.4. Входное изображение предварительно обрабатывается с целью уменьшения шумов. Затем выполняется основная операция обработки изображения – *сегментация* – для того, чтобы получить выходное изображение, разделенное на однородные области (дефектную и бездефектную) с известными границами. Каждая однородная область должна соответствовать реальному объекту на изображении.

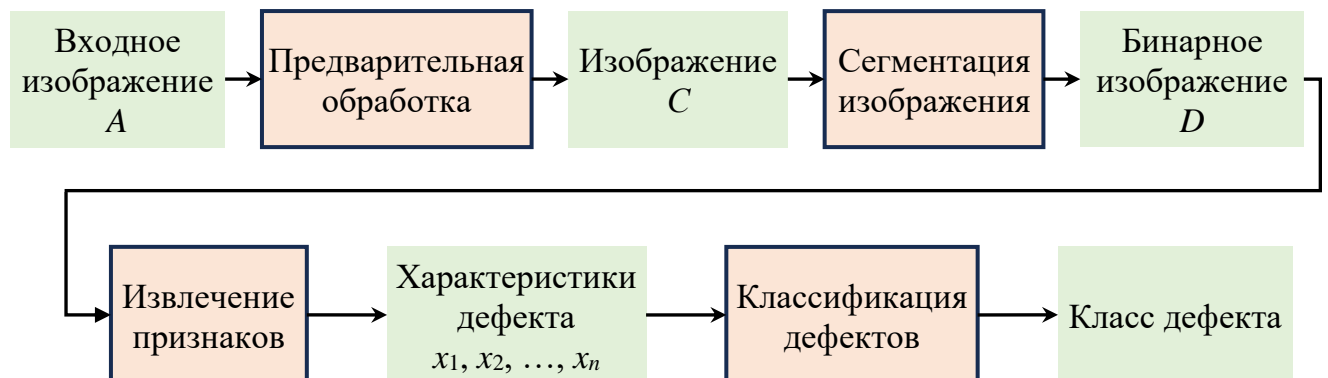


Рисунок 1.4 – Принцип работы распознавания объектов на изображениях

Процесс завершается отнесением дефектной области к одному из известных классов в соответствии со стандартом ГОСТ Р ИСО 6520 [5] и международным стандартом ISO 17637:2016 [53] (перевод на русский язык — ГОСТ Р ИСО 17637—2014 [6]).

1.3.1 Предварительная обработка изображения

Предобработка изображения является важным этапом процесса распознавания изображений. Она включает в себя несколько операций, направленных на улучшение качества и характеристик входного изображения для обеспечения более точной последующей сегментации. Эти операции могут включать приведение размера изображения к стандартному или заданному; применение методов подавления шума (например, фильтра Гаусса [1, 10, 15] или медианной фильтрации [2, 8] и др.); регулировку яркости и контрастности, а также удаление нежелательных артефактов или фона. Кроме того, для улучшения общего качества и однородности изображения могут применяться такие методы, как выравнивание гистограммы [37], масштабирование признаков [97] и преобразование цветового пространства [91].

Алгоритмы фильтрации часто могут приводить к искажениям выходных изображений. При распознавании дефектов сварки важно сохранять контуры дефектных областей на обрабатываемом изображении сварного шва. Поэтому в ходе диссертационных исследований для предварительной обработки анализируемых изображений использовался фильтр Гаусса, который позволяет уменьшить высокочастотный шум, не затрагивая границы областей на исходном изображении.

Фильтр Гаусса реализует свертку входного изображения A с помощью двумерной функции Гаусса $G(x, y)$, т.е.

$$C = A \otimes G(x, y), \quad (1.4)$$

где C – выходное изображение, полученное после сглаживания и шумоподавления; x, y – координаты пиксела.

Двумерная функция имеет вид

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (1.5)$$

где σ – среднее квадратическое отклонение (СКО) яркости пиксела.

Значения этого распределения используются для построения матрицы свёртки, которая применяется к исходному изображению. Новое значение каждого пикселя устанавливается равным средневзвешенному значению окрестности этого пикселя. Значение исходного пикселя получает наибольший вес (имеющий наивысшее значение функции Гаусса), а соседние пиксели получают меньшие веса по мере увеличения их расстояния до исходного пикселя. Это приводит к размытию, которое сохраняет границы и края лучше, чем другие, более однородные фильтры размытия.

В результате применения гауссовской фильтрации на этапе предварительной обработки полученное изображение становится более подходящим для применения последующих алгоритмов сегментации, что повышает качество и точность результатов распознавания.

1.3.2 Сегментация изображения

Основным этапом обработки изображения сварного шва с целью распознавания его дефектов является *сегментация* [83], предназначенная для разделения изображения на две однородные четко различимые непересекающиеся области с известными границами – *дефектную* область E (передний план изображения) и *бездефектную* область P (задний план, фон, изображения), т.е.

$$C = E \cup P; E \cap P = \emptyset. \quad (1.6)$$

Заметим, что множества C , E и P являются 8-связными (8-connected), см. п. 1.1.2.

Большинство существующих методов сегментации изображений можно разбить на два класса в соответствии с двумя фундаментальными свойствами функции яркости t изображения, см., например, [44, 76]. Этими свойствами являются:

(1) *однородность* и

(2) *разрывность*.

Свойство однородности (1) позволяет находить или формировать области изображения, которым принадлежат пиксели с примерно одинаковой яркостью. Свойство разрывности (2) позволяет находить резкие изменения (перепады) яркости и определять соответствующие им цепочки пикселей, которые выполняют роль границ между областями.

Классификация традиционных методов сегментации, основанная на учете двух основных свойств функции яркости, представлена на рисунке 1.5. Краткие описания включенных в классификацию методов сегментации приведены в разделах 1.4 и 1.5.

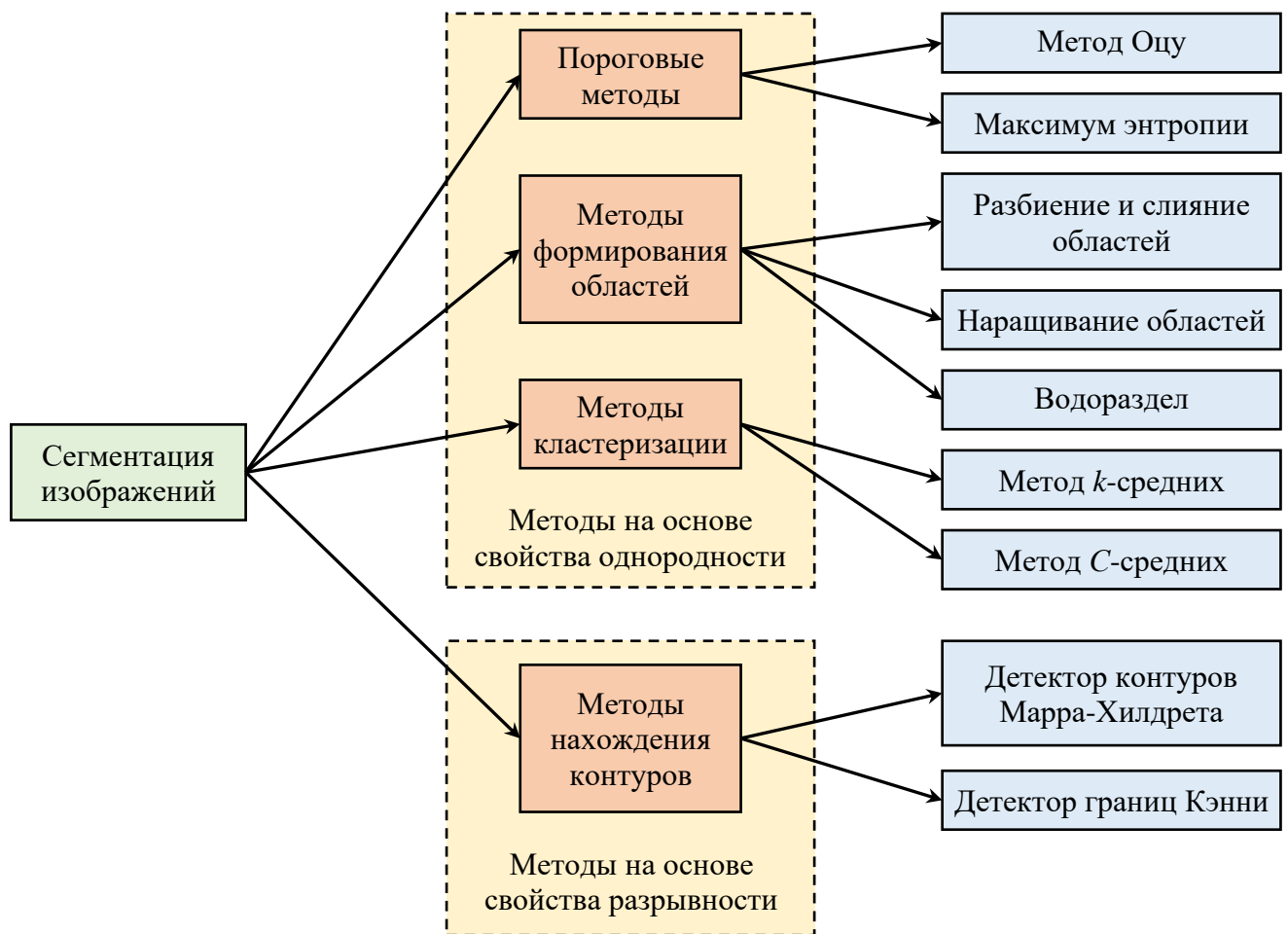


Рисунок 1.5 – Классификация основных методов сегментации с учетом свойств однородности и разрывности функции яркости

1.3.3 Извлечение геометрических признаков дефектов сварки

Классификация дефектов осуществляется на основании выделенных заранее характерных признаков дефектов, которые принадлежат некоторому N -мерному пространству признаков, где N – это число всех измеряемых признаков для заданного набора объектов. Дефекту, как объекту распознавания, соответствует N -мерный вектор $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ в пространстве признаков. Компоненты x_1, x_2, \dots, x_N вектора X представляют собой значения признаков, характеризующие конкретный дефект. В качестве признаков обычно используют параметры размера и геометрической формы дефекта, см. например, [78, 98].

Из анализа геометрической формы дефектов сварных соединений следует, что все возможные формы дефектов занимают промежуточное положение между двумя крайними случаями: прямоугольной и округлой формами. В реальных ситуациях, каждый конкретный дефект имеет отклонения от этих двух форм, в основном за счет неровных границ и ориентации, однако для формализации математического описания дефектов можно воспользоваться признаками, характеризующими свойства "прямоугольности" и "округлости".

Применительно к рассматриваемой задаче, необходимым и достаточным представляется следующий набор компонентов вектора X :

- *размерные признаки*, представляющие собой геометрические величины, обладающие физической размерностью типа длины или площади, и
- *безразмерные признаки*, образованные как арифметические отношения размерных признаков.

Размерными признаками будем считать следующие величины (сводка описаний признаков приведена в таблице 1.2, дополнительные сведения можно найти в статьях [63, 78, 98]):

- x_1 – длина минимального ограничивающего прямоугольника (МОП), содержащего дефект,
- x_2 – ширина МОП,
- x_3 – периметр дефекта,

- x_4 – площадь дефекта,
- x_5 – площадь описывающего дефект многоугольника.

В качестве безразмерных признаков часто рассматривают следующие (см. таблицу 1.2):

- x_6 – прямоугольность,
- x_7 – округлость,
- x_8 – соотношение сторон,
- x_9 – сплошность и
- x_{10} – количество дефектов.

Признаки x_1 и x_2 определяются следующим образом: через крайние левую и правую точки дефектной области проводятся вертикальные линии; через крайние нижнюю и верхнюю точки области дефекта проводятся горизонтальные линии; точки пересечения вертикальных и горизонтальных линий указывают на координаты *минимального ограничивающего прямоугольника*, который содержит все пиксели дефекта; расстояние между вертикальными линиями равно длине дефектной области x_1 , а расстояние между горизонтальными линиями равно ширине дефектной области x_2 , как показано на рисунке 1.6.

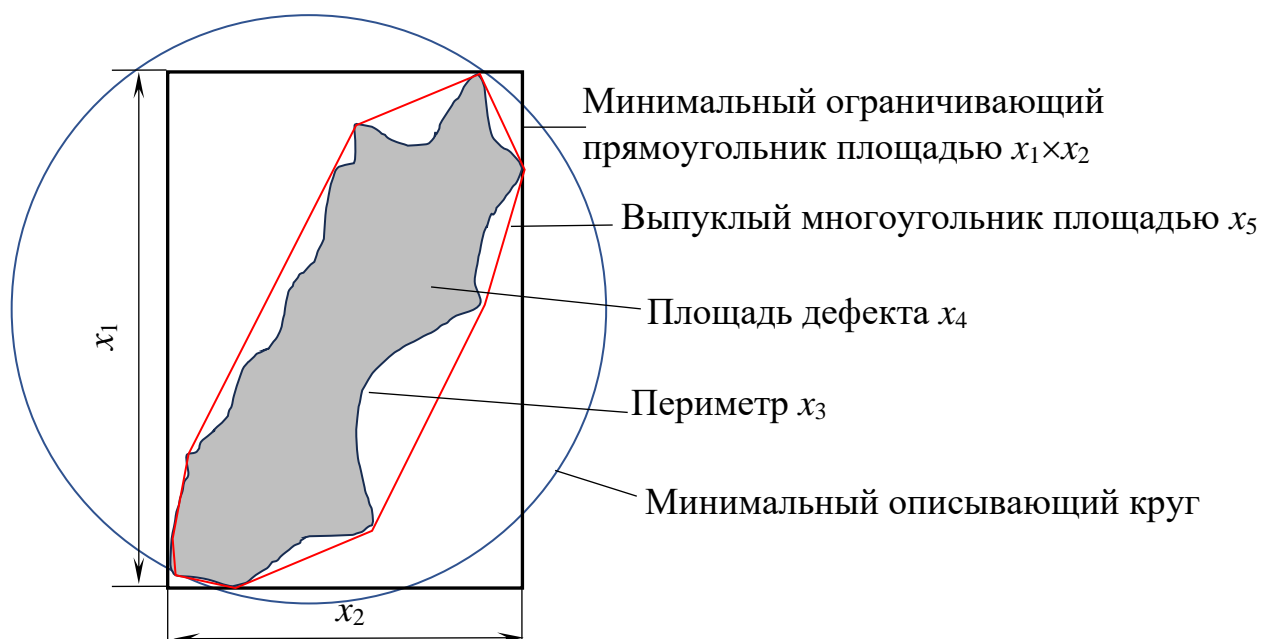


Рисунок 1.6 – Размерные геометрические признаки дефектов сварного шва

Таблица 1.2 – Геометрические признаки дефектов сварного шва.

Обозначение: название	Определение; особенности	Размерность	Формула
<i>Размерные признаки</i>			
x_1 : Длина	Длина МОП, содержащего дефект	L	–
x_2 : Ширина	Ширина МОП	L	–
x_3 : Периметр дефекта	Длина границы <i>дефектной области</i>	L	–
x_4 : Площадь дефекта	Площадь дефектной области	L ²	–
x_5 : Площадь многоугольника	Площадь <i>наименьшего выпуклого многоугольника (НВМ)</i> , содержащего дефектную область	L ²	–
<i>Безразмерные признаки</i>			
x_6 : Прямоугольность (rectangularity)	Отношение площади дефекта x_4 к площади МОП; для круга $x_6 = \pi/4$, для квадрата $x_6 = 1$	1	$x_6 = \frac{x_4}{x_1 x_2}$
x_7 : Округлость (roundness)	отношение площади <i>минимального описывающего круга</i> к квадрату периметра x_3 ; для круга $x_7 = 1$, для всех других форм $x_7 < 1$	1	$x_7 = \frac{4\pi x_4}{x_3^2}$
x_8 : Соотношение сторон (aspect ratio)	отношение длины x_1 МОП к его ширине x_2 ; для круга или квадрата $x_8 = 1$	1	$x_8 = \frac{x_1}{x_2}$
x_9 : Сплошность (solidity)	отношение площади дефекта x_4 к площади НВМ x_5 ; для дефекта, совпадающего с НВМ, $x_9 = 1$	1	$x_9 = \frac{x_4}{x_5}$
x_{10} : Количество дефектов	Количество несмежных дефектных областей	1	$x_{10} \geq 1$, $x_{10} \in \mathbf{N}$

1.3.4 Классификация дефектов

Наименования и описания основных групп (классов) дефектов сварных швов, которые лежат в основе визуального контроля качества сварки по геометрическим характеристикам, регламентируются международным стандартом ISO 6520-1:2007 [54] (перевод на русский язык – ГОСТ Р ИСО 6520 – 1 – 2012 [5]). В данной статье

для демонстрации работоспособности проведения сегментации с применением IF&PA будем рассматривать взятые из этого стандарта следующие пять классов дефектов, приведенных в таблице 1.3: 1 – полость, 2 – продольная трещина, 3 – поперечная трещина, 4 – прожог, и 5 – два и более дефектов классов 1–4.

Принятие решения об отнесении дефекта к одному из классов осуществляется, исходя из значений рассмотренных выше безразмерных геометрических признаков x_6, \dots, x_{10} . Заметим, что значения признаков, за исключением x_8 и x_{10} , лежат в интервале $[0, 1]$. Поскольку принадлежность классу характеризуется, как правило, неединственным значением признака, удобно разбить интервал $[0, 1]$ на четыре поддиапазона и обозначить их следующим образом:

$$Q_1 = [0, 0.25), \quad (1.7)$$

$$Q_2 = [0.25, 0.5), \quad (1.8)$$

$$Q_3 = [0.5, 0.75) \text{ и} \quad (1.9)$$

$$Q_4 = [0.75, 1]. \quad (1.10)$$

Актуальный для признаков x_8 и x_{10} случай, когда их значения превышают 1, удобно обозначить через Q_5 .

Соответствие пяти классов дефектов сварного шва значениям пяти геометрических признаков x_6, \dots, x_{10} , принадлежащих поддиапазонам Q_1, \dots, Q_5 , показано в таблице 1.3.

Таблица 1.3 – Классификация дефектов по значениям безразмерных геометрических признаков

Номер	Класс	Значения признаков				
		x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}
1	Полость	$Q_3 \cup Q_4$	Q_4	$Q_3 \cup Q_4 \cup Q_5$	Q_4	Q_4
2	Поперечная трещина	$Q_1 \cup Q_2$	Q_1	Q_1	$Q_2 \cup Q_3$	Q_4
3	Продольная трещина	$Q_1 \cup Q_2$	Q_1	Q_5	$Q_2 \cup Q_3$	Q_4
4	Прожог	$Q_3 \cup Q_4$	$Q_2 \cup Q_3$	$Q_3 \cup Q_4 \cup Q_5$	$Q_3 \cup Q_4$	Q_4
5	Два и более дефектов классов 1–4	–	–	–	–	Q_5

1.4 Методы сегментации на основе однородности функции яркости

Методы сегментации на основе однородности предназначены для разбиения изображения на области по заранее выбранным критериям. Например, однородная область может характеризоваться некоторым постоянным значением яркости входящих в нее пикселей. Существуют три основных подхода к сегментации изображений на основе однородности:

- пороговые методы;
- методы формирования областей;
- методы кластеризации.

1.4.1 Пороговые методы

Пороговые методы разбивают множество пикселей изображения S на два подмножества: подмножество E пикселей, яркость которых меньше порогового значения f , и подмножество P пикселей, яркость которых больше порогового значения f , как показано на рисунке 1.7 [4, 17, 79]. Это значит, что яркость пикселей выходного изображения D (т.е. результата сегментации) может принимать два значения – черное (0, фон) и белое (1, объект) в соответствии с формулой:

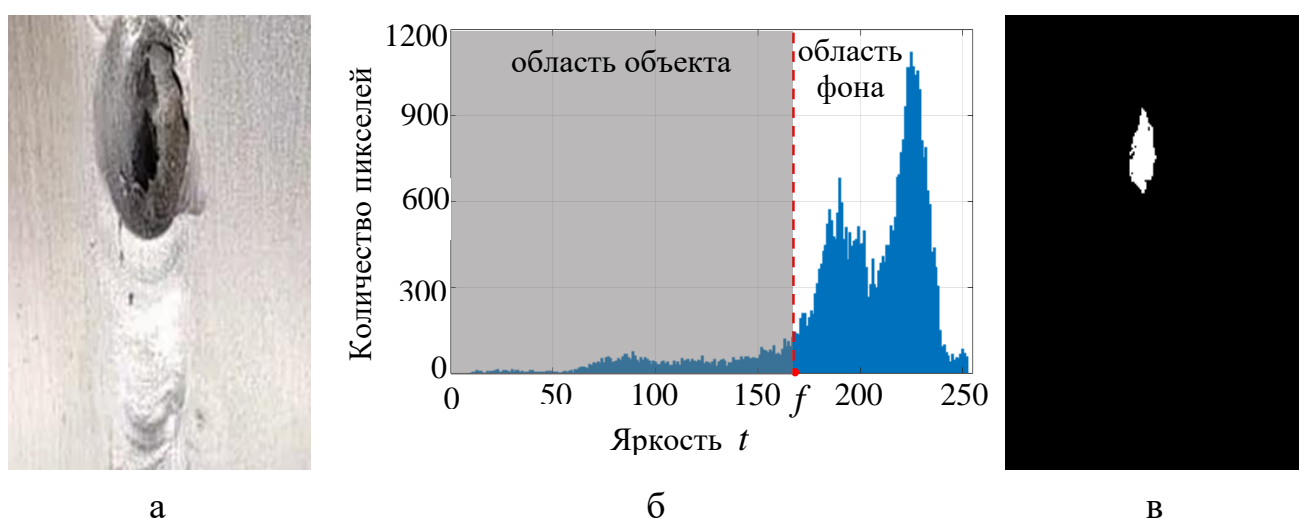


Рисунок 1.7 – Пример гистограммы яркости изображения S , сегментированного порогом $f=174$: а – входное изображение S ; б – гистограмм изображения S ; в – результат сегментации

$$t(d_{ij}) = \begin{cases} 0, & \text{если } t(c_{ij}) \geq f, \\ 1, & \text{если } t(c_{ij}) < f, \end{cases} \quad (1.11)$$

где $t(d_{ij})$ – яркость пикселя $d_{ij} \in D$, $t(c_{ij})$ – яркость пикселя $c_{ij} \in C$.

Могут использоваться пороги двух типов:

- *глобальный порог*, если значение f является константой, применяемой для сегментации полного изображения C [26];
- *локальный порог* (или переменный порог), если значение f изменяется для каждой области изображения C в процессе сегментации [77].

Применение глобального порога предполагает, что средние яркости дефектной E и бездефектной P областей известны. Преимущество этого подхода заключается в том, что объем вычислений мал, определение значения порога занимает немного времени, поэтому они хорошо применимы в приложениях реального времени и при больших размерах изображений. Однако подход с глобальным порогом может давать ошибочные результаты, если средняя яркость областей изображения не известна, особенно на изображениях с большим количеством шума или с большим количеством деталей.

При применении локальных порогов изображение разбивают дефектную E и бездефектную P области, характеризуя разные области изображения различными пороговыми значениями. В большинстве случаев локальный порог можно рассматривать как глобальный порог применительно к каждой области изображения. Локальные пороговые методы очень эффективны при удалении шума, поскольку они подстраивают пороговое значение под характеристики каждой области изображения. Поэтому эти методы подходят для обработки изображений с большим количеством объектов, шумов или изображений с низкой однородностью. Однако локальные пороговые методы требуют более сложных вычислений, чем глобальные пороговые методы, особенно для изображений большого размера.

Очевидно, что результаты пороговых методов во многом зависят от выбора порогового значения. Если пороговое значение определено неправильно, то в

результате сегментации некоторые пиксели переднего плана E могут быть ошибочно включены в задний план P и, наоборот, некоторые пиксели заднего плана P ошибочно включены в область переднего плана E . Размер областей объекта, определенный пороговым методом, часто не совпадает с его реальным размером. Поэтому актуальной является разработка соответствующего метода выбора порога для обеспечения точности результатов сегментации.

Существуют различные методы определения порога, такие как метод Оцу [47, 79], метод максимальной энтропии [48, 99] и др. Среди них *метод Оцу* получил наиболее широкое распространение, благодаря своей простоте и эффективности.

Принцип работы метода Оцу основан на определении оптимального порога яркости для разбиения изображения на две области так, чтобы разность дисперсий яркости двух областей была максимальной. Метод Оцу включает в себя следующие шаги:

- 1) построить гистограмму входного изображения;
- 2) вычислить накопленные суммы вероятностей яркости, чтобы нормализовать гистограмму;
- 3) вычислить накопленные суммы вероятностей яркости, умноженные на самих себя;
- 4) вычислить среднюю яркость всех пикселей изображения (глобальное среднее значение яркости);
- 5) вычислить разность дисперсий двух областей;
- 6) определить порог f , т.е. значение яркости, при котором дисперсия между двумя областями максимальна (если существует множество значений яркости, удовлетворяющих условию максимальной дисперсии, то определить порог f как среднее значение этих яркостей);
- 7) оценить показатель разделения с помощью порогового значения f , определенного на шаге 6.

После применения метода Оцу пороговое значение f используется для сегментации изображения в соответствии с формулой 1.11.

Недостаток пороговых методов состоит в их повышенной чувствительности к шуму, вследствие чего они имеют низкую точность при сегментации низкоконтрастных изображений. Для повышения контрастности изображения и (или) подавления шума перед применением порогового метода требуется предварительная обработка. Это усложняет процесс распознавания и увеличивает временные затраты. Кроме того, пороговые методы не обладают достаточной гибкостью и могут не подходить для изображений с неравномерным распределением яркости (т.е. при низкой однородности областей изображения) или изображений с большим количеством объектов, перекрывающих друг друга. Определение оптимального порогового значения с участием всех пикселей изображения может представлять значительные вычислительные трудности, что может приводить к явлению чрезмерной сегментации.

1.4.2 Методы формирования областей

Методы формирования областей представляют собой группу методов сегментации изображений, основанных на прямом обнаружении областей. Эти методы разбивают изображение на однородные области на основе нескольких критериев, таких как интенсивность цвета, яркость, текстура или форма. Существуют три популярных подхода к сегментации изображений на основе формирования областей:

- *наращивание областей* – группирование пикселей или мелких областей в более крупные области на основании заранее выбранных критериев [16, 18, 27, 46];
- *разбиение и слияние областей* – разбиение исходного изображения на произвольные дискретные области, затем слияние и/или разбиение этих областей до тех пор, пока все области не будут удовлетворять заранее выбранному критерию однородности [30, 60];
- *водораздел* – разбиение исходного изображения на области путем определения локальных минимальных и максимальных точек [29, 57].

Среди методов формирования областей *метод наращивания областей* (НО) является одним из наиболее часто используемых. Метод НО обычно содержит два основных этапа: определение начальных точек и определение условий для наращивания области. Выбор критериев наращивания зависит от характеристик рассматриваемого объекта на изображении и имеющейся дополнительной информации об изображении [51, 59]. Например, этот критерий может учитывать значение яркости, структурные особенности или статистические параметры изображения. Модифицированный автоматический метод НО подробно рассматривается в разделе 2.3.

Методы формирования областей позволяют обнаруживать сложные объекты и эффективно выделять соседние объекты, принимая во внимание пространственную однородность пикселей в области. Преимущество этих методов заключается в том, что результаты сегментации имеют гладкие границы между областями и меньше подвержены влиянию шума. Кроме того, методы формирования областей эффективны при выделении соседних объектов с одинаковой яркостью, но с разными границами или текстурами, поскольку они учитывают общую однородность областей.

Недостатком методов формирования областей является то, что они часто приводят к чрезмерной сегментации изображения, например, область объекта оказывается больше или меньше его реального размера, или в области более крупного объекта появляются мелкие области. Точное определение границ или геометрических параметров объектов неправильной формы является сложной задачей для методов формирования областей. Кроме того, многие методы формирования областей зависят от начальной точки или входных параметров, например, метод наращивания областей зависит от выбора начальной точки. Еще одним недостатком методов формирования областей является высокая вычислительная сложность, требующая большого объема вычислений, особенно для высококачественных изображений при обработке в реальном времени.

1.4.3 Методы кластеризации

Методы кластеризации построены на принципе группировки пикселей изображения в отдельные кластеры, соответствующие объектам изображения, на основе заданного критерия однородности [34]. Процесс кластеризации обычно предполагает итеративное включение пикселей в соответствующие кластеры и оптимизацию однородности кластеров. Среди этой группы широко используются методы k -средних [39, 92, 93], C -средних [35, 95] и др.

Метод k -средних разбивает изображение на k областей (кластеров) в соответствии с яркостью (или интенсивностью цвета) пикселей. Целью этого метода является минимизация дисперсии яркости областей, где каждая область характеризуется своим центром. Центр области представляет собой среднее значение яркости пикселей в этой области. Метод k -средних начинается с инициализации k центроидов областей, а затем в область включается каждый пиксель к ближайшему центру области на основе сходства яркости. Затем центроиды областей переопределяются, чтобы лучше представлять пиксели области. Процесс включения пикселей и обновлений центров повторяется до тех пор, пока не будет достигнута однородность области. Метод k -средних состоит из следующих основных этапов:

- 1) выбрать количество k областей изображения для разбиения изображения;
- 2) выбрать случайным образом k начальных центров (среднее значение яркости) областей изображения;
- 3) оценить сходство каждого пикселя с каждой областью;
- 4) включить в область пиксель с наибольшим сходством;
- 5) переопределить k центров областей, пересчитав их среднее значение яркости;
- 6) повторять шаги 3 – 5 до тех пор, пока центры областей не стабилизируются (перестанут изменяться) или пока не будет достигнуто заданное количество итераций.

Заметим, что выбор количества кластеров k для сегментации изображения является фактором, сильно влияющим на точность результатов метода k -средних.

Для определения оптимального количества кластеров можно основываться на требованиях к сегментации изображения, таких как количество объектов, количество цветов в изображении и т.д.

Преимущество методов кластеризации заключается в том, что они обладают высокой эффективностью сегментации изображений разных типов, включая изображения с различным фоном, условиями освещения и уровнем шума. Многие методы кластеризации относительно просты, не требуют больших затрат на вычисления и могут эффективно обрабатывать изображения большого размера, что позволяет использовать их в режиме реального времени.

Недостатком методов кластеризации является то, что на их результаты сильно влияет выбор количества кластеров и начальных центров кластеров. Выбор различных значений может приводить к различным результатам сегментации одного и того же изображения. Некоторые методы могут приводить к чрезмерной сегментации, в результате чего количество сегментированных областей будет слишком малым или слишком большим.

1.5 Методы сегментации на основе разрывности функции яркости

Методы сегментации на основе разрывности функции яркости выявляют локальные изменения яркости изображения и называются методами нахождения контуров. Эти методы направлены на обнаружение пикселей или линий (наборов пикселей), у которых яркость соседних пикселей значительно ниже или выше, чем яркость пикселя [9, 42]. Локальные изменения значения яркости можно определить с помощью производных яркости. Поэтому общий принцип работы этой группы методов заключается в использовании дискретных первой или второй производной функции яркости [44].

На основе этих дискретных производных строятся так называемые маски, а резкие изменения яркости обнаруживаются путем свертки изображения с масками.

Методы нахождения контуров включают в себя следующие три основных этапа:

- 1) удалить шум изображения с помощью фильтра Гаусса, медианного фильтра или др.;
- 2) выявить резкие изменения яркости с помощью масок, построенных по первой или второй дискретной производной;
- 3) удалить ложные границы и выявить реальные границы.

Преимущество методов нахождения контуров заключается в том, что они позволяют точно определить геометрическую структуру объекта на изображении. Это важно для распознавания и классификации объектов. Эти методы не требуют сложных вычислений и временных затрат и, следовательно, подходят для обработки изображений в режиме реального времени.

Недостатком методов нахождения контуров является то, что они очень чувствительны к шуму. Результаты этих методов часто содержат множество границ, вызванных шумом, что затрудняет определение истинных границ объекта. Поэтому методы разрывности яркости часто комбинируют с другими методами (например, пороговые методы, методы разделения областей или искусственные нейронные сети) для повышения точности результатов сегментации изображений.

Наиболее распространенными детекторами границ являются детектор границ Марра-Хилдрета и детектор границ Кэнни.

1.5.1 Детектор границ Марра - Хилдрета

Детектор границ Марра-Хилдрета (ДГМХ) основан на следующем наблюдении: резкое изменение яркости области приводит к появлению пика или провала у первой производной функции яркости или к пересечению нуля второй производной функции яркости [19, 44].

ДГМХ использует оператор, который называется *лапласиан гауссиана* [45], для обнаружения резких изменений яркости изображения. Оператор ЛГ представляет собой комбинацию оператора Лапласа и сглаживающего фильтра Гаусса и реализуется следующим образом: сначала входное изображение фильтруется с помощью фильтра Гаусса, а затем применяется оператор Лапласа для обнаружения резких изменений яркости изображения.

Алгоритм ДГМХ состоит из следующих этапов:

- 1) обесцветить и сгладить входное изображение с помощью фильтра Гаусса;
- 2) вычислить лапласиан гауссиана для выделения области быстрого изменения яркости;
- 3) определить нулевые точки пересечения второй производной Гаусса, чтобы найти потенциальные места расположения границ (эти точки пересечения нуля обычно соответствуют границам исходного изображения).

Преимущество ДГМХ заключается в способности обнаруживать границы независимо от их ориентации, что делает его устойчивым к изменениям углов наклона контуров, позволяет выявлять границы различной формы, включая криволинейные и прямолинейные.

Недостатком ДГМХ, как и других детекторов границ, является его чувствительность к шуму. Удаление вызванных шумом ложных границ всегда является большой проблемой для методов обнаружения границ. На точность результатов ДГМХ также сильно влияют такие входные параметры, как стандартное квадратичное отклонение фильтра Гаусса и пороговое значение для выявления нулевых пересечений. Кроме того, тот факт, что ДГМХ представляет границы в форме нулевых точек пересечения второй производной, приводит к обнаружению границ, которые могут не давать точного представления о ширине границ объекта.

1.5.2 Детектор границ Кэнни

Детектор границ Кэнни (ДГК) после сглаживания входного изображения фильтром Гаусса вычисляет величину (модуль) и направление *градиента изображения*, а также выполняет так называемое *подавление немаксимальных точек*, когда пикселями границ объявляются точки, в которых достигается локальный максимум градиента в направлении вектора градиента. Затем с помощью определенного порогового значения и анализа связности формируются границы элементов изображения [33, 49, 87].

ДГК довольно уверенно находит границы объектов, что помогает достаточно точно определять геометрические характеристики объектов. Однако недостатком ДГК является то, что если области изображения слабо различаются по яркости, то результат сегментации часто содержит зашумленные или разорванные границы объекта.

Важным фактором, влияющим на результаты обнаружения границ с помощью ДГК, является использование двойного порога для разделения найденных границ на два типа: истинные границы (характеризующиеся большими значениями градиента) и ложные (характеризующиеся малыми значениями градиента). Двойной порог в ДГК используется следующим образом:

- если значение градиента точки больше верхнего порога, то она считается точкой истинной границы;
- если значение градиента точки меньше нижнего порога, то она считается точкой ложной границы;
- если значение градиента точки находится между этими двумя порогами, то для принятия решения о том, к какой границе (истинной или ложной) относится точка, используются дополнительные критерии, такие как градиент соседнего пикселя и направление градиента.

Таким образом, если пороговое значение выбрано слишком малым, границы, вызванные шумом, могут быть приняты за истинные, и в результате сегментации появятся ложные границы. Напротив, если порог выбран слишком высоким, это может приводить к потере информации о важных границах изображения. Поэтому выбор подходящего двойного порога очень важен для достижения точных и надежных результатов обнаружения границ [31, 43, 73]. Автоматический метод определения двойного порога ДГК будет рассмотрен в разделе 3.1.

1.6 Предлагаемый подход к распознаванию дефектов сварки

Из проведенного анализа известных методов сегментации изображений следует, что они основываются на одном из двух фундаментальных свойств

функции яркости t : (1) однородности и (2) разрывности. Метод наращивания областей (НО) является основным представителем подхода (1), см. рис. 1.8а, а метод детектирования границ Кэнни (ДГК), см. рис. 18.б, является наиболее популярным представителем подхода (2).

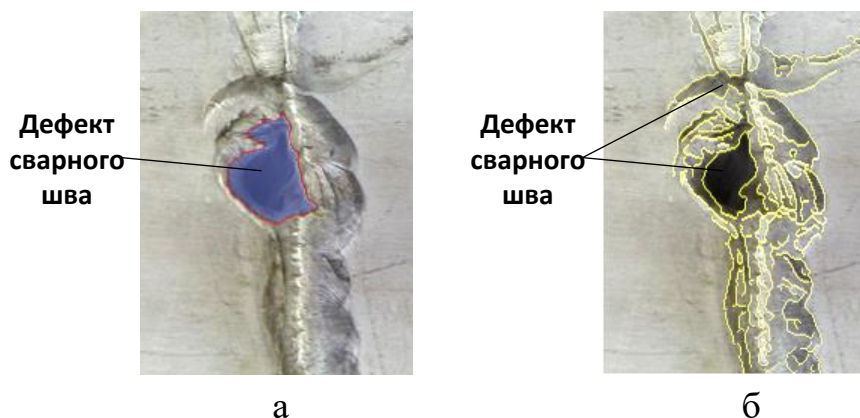


Рисунок 1.8. Различия между результатами сегментации изображений методами наращивания областей (а) и детектирования границ (б)

Оба метода нуждаются в предварительном вычислении для них подходящих пороговых значений функции яркости t . Способ выбора таких значений должен быть робастным, т.е. не зависеть от вида вероятностного распределения соответствующей величины. Перспективным кандидатом на роль такого способа является метод комплексирования интервалов агрегированием предпочтений (interval data fusion with preference aggregation, IF&PA), разработанный в научном коллективе под руководством проф. Муравьева С.В. Метод подтвердил свою надежность, точность и робастность при обработке гетероскедастичных данных в широком спектре применений [64, 65, 66, 67].

Процедура IF&PA преобразует заданные m исходных интервалов на вещественной числовой оси в m ранжирований n дискретных значений, принадлежащих к этим интервалам. Для профиля предпочтений, сформированного из m ранжирований, по правилу агрегирования Кемени определяется все возможные ранжирования консенсуса, которые по правилу свертки преобразуются в единственное итоговое ранжирование консенсуса. В качестве результата

комплексирования x^* принимается наиболее предпочтительное дискретное значение в итоговом ранжировании консенсуса.

Таким образом, в ходе диссертационных исследований необходимо усовершенствовать два устоявшихся подхода к сегментации анализируемого фотоизображения сварного шва, т.е. наращивание областей и детектирование границ. Эти подходы, дополняя друг друга, могут обеспечить более высокое качество детектирования и распознавания дефектов сварки по сравнению с их индивидуальным применением. Пороговые значения яркости для наращивания областей и детектирования границ выбираются робастным методом IF&PA, а полученные этими процедурами результаты консолидируются для получения дефектной области с уточненной границей. Эти идеи были использованы для разработки специальной программной технологии, предназначенной для автоматического распознавания дефектов сварного шва и определения их геометрических параметров. Этапы этой технологии представлены на рисунке 1.9 и подробно рассмотрены в последующих главах диссертационной работы.

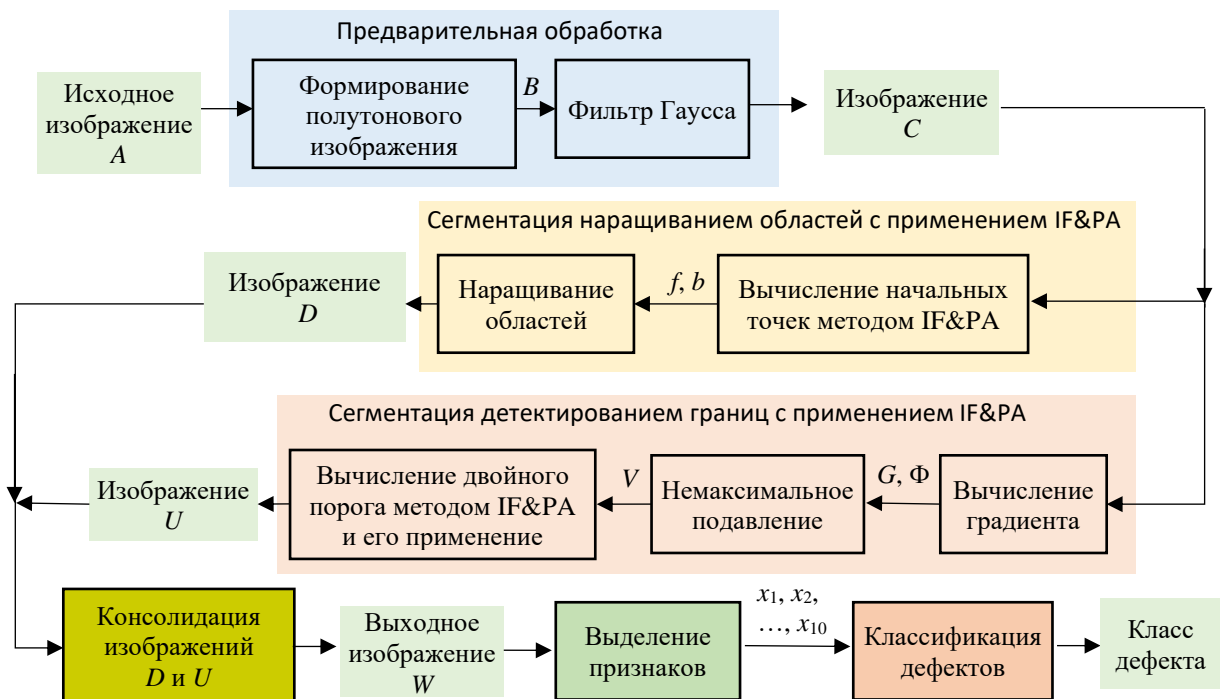


Рисунок 1.9 – Этапы предлагаемой технологии автоматического распознавания дефектов сварного шва

Выводы к главе 1

1. Рассмотрены свойства цифровых изображений и особенности процесса распознавания дефектов сварных швов, включая сегментацию изображений, формирование набора геометрических признаков дефектов сварного шва и их классификацию.
2. Рассмотрены основные методы сегментации изображений с учетом их разбиения на две группы, соответствующие свойствам однородности и разрывности функции яркости. Проанализированы преимущества и недостатки рассмотренных методов.
3. Проведенный анализ процесса распознавания дефектов сварного шва и методов сегментации изображений свидетельствует о необходимости разработки технологии распознавания дефектов сварки, где сегментация анализируемого фотоизображения сварного шва осуществляется с помощью совместного применения двух процедур: наращивания областей и детектирования границ. Пороговые значения яркости для этих процедур вычисляются робастным методом комплексирования интервалов агрегированием предпочтений (IF&PA) на основе анализа гистограмм фрагментированного изображения и его градиента.

ГЛАВА 2

СЕГМЕНТАЦИЯ НАРАЩИВАНИЕМ ОБЛАСТЕЙ С ПРИМЕНЕНИЕМ КОМПЛЕКСИРОВАНИЯ ИНТЕРВАЛОВ АГРЕГИРОВАНИЕМ ПРЕДПОЧТЕНИЙ (IF&PA)

В данной главе рассматривается метод автоматической сегментации изображения дефекта сварного шва (т.е. разбиения на дефектную и бездефектную области) с использованием метода наращивания областей. Предложено осуществлять процедуру наращивания областей путем автоматического включения пикселей в соответствующие области с учетом соотношения дисперсий яркости дефектной и бездефектной областей изображения. Начальные точки для метода наращивания областей выбираются методом комплексирования интервалов агрегированием предпочтений (IF&PA) на основе анализа гистограммы яркости изображения. Предложен метод определения входных параметров метода IF&PA, обеспечивающих полную автоматизацию процесса определения дефектов сварного шва.

2.1 Комплексирование интервалов агрегированием предпочтений

Автоматический выбор начальных точек для метода наращивания областей будем осуществлять предложенным и развиваемым научным коллективом проф. С.В. Муравьева (ТПУ) методом комплексирования интервалов агрегированием предпочтений (interval fusion with preference aggregation – IF&PA), см. работы [7, 24, 25, 64, 66].

Метод IF&PA позволяет находить для заданной выборки неравноточных (т.е. характеризующихся разной дисперсией) значений $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ некоторой физической величины X оценку x^* центра ее распределения. Эта оценка, которую будем называть *результатом комплексирования* x^* , характеризуется повышенными робастностью, точностью и достоверностью по сравнению с традиционными оценками, такими как среднее арифметическое, среднее

взвешенное, выборочная медиана и др. [65, 67]. Сформулируем кратко суть метода IF&PA, основные этапы которого представлены на рис. 2.1.

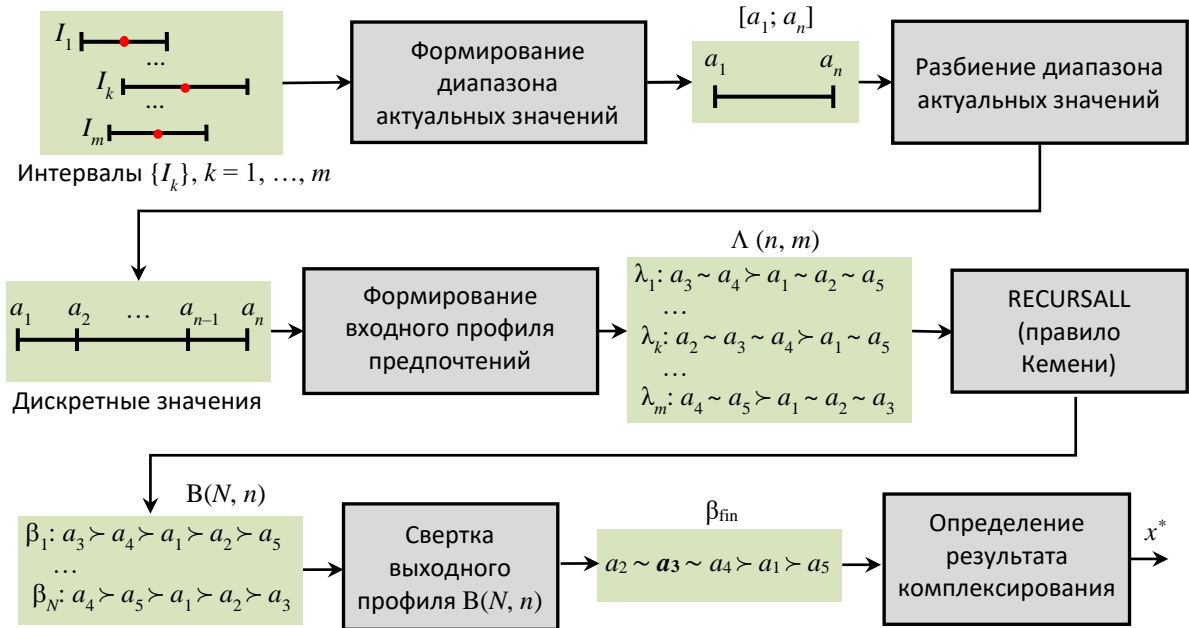


Рисунок 2.1 – Этапы метода IF&PA

Пусть имеется набор m замкнутых интервалов $\{I_k\}, k = 1, \dots, m$, на вещественной числовой оси, где каждый интервал характеризуется *средней точкой* x_k , *нижней границей* $x_k - \varepsilon_k$ и *верхней границей* $x_k + \varepsilon_k$, так что $I_k = [x_k - \varepsilon_k, x_k + \varepsilon_k]$; $x_k, \varepsilon_k \in \mathbf{R}$. Ключевая идея метода IF&PA состоит в преобразовании каждого из m исходных интервалов $\{I_k\}, k = 1, \dots, m$, в *ранжирование* принадлежащих этому интервалу n дискретных значений из множества $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\} \in \mathbf{R}$.

Ранжированием называется бинарное *отношение предпочтения* λ на множестве A в виде цепочки $\lambda = a_2 \succ a_1 \succ \dots \succ a_s \sim a_t \succ \dots \succ a_p \sim a_q$, где символы \succ и \sim обозначают бинарные отношения строгого порядка и толерантности соответственно. Заметим, что порядок предпочтения в ранжировании всегда ориентирован слева направо, т.е. более предпочтительные альтернативы находятся слева. Благодаря этому, для удобства и краткости обозначений, будем использовать очевидное компактное представление для ранжирования: $2,1, \dots (s,t) \dots (p,q)$, в котором элементы обозначены их индексами, подмножества

индексов толерантных элементов (классов эквивалентности) заключены в круглые скобки, а символы \succ и \sim опущены. Например, ранжирование $a_2 \succ a_5 \sim a_1 \succ a_3 \sim a_4 \succ a_6$ в краткой форме выглядит как $2(5,1)(3,4)6$.

Сформируем *диапазон актуальных значений* (ДАЗ) $A = \{a_1 < a_2 < \dots < a_n\}$ из принадлежащих интервалам строго упорядоченных дискретных значений a_i , $i = 1, \dots, n$, где $a_1 = \min \{x_k - \varepsilon_k \mid k = 1, \dots, m\}$ и $a_n = \max \{x_k - \varepsilon_k \mid k = 1, \dots, m\}$, а элемент $a_i = a_{i-1} + h$, $i = 2, \dots, n$, где *норма* h – это расстояние между любыми двумя соседними дискретными значениями определяемое по формуле

$$h = (a_n - a_1)/(n - 1). \quad (2.1)$$

Множество A строго упорядоченных дискретных значений a_i , $i = 1, \dots, n$, используется для формирования *профиля предпочтений* $\Lambda(n, m) = \Lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m\}$, состоящего из ранжирований, представляющих интервалы I_k . Обозначим через A_k множество всех элементов из A , принадлежащих интервалу I_k , т.е. $A_k = \{a_i \mid a_i \in I_k \wedge a_i \in A\}$. Ясно, что его дополнение \bar{A}_k будет включать все остальные элементы из A , т.е. $\bar{A}_k = \{a_i \mid a_i \notin I_k \wedge a_i \in A\}$. Тогда для любого интервала I_k имеем разбиение множества A на два класса эквивалентности A_k и \bar{A}_k , т.е. $A = A_k \cup \bar{A}_k$, $A_k \cap \bar{A}_k = \emptyset$.

Ранжирование λ_k , наведенное интервалом I_k , удовлетворяет следующим четырем условиям для $i, j = 1, \dots, n$:

$$a_i \in A_k \wedge a_j \notin A_k \Rightarrow a_i \succ a_j; \quad (2.2)$$

$$a_i, a_j \in A_k \vee a_i, a_j \notin A_k \Rightarrow a_i \sim a_j; \quad (2.3)$$

$$a_i \notin A_k \wedge a_j \in A_k \Rightarrow a_i \prec a_j; \quad (2.4)$$

$$a_i, a_j \in A_k \text{ соседние элементы} \Rightarrow j \equiv i + 1. \quad (2.5)$$

Заметим, что элементы класса A_k строго предпочтительнее, чем элементы класса \bar{A}_k , т.е. всегда $\lambda_k = A_k \succ \bar{A}_k$. Следовательно, каждое ранжирование λ_k содержит единственный символ строгого порядка \succ и $n - 2$ символов толерантности \sim .

Результат комплексирования x^* для полученного профиля Λ определяется следующим образом: вычисляются *все возможные* ранжирования консенсуса $\{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N\}$ для профиля Λ по *правилу агрегирования Кемени* рекурсивным алгоритмом ветвей и границ RECURSALL [68]; найденные ранжирования консенсуса преобразуются в единственное *итоговое ранжирование консенсуса* β_{fin} по правилу *свёртки*, описанному в [69, 70]; в качестве результата комплексирования x^* принимаем наиболее предпочтительное дискретное значение в итоговом ранжировании консенсуса β_{fin} .

Если β_{fin} содержит более одного наилучшего дискретного значения, то в качестве естественного представителя таких значений используется *выборочная медиана*, рассчитываемая для числа v наилучших элементов по известной формуле:

$$x^* = \begin{cases} a_{(v+1)/2}, & \text{если } v \text{ нечетно;} \\ (a_{v/2} + a_{1+v/2})/2, & \text{если } v \text{ четно.} \end{cases} \quad (2.6)$$

При применении правила Кемени следует помнить, что задача нахождения ранжирования консенсуса по Кемени не только может приводить к неединственному точному решению [70, 102], но и является *NP*-трудной [84], т.е. вряд ли для нее будет существовать точный алгоритм с полиномиальным временем (пропорциональным размерности $n = |A|$ задачи) решения. Одна из разумных рекомендаций в этой ситуации состоит в том, чтобы выбирать число $n < 20$, вполне подходящее для подавляющего большинства практических применений и обеспечивающее нахождение точного ранжирования консенсуса за время порядка нескольких секунд [69].

В данной работе, как правило, используется $n = 10$ при среднем времени решения порядка нескольких миллисекунд.

2.2 Сегментация изображения методом наращивания областей

В этом разделе будет рассмотрено применение метода IF&PA для автоматического выбора начальных точек для метода НО. Будем считать, что входное цветное изображение сварного шва в формате RGB прошло процесс

предобработки, т.е. было преобразовано в полутоновое изображение, которое в свою очередь было подвергнуто фильтрации (например, с использованием фильтра Гаусса [40, 55]), в результате которой получено полутоновое изображение S с низким уровнем шума.

2.2.1 Разбиение анализируемого изображения на полосы

Для того, чтобы воспользоваться преимуществами метода IF&PA применительно к проблеме распознавания дефектов сварного шва, воспользуемся представлением анализируемого изображения с помощью гистограммы яркости, представляющей собой график распределения количества пикселей по уровням яркости цвета (или уровням серого) оцифрованного изображения [41, 44], как показано на рисунке 2.2.

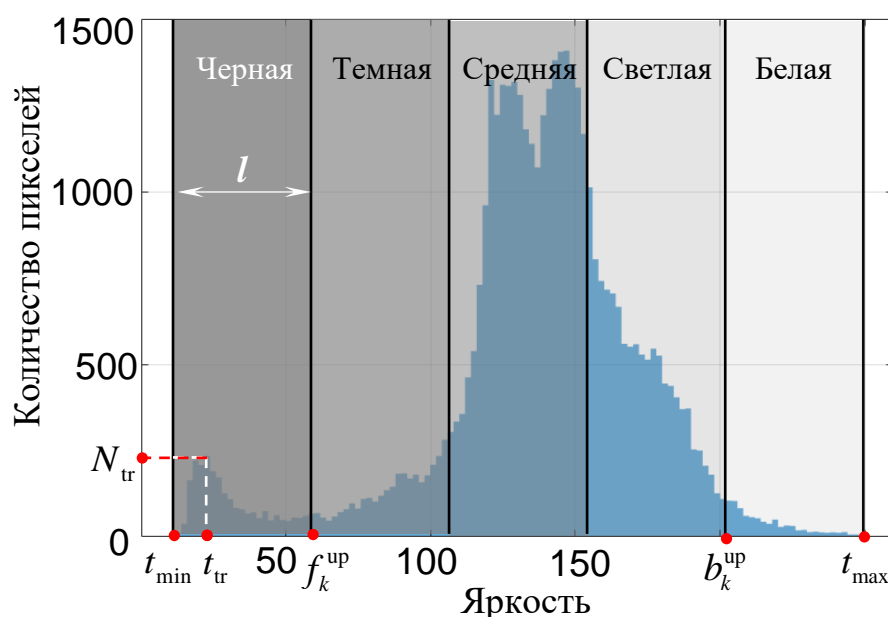


Рисунок 2.2 – Пример гистограммы изображения и ее разбиение на пять зон по степени яркости

Часто на горизонтальной оси гистограммы выделяют пять зон одинаковой ширины l [41, 56] по степени яркости: черную, темную, среднюю, светлую и белую, как показано на рисунке 2.2. Из рассмотрения большого количества разных изображений сварных швов следует, что большинство пикселей дефектной области

принадлежат черной зоне гистограммы, а большинство пикселей бездефектной области принадлежат белой зоне гистограммы.

Для того, чтобы выявить информацию о начальных точках дефектной и бездефектной областей, исходное полутоновое изображение сварного соединения, представленное $(r \times q)$ матрицей C пикселей, необходимо разбить на несколько фрагментов, каждый из которых будет характеризоваться своим распределением яркости пикселей. Самой простой реализацией этой идеи является формирование из анализируемого изображения m горизонтальных (или вертикальных) *полос равной ширины* L , где $m = r / L$ (или $m = q / L$), как показано на рисунке 2.3. Тогда по гистограммам полос можно определить соответствующие интервалы $\{I_k\}$ яркости образующих их пикселей [72].

По гистограммам полос следует определять два набора по m интервалов – для переднего плана изображения (черной, т.е. дефектной, области) и для заднего плана (фона) изображения (белой, т.е. бездефектной, области). Тогда процедура IF&PA позволит вычислить робастные значения оценок интенсивностей переднего и заднего планов для каждого из двух наборов интервалов, которые служат порогами для выбора начальных точек в методе НО.

Рассмотрим теперь, как вычислить границы интервалов $\{I_k\}$, характеризующих гистограммы яркости этих полос, а также как выбрать подходящую ориентацию и число m полос разбиения изображения в зависимости от размера дефекта.

2.2.2 Выбор параметров IF&PA для расчета яркости начальных точек

Определение границ исходных интервалов. Построим гистограмму яркости каждой полосы k полутонового изображения. Для каждой k -й гистограммы определим два интервала:

- интервал $F_k = [f_k^{\text{low}}, f_k^{\text{up}}]$, представляющий дефектную область, и
- интервал $B_k = [b_k^{\text{low}}, b_k^{\text{up}}]$, представляющий бездефектную область,

где f_k^{low} – нижняя граница интервала F_k ; f_k^{up} – верхняя граница интервала F_k ; b_k^{low} –

нижняя граница интервала B_k ; b_k^{up} – верхняя граница интервала B_k .

Для этого на каждой k -й гистограмме формируем пять зон шириной

$$l = 0,2(t_{\max} - t_{\min}), \quad (2.7)$$

где t_{\min} , t_{\max} – минимальная и максимальная яркости k -й полосы, как показано на рисунке 2.2 [13]. Тогда границы интервалов F_k и B_k , представляющих соответственно дефектную и бездефектную области, определяются следующим образом:

$$f_k^{\text{low}} = t_{\min}; \quad (2.8)$$

$$f_k^{\text{up}} = t_{\min} + l; \quad (2.9)$$

$$b_k^{\text{low}} = t_{\max} - l; \quad (2.10)$$

$$b_k^{\text{up}} = t_{\max}. \quad (2.11)$$

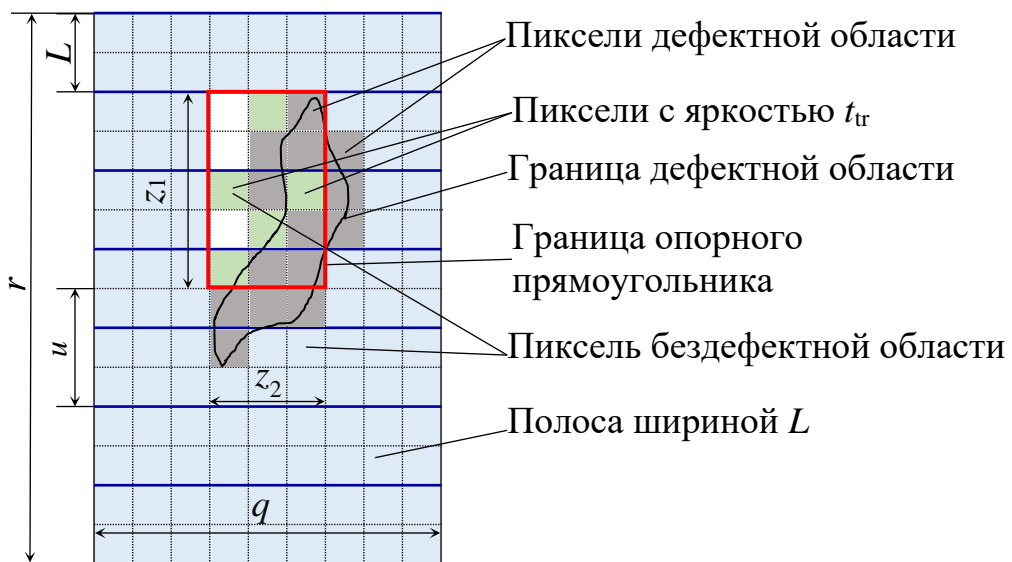


Рисунок 2.3 – Модельный пример разбиения исходного изображения C на горизонтальные полосы, где $r = 14$; $q = 9$; $z_1 = 5$; $z_2 = 3$; показаны границы: опорного прямоугольника Z – красным цветом; полосы разбиения C – синим; граница дефекта – черным; дополнение \bar{Z} показано голубым цветом

Выбор ориентации полос. Пусть t_{tr} – это яркость, которую имеет наибольшее количество N_{tr} пикселей в *черной области гистограммы*, как показано на рисунке 2.2. Выберем не менее трех максимально удаленных друг от друга на изображении пикселей, имеющих яркость t_{tr} . Прямые вертикальные и горизонтальные линии, проходящие через эти пиксели, определяют связанный с

дефектной областью *опорный прямоугольник* Z площадью $z_1 \times z_2$, где z_1 и z_2 – размер Z в пикселах по вертикали и горизонтали соответственно. Ориентация опорного прямоугольника Z совпадает с ориентацией дефекта и, вообще говоря, не все, но большинство (т.е. больше половины) пикселей в Z , по определению, принадлежат дефектной области, как показано на рисунке 2.3. Ясно, что ориентация полос всегда перпендикулярна ориентации прямоугольника Z , т.е. наибольшему из его размеров. Таким образом, ориентация полос будет горизонтальной, если $z_1 > z_2$, и вертикальной, если $z_1 \leq z_2$ [13].

Выбор количества m полос. Пусть m_1 – это количество полос, содержащих пиксели дефектной области; m_2 – количество полос, содержащих пиксели только бездефектной области [13]. Общее число m полос, каждая из которых имеет ширину L , обладает следующими свойствами:

- (i) $m = m_1 + m_2$;
- (ii) $m = r / L$ и
- (iii) $m = 2k + 1$, где $k \in \mathbf{Z}$.

Свойства (i) и (ii) являются очевидными, а в свойстве (iii) заключается *требование нечетности m* , выполнение которого не необходимо, но весьма желательно. Оно обусловлено тем фактом, что применяемое в методе IF&PA правило Кемени может приводить к множественным ранжированиям консенсуса. Проведенные авторами экспериментальные исследования правила Кемени [71] показали, что при четных значениях m число ранжирований консенсуса примерно на два порядка превышает число ранжирований консенсуса при нечетных значениях m . Это приводит к нерациональным затратам ресурсов на поиск оптимального решения. Использование нечетных m позволяет избежать этих ненужных затрат.

Рассмотрим дополнение \bar{Z} опорного прямоугольника Z до всего изображения C размером $(r \times q)$ пикселей, т.е. $\bar{Z} = C \setminus Z$, как показано на рисунке 2.3. Дополнение \bar{Z} , очевидно, характеризуется параметрами

$$z'_1 = r - z_1 \text{ и} \tag{2.12}$$

$$z'_2 = q - z_2. \quad (2.13)$$

Для краткости, дальнейшие рассуждения будем проводить только для ситуации *горизонтальной ориентации* полос, т.е. $z_1 > z_2$, при этом будем пользоваться выражением (2.12). Заметим, что при рассмотрении вертикальной ориентации полос ход рассуждений не меняется, однако вместо (2.12) следует использовать выражение (2.13).

Рассмотрим два возможных случая соотношения размеров дефекта и изображения.

Случай 1: $z_1 \geq z'_1$ (т.е. *размер дефекта сравним с размером изображения C*). Ясно, что при этом $m_1 \geq m_2$ для всех m . В статье [68] с помощью моделирования по схеме последовательных испытаний Бернулли показано, что в такой ситуации можно брать значения m равными от 3 до 15. Это означает, что при $m > 15$ точность сегментации практически не увеличивается. Таким образом, для случая 1 примем $m = 15$.

Случай 2: $z_1 < z'_1$ (т.е. *размер дефекта мал по сравнению с размером изображения C*). Для того, чтобы выполнялось условие $m_1 \geq m_2$, следует подобрать такое *натуральное число* u , на которое параметр z'_1 превышает вертикальный размер опорного прямоугольника z_1 , т.е. $u \leq z'_1 - z_1$ или, что то же самое,

$$u \leq r - 2z_1. \quad (2.14)$$

Ясно, что при этом должны одновременно выполняться равенства:

$$m_1 = (z_1 + u) / L \quad \text{и} \quad (2.15)$$

$$m_2 = (z'_1 - u) / L = (r - z_1 - u) / L. \quad (2.16)$$

Из выражений (2.15) и (2.16) следует выражение для нижней границы числа u :

$$u \geq 0,5(r - 2z_1). \quad (2.17)$$

Заметим, что поскольку $u > 0$ по определению, справедливо неравенство $r > 2z_1$, откуда следует, что высказывание "размер дефекта мал" означает, что размер изображения по крайней мере в два раза превышает размер дефекта.

Случай равенства в выражении (2.17) соответствует наименьшему значению u , однако приводит к равенству $m_1 = m_2$. Тогда из свойства (i) следует $m = 2m_1$,

откуда m – четное число, что противоречит требованию (iii). Следующее ближайшее сверху значение u обеспечивает выполнение требования (iii) и приводит к соотношению

$$m_1 = m_2 + 1. \quad (2.18)$$

Откуда, с учетом (2.15) и (2.16), следует зависимость L от параметра u :

$$L = 2u + 2z_1 - r. \quad (2.19)$$

Выражения (2.14) и (2.17) определяют интервал, которому принадлежит параметр u , а именно: $u \in [0,5(r - 2z_1), (r - 2z_1)]$. Середина этого интервала может служить естественной оценкой значения параметра u , т.е.

$$u = \lfloor 0,75r - 1,5z_1 \rfloor, \quad (2.20)$$

где $\lfloor x \rfloor$ – наибольшее целое число, не превосходящее x .

Таким образом можно рекомендовать следующую *процедуру выбора подходящего значения числа полос m* :

- (1) для заданных r и z_1 вычисляем параметр u по формуле (2.20);
- (2) вычисляем L по формуле (2.19);
- (3) определяем $m = r / L$ из свойства (ii).

Заметим, что L и u должны быть, соответственно, четным и нечетным целыми числами, т.е.

$$L = 2k; u = 2k + 1, \text{ где } k \in \mathbf{Z}. \quad (2.21)$$

Пример 2.1. Для модельного изображения на рис. 4 имеем следующие значения параметров: $r = 14$; $q = 9$; $z_1 = 5$; $z_2 = 3$. Поскольку $z_1 > z_2$, выбираем горизонтальную ориентацию полос. Видим, что выполняется условие $z_1 < z'_1$, т.е. размер дефекта мал. По формуле (2.20) определяем $u = \lfloor 3 \rfloor = 3$. Из выражения (2.19) имеем $L = 2$, откуда получаем $m = 7$. В параграфе 2.4 приведен другой пример расчета m для более крупных значений геометрических параметров изображения и дефекта.

2.3 Алгоритм наращивания областей

Начальные точки после определения с помощью IF&PA маркируются одной

из двух областей – дефектной E или бездефектной P . Затем наборы этих точек расширяются путем их объединения с точками, которые имеют близкую яркость и не маркированы. Нарастивание области происходит последовательно с учетом текущего значения ее дисперсии яркости [27, 75, 76, 85].

Предположим, что дефектная область E включает в себя пиксели p_i с яркостью t_i . Среднее значение T_E и дисперсия яркости V_E для дефектной области E в целом рассчитываются следующим образом:

$$T_E = (1/|E|) \sum_{i=1}^{|E|} t_i, \quad (2.22)$$

$$V_E = (1/(|E|-1)) \sum_{i=1}^{|E|} (t_i - T_E)^2, \quad (2.23)$$

где $|E|$ – размер (число точек) области E .

Пусть дефектная область E имеет набор соседей S_E , определяемых с использованием понятия 8-связности (см. раздел 1.1.2), когда пиксели считаются соседними, если их координаты по вертикали и горизонтали отличаются не более чем на единицу [44, 100]. Тогда точки p считаются соседями области E , если $p \in S_E$ и $p \notin E$.

Предположим, что точка $p \in S_E$ включена в область E , тогда среднее значение и дисперсия яркости области E изменятся в зависимости от значения яркости точки p . Обозначим через $V_E(p)$ дисперсию яркости точки $p \in S_E$. Определим точку $p_{V_E \min} \in S_E$ с минимальной дисперсией $V_{E \min}$ для области E следующим образом:

$$p_{V_E \min} = \arg \min_{p \in S_E} V_E(p); \quad (2.24)$$

$$V_{E \min} = \min\{V_E(p) | p \in S_E\}. \quad (2.25)$$

Аналогичным образом определяется точка $p_{V_P \min} \in S_P$ с минимальной дисперсией $V_{P \min}$ для бездефектной области P .

Дисперсия яркости области показывает отклонение интенсивностей ее пикселей по отношению к яркости центрального пикселя (принятой за среднее значение) области. Невысокое значение дисперсии показывает, что яркости точек незначительно отличаются от среднего значения яркости области или что точки

области имеют практически одинаковую яркость. И наоборот, чем больше дисперсия, тем больше разница интенсивностей точек области. Заметим, что дефектная E и бездефектная P области порождаются начальными точками с одинаковой яркостью, т.е. метод НО, начинает работу при нулевых дисперсиях областей E и P .

Таким образом, в основе алгоритма НО лежит следующий принцип: в область включается та точка, которая изменяет ее дисперсию в наименьшей степени, т.е. если $V_{E \min} \leq V_{P \min}$, то пиксель $p_{V_{E \min}}$ включается в область E , иначе пиксель $p_{V_{P \min}}$ включается в область P . Этот процесс продолжается, пока не будут исчерпаны все точки, т.е. выполнится равенство $|E| + |P| = |C|$. Формальное описание алгоритма НО дано ниже.

Алгоритм 1. Нарращивание областей с вычислением порогов методом IF&PA

Вход:

- C : входное изображение размером $(r \times q)$ точек
 f : пороговое значение яркости дефектной области E
 b : пороговое значение яркости бездефектной области P

Пусть:

- E : дефектная область
 T_E : средняя яркость дефектной области E
 S_E : набор соседних точек дефектной области E
 $d(p, E)$: расстояние от точки p набора S_E до области E
 p_{near} : точка из набора S_E , наиболее близкая к E
 $d(p_{\text{near}}, E)$: расстояние от p_{near} до E
 P : бездефектная область
 T_P : средняя яркость бездефектной области P
 S_P : набор соседних точек бездефектной области P
 $d(w, P)$: расстояние от точки w из набора S_P до области P
 w_{near} : точка из набора S_P , наиболее близкая к P

$d(w_{\text{near}}, P)$: расстояние от w_{near} до P

t_i : яркость пикселя p_i

1: $E \leftarrow \emptyset; P \leftarrow \emptyset$ [инициализация E и P]

2: **for** $\forall p_i \in C, i = 1, \dots, |C|$ **do**

[инициализация исходной дефектной области E]

3: **if** $t_i = f$ **then**

4: $E \leftarrow E \cup \{p_i\}$

5: **end if**

[инициализация исходной бездефектной области P]

6: **if** $t_i = b$ **then**

7: $P \leftarrow P \cup \{p_i\}$

8: **end if**

9: **end for**

10: **while** $|E| + |P| \leq |C|$ **do**

[вычисление средней яркости дефектной области E]

11: $T_E \leftarrow (1/|E|) \sum_{i=1}^{|E|} t_i$

12: Из точек множества $(C \setminus (E \cup P))$ формируем множество соседей S_E

[вычисляем расстояние от каждого соседа $p \in S_E$ до E]

13: $d(p, E) \leftarrow |t - T_E| \forall p$

14: $p_{\text{near}} \leftarrow \arg \min_{p \in S_E} d(p, E)$

15: $d(p_{\text{near}}, E) \leftarrow \min\{d(p, E)\}$

[вычисление средней яркости бездефектной области P]

16: $T_P \leftarrow (1/|P|) \sum_{j=1}^{|P|} t_j$

17: Из точек множества $(C \setminus (E \cup P))$ формируем множество соседей S_P

[расстояние от каждого соседа $w \in S_P$ до P]

18: $d(w, P) \leftarrow |t - T_P| \forall w \in S_P$

19: $w_{\text{near}} \leftarrow \arg \min_{w \in S_P} d(w, P)$

```

20:  $d(w_{\text{near}}, P) \leftarrow \min\{d(w, P)\}$ 
21: if  $d(p_{\text{near}}, E) \leq d(w_{\text{near}}, P)$  then
22:      $E \leftarrow E \cup \{p_{\text{near}}\}$  [добавляем  $p_{\text{near}}$  в  $E$ ]
23:      $S_E \leftarrow S_E \setminus \{p_{\text{near}}\}$  [удаляем  $p_{\text{near}}$  из  $S_E$ ]
24: else if
25:      $P \leftarrow P \cup \{w_{\text{near}}\}$  [добавляем  $w_{\text{near}}$  в  $P$ ]
26:      $S_P \leftarrow S_P \setminus \{w_{\text{near}}\}$  [удаляем  $w_{\text{near}}$  из  $S_P$ ]
27: end if
28: end while

```

Выход:

$D = E \cup P$ – сегментированное изображение

Пример 2.2. На рисунке 2.4 показана работа алгоритма НО с начальной точкой дефектной области p_1 , имеющей яркость 58, и начальной точкой бездефектной области w_1 , имеющей яркость 182. Точки p_1 и w_1 автоматически включаются в дефектную области E и бездефектную области P соответственно. В это время средняя яркость дефектной области E и бездефектной области P равна яркости p_1 и w_1 , т.е. $T_E = 58$ и $T_P = 182$.

На первой итерации наборы соседей S_E дефектной области и S_P бездефектной области определяются в соответствии с критерием 8-связности. В этом примере наборы S_E и S_P включают пиксели с следующими интенсивностями: $S_E: \{54, 64, 65, 59, 62, 61, 63, 55\}$, $S_P: \{178, 185, 186, 187, 188, 184, 177, 179\}$. В наборе S_E точка p_{near} с яркостью 59 имеют наименьшую разницу яркости с T_E : $d(p_{\text{near}}) = |59 - 58| = 1$. Аналогично, в наборе S_P точка w_{near} с яркостью 184: $d(w_{\text{near}}) = |182 - 184| = 2$. Поскольку $d(p_{\text{near}}) < d(w_{\text{near}})$, точка p_{near} с яркостью 59 включается в область E и удаляется из множества S_E . Бездефектная область P остается неизменной с параметрами $T_P, S_P, w_{\text{near}}, d(w_{\text{near}})$.

На второй итерации переопределяются набор соседей S_E и средняя яркость T_E дефектной области E : $S_E: \{54, 64, 65, 67, 66, 68, 62, 61, 63, 55\}$, $T_E = (58 + 59)/2 =$

58,5. В наборе S_E точка p_{near} с яркостью 61 имеют наименьшую разницу яркости с T_E : $d(p_{near}) = |61 - 58,5| = 2,5$. Поскольку $d(p_{near}) > d(w_{near})$, точка w_{near} с яркостью 182 включается в область P и удаляется из множества S_P . Дефектная область E остается неизменной с параметрами $T_E, S_E, p_{near}, d(p_{near})$. Описанные действия повторяются до тех пор, пока все точки изображения C не будут помечены.

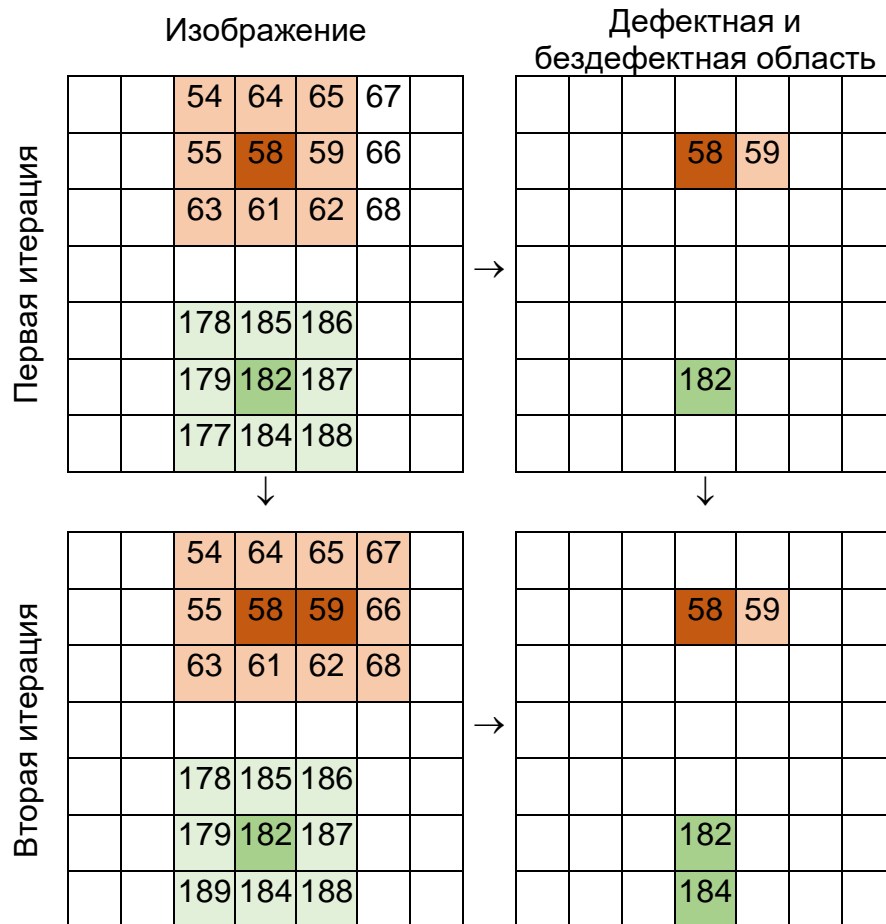


Рисунок 2.4 – Пример работы алгоритма НО с начальными точками $t(p_1) = 58$ и $t(w_1) = 182$; дефектная область показана красным цветом; бездефектная область показана зеленым цветом

2.4 Применение наращивания областей с вычислением порогов методом IF&PA для автоматического распознавания дефектов сварки

Описанные выше предложения по организации сегментирования изображений дефектов сварки методом НО были реализованы в среде технических вычислений Matlab 2022b. Опишем последовательность действий при автоматическом распознавании на примере обнаружения дефекта "прожог"

(подгруппа 510 стандарта ГОСТ Р ИСО 6520 [5]) по фотографическому изображению сварного шва (см. рисунок 2.5).

Шаг 1. На вход алгоритма подается цветное изображение сварного шва в формате RGB размером (360×270) пикселей, как показано на рисунке 2.5а, которое преобразуется в полутоновое изображение B с помощью функции *rgb2gray*; для подавления яркостных помех с помощью функции *imgaussfilt* (фильтр Гаусса при стандартном отклонении $\sigma = 2$) изображение B преобразуется в полутоновое изображение C с низким уровнем шума, как показано на рисунке 2.5б.

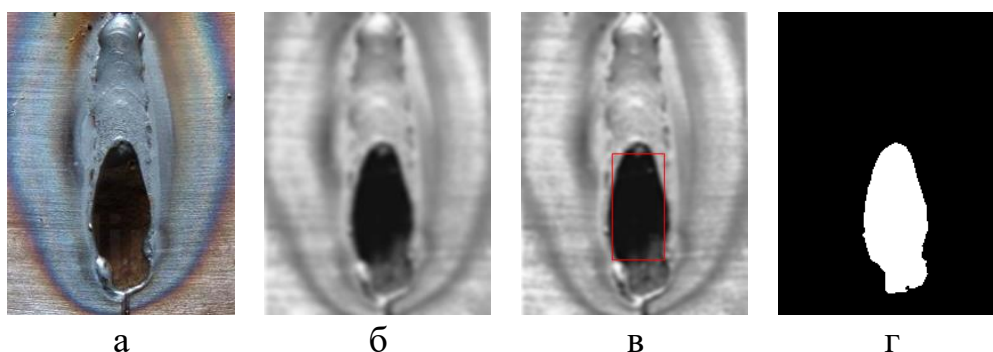


Рисунок 2.5 – Сегментация дефекта типа "прожог": а – исходное изображение; б – отфильтрованное изображение C ; в – опорный прямоугольник Z для определения параметров IF&PA; г – результат работы алгоритма НО с начальными точками, выбранными с помощью IF&PA

Шаг 2. Пользуясь рекомендациями раздела 2.2.2 определяем ориентацию и количество полос m для разбиения изображения C .

Параметры изображения C рассматриваемого примера: $r = 360$; $q = 270$; размеры опорного прямоугольника Z , как показано на рисунке 2.5в: $z_1 = 139$; $z_2 = 68$. Поскольку $z_1 > z_2$, то выбираем горизонтальную ориентацию полос. Видим, что выполняется условие $r > 2z_1$, т.е. размер дефекта мал. По формуле (2.20) определяем $u = \lfloor 61,5 \rfloor = 61$. По формуле (2.19) вычисляем $L = 2 \cdot 61 + 2 \cdot 139 - 360 = 40$ и получаем $m = r / L = 360 / 40 = 9$. С помощью функции *imcrop* формируем 9 полутоновых изображений C_1, C_2, \dots, C_9 одинаковой высоты $L = 40$, как показано на рисунке 2.6.

Шаг 3. Строим гистограмму каждой полосы $C_k, k = 1, 2, \dots, 9$, с помощью функции *imhist*, как показано на рисунке 2.6.

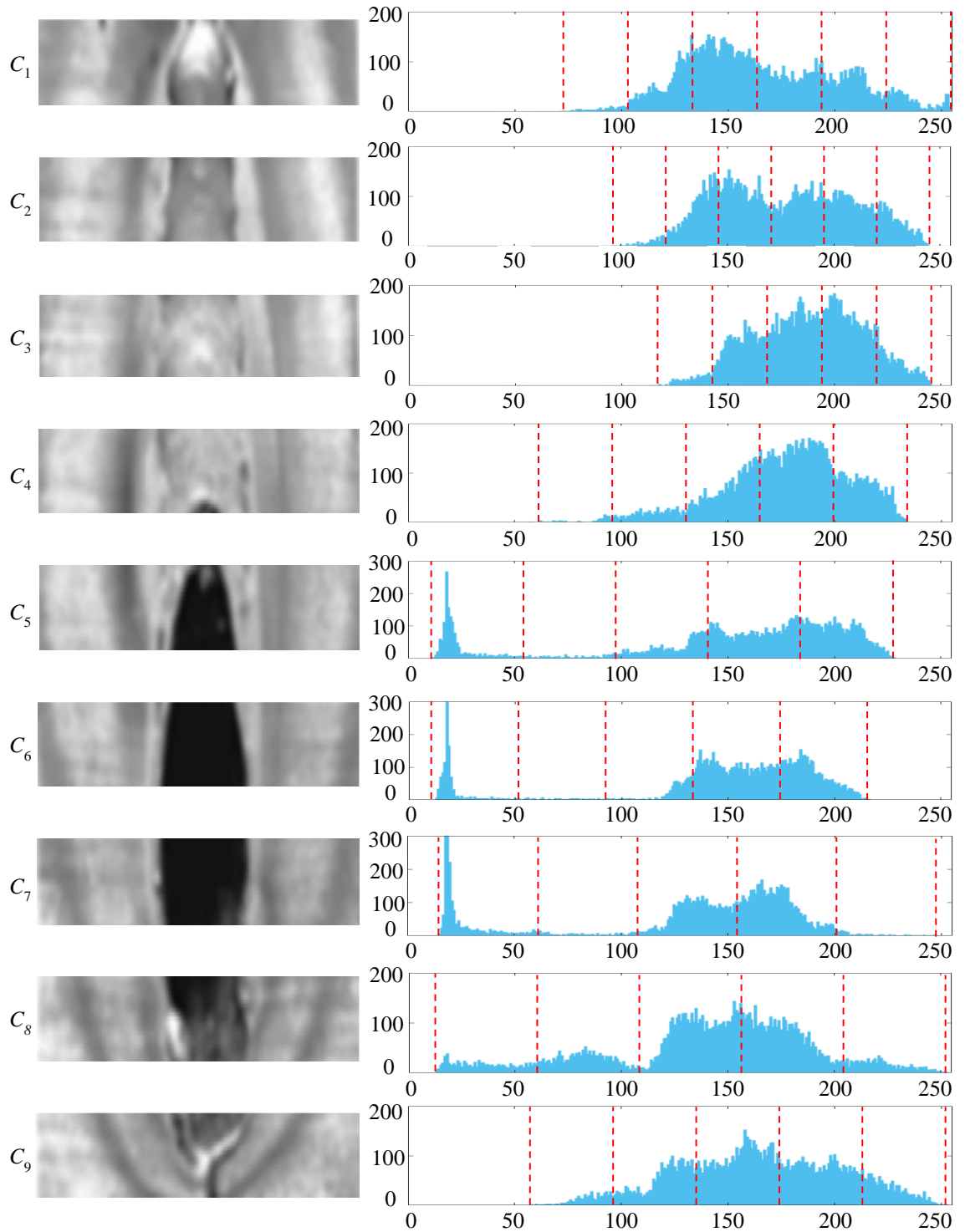


Рисунок 2.6 – Разбиение изображения C на 9 горизонтальных полос C_1, C_2, \dots, C_9 и их гистограммы.

Шаг 4. Для каждой гистограммы C_k по формулам (2.7) - (2.11) определяем два интервала: интервал $F_k = [f_k^{\text{low}}, f_k^{\text{up}}]$, представляющий дефектную область, и интервал $B_k = [b_k^{\text{low}}, b_k^{\text{up}}]$, представляющий бездефектную область. Значения границ

соответствующих интервалов для рассматриваемого примера представлены в таблице 2.1.

Таблица 2.1 – Границы интервалов F_k и B_k , представляющих дефектную и бездефектную области

Полоса C_k	Интервал F_k		Интервал B_k	
	f_k^{low}	f_k^{up}	b_k^{low}	b_k^{up}
C_1	72	108	218	254
C_2	92	122	214	244
C_3	114	140	219	245
C_4	57	92	199	234
C_5	12	55	185	228
C_6	13	54	175	216
C_7	14	61	200	247
C_8	13	61	205	253
C_9	58	97	213	252

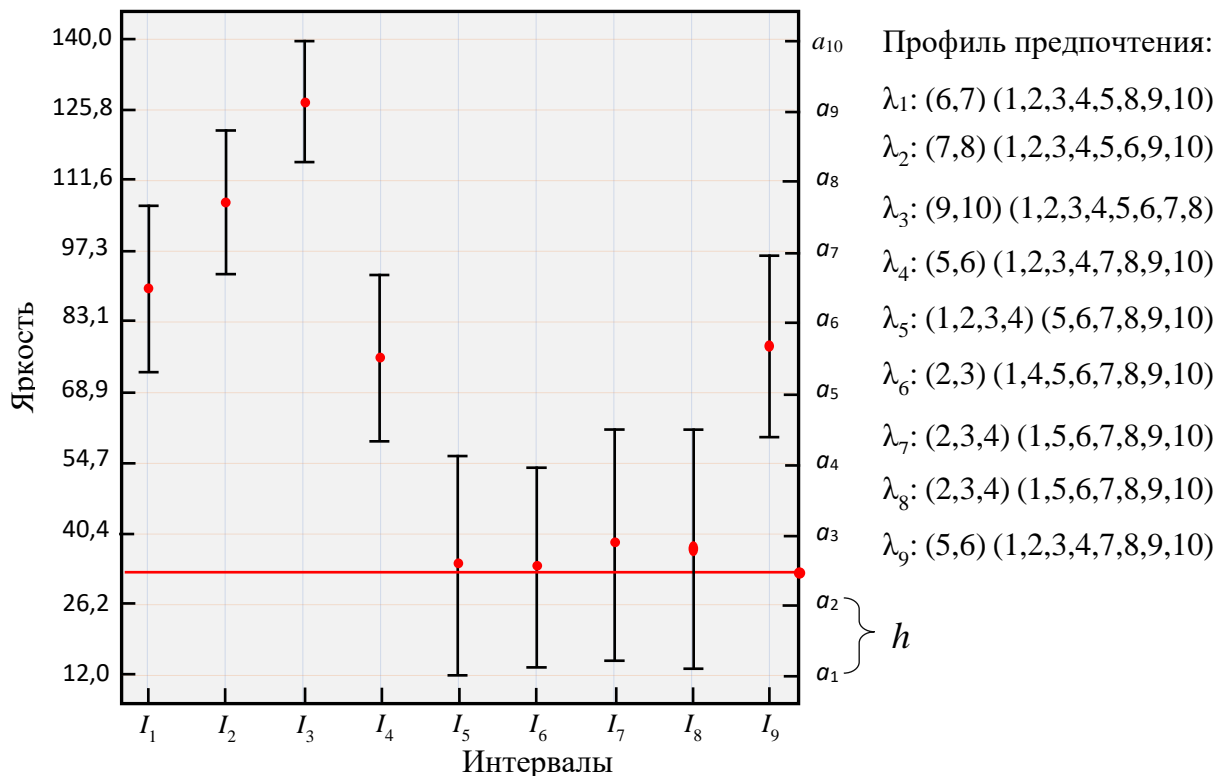


Рисунок 2.7 – Работа процедуры IF&PA с входными данными дефектной области

Шаг 5. Набор интервалов F_k , $k = 1, 2, \dots, 9$, для дефектной области подаем на вход процедуры IF&PA, которая формирует диапазон актуальных значений $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{10}\}$, как показано на рисунке 2.7. Нижняя граница ДАЗ $a_1 = 12$, верхняя

граница $a_{10} = 140$, норма $h = (128 - 15) / 9 \approx 14,22$. Полученные десять дискретных значений яркости a_1, a_2, \dots, a_{10} показаны на левой вертикальной оси на рисунке 2.7. Соответствующие интервалам ранжирования, представленные в короткой форме, формируют профиль предпочтения, показанный в правой части рисунка 2.7.

На выходе процедуры IF&PA после свертки 171 ранжирований Кемени, найденных алгоритмом RECURSALL, получаем итоговое ранжирование консенсуса $\beta_{\text{fin}}: a_2 \sim a_3 \succ a_4 \sim a_6 \succ a_5 \sim a_7 \succ a_1 \sim a_8 \sim a_9 \sim a_{10}$.

Поскольку итоговое ранжирование содержит две наилучшие альтернативы $a_2 \sim a_3$, т.е. $v = 2$, по формуле (2.6) получаем $x^* = (a_2 + a_3)/2 = (26,22 + 40,44)/2 = 33,33$. Найденный результат комплексирования принимается за значение яркости начальной точки дефектной области $f = x^* = 33$ при последующем применении метода НО.

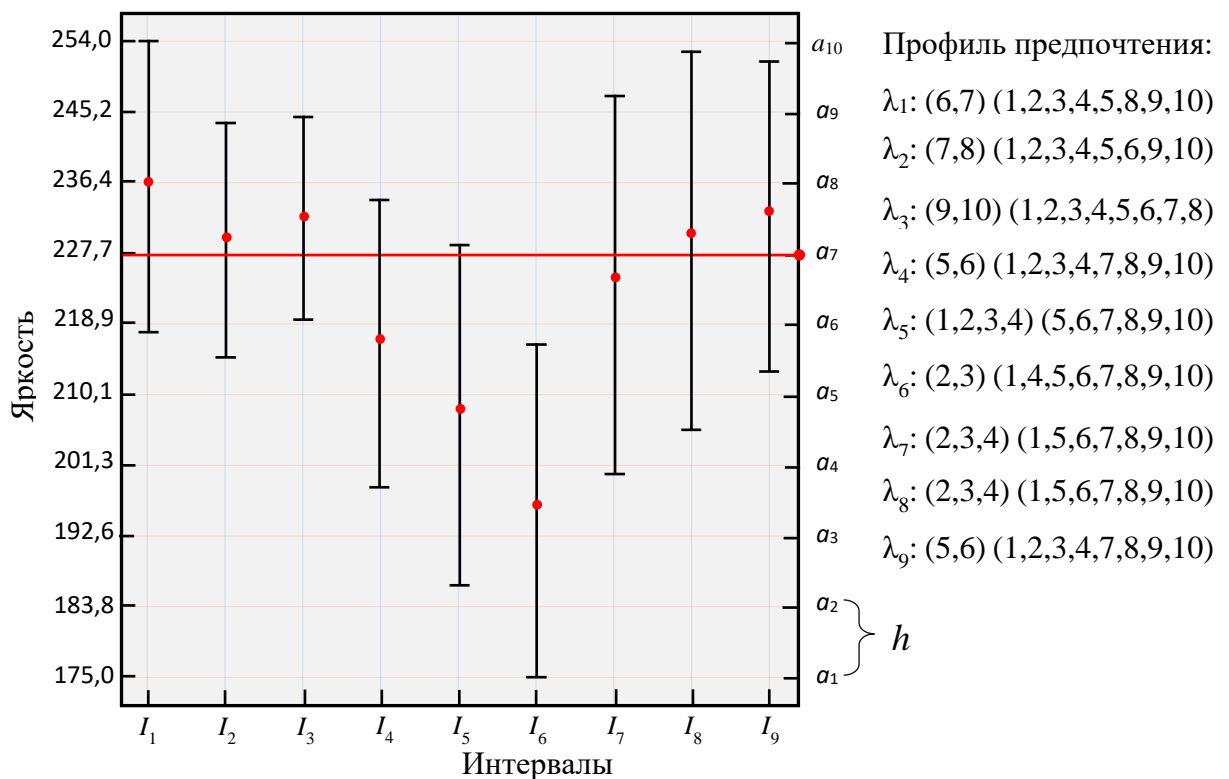


Рисунок 2.8 – Работа процедуры IF&PA с входными данными бездефектной области.

Шаг 6. Набор интервалов $B_k, k = 1, 2, \dots, 9$, для бездефектной области подаем на вход процедуры IF&PA, которая формирует новый диапазон актуальных значений $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{10}\}$, как показано на рисунке 2.8. В этом случае нижняя граница ДАЗ $a_1 = 175$, верхняя граница $a_{10} = 254$, норма $h \approx 8,78$.

Были получены 392 ранжирований Кемени, которые после свертки дали следующее итоговое ранжирование консенсуса $\beta_{\text{fin}}: a_7 \succ a_6 \succ a_8 \succ a_5 \succ a_4 \sim a_9 \succ a_3 \succ a_2 \sim a_1 \sim a_{10}$, откуда получаем $x^* = a_7 = 227,67$. Найденный результат комплексирования принимается за значение яркости начальной точки бездефектной области $b = x^* = 228$ при последующем применении метода НО.

Шаг 7. Запускаем реализующую метод НО функцию $D = \text{regionGrowing}(C, f, b)$, где D – изображение после сегментации, C – изображение, полученное на шаге 1, f и b – значения яркости, представляющие дефектные области и бездефектные области, полученные на шагах 5 и 6 соответственно. Результатом является бинаризованное изображение D , как показано на рисунке 2.5г, где белым цветом представлена область дефекта сварного шва (если он существует).

Шаг 8¹. Определение одного из шести классов (1 – отсутствие дефекта, 2 – полость, 3 – продольная трещина, 4 – поперечная трещина, 5 – прожог, 6 – два и более дефектов классов 2 – 5) дефекта $Class$ по значениям геометрических признаков дефектной области сварного шва на изображении D , таким как длина, ширина, коэффициент заполнения, коэффициент округлости, коэффициент прямоугольности и т.д. как описано в статье [11] (рис. 4г).

Выводы к главе 2

1. Предложен метод автоматической сегментации изображений при обнаружении дефектов сварного шва, основанный на методе последовательного наращивания дефектной и бездефектной областей по принципу: в дефектную область включается та точка, которая изменяет ее

¹ Процедура классификации на основе геометрических признаков описана в главе 3, пп. 3.3 и 3.4.

дисперсию в наименьшей степени, иначе она включается в бездефектную область. Пороговые значения яркости начальных пикселей определяются автоматически робастным методом комплексирования интервалов агрегированием предпочтений IF&PA на основе анализа гистограммы изображения.

2. В предложенном методе входное анализируемое изображение разбивается на равные полосы для того, чтобы определить исходные интервалы для метода IF&PA как интервалы яркости на гистограмме каждой полосы.
3. По гистограммам полос следует определять два набора по m интервалов – для переднего плана изображения (черной, т.е. дефектной, области) и для заднего плана (фона) изображения (белой, т.е. бездефектной, области). Тогда процедура IF&PA позволяет вычислить робастные значения оценок яркостей переднего и заднего планов для каждого из двух наборов интервалов, которые служат порогами для выбора начальных точек при наращивании областей.
4. Предложен метод вычисления границ интервалов, характеризующих гистограммы яркости полос, а также метод выбора подходящей ориентации и числа m полос разбиения изображения в зависимости от размера и ориентации дефекта.

ГЛАВА 3

СЕГМЕНТАЦИЯ ДЕТЕКТИРОВАНИЕМ ГРАНИЦ С ПРИМЕНЕНИЕМ IF&PA

В этой главе рассмотрен метод сегментации изображений на основе детектирования границ с помощью оператора Кэнни, где двойной порог определяется с помощью метода IF&PA. Предложен метод консолидации результатов сегментации изображений, полученных наращиванием областей и детектированием границ. Приведен пример применения предложенных алгоритмов для распознавания дефекта на реальном фотоизображении

3.1 Автоматическая сегментация изображений с использованием детектора границ Кэнни в сочетании с методом IF&PA

Рассмотрим процесс сегментации изображений с помощью выделения контуров оператором Кэнни [33, 44, 49, 73, 87]. Для этого сначала необходимо вычислить градиент изображения и осуществить подавление немаксимальных точек, а затем рассчитать двойной порог градиента с помощью метода IF&PA и применить его для уточнения границ.

3.1.1 Вычисление градиента изображения и подавление немаксимальных точек

Для нахождения величины перепада и направления (угла) яркости в точке $s(i, j)$ изображения S обычно применяют *градиент* этого изображения, определяемый как вектор, направление которого совпадает с направлением максимальной скорости изменения яркости в этой точке, см., например, [44]. Модуль градиента изображения S представляет собой изображение G (матрицу) того же размера $r \times q$ как у изображения S . Элементы матрицы G определяются по формуле:

$$g(i, j) = \sqrt{g_x(i, j)^2 + g_y(i, j)^2}, \quad (3.1)$$

где $g_x = \frac{\partial C}{\partial i}$ – градиент изображения по горизонтальной оси; $g_y = \frac{\partial C}{\partial j}$ – градиент изображения по вертикальной оси.

Направление градиента определяется углом $\varphi(i, j)$, определяемым по формуле:

$$\varphi(i, j) = \arctan\left(\frac{g_y(i, j)}{g_x(i, j)}\right). \quad (3.2)$$

В таблице 3.1 показаны четыре возможных направления градиента в зависимости от принадлежности рассчитанного по формуле (3.2) угла $\varphi(i, j)$ конкретному диапазону углов между *нормалью* (прямой, перпендикулярной к касательной прямой в точке $s(i, j)$) и границей.

Поскольку пиксели изображения являются дискретными величинами, вычисление частных производных при нахождении градиента изображения производится с помощью специальных градиентных операторов [44]. Часто для этой цели используется свертка изображения C с известным оператором Собеля, описываемого специальной парой (3×3) масок [38, 86], т.е.

$$G_x = C \otimes S_{o_x}; \quad (3.3)$$

$$G_y = C \otimes S_{o_y}, \quad (3.4)$$

где S_{o_x}, S_{o_y} – матрицы Собеля по горизонтальной и вертикальной осям.

Процедура *немаксимального подавления* выполняется для удаления все нежелательных ложных точек при выявлении границ с целью получить границы толщиной в один пиксель [81]. Заметим, что каждый пиксель матрицы значений градиента $g(i, j)$ имеет два соседних пикселя, предыдущий g_{prev} и следующий g_{next} , по направлению, соответствующему углу градиента $\varphi(i, j)$. Координаты таких пикселей приведены в таблице 3.1. Например, для $\varphi(i, j) = 60^\circ$ направлением градиента является диагональ 45° и, следовательно, $g_{\text{prev}} = g(i - 1, j - 1)$ и $g_{\text{next}} = g(i + 1, j + 1)$.

Таблица 3.1 – Координаты двух соседних пикселей пикселя $g(i, j)$ по направлению градиента

Диапазон угла $\varphi(i, j)$	Направление градиента	Координаты соседей пикселя $g(i, j)$	
		Предыдущий пиксель g_{prev}	Следующий пиксель g_{next}
$[0^\circ; 22,5^\circ] \vee [157,5^\circ; 180^\circ]$	Горизонтальное (0°)	$(i - 1, j)$	$(i + 1, j)$
$[22,5^\circ; 67,5^\circ]$	Диагональ (45°)	$(i - 1, j - 1)$	$(i + 1, j + 1)$
$[67,5^\circ; 112,5^\circ]$	Вертикальное (90°)	$(i, j - 1)$	$(i, j + 1)$
$[112,5^\circ; 157,5^\circ]$	Диагональ (135°)	$(i - 1, j + 1)$	$(i + 1, j - 1)$

Пусть $V - (r \times q)$ матрица, хранящая результат процедуры немаксимального подавления. В ходе процедуры значение градиента каждого пикселя $g(i, j)$, $i = 1, \dots, r$, $j = 1, \dots, q$, сравнивается со значениями градиента двух соседних пикселей g_{prev} и g_{next} по тому направлению, которое соответствует углу градиента $\varphi(i, j)$. Элементу $v(i, j)$ присваивается значение градиента $g(i, j)$, если оно превышает оба значения градиента соседних пикселей; в противном случае элементу $v(i, j)$ присваивается нулевое значение, т.е.

$$v(i, j) = \begin{cases} g(i, j) & \text{if } g(i, j) > g_{prev} \wedge g(i, j) > g_{next} \\ 0 & \text{if } g(i, j) \leq g_{prev} \vee g(i, j) \leq g_{next} \end{cases} \quad (3.5)$$

3.1.2. Применение IF&PA для расчета верхнего порога градиента

Заключительная операция ДГК состоит в попытке дальнейшего улучшения выявляемых границ путем удаления оставшихся ложных точек с помощью порогового преобразования изображения V с так называемым гистерезисом, когда используется два пороговых значения, верхнее и нижнее, вместо одного [74, 94]. При этом Дж. Кэнни предложил использовать верхний порог со значением, в 2-3 раза большим нижнего [33, 87].

Верхний порог градиента будем определять методом IF&PA. Для этого изображение V , являющееся результатом немаксимального подавления, разобьем

на m равных полос V_k , $k = 1, 2, \dots, m$, как это было сделано в случае с методом НО с изображением C (см. раздел 2.2). Для этих полос определим соответствующие интервалы значений градиента $I_k = [I_k^{\text{low}}, I_k^{\text{up}}]$, $k = 1, 2, \dots, m$, которые будут служить входными данными для процедуры IF&PA. Полученный процедурой результат комплексирования x^* (см. раздел 2.1) будет использован в качестве верхнего порога g_{up} . Значение нижнего порога ДГК будем определять как $g_{\text{low}} = 0,4 \cdot g_{\text{up}}$.

Из рассмотрения изображения V следует, что большинство его элементов имеют нулевые значения (соответствующие черному цвету), которые не могут принадлежать контурам, но скорее всего принадлежат однородной области. Поэтому значение порога должно способствовать удалению таких элементов. С другой стороны, элементы с высокими значениями градиента с высокой вероятностью принадлежат контурам. С учетом этих соображений интервалы I_k будем формировать следующим образом: нижней границей I_k^{low} будем считать наименьшее значение градиента полосы V_k , не равное нулю; а за верхнюю границу I_k^{up} примем наибольшее значение градиента полосы V_k , т.е.

$$I_k^{\text{low}} = \min\{v_k(i, j) \mid v_k(i, j) > 0\}; \quad (3.6)$$

$$I_k^{\text{up}} = \max\{v_k(i, j)\}. \quad (3.7)$$

После определения всех исходных интервалов I_k процедура IF&PA вызывается как функция $g_{\text{up}} = \text{IntFusPrefAg}(m, \{I_k\})$.

Результат применения двойного порога для окончательного определения границ будем хранить в $(r \times q)$ матрице U . При этом, если значение градиента пикселя $v(i, j)$ превышает верхний порог g_{up} , то будем считать его принадлежащим границе, т.е. $u(i, j) = 1$. Если значение $v(i, j)$ меньше нижнего порога g_{low} , то соответствующий пиксель в границу не включается, т.е. $u(i, j) = 0$. Если значение градиента пикселя $v(i, j)$ находится в интервале $[g_{\text{low}}, g_{\text{up}}]$, то следует просмотреть набор его 8-соседей $S(i, j)$. Если среди них найдутся пиксели $c(i', j')$, принадлежащие границе, то будем считать пиксель $v(i, j)$ принадлежащим границе, т.е. $u(i, j) = 1$, в противном случае $u(i, j) = 0$.

Поскольку ненулевые значения градиента распределены относительно равномерно по всему изображению, ориентацию полос разбиения V будем выбирать следующим образом: если $r \geq q$, то ориентация полос горизонтальная; если $r < q$, то ориентация полос вертикальная.

Число полос $m = 15$ примем для всех случаев изображения (см. случай 1 раздела 2.2.2).

Формальное описание модифицированного алгоритма детектора границ Кэнни приведено ниже.

Алгоритм 2. Детектор границ Кэнни с вычислением порогов методом IF&PA

Вход:

$C = [c(i, j)]$: входное изображение размером $(r \times q)$

Пусть:

$G = [g(i, j)]$: $(r \times q)$ матрица значений градиента изображения C

$\Phi = [\varphi(i, j)]$: $(r \times q)$ матрица угла градиента изображения C

$G_x = [g_x(i, j)]$: $(r \times q)$ матрица градиента C по горизонтали

$G_y = [g_y(i, j)]$: $(r \times q)$ матрица градиента C по вертикали

S_{O_x} : маска Собеля для вычисления градиента по горизонтали

S_{O_y} : маска Собеля для вычисления градиента по вертикали

$V = [v(i, j)]$: $(r \times q)$ матрица изображения после немаксимального подавления

g_{prev} : значение градиента предыдущего соседа пикселя $g(i, j)$

g_{next} : значения градиента следующего соседа пикселя $g(i, j)$

V_k : k -я полоса изображения V , $k = 1, 2, \dots, m$

$I_k^{\text{low}}, I_k^{\text{up}}$: нижняя и верхняя границы интервала I_k градиента полосы V_k

$g_{\text{low}}, g_{\text{up}}$: нижний и верхний порог градиента яркости изображения V

S_{ij} : набор 8-соседей пикселя $c(i, j)$

1: $U \leftarrow \emptyset; V \leftarrow \emptyset; G \leftarrow \emptyset; \Phi \leftarrow \emptyset$ [инициализация]

[вычисление градиента изображения C по горизонтали]

2: $G_x \leftarrow C \otimes S_{O_x}$

[вычисление градиента изображения C по вертикали]

3: $G_y \leftarrow C \otimes S_{O_y}$

4: **for** $\forall c(i, j) \in C$ **do**

[вычисление значений градиента изображения C]

5: $g(i, j) \leftarrow \sqrt{g_x(i, j)^2 + g_y(i, j)^2}$

[вычисление углов градиента изображения C]

6: $\varphi(i, j) \leftarrow \arctan\left(\frac{g_y(i, j)}{g_x(i, j)}\right)$

7: **end for**

[выполнение немаксимального подавления]

8: **for** $\forall c(i, j) \in G$ **do**

[g_{prev} и g_{next} – соседи $c(i, j)$ по направлению угла $\varphi(i, j)$]

9: **if** $g(i, j) \leq g_{\text{prev}} \vee g(i, j) \leq g_{\text{next}}$

10: **then** $v(i, j) \leftarrow 0$

[получение изображения V]

11: **else** $v(i, j) \leftarrow g(i, j)$

12: **end if**

13: **end for**

14: **if** $r \geq q$ **then** Разбиение изображения V на m горизонтальных полос

15: **else** Разбиение изображения V на m вертикальных полос

16: **end if**

[определение набора интервалов $\{I_k\}$, $k = 1, 2, \dots, m$]

17: **for** $k = 1$ **to** m **do**

[определение нижней границы интервала I_k]

18: $I_k^{\text{low}} \leftarrow \min\{v_k(i, j) \mid v_k(i, j) > 0\}$

[определение верхней границы интервала I_k]

19: $I_k^{\text{up}} \leftarrow \max\{v_k(i, j)\}$

20: **end for**

[определение верхнего порога градиента методом IF&PA]

21: $g_{up} \leftarrow \text{IntFusPrefAg}(m, \{I_k\})$

[определение нижнего порога градиента]

22: $g_{low} \leftarrow 0,4g_{up}$

[формирование границы на изображении U]

23: **for** $\forall c(i, j) \in V$ **do**

[считаем $c(i, j)$ принадлежащим границе]

24: **if** $v(i, j) \geq g_{up}$ **then** $u(i, j) \leftarrow 1$

[$c(i, j)$ не принадлежит границе]

25: **else if** $v(i, j) \leq g_{low}$ **then** $u(i, j) \leftarrow 0$

26: **end if**

27: **end for**

28: **for** $\forall c(i, j) \in V$ **do**

[если $c(i, j) \in [g_{low}, g_{up}]$]

29: **if** $v(i, j) < g_{up} \wedge v(i, j) > g_{low}$ **then**

[если соседний пиксель принадлежит границе]

30: **if** $\exists c(i', j') \in S_{ij} \wedge u(i', j') = 1$

[считаем $c(i, j)$ принадлежащим границе]

31: **then** $u(i, j) \leftarrow 1$

[$c(i, j)$ не принадлежит границе]

32: **else** $u(i, j) \leftarrow 0$

33: **end if**

34: **end if**

35: **end for**

Выход:

$U = [u(i, j)]: (r \times q)$ бинарное изображение, представляющее границы

3.2 Консолидация результатов наращивания областей и детектирования границ

Изображение D , полученное в процессе сегментации методом наращивания областей, может содержать дефектную область E , как показано на рисунке 3.1а, границы которой не вполне соответствуют реальному дефекту.

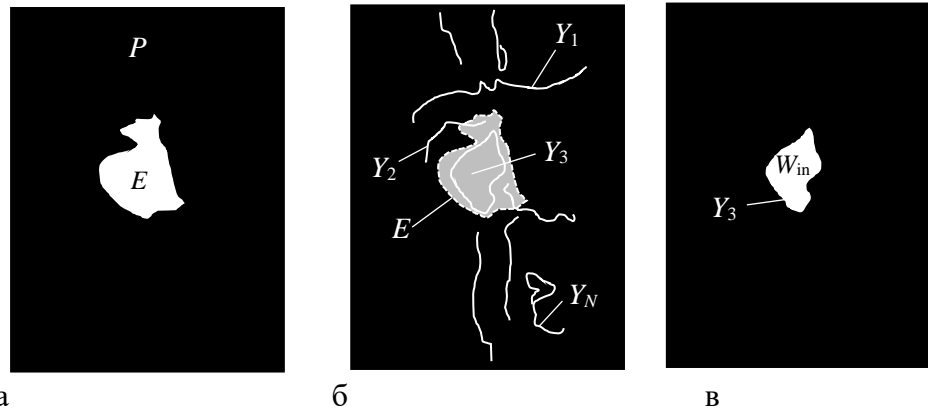


Рисунок 3.1 – Пример консолидации результатов наращивания областей и детектирования границ: а – изображение D ; б – изображение U (условно совмещено с D); в – изображение W

В то же время, изображение U , полученное в процессе сегментации методом обнаружения границ, как правило, содержит большое число контуров, среди которых необходимо выбрать наиболее близкие к реальному дефекту, как показано на рисунке 3.1б. Очевидно, что изображения D и U требуют дальнейшей *консолидации*, в процессе которой должно быть получено итоговое изображение W , содержащее область дефекта с уточненными границами. Заметим, что информация, заключенная в каждом из изображений D и U , носит взаимно-дополняющий характер, что оказывается полезным при формировании итогового изображения W .

Из рассмотрения изображения U следует, что существуют три случая взаимодействия некоторого контура $Y \subset U$ с дефектной областью $E \subseteq D$:

- (i) контур Y не имеет общих пикселей с дефектной областью E , т.е. $Y \not\subset E$ и $Y \cap E = \emptyset$ (назовем этот случай *отсутствующее взаимодействие*);
- (ii) некоторые, но не все, пиксели контура Y принадлежат дефектной области E , т.е. $Y \cap E \subset Y$ и $Y \cap E \neq \emptyset$ (*частичное взаимодействие*);

(iii) все пиксели контура Y принадлежат дефектной области E , т.е. $Y \cap E = Y$ и $Y \cap E \neq \emptyset$ (полное взаимодействие).

Очевидно, что случай (iii) отвечает высокой согласованности результатов двух разных подходов к сегментации и может быть взят за основу при формировании изображения W . Это значит, что элементу $w(i, j)$ присваивается значение 1 (белый цвет) в случае полного взаимодействия контура Y , которому он принадлежит, с дефектной областью. Значения 1 также присваиваются всем элементам $w(i, j)$, лежащим в области W_{in} , охватываемой контуром Y .

Элементу $w(i, j)$ присваивается значение 0 (черный цвет) в случае частичного или отсутствующего взаимодействия контура Y , которому он принадлежит, с дефектной областью. Значения 0 также присваиваются всем элементам $w(i, j)$, лежащим за пределами охватываемой контуром Y области, т.е. принадлежащим области $W \setminus W_{in} \cup Y$. Формальная запись правила формирования изображения W имеет следующий вид:

$$w(i, j) = \begin{cases} 0, \text{ если } u(i, j) \in Y, (Y \not\subset E \wedge Y \cap E = \emptyset) \\ \quad \vee (Y \cap E \subset Y \wedge Y \cap E \neq \emptyset) \\ \quad \vee w(i, j) \in W_{in} \\ 1, \text{ если } u(i, j) \in Y, (Y \cap E = Y \wedge Y \cap E \neq \emptyset) \\ \quad \vee w(i, j) \in W \setminus (W_{in} \cup Y). \end{cases} \quad (3.8)$$

Пример консолидированного бинарного изображения W , сформированного для изображений D и U в соответствии с формулой (3.8), показан на рисунке 3.1в.

3.3 Совместное применение наращивания областей и детектирования границ с вычислением порогов методом IF&PA для автоматического распознавания дефектов сварки

Описанные выше предложения по автоматическому распознаванию дефектов сварного шва и определению их геометрических параметров были реализованы в виде прототипа системы AutoWDG (см. пункт. 4.1), созданной в среде технических вычислений Matlab 2022b. Опишем последовательность действий системы AutoWDG на примере анализа дефекта типа "прожог"

(подгруппа 510 стандарта ISO 6520-1:2007 [54]) по фотографическому изображению сварного шва (см. рисунки 3.2 и 3.5).

Шаг 1. На вход алгоритма подается цветное изображение сварного шва в формате RGB размером 240×180 пикселей (см. рисунок 3.2а), которое преобразуется в полутоновое изображение B с помощью функции *rgb2gray*; для подавления яркостных помех с помощью функции *imgaussfilt* (фильтр Гаусса при стандартном отклонении $\sigma = 2$) изображение B преобразуется в полутоновое изображение C с низким уровнем шума (см. рисунок 3.2б).

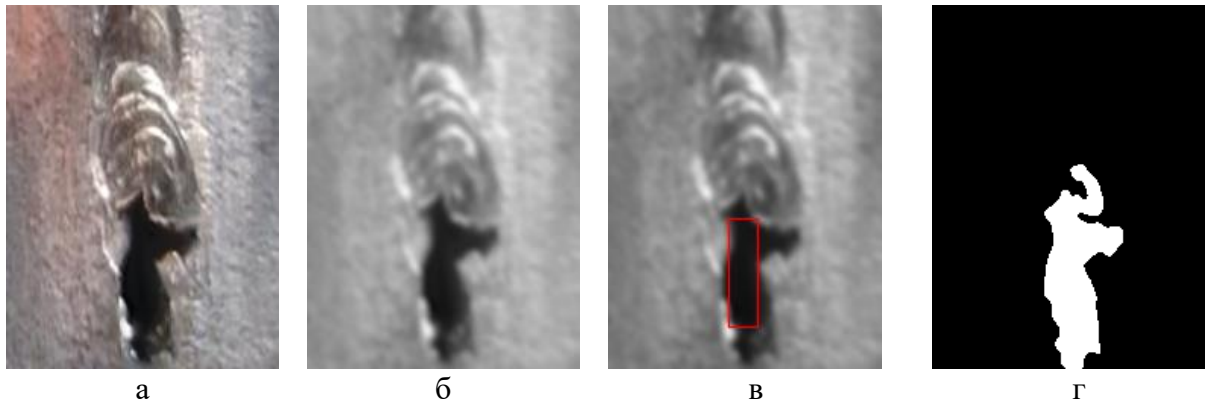


Рисунок 3.2 – Сегментация дефекта типа "прожог" наращиванием областей: а – исходное изображение; б – отфильтрованное изображение C ; в – опорный прямоугольник Z для определения параметров IF&PA; г – результат работы алгоритма НО с начальными точками, выбранными с помощью IF&PA (изображение D).

Шаг 2. Пользуясь рекомендациями раздела 2.2.2 определяем ориентацию и количество полос m для разбиения изображения C .

Параметры изображения C рассматриваемого примера: $r = 240$; $q = 180$; размеры опорного прямоугольника Z (см. рисунок 3.2в): $z_1 = 71$; $z_2 = 19$. Поскольку $z_1 > z_2$, то выбираем горизонтальную ориентацию полос. Видим, что выполняется условие $r > 2z_1$, т.е. размер дефекта мал. По формуле (2.20) определяем $u = \lfloor 73,5 \rfloor = 73$. По формуле (2.19) вычисляем $L = 2 \cdot 73 + 2 \cdot 71 - 240 = 48$ и получаем $m = r / L = 240 / 48 = 5$. С помощью функции *imcrop* формируем 5 полутоновых изображений C_1, C_2, \dots, C_5 одинаковой высоты $L = 48$, как показано на левой части рисунка 3.3.

Шаг 3. Строим гистограмму каждой полосы C_k , $k = 1, 2, \dots, 5$, с помощью функции *imhist*; для рассматриваемого примера (см. правую часть рисунки 3.3).

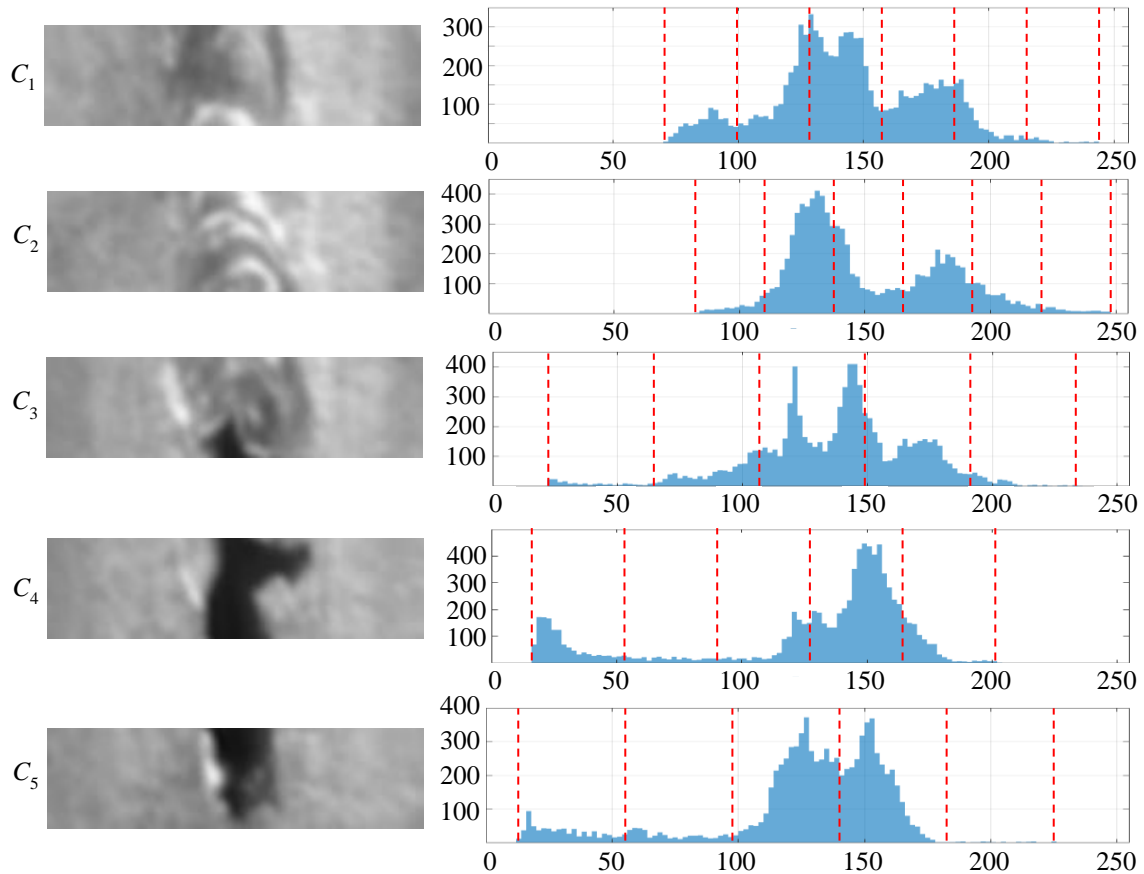


Рисунок 3.3 – Разбиение изображения C на 5 горизонтальных полос C_1, C_2, \dots, C_5 и их гистограммы

Таблица 3.2 – Границы интервалов F_k и B_k , представляющих дефектную и бездефектную области.

Полоса C_k		C_1	C_2	C_3	C_4	C_5
Интервал F_k	f_k^{low}	71	83	22	15	12
	f_k^{up}	105	116	65	53	55
Интервал B_k	b_k^{low}	209	215	194	166	184
	b_k^{up}	243	248	237	204	227

Шаг 4. Для каждой гистограммы полосы C_k , $k = 1, \dots, 5$, определяем два интервала: интервал, представляющий дефектную область – foreground $F_k = [f_k^{\text{low}}, f_k^{\text{up}}]$ и интервал, представляющий бездефектную область – background $B_k = [b_k^{\text{low}}, b_k^{\text{up}}]$

b_k^{up}]. Полученные значения интервалов для рассматриваемого примера приведены в таблице 3.2.

Шаг 5. Вычисляем яркость начальной точки f дефектной области методом IF&PA, вызывая функцию $f = \text{IntFusPrefAg}(m, \{F_k\})$.

Процедура IF&PA для набора интервалов $F_k, k = 1, 2, \dots, 5$, рассматриваемого примера формирует диапазон актуальных значений $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{10}\}$, как показано на рисунке 3.4. Нижняя граница ДАЗ $a_1 = f_5^{low} = 12$, верхняя граница $a_{10} = f_2^{up} = 116$, норма $h = (a_{10} - a_1)/(n - 1) = (116 - 12)/9 = 11,56$. Соответствующие интервалам ранжирования образуют профиль предпочтения, показанный в правой части рисунка 3.4.

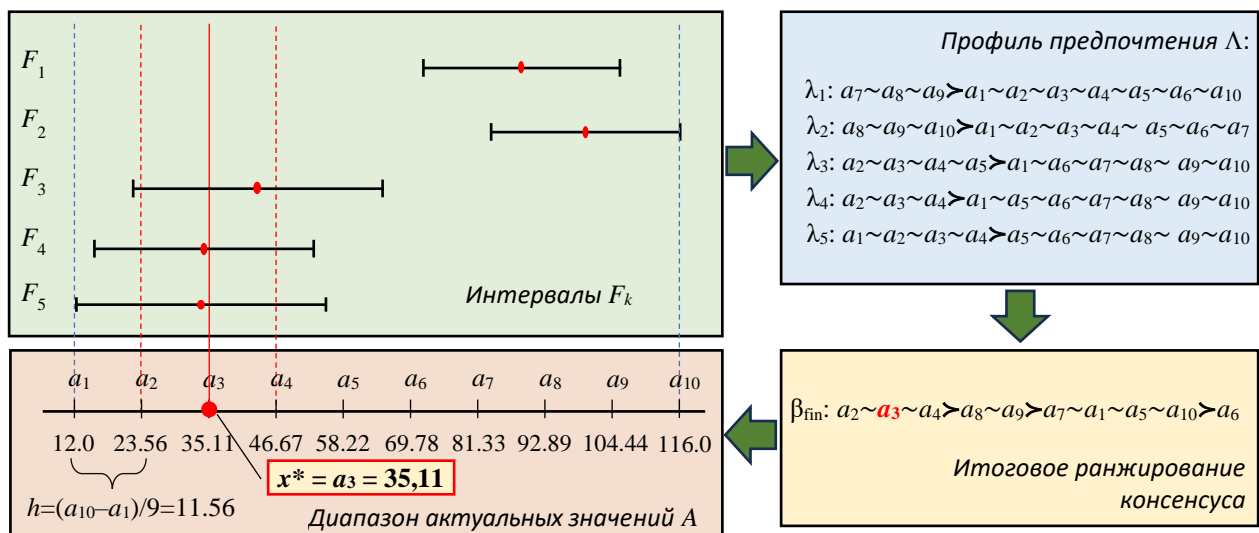


Рисунок 3.4 – Пример работы процедуры IF&PA с входными данными дефектной области

На выходе процедуры IF&PA после свертки 288 ранжирований Кемени, найденных алгоритмом RECURSALL, получаем итоговое ранжирование консенсуса $\beta_{fin}: a_2 \sim a_3 \sim a_4 \succ a_8 \sim a_9 \succ a_7 \sim a_1 \sim a_5 \sim a_{10} \succ a_6$.

Поскольку итоговое ранжирование содержит три наилучшие альтернативы $a_2 \sim a_3 \sim a_4$, т.е. $v = 3$, по формуле (2.6) получаем $x^* = a_3 = 35,11$. Найденный результат комплексирования принимается за значение яркости начальной точки дефектной области $f = x^* = 35$ при последующем применении метода НО.

Шаг 6. Вычисляем яркость начальной точки b бездефектной области методом IF&PA, вызывая функцию $b = \text{IntFusPrefAg}(m, \{B_k\})$.

Опуская детали применения процедуры IF&PA для рассматриваемого примера, укажем значения ее промежуточных параметров: нижняя граница ДАЗ $a_1 = b_4^{\text{low}} = 166$, верхняя граница ДАЗ $a_{10} = b_2^{\text{up}} = 248$, норма $h = (a_{10} - a_1)/(n - 1) = (248 - 166)/9 = 9,11$. Результат комплексирования получился равным $x^* = a_7 = 220,67$. Он принимается за значение яркости начальной точки бездефектной области $b = x^* = 221$.

Шаг 7. Запускаем реализующую метод НО (см. Алгоритм 1) функцию $D = \text{regionGrowing}(C, f, b)$, где D – бинаризованное изображение после сегментации, C – изображение, полученное на шаге 1, f и b – значения интенсивности, представляющие дефектные области и бездефектные области, полученные на шагах 5 и 6 соответственно.

Для рассматриваемого примера изображение D показано на рисунке 3.3г, где белым цветом представлена область дефекта сварного шва.

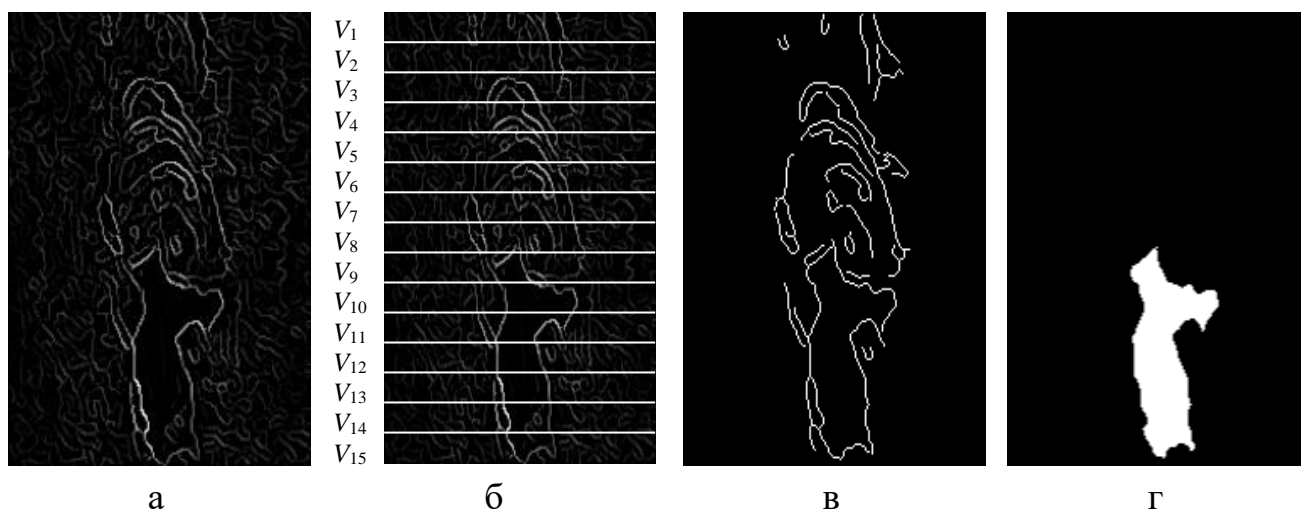


Рисунок 3.5 – Сегментация дефекта типа "прожог" детектированием границ: а – изображение V , полученное после немаксимального подавления; б – разбиение изображения V на 15 горизонтальных полос; в – результат детектирования контуров с применением IF&PA (изображение U); г – результат консолидации изображений D и U (изображение W)

Шаг 8. Вычисляем значения G и углы Φ градиента изображения C по формулам (3.1)-(3.4); выполняем процедуру немаксимального подавления, в

результате которой формируется изображение V в соответствии с формулой (3.5); для рассматриваемого примера (см. рисунок 3.5а).

Шаг 9. Поскольку $r > q$, разбиваем изображение V на $m = 15$ равных горизонтальных полос V_k , $k = 1, 2, \dots, m$; для рассматриваемого примера (см. рисунок 3.5б).

Шаг 10. Для каждой полосы V_k , $k = 1, 2, \dots, 15$, определяем интервал $\{I_k\} = [I_k^{\text{low}}, I_k^{\text{up}}]$. Значения границ соответствующих интервалов для рассматриваемого примера приведены в таблице 3.3.

Таблица 3.3 – Значения верхней и нижней границ интервалов I_1, \dots, I_{15}

Полоса V_k	Нижняя граница I_k^{low}	Верхняя граница I_k^{up}
V_1	3	184
V_2	5	153
V_3	3	218
V_4	4	241
V_5	4	211
V_6	7	245
V_7	7	194
V_8	5	212
V_9	4	235
V_{10}	1	229
V_{11}	1	328
V_{12}	4	296
V_{13}	4	387
V_{14}	4	383
V_{15}	4	268

Шаг 11. Вычисляем верхний порог градиента методом IF&PA, вызывая функцию $g_{\text{up}} = \text{IntFusPrefAg}(m, \{I_k\})$.

Для рассматриваемого примера набор интервалов $\{I_1, \dots, I_{15}\}$ подаем на вход процедуры IF&PA со следующими значениями параметров: нижняя граница ДАЗ $a_1 = I_{10}^{\text{low}} = 1$, верхняя граница $a_{10} = I_{13}^{\text{up}} = 387$, норма $h = (a_{10} - a_1)/(n - 1) = (387 - 1)/9 = 42,89$. Алгоритмом RECURSALL были получены 12 ранжирований Кемени,

которые после свертки дали следующее итоговое ранжирование консенсуса β_{fin} : $a_2 \sim a_3 \sim a_4 \succ a_5 \succ a_6 \succ a_7 \succ a_8 \succ a_1 \sim a_9 \succ a_{10}$. Результат комплексирования $x^* = a_3 = 86,78$. Таким образом, верхний порог градиента $g_{\text{up}} = 87$; нижний порог $g_{\text{low}} = 0,4 \cdot g_{\text{up}} \approx 35$.

Шаг 12. Запускаем реализующую метод ДГК (см. Алгоритм 2) функцию $U = \text{edgeDetector}(V, g_{\text{up}}, g_{\text{low}})$, где U – результат детектирования границ в виде бинаризованного изображения (для рассматриваемого примера см. рисунок 3.5в), V – изображение, полученное на шаге 8.

Шаг 13. Проводим консолидацию изображений D и U в соответствии с формулой (3.8). В результате получается бинарное изображение W (для рассматриваемого примера см. рисунок 3.5г).

Шаг 14. Определяем один из пяти классов (см. таблицу 3.3) дефекта $Class$ по значениям геометрических признаков дефектной области сварного шва на изображении W , как описано в разделе 3.3.

Для рассматриваемого примера признаки имеют следующие значения (см. рис. 11г): $x_6 = 0,49 \pm 0,02$; $x_7 = 0,36 \pm 0,02$; $x_8 = 2,16 \pm 0,05$; $x_9 = 0,67 \pm 0,01$; $x_{10} = 1$, на основании которых получаем $Class = 5$, т.е. распознанный дефект относится к типу "прожог". Отклонения в значениях признаков получены путем сравнения с "истинным" распознаванием интерактивным НО (см. пункт 4.3).

Выводы к главе 3

1. Предложен метод сегментации анализируемого фотоизображения, осуществляемый с помощью как наращивания областей, так и детектирования границ, пороговые значения яркости для которых вычисляются робастным методом комплексирования интервалов агрегированием предпочтений IF&PA.
2. Детектор границ вычисляет модуль и направление градиента изображения и выполняет немаксимальное подавление ненужных точек. Оставшиеся ложные точки удаляются с помощью двойного порога градиента, где верхний порог

определяется методом IF&PA, а нижний порог принимается в 2-3 раза меньшим верхнего.

3. Для вычисления верхнего порога результат немаксимального подавления разбивается на m равных полос. Для этих полос определяются соответствующие интервалы значений градиента. Границами каждого интервала служат наименьшее не равное нулю и наибольшее значения градиента полосы. Для полученного набора исходных интервалов процедура IF&PA вычисляет робастный результат комплексирования, который используется в качестве верхнего порога.
4. Полученные наращиванием областей детектированием границ результаты консолидируются для получения уточненной дефектной области. Предложенный метод консолидации относит элемент консолидированного изображения к дефекту в случае полного пересечения контура, которому он принадлежит, с дефектной областью. Все элементы консолидированного изображения, лежащие в охватываемой этим контуром области, также относятся к дефекту.

ГЛАВА 4

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ ПРЕДЛОЖЕННЫХ МЕТОДОВ АВТОМАТИЧЕСКОГО РАСПОЗНАВАНИЯ ДЕФЕКТОВ СВАРНОГО ШВА

В данной главе представлены результаты экспериментальной проверки программного обеспечения для автоматического обнаружения дефектов сварных швов, разработанного на основе алгоритмов сегментации изображений наращиванием областей и детектированием границ с применением метода IF&PA. Результаты сегментации изображений сравниваются с результатами, полученными в ручном (интерактивном) режиме. Рассматривается возможность определения геометрических признаков дефектов сварного шва по результатам сегментации изображений каждым методом.

4.1 Программное обеспечение для автоматического обнаружения дефектов сварных швов

Описанные в главах 2 и 3 алгоритмы сегментации изображений были программно реализованы в виде прототипа системы AutoWDG для автоматического распознавания дефектов сварного шва. Система AutoWDG создана в среде технических вычислений Matlab 2022b. На соответствующие программные решения получены три свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ №№: 2023619828, 2023619829 и 2023685063 [20, 21, 22].

4.1.1 Структура программного обеспечения

Программное обеспечение AutoDWG, созданное на базе инструмента графического пользовательского интерфейса (GUI – Graphic User Interface) пакета Matlab 2022b, реализует следующие основные функции:

- предварительная обработка исходных изображений;

- проведение сегментации изображений с использованием методов, рассмотренных в диссертационной работе;
- выделение признаков дефектов сварных швов;
- классификация обнаруженных дефектов сварного шва по их геометрическим признакам;
- оценка качества результатов сегментации изображений
- визуализация и сохранение выходных данных.

В состав системы AutoWDG входят три основных модуля, как показано на рисунке 4.1, а именно:

- модуль предварительной обработки изображения;
- модуль сегментации изображения;
- модуль визуализации и сохранения выходных данных.

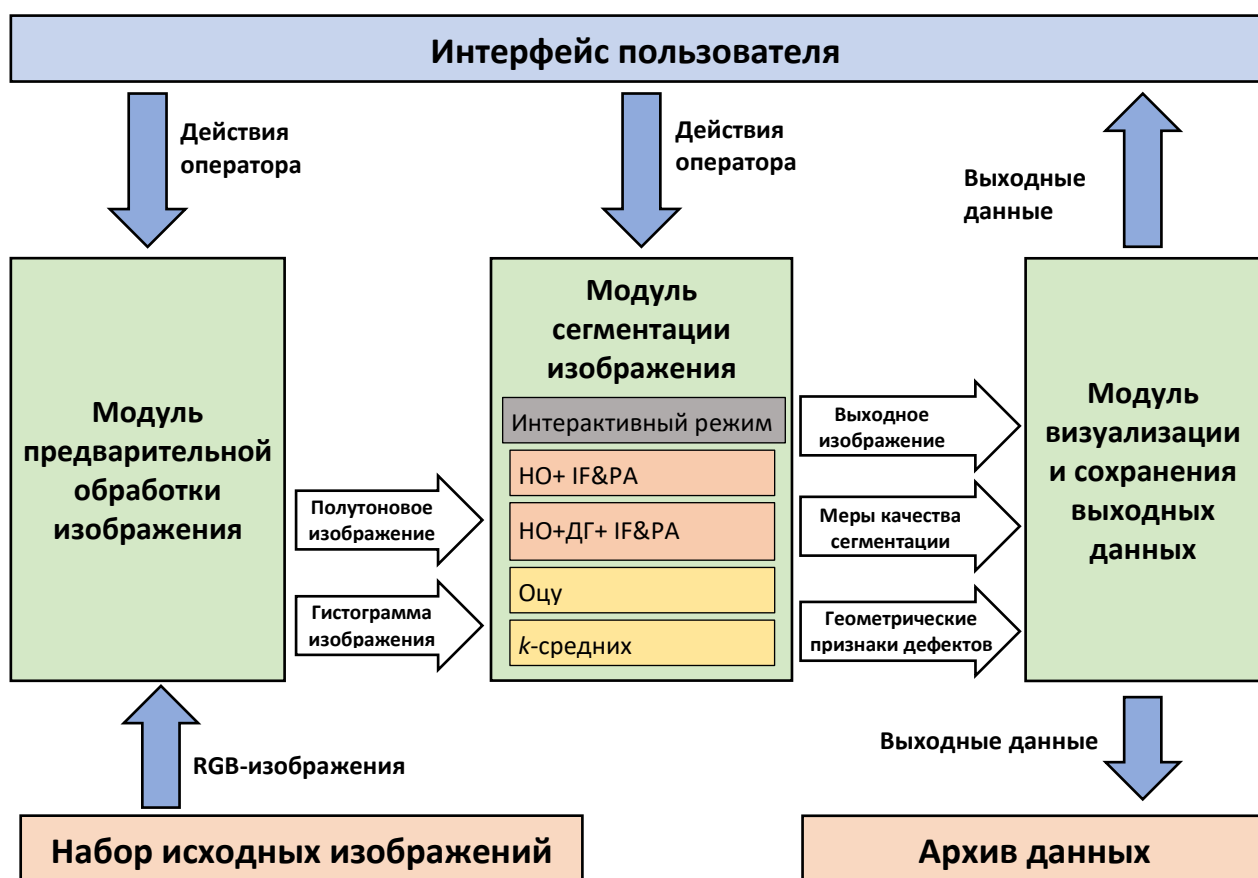


Рисунок 4.1 – Структура программного обеспечения AutoDWG

Модуль предварительной обработки изображения выполняет операции по преобразованию цветного изображения, выбранного оператором из *набора исходных изображений*, в полутоновое (с оттенками серого) изображение с уменьшенным уровнем шумов. По умолчанию входное RGB-изображение преобразуется в полутоновое изображение S размером 240×180 пикселей. По желанию пользователя размер изображения может быть изменен. Изображение S обрабатывается фильтром Гаусса и для него осуществляется построение гистограммы яркости изображения.

Модуль сегментации изображения реализует различные алгоритмы сегментации изображения S , рассмотренные в диссертационной работе:

- интерактивный режим метода наращивания областей, см. п. 4.3, будем обозначать его как "интерактивный НО";
- метод наращивания областей с применением IF&PA, см. п. 2.2; будем обозначать его как "НО+ IF&PA";
- метод наращивания областей и детектирования границ с применением IF&PA, см. п. 3.1; будем обозначать его как "НО+ДГ+IF&PA";
- метод Оцу, см. п. 1.4.1, и
- метод k -средних, см. п. 1.4.4.

Модуль сегментации изображений выполняет также расчет мер качества результатов сегментации, т.е. показателей Precision, Recall, F_1 и меры сходства Жаккара (см. п. 4.4), и значений геометрических признаков дефекта сварного шва (см. раздел 3.3): x_1 – длина МОП; x_2 – ширина МОП; x_3 – периметр дефекта; x_4 – площадь дефекта; x_5 – площадь описывающего дефект многоугольника; x_6 – прямоугольность; x_7 – округлость; x_8 – соотношение сторон; x_9 – сплошность и x_{10} – количество дефектов. На основе этих геометрических признаков осуществляется классификация дефектов сварных швов, см. п. 3.4.

Модуль визуализации и сохранения выходных данных реализует вывод на экран монитора бинарного (черно-белого) изображения, представляющего местонахождение и форму дефекта, полученного в результате сегментации, и всех

сопутствующих данных, т.е. значения мер качества результатов сегментации и геометрических признаков дефектов. Данный модуль сохраняет все выходные данные процесса распознавания в архиве. Заметим, что четыре показателя качества и значения геометрических признаков дефекта сварного шва сохраняются в виде двух отдельных файлов в формате Microsoft Excel.

4.1.2 Интерфейс программного обеспечения

Пользовательский интерфейс ПО AutoDWG представлен на рисунке 4.2.

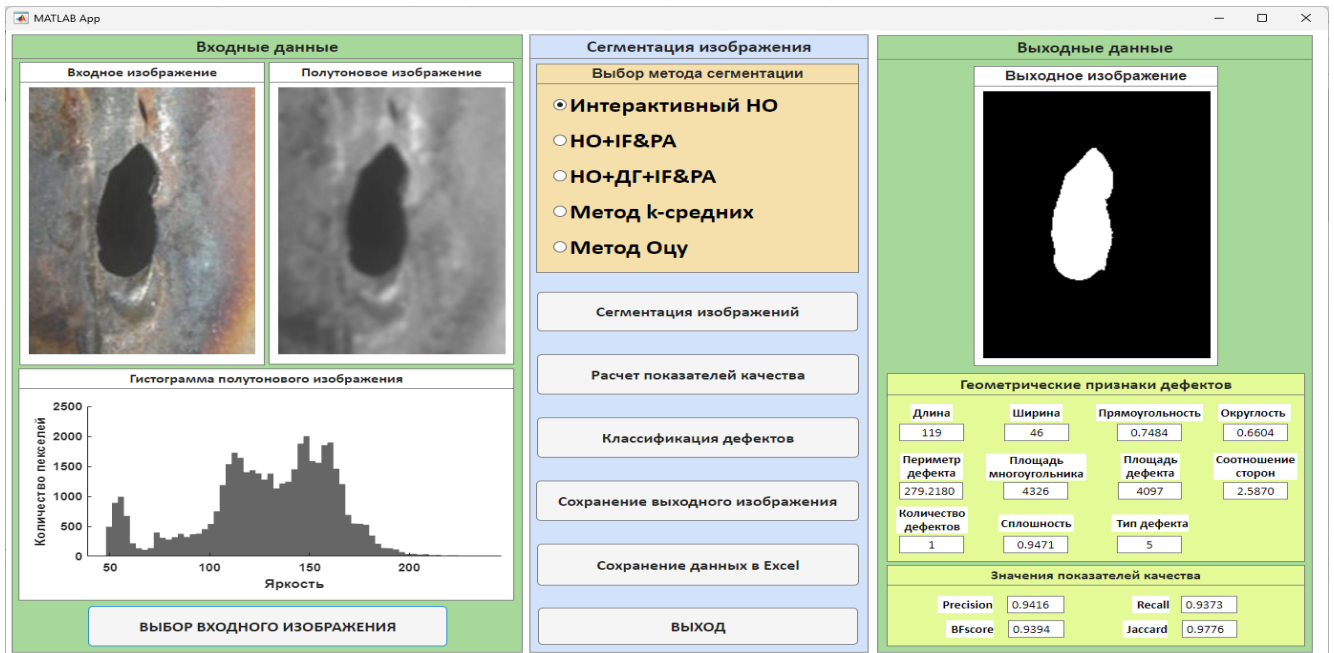


Рисунок 4.2 – Интерфейс пользователя ПО AutoDWG

Пользовательский интерфейс ПО AutoDWG включает три основных функциональных поля: "Входные данные", "Сегментация изображения" и "Выходные данные" – соответствующих трем программным модулям, рассмотренным в п. 4.1.1.

В поле "Входные данные" пользователь выбирает изображение для проведения эксперимента, нажав кнопку "Выбор входного изображения". Для удобства отслеживания процесса сегментации в поле "Входные данные" анализируемое изображение представлено как исходное цветное (RGB) и полутоновое. Для полутонового изображения представлена его гистограмма яркости.

Поле "*Сегментация изображения*" позволяет пользователю выбрать один из пяти методов сегментации, который будет использоваться в текущем сеансе работы.

Для запуска выбранного метода сегментации пользователь должен нажать кнопку "*Сегментация изображения*". Система AutoWDG выполнит сегментацию изображения и выведет ее результат в поле "*Выходное изображение*".

Поле "*Сегментация изображения*" также содержит кнопки для выполнения следующих операций:

- "*Расчет показателей качества*" для вычисления метрик, приведенных в разделе 4.4, характеризующих результат сегментации изображения;
- "*Классификация дефектов*" для вычисления геометрических признаков и определения классов дефектов сварного шва на их основе;
- "*Сохранение выходного изображения*" для помещения в архив сохранить результата сегментации;
- "*Сохранение данных в Excel*" для сохранения рассчитанных метрик и геометрических признаков в таблице Excel;
- "*ВЫХОД*" для завершения работы ПО AutoWDG.

Заметим, что при нажатии на кнопки "*Сохранение выходного изображения*" или "*Сохранение данных в Excel*" появляется окно сохранения данных Microsoft Windows. Пользователю необходимо выбрать место на диске для сохранения данных и нажать кнопку "*Сохранить*" в этом окне.

В поле "*Выходные данные*" отображаются три типа результатов распознавания:

- выходное бинарное изображение с областями белого цвета, соответствующими дефектам, и черного цвета, соответствующими бездефектным областям;
- геометрические признаки дефектной области и класс дефекта и
- значения показателей качества сегментации.

4.2 План эксперимента

Для проведения всех описанных в этом разделе экспериментальных исследований использовалась система AutoWDG, см. раздел 4.1.

4.2.1 Исследование наращивания областей с применением IF&PA

Предложенный метод НО с выбором начальных точек методом IF&PA [12], который будем обозначать НО+IF&PA, был протестирован на наборе из 90 различных изображений сварных швов с дефектами всех пяти классов, определяемых на шаге 8 процедуры распознавания, описанной в п. 2.4. Анализируемые изображения получены в свободном доступе из сети Интернет. Для сравнения те же изображения предъявлялись реализованным в среде Matlab традиционным популярным методам распознавания: методу Оцу [47, 79] (см. п. 1.4.1) и методу k -средних [39, 92] (см. п.1.4.3).

4.2.2 Исследование наращивания областей и детектирования границ с применением IF&PA

Совместное применение метода наращивания областей и детектирования границ с вычислением порогов методом IF&PA было протестировано путем предъявления ей набора из 150 различных изображений с приблизительно одинаковым распределением дефектов всех пяти классов, представленных в таблице 3.3. Изображения были получены в свободном доступе из сети Интернет и предварительно обработаны для приведения к единому размеру 240×180 пикселей.

Для сравнения те же изображения предъявлялись реализованным в среде Matlab популярным методам распознавания: методу Оцу; методу k -средних и методу НО+IF&PA (см. п. 2.2). Это позволило оценить влияние на качество распознавания факта отсутствия в составе метода НО+ДГ+IF&PA этапа детектирования границ с применением IF&PA.

4.3 Интерактивный режим для получения правильных результатов распознавания

Все сравниваемые методы осуществляли распознавание в *автоматическом режиме*, т.е. без участия оператора. Однако, для обеспечения возможности сравнения результатов, полученных тестируемыми методами, с заведомо правильными (истинными) результатами распознавания при проведении испытаний был реализован *интерактивный режим* распознавания метода наращивания областей, когда оператор отмечает (например, с помощью "мыши") на изображении определенные пиксели, значения яркости которых наилучшим, по его мнению, образом характеризуют дефектную область. Эти пиксели служат начальными точками для алгоритма НО (см. п. 3.1.3), а результат сегментации и последующей классификации, полученный в интерактивном (по сути, ручном) режиме, всегда совпадает с реальным (правильным или истинным) дефектом.

Таким образом, для каждого из 150 изображений имеется правильный результат распознавания, полученный алгоритмом НО в интерактивном режиме, с которым сопоставляются результаты остальных четырех испытываемых методов.

4.4 Меры качества результатов распознавания

4.4.1 Точность (accuracy) распознавания

Естественной оценкой качества распознавания каждым из исследуемых методов служит показатель Accuracy (*Acc*). Это одна из распространенных, простейших и интуитивно понятных оценок, рассчитываемая как выраженная в процентах доля правильно распознанных дефектов среди всех предъявленных объектов [96]. Эта метрика для случаев несбалансированных результатов распознавания (когда мощности классов сильно различаются) может характеризоваться пониженной информативностью [96].

4.4.2 Мера сходства Жаккара

Результаты распознавания, полученные в интерактивном (ручном) режиме, были использованы в ходе экспериментальных исследований как заведомо

правильные (истинные) для оценки качества распознавания исследуемыми тремя методами с использованием меры сходства Жаккара J [58, 61], известной также как *intersection over union* (IoU) [88, 105]. Мера рассчитывается как отношение мощности пересечения множеств A и B к мощности их объединения, где A – дефект, распознанный одним из трех методов, а B – реальный дефект, полученный в ручном режиме. Значение меры Жаккара рассчитывается по формуле:

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} = \frac{|A \cap B|}{|A| + |B| - |A \cap B|}. \quad (4.1)$$

Значение меры J находится в диапазоне $[0, 1]$. Если $J = 0$, то объекты A и B не пересекаются, т.е. дефект A не распознан; если $J = 1$, то A и B полностью совпадают, т.е. дефект A полностью распознан.

4.4.3 Метрики Precision, Recall и F_1

Показатель F_1 используется для оценки точности решения задач бинарной классификации [52, 96, 106]. Он основан на расчете показателей Precision и Recall, которые в свою очередь вычисляются на основе значений (2×2) матрицы ошибок M_{con} (confusion matrix), характеризующей результаты применения некоторого метода распознавания к анализу заданного изображения.

Результат работы метода распознавания будем трактовать как *положительный исход* (+), если пиксель анализируемого изображения C отнесен к бездефектной области P , и как *отрицательный исход* (–), если пиксель отнесен к дефектной области E . Тогда возможны четыре исхода работы метода распознавания, описываемые матрицей ошибок:

$$M_{\text{con}} = \begin{array}{c} + \quad - \\ \begin{array}{|cc|} \hline TP & FN \\ \hline FP & TN \\ \hline \end{array} \end{array}, \quad (4.2)$$

где:

- TP (True Positive) – число пикселей, принадлежащих реальной бездефектной области, и отнесенных тестируемым методом к бездефектной области P ;

- TN (True Negative) – число пикселей, принадлежащих реальной дефектной области, и отнесенных тестируемым методом к дефектной области E ;
- FP (False Positive) – число пикселей, принадлежащих реальной дефектной области, но отнесенных тестируемым методом к бездефектной области P ;
- FN (False Negative) – число пикселей, принадлежащих реальной бездефектной области, но отнесенных тестируемым методом к дефектной области E .

Заметим, что строки матрицы M_{con} соответствуют истинным положительным и отрицательным исходам, а столбцы – полученным тестируемым методом положительным и отрицательным исходам. Главная диагональ матрицы M_{con} представляет правильные результаты работы метода, а вторая диагональ показывает его ошибочные результаты.

Сумма значений всех элементов матрицы M_{con} равна общему количеству $|C| = r \cdot q$ пикселей анализируемого изображения C .

Показатели Precision и Recall определяются элементами матрицы M_{con} следующим образом, см., например, [36]:

$$Pre = TP / (TP + FP); \quad (4.3)$$

$$Rec = TP / (TP + FN). \quad (4.4)$$

Показатель F_1 вычисляется как среднее гармоническое показателей Pre и Rec по формуле:

$$F_1 = 2 \cdot Pre \cdot Rec / (Pre + Rec). \quad (4.5)$$

Значение меры F_1 находится в диапазоне $[0, 1]$. При $F_1 = 0$ истинный (см. пункт 4.3) и распознанный дефекты не имеют общих пикселей, т.е. метод не работоспособен; при $F_1 = 1$, истинный и распознанный дефекты полностью совпадают, т.е. метод работает идеально в контексте рассматриваемого показателя.

Рассчитаем значение меры F_1 для примера распознавания дефекта типа "прожог" методом НО+ДГ+IF&РА, рассмотренного в главе 3. Было проведено распознавание этого дефекта интерактивным методом НО, результат которого принят за истинный. Его сравнение с результатом распознавания методом

НО+ДГ+IF&PA дало следующие значения элементов матрицы ошибок M_{con} в пикселях: $TP = 2633$; $FP = 256$; $TN = 40280$; $FN = 31$. Убеждаемся, что сумма элементов матрицы ошибок равна числу пикселей $240 \cdot 180 = 43200$ анализируемого изображения S . По формулам (25)-(27) получаем $Pre = 2633 / 2889 \approx 0,91$; $Rec = 2633 / 2694 \approx 0,99$; и $F_1 \approx 0,95$, что указывает на приемлемое качество распознавания метода НО+ДГ+IF&PA.

Заметим, что в терминах элементов матрицы ошибок (4.2) показатель Ассигасу может быть выражен следующим образом:

$$Acc = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN). \quad (4.5)$$

Продолжая рассмотрение примера распознавания дефекта типа "прожог", получаем оценку показателя (4.5) для метода НО+ДГ+IF&PA как $Acc = (2633 + 40280) / 43200 \approx 0,99$.

Следует отметить, что результат сегментации изображения считается приемлемым, если значения метрик Жаккара (п. 4.4.2) и F_1 превышают 0,5 (см., например, [82]).

4.5. Результаты экспериментальных исследований

4.5.1 Результаты исследования наращивания областей с применением IF&PA

Оценивание точности распознавания (accuracy). Результаты испытаний, приведенные в таблице 4.1, показывают, что из 90 протестированных изображений 82 изображения были распознаны правильно предложенным методом НО+IF&PA. Это значит, что для этого конкретного набора протестированных изображений *точность* метода НО+IF&PA достигает 91,1 % и превышает точность традиционных методов Оцу (52,2 %) и k -средних (70 %). В таблице 4.1 приведена также точность каждого исследованного метода по отдельным классам дефектов. Используемый здесь показатель "точность" (ассигасу) является одной из распространенных, простейшей и интуитивно понятной оценкой качества

распознавания, рассчитываемой как выраженная в процентах доля правильно распознанных дефектов среди всех предъявленных объектов.

Таблица 4.1 – Количество автоматически распознанных дефектов

Класс. Наименование дефекта	Предъявлено	Распознано методом			Точность метода, %		
		Оцу	<i>k</i> -средних	НО + IF&PA	Оцу	<i>k</i> -средних	НО + IF&PA
1. Полость	18	13	15	17	72,2	83,3	94,4
2. Поперечная трещина	18	11	13	16	61,1	72,2	88,9
3. Продольная трещина	21	8	13	20	38,1	61,9	95,2
4. Прожог	15	9	12	14	60	80	93,3
5. Два и более дефектов классов 2 – 4	18	6	10	15	33,3	50,6	83,3
Всего	90	47	63	82	52,2	70	91,1

Оценивание показателя Жаккара. Для каждого результата распознавания исследуемых дефектов были рассчитаны значения меры Жаккара J , которые в усредненном виде по каждому классу дефектов и используемому методу приведены в таблице 4.2.

В таблице 4.2 и в последующих таблицах, содержащих данные о различных мерах качества результатов распознавания, красным цветом показаны не превышающие 0,5 значения (см. п. 4.4.3), а жирным шрифтом – наибольшие значения соответствующих мер качества.

Таблица 4.2 – Значения меры J при распознавании разных классов дефектов

Класс. Наименование дефекта	Номер изображения	Метод Оцу	Метод <i>k</i> -средних	Метод НО+IF&PA
1. Полость	1	0,8737	0,9043	0,7513
	2	0,9376	0,8376	0,9056
	3	0,0670	0,0672	0,7335
	4	0,5611	0,8918	0,8533
	5	0,0505	0,3539	0,8595
	6	0,8316	0,8333	0,8316

Продолжение таблицы 4.2

Класс. Наименование дефекта	Номер изображения	Метод Оцу	Метод <i>k</i> -средних	Метод НО+IF&PA
1. Полость	7	0,8458	0,8458	0,8708
	8	0,9196	0,9196	0,7880
	9	0,5148	0,9679	0,9679
	10	0,9440	0,9352	0,7408
	11	0,8955	0,8573	0,9191
	12	0,4612	0,6639	0,7421
	13	0,0803	0,0803	0,0803
	14	0,2162	0,7628	0,8813
	15	0,5867	0,5694	0,8476
	16	0,6214	0,6093	0,9731
	17	0,5082	0,5082	0,9736
	18	0,9935	0,5609	0,9923
2. Поперечная трещина	19	0,9271	0,9271	0,957
	20	0,9409	0,7415	0,5706
	21	0,9688	0,9688	0,9339
	22	0,2824	0,1992	0,8185
	23	0,9626	0,981	0,9626
	24	0,9563	0,9441	0,9792
	25	0,102	0,1014	0,8939
	26	0,1141	0,1298	0,85
	27	0,8333	0,7917	0,8333
	28	0,9423	0,9608	0,98
	29	0,9048	0,9268	0,8837
	30	0,1452	0,1452	0,9722
	31	0,9575	0,934	0,9444
	32	0,8512	0,9512	0,77
	33	0,0438	0,5013	0,0795
	34	0,0697	0,3628	0,4195
	35	0,5966	0,6276	0,6219
	36	0,1425	0,6129	0,7413
3. Продольная трещина	37	0,034	0,021	0,034
	38	0,221	0,8889	0,9333
	39	0,9526	0,9486	0,9618
	40	0,9123	0,9123	0,8966
	41	0,9652	0,9737	0,9737

Продолжение таблицы 4.2

Класс. Наименование дефекта	Номер изображения	Метод Оцу	Метод <i>k</i> -средних	Метод НО+IF&PA
3. Продольная трещина	42	0,4304	0,587	0,6046
	43	0,4304	0,4304	0,8048
	44	0,2224	0,8195	0,8323
	45	0,3158	0,3158	0,9375
	46	0,2292	0,3709	0,89
	47	0,2799	0,4262	0,5078
	48	0,5398	0,9063	0,9072
	49	0,1713	0,3158	0,9375
	50	0,1413	0,1413	0,9089
	51	0,28	0,2857	0,6067
	52	0,4475	0,5475	0,9759
	53	0,9949	1	0,9949
	54	0,1811	0,7177	0,92
	55	0,871	0,8966	0,9
	56	0,792	0,9074	0,8909
57	0,9792	0,94	0,96	
4. Прожог	58	0,9828	0,9655	1
	59	0,0708	0,0708	0,9841
	60	0,8168	0,8361	0,8168
	61	0,4286	0,5714	0,8127
	62	0,6549	0,9345	0,4869
	63	0,2088	0,7265	0,9486
	64	0,3033	0,3271	0,9832
	65	0,6042	0,2997	0,9574
	66	0,5579	0,6022	0,8817
	67	0,2518	0,7506	0,7451
	68	0,9475	0,9616	0,9434
	69	0,3885	0,7092	0,8176
	70	0,727	0,9025	0,8745
	71	0,8512	0,9512	0,77
	72	0,5321	0,5417	0,7371
5. Два и более дефектов классов 2 – 4	73	0,8352	0,8333	0,9035
	74	0,3857	0,8623	0,5599
	75	0,8781	0,8781	0,8366
	76	0,2311	0,3121	0,8113

Продолжение таблицы 4.2

Класс. Наименование дефекта	Номер изображения	Метод Оцу	Метод <i>k</i> -средних	Метод НО+IF&PA
5. Два и более дефектов классов 2 – 4	77	0,297	0,4148	0,3422
	78	0,6794	0,9389	0,8756
	79	0,698	0,698	0,9235
	80	0,3785	0,9479	0,9337
	81	0,1375	0,9387	0,7931
	82	0,9166	0,8851	0,8925
	83	0,3332	0,4131	0,7624
	84	0,3085	0,3103	0,5959
	85	0,3084	0,3625	0,7237
	86	0,3738	0,3802	0,7788
	87	0,3549	0,3609	0,6691
	88	0,073	0,6927	0,4729
	89	0,1339	0,2072	0,0986
90	0,701	0,8309	0,71	

Таблица 4.3 – Усредненные значения меры J при распознавании разных классов дефектов

Класс. Наименование дефекта	Метод Оцу	Метод <i>k</i> -средних	НО+IF&PA
1. Полость	0,61	0,68	0,82
2. Поперечная трещина	0,6	0,66	0,79
3. Продольная трещина	0,5	0,64	0,83
4. Прожог	0,56	0,68	0,85
5. Два и более дефектов классов 2 – 4	0,45	0,63	0,71

На основе данных, полученных для каждого метода, были построены кривые, представляющие распределение показателя Жаккара по всем 90 проанализированным изображениям, как показано на рисунке 4.3. Поскольку значения показателя Жаккара являются случайными, на графике группы значений, относящихся к тестируемому методу распознавания, расположены в порядке возрастания, чтобы увеличить информативность изображения.

Из рисунка 4.3 видно, что кривая данных Жаккара, построенная для результатов, полученных методом НО+IF&PA, имеет наибольшую выпуклую

кривизну по сравнению с другими методами, т.е. большинство значений показателя близки к максимуму. Это свидетельствует о существенном превышении качества распознавания методом НО+IF&РА по сравнению с другими методами на наборе протестированных изображений.

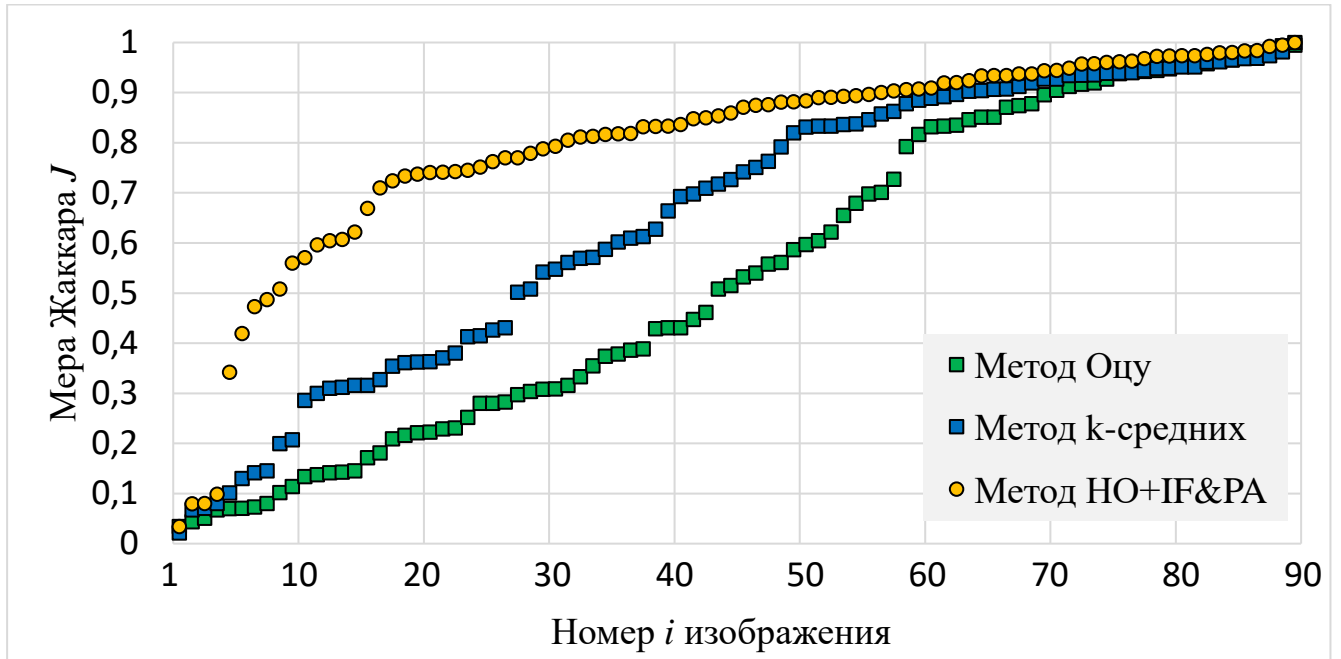


Рисунок 4.3 – Графики упорядоченных значений меры Жаккара J , рассчитанных для каждого i -го, $i = 1, \dots, 90$, изображения, предъявленного методам Оцу (зеленый); k -средних (синий); НО+IF&РА (желтый)

Конкретные примеры исследуемых изображений дефектов и результаты их распознавания с соответствующими значениями меры J даны на рисунках 4.4 – 4.8.

Из данных таблиц 4.1 - 4.3 и рисунков 4.3 – 4.8 следует, что предложенный метод НО+IF&РА имеет преимущества перед традиционными методами при автоматическом обнаружении дефектов сварных швов на всех классах дефектов. Особенно явными эти преимущества являются в тех случаях, когда дефект представляет собой продольную трещину или распространяется вдоль изображения, или имеет относительно большую площадь по сравнению с анализируемым изображением. Результаты экспериментов также показывают, что НО+IF&РА эффективно устраняет мешающие правильному распознаванию элементы на изображении.

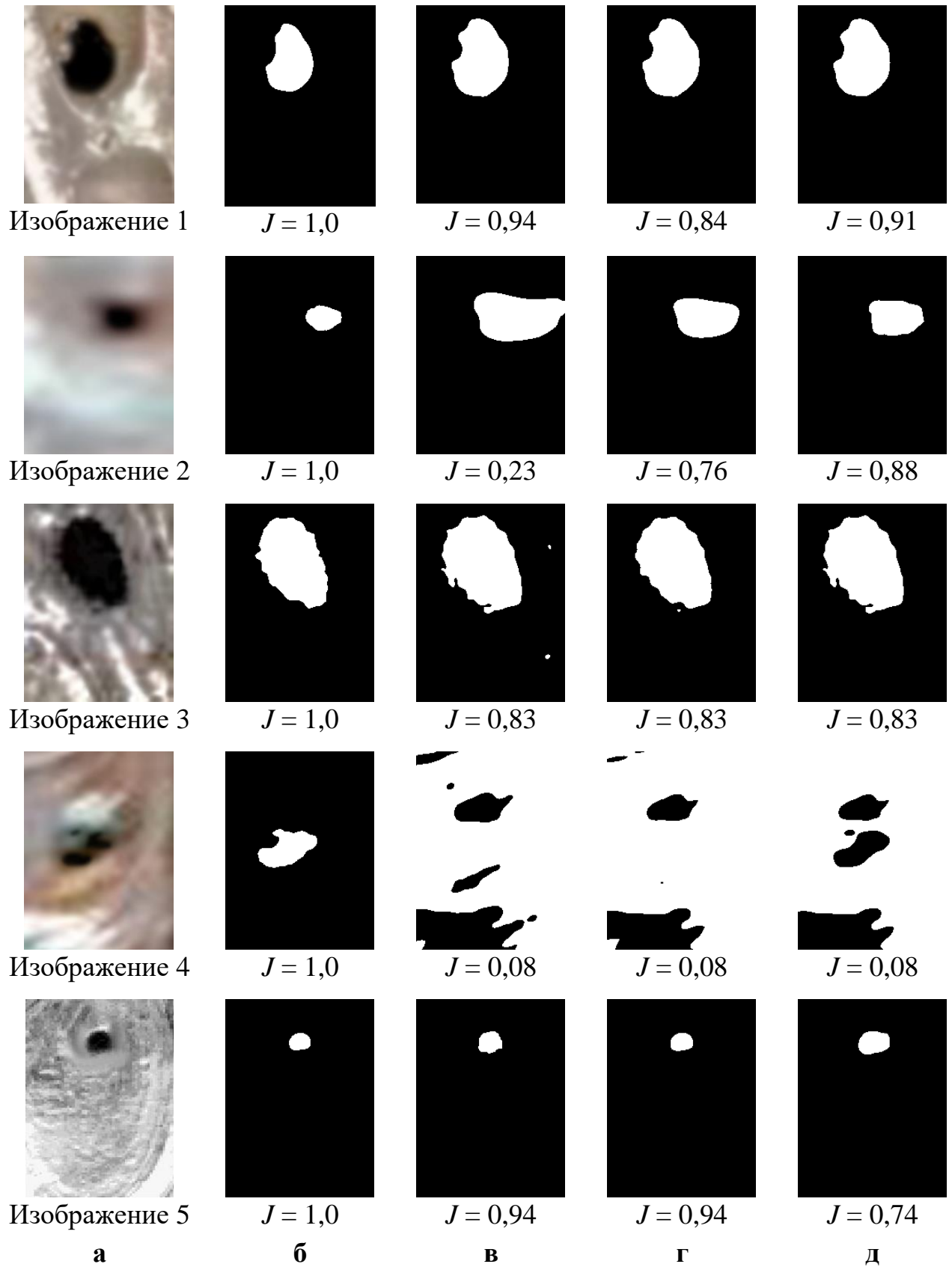


Рисунок 4.4 – Пример результатов обнаружения дефектов сварного шва класса "Полость": а – исходное изображение; б – метод НО (ручной режим); в – метод Оцу; г – метод k -средних; д – метод НО+IF&РА (автоматический режим).

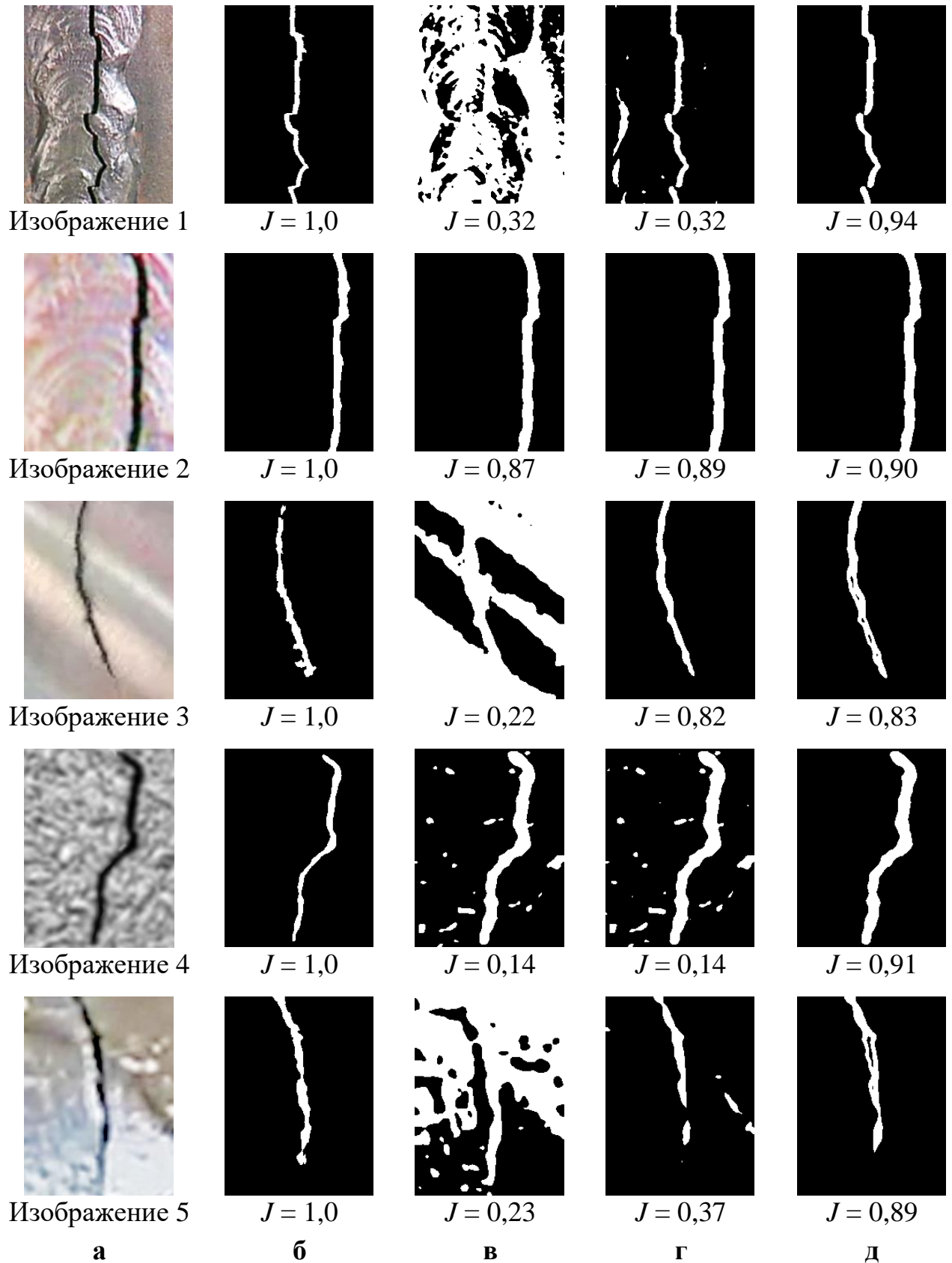


Рисунок 4.5 – Пример результатов обнаружения дефектов сварного шва класса "Продольная трещина": а – исходное изображение; б – метод НО (ручной режим); в – метод Оцу; г – метод k -средних; д – метод НО+IF&PA (автоматический режим).

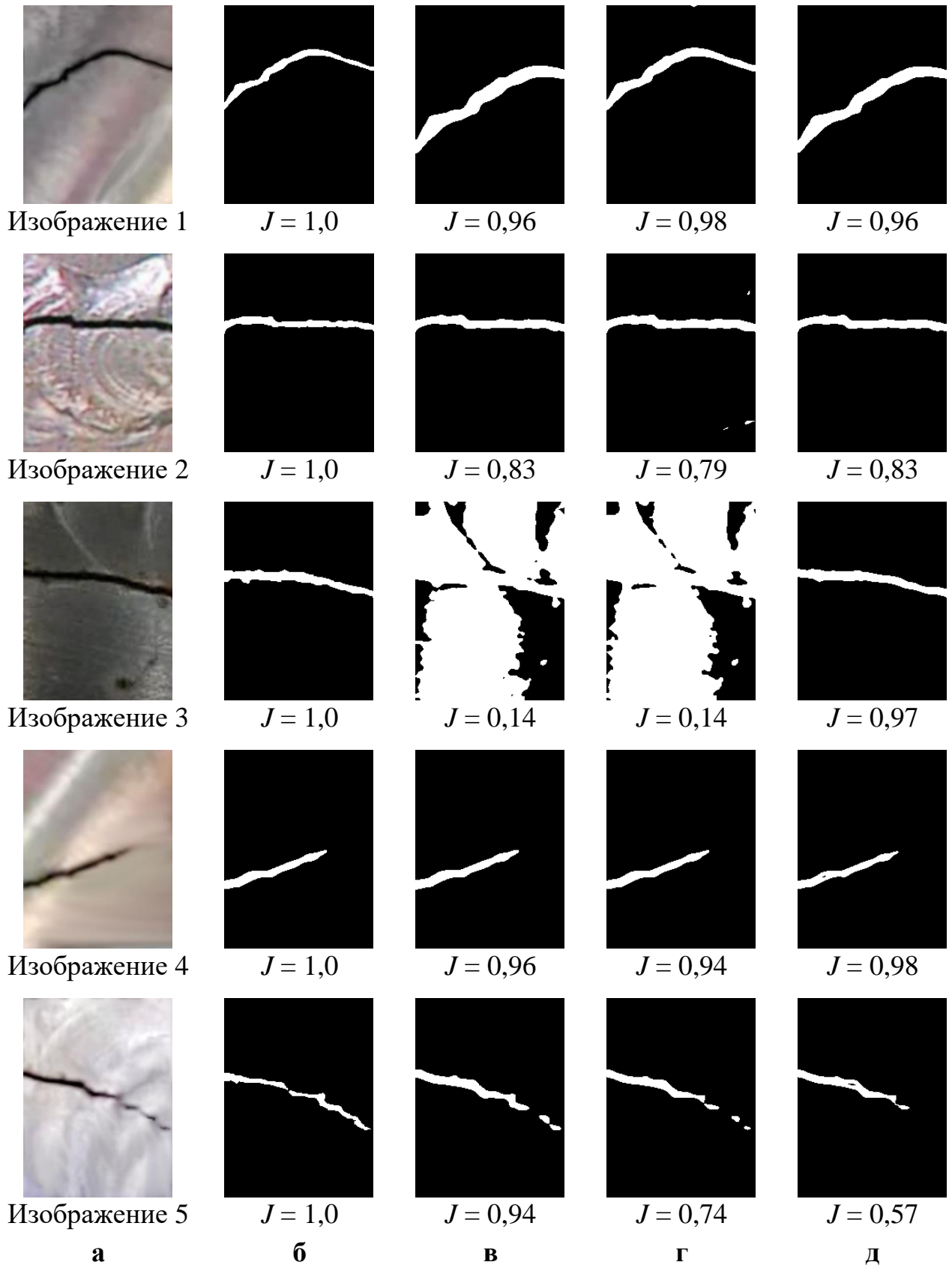


Рисунок 4.6 – Пример результатов обнаружения дефектов сварного шва класса "Поперечная трещина": а – исходное изображение; б – метод НО (ручной режим); в – метод Оцу; г – метод k -средних; д – метод НО+IF&PA (автоматический режим).

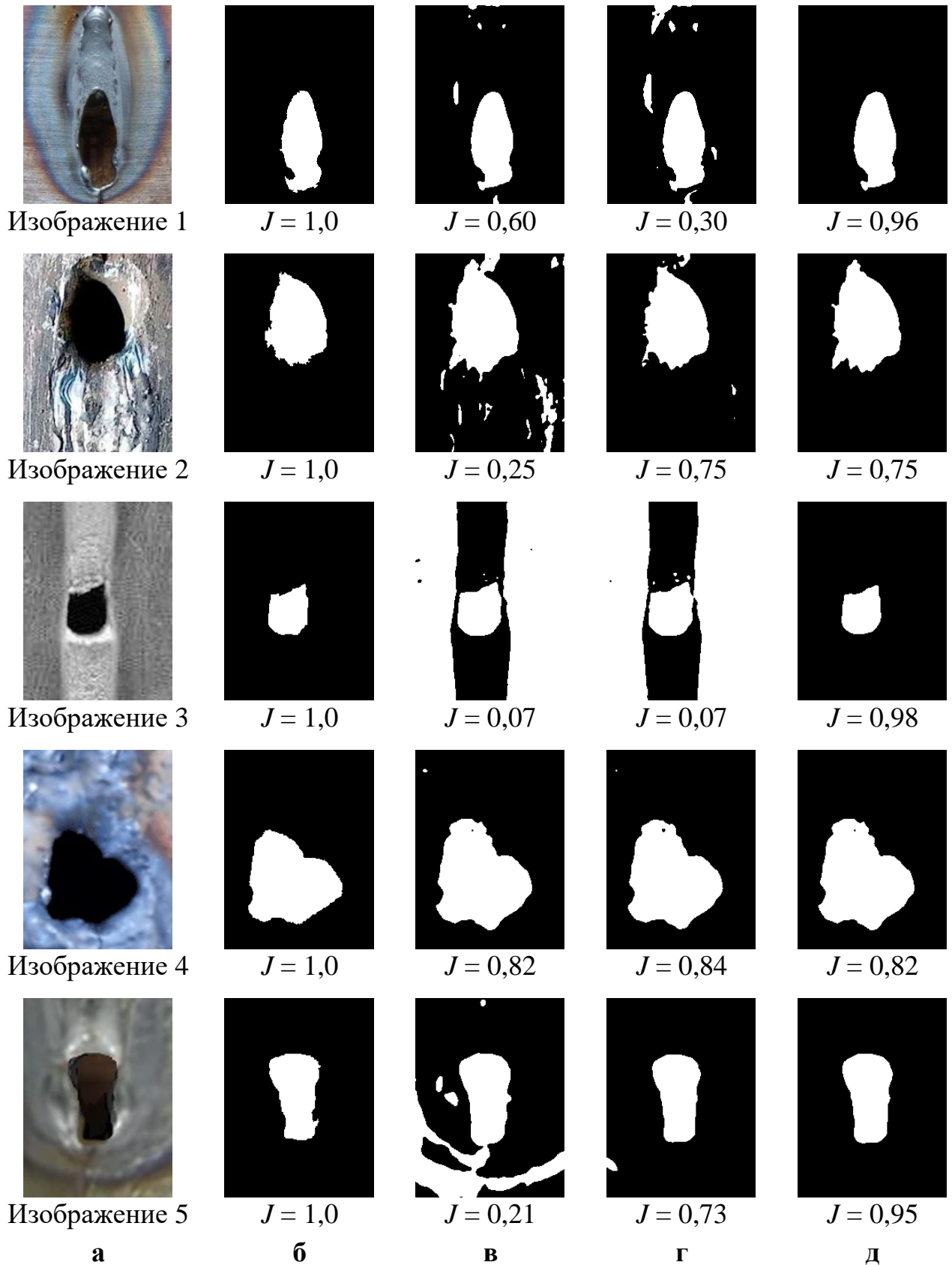


Рисунок 4.7 – Пример результатов обнаружения дефектов сварного шва класса "Прожог": а – исходное изображение; б – метод НО (ручной режим); в – метод Оцу; г – метод k -средних; д – метод НО+IF&PA (автоматический режим).

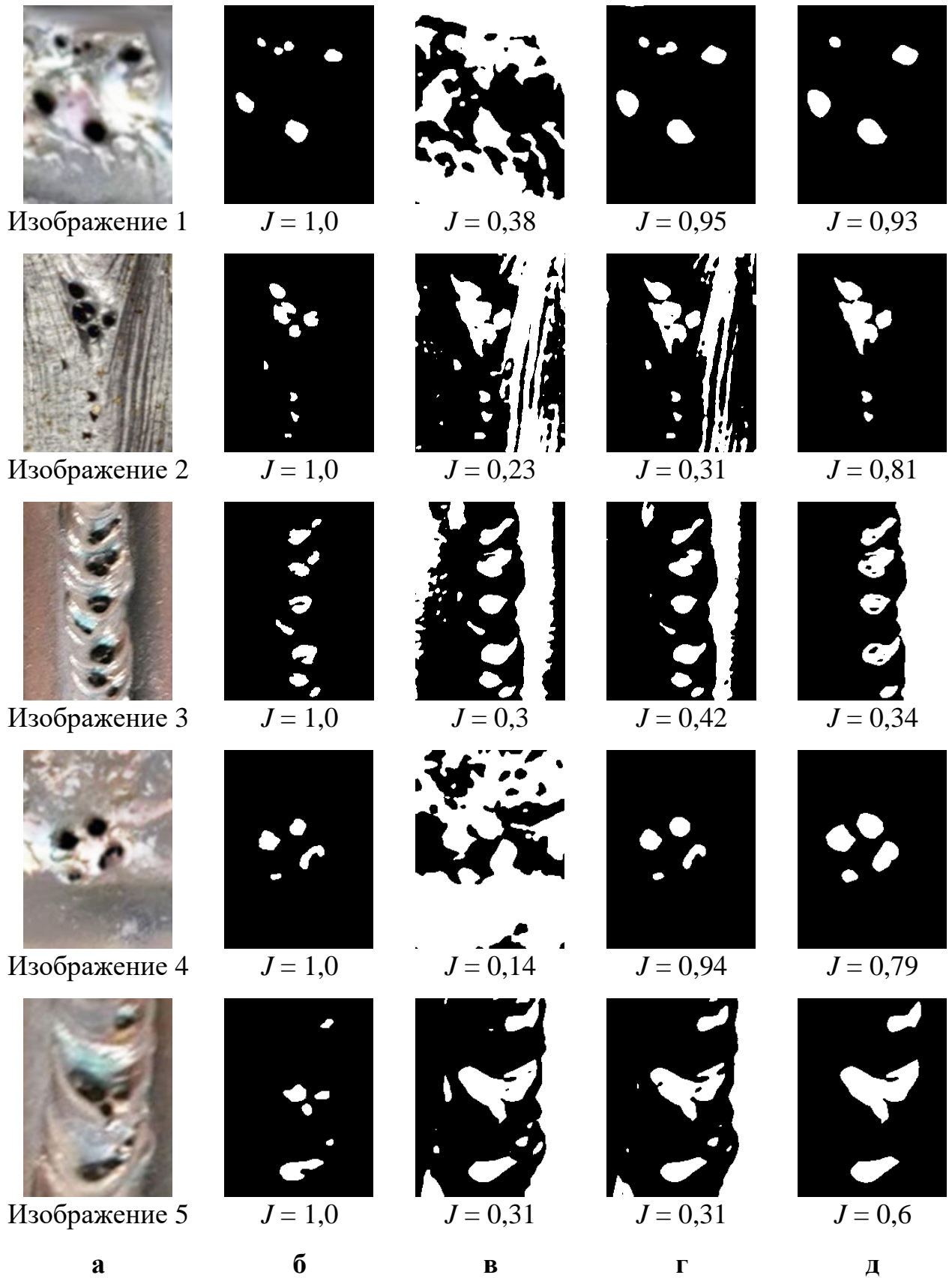


Рисунок 4.8 – Пример результатов обнаружения дефектов сварного шва класса "Два и более дефектов классов 2 – 5": а – исходное изображение; б – метод НО (ручной режим); в – метод Оцу; г – метод k -средних; д – метод НО+IF&PA (автоматический режим).

Из экспериментальных данных также следует, что выигрыш от применения метода НО+IF&PA несколько снижается в следующих случаях: площадь дефекта слишком мала по сравнению с размерами анализируемого изображения; изображение имеет темные бездефектные участки; и разница между интенсивностями цвета дефектных и бездефектных участков невелика. Преодоление этих трудностей может составить предмет дальнейших исследований по совершенствованию предложенного подхода.

4.5.2 Результаты исследования наращивания областей и детектирования границ с применением IF&PA

Оценивание точности распознавания (accuracy). Результаты испытаний, приведенные в таблице 4.4, показывают, что метод НО+ДГ+IF&PA обеспечила правильное распознавание дефектов на 138 (92 %) из 150 входных изображений. Между тем метод Оцу точно распознал 81 дефектов (54 %), метод *k*-средних точно распознал дефекты только на 74 изображениях (49,3 %), а метод НО+IF&PA точно распознал 124 дефекта (82,7 %).

Таблица 4.4 – Количество автоматически распознанных дефектов

Класс. Наименование дефекта	Предъ- явлено	Распознано методом				Точность метода, %			
		Оцу	<i>k</i> - средних	НО+ IF&PA	НО+ДГ+ IF&PA	Оцу	<i>k</i> - средних	НО+ IF&PA	НО+ДГ+ IF&PA
1. Полость	23	2	2	17	21	8,7	8,7	73,9	91,3
2. Поперечная трещина	19	15	15	17	18	78,9	78,9	89,4	94,7
3. Продольная трещина	30	16	15	22	27	53,3	50,0	73,3	90,0
4. Прожог	39	31	28	38	38	79,4	71,8	97,4	97,4
5. Два и более дефектов классов 2-4	39	17	14	30	34	43,6	35,9	76,9	87,2
Всего	150	81	74	124	138	54,0	49,3	82,7	92,0

Из таблицы 4.4 видно, что точность распознавания различается для различных классов дефектов. Например, оказалось, что дефекты классов 1

(полость) и 5 (множественный дефект) оказались трудными для распознавания традиционными методами Оцу и k -средних.

Данные таблице 4.4 показывают также, что применение метода НО+ДГ+IF&PA двух подходов к сегментации (наращивания областей и детектирования контуров) в сочетании с организацией вычисления необходимых для них пороговых значений робастным методом IF&PA дает явно выраженный положительный эффект.

Оценивание показателя F_1 . Показатель F_1 был рассчитан для каждого i -го, $i = 1, \dots, 150$, изображения, предъявленного методам Оцу; k -средних; НО+IF&PA и НО+ДГ+IF&PA. Полученные результаты представлены в таблице 4.5.

Таблица 4.5 – Значения меры F_1 при распознавании разных классов дефектов

Класс. Наименование дефекта	Номер изображения	Метод Оцу	Метод k -средних	Метод НО+IF&PA	Метод НО+ДГ+IF&PA
1. Полость	1	0	0	0,9453	1
	2	0	0	0,7792	1
	3	0	0	0,5476	0,9667
	4	0	0	0,5714	1
	5	0,009	0,009	0,5917	0,7116
	6	0,0135	0,0055	0,0380	0,8151
	7	0,0023	0,0023	0,0213	0,5101
	8	0,018	0	0,5328	1
	9	0,0359	0,0352	0,7912	0,7912
	10	0	0	1	1
	11	0,0086	0	0,6822	0,9647
	12	0,004	0	0,7952	0,9375
	13	0	0	0	0,7007
	14	0	0	0,7135	0,9939
	15	0,8013	0,7062	0,8147	1
	16	0,7952	0,7328	0,7931	0,5449
	17	0	0	0,7245	0,9276
	18	0	0	0	0,0794
	19	0,0011	0	0	0,952
	20	0,0094	0	0,5722	0,7324
	21	0	0	0	0,2533
	22	0	0	0,7009	0,7834
	23	0	0	1	1
2. Поперечная трещина	24	0,0828	0,0694	0,6597	0,9696
	25	0,8581	0,8581	0,9785	0,9895
	26	0,2121	0,2082	0,992	0,9966

Продолжение таблицы 4.5

Класс. Наименование дефекта	Номер изображения	Метод Оцу	Метод k-средних	Метод НО+IF&PA	Метод НО+ДГ+IF&PA
2. Поперечная трещина	27	0,5135	0,5484	0,9958	1
	28	0,9224	0,9224	0,8042	0,9427
	29	0,5738	0,5532	0,9724	0,9973
	30	0,0432	0,0432	0,788	0,9521
	31	0,9494	0,9494	0,9882	0,9896
	32	0,9935	0,9935	1	0,996
	33	0,9267	0,9267	0,8871	1
	34	0,826	0,826	0,9747	1
	35	0,5428	0,6616	0,7208	0,8082
	36	0,5	0,5445	0,7879	1
	37	0,7666	0,6617	0,7649	0,936
	38	0,918	0,918	0,9512	0,7915
	39	0,5911	0,5421	0,5778	0,9925
	40	0,811	0,8297	0,8769	0,966
	41	0,0597	0,0022	1	0,9663
	42	0,5423	0,0054	0,8036	0,8974
3. Продольная трещина	43	0,1839	0,1524	0,1427	0,7756
	44	0,2783	0,2733	0,4758	0,986
	45	0,2589	0,1814	0,3826	0,9793
	46	0,0208	0,0062	0	0,4446
	47	0,0116	0,0119	0,6489	0,9918
	48	0,0619	0,0726	0,9038	0,8481
	49	0,0344	0,0344	0,0977	0,1215
	50	0,14	0,14	0,4075	0,9317
	51	0,8239	0,8239	0,9242	1
	52	0	0	0,6821	0,8487
	53	0,8014	0,5338	0,8041	0,9771
	54	0	0,5338	0,7156	0,9603
	55	0,9788	0,9788	0,9522	0,9702
	56	0,7372	0	0,6263	0,9826
	57	0,8087	0,7896	0,9854	1
	58	0,7937	0,5312	0,9105	0,9872
	59	0,5315	0,5359	0,9822	0,9979
	60	0,5398	0,5984	0,7025	0,9989
	61	0,8122	0,7606	0,8249	0,9761
	62	0,5894	0,5894	0,6177	0,9189
	63	0,9764	0,0009	0,9764	0,9764
	64	0,1195	0,1191	0,0958	0,0323
	65	0,1587	0,1587	0,9235	0,8795
	66	0,7838	0,7817	0,914	0,7844
	67	0,9513	0,9513	0,9496	0,9885
	68	0,0564	0,0186	0,7191	0,8094
	69	0,6771	0,6302	0,7585	0,9585

Продолжение таблицы 4.5

Класс. Наименование дефекта	Номер изображения	Метод Оцу	Метод k-средних	Метод НО+IF&PA	Метод НО+ДГ+IF&PA
3. Продольная трещина	70	0,7119	0,6466	0,8116	0,7649
	71	0,2018	0,2154	0,2024	0,9648
	72	0,558	0,5988	0,6583	0,8779
4. Прожог	73	0	0	0,6815	1
	74	0,9614	0,9614	0,9614	0,9615
	75	1	1	1	1
	76	1	1	1	0,9881
	77	0,8333	0,5589	0,9882	0,9232
	78	0,6123	0,0156	0,9661	1
	79	0,9686	0,573	1	1
	80	0,6955	0,5168	0,9799	0,9909
	81	0,9859	0,9859	0,9797	0,9715
	82	0,9943	0,9943	0,8775	0,9582
	83	0,7453	0,7453	0,6502	0,8751
	84	0,7705	0,7705	0,6573	0,6995
	85	0,5423	0,5136	0,6845	0,7216
	86	0,6931	0,6931	0,7358	0,8627
	87	0,0011	0	0,9861	0,9935
	88	0,7928	0	0,8101	0,9664
	89	0,5062	0,5325	0,8618	0,8689
	90	0,583	0,5854	0,9397	0,8831
	91	0,6424	0,6222	0,7399	0,8599
	92	0,5466	0,6635	1	0,8396
	93	0,6219	0,6219	0,7226	0,9981
	94	0,6406	0,655	0,7428	0,5449
	95	0,7062	0,5845	0,7705	0,7343
	96	0,5021	0,8028	0,8183	0,7989
	97	0,6319	0,6319	0,7055	0,9482
	98	0,8958	0,8958	0,9166	0,9845
	99	0,9041	0,9041	0,9359	0,921
	100	0,5584	0	0,7664	1
	101	0,0403	0,0053	0,733	0,6697
	102	0,7622	0,7622	1	0,9917
	103	0,8235	0,8235	0,7372	0,6448
	104	0,8796	0,6714	0,8259	0,7131
	105	0,5764	0,5764	0,671	0,9648
	106	0,7075	0,7075	0,8597	0,8829
	107	0,0567	0	0,1642	0,7489
	108	0	0,5121	0,7101	0,8312
	109	0,1398	0,0625	1	0,9394
	110	0	0	0,9780	0,9863
	111	0,3994	0,4337	0,7218	0,8917

Продолжение таблицы 4.5

Класс. Наименование дефекта	Номер изображения	Метод Оцу	Метод k -средних	Метод НО+IF&РА	Метод НО+ДГ+IF&РА
5. Два и более дефектов классов 2-4	112	0	0	0,6095	0,5903
	113	0,0076	0	0,6732	0,8626
	114	0	0	0,7343	0,7236
	115	0	0	0,7739	0,8323
	116	0,1021	0,0191	0,5718	0,8618
	117	0,0577	0,0629	0,7525	0,9181
	118	0,0025	0,0025	0,9759	1
	119	0,0977	0,052	0,0345	0,019
	120	0,0079	0	0,0442	0,1084
	121	0,1815	0,175	0,506	0,5008
	122	0,0325	0,0121	0,1787	0,0931
	123	0,5135	0,7977	0,5968	0,774
	124	0,0019	0	0,8382	0,6829
	125	0,0034	0,0013	0	0,5452
	126	0,0094	0,0094	0	0,3467
	127	0,7613	0,7613	0,7906	0,8491
	128	0,8112	0,823	0,8599	0,8539
	129	0,6623	0,6623	0,7458	0,6025
	130	0,7283	0,7283	0,568	0,8117
	131	0,8094	0	0,8456	0,9447
	132	0,5245	0,5951	0,6394	0,8987
	133	0,6927	0,7764	0,9886	0,962
	134	0,0031	0	0	0,9778
	135	0,7473	0,7535	0,8316	0,9705
	136	0,5673	0,0142	0,6505	0,6599
	137	0	0	0,7007	0,3478
	138	0,0025	0,0025	0,7395	0,9202
	139	0	0	0	0,6706
	140	0,0518	0,0518	0,7116	0,782
	141	0,7031	0,7031	0,7962	0,8727
142	0,5101	0,5201	0,6128	0,9884	
143	0,5703	0,57	0,7853	0,9596	
144	0,5276	0	0,6423	0,9334	
145	0,7778	0,6403	0,7764	0,7486	
146	0,529	0,529	0,6769	0,9338	
147	0,7522	0,7522	0,7954	0,7606	
148	0	0	0,5204	0,7069	
149	0,0008	0,0008	0,0026	0,5902	
150	0,0155	0,0118	0,0846	0,867	

По полученным данным для каждого метода были построены кривые, представляющие распределение показателя F_1 по всем 150 проанализированным

изображениям (см. рисунок 4.9). Поскольку значения F_1 являются случайными, на графиках группы значений, относящиеся к одному тестируемому методу распознавания, *упорядочены по возрастанию* с целью повышения информативности визуализации.

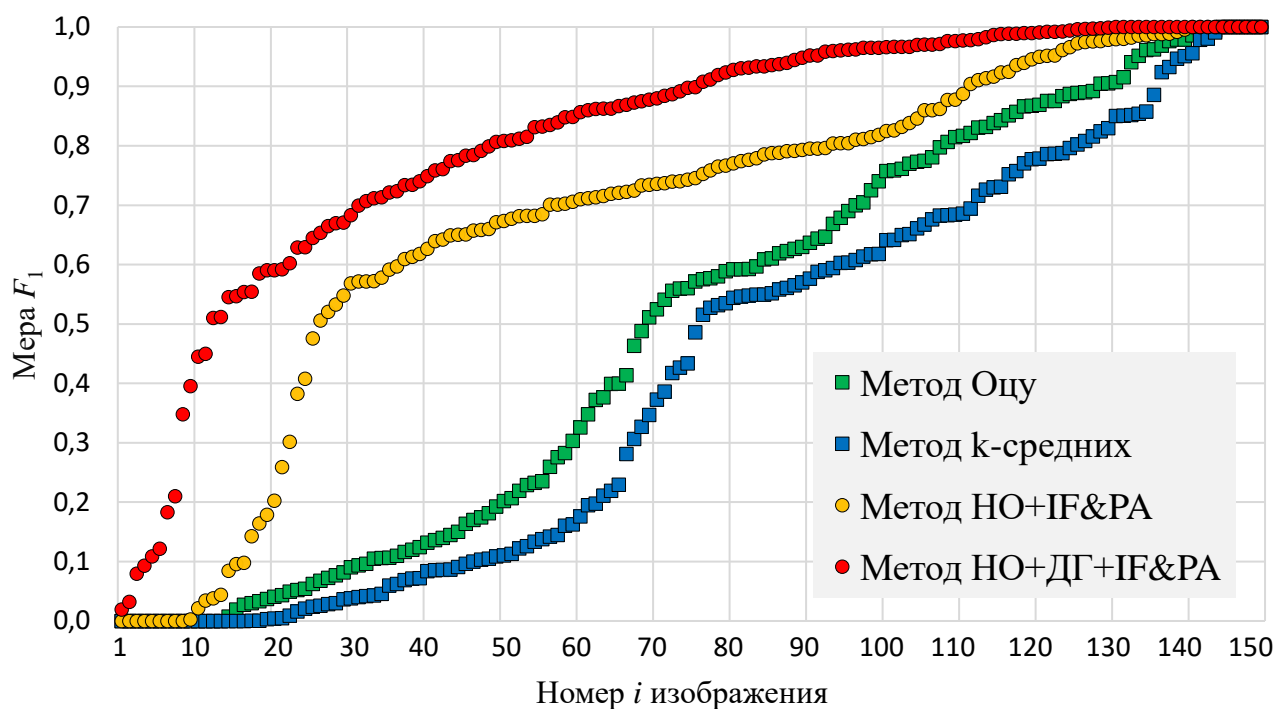


Рисунок 4.9 – Графики упорядоченных значений меры F_1 , рассчитанных для каждого i -го, $i = 1, \dots, 150$, изображения, предъявленного методам Оцу (зеленый); k -средних (синий); НО+IF&РА (желтый) и НО+ДГ+IF&РА (красный)

Из данных таблицы 4.5 и рисунка 4.9 видно, что кривая метрики F_1 , построенная для результатов метода НО+ДГ+IF&РА, имеет наиболее выпуклую кривизну по сравнению с остальными методами, т.е. большинство значений показателя приближаются к его максимуму. Это свидетельствует о существенном доминировании качества распознавания методом НО+ДГ+IF&РА над другими методами в ходе проведенных экспериментальных исследований.

Конкретные примеры исследуемых изображений дефектов и результаты их распознавания с соответствующими значениями меры F_1 показаны на рисунках 4.10 – 4.14.

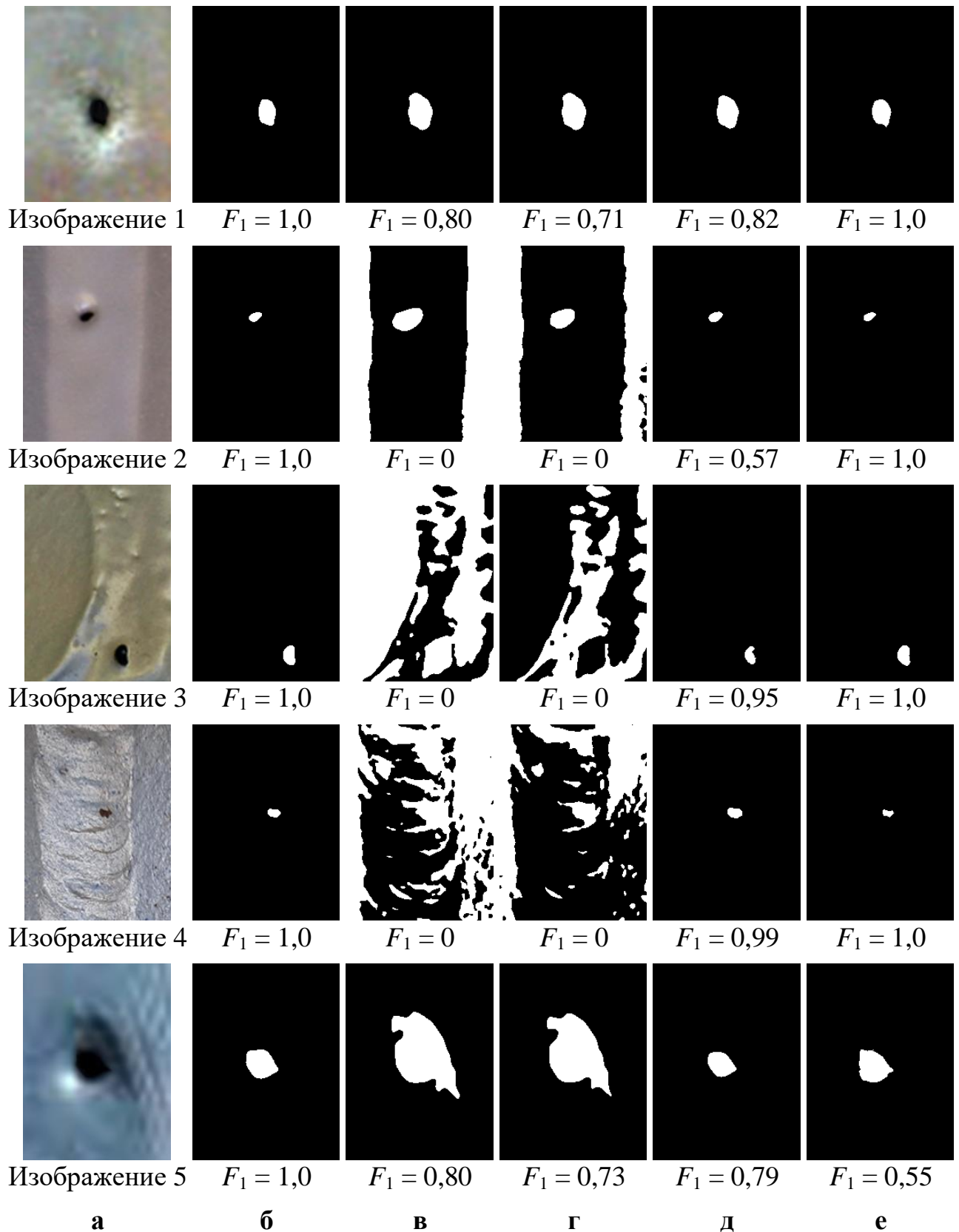


Рисунок 4.10 – Пример результатов обнаружения дефектов сварного шва класса "Полость": а – входное изображение; б – интерактивный режим НО; в – метод Оцу; г – метод k -средних; д – НО+IF&РА; е – метод НО+ДГ+IF&РА

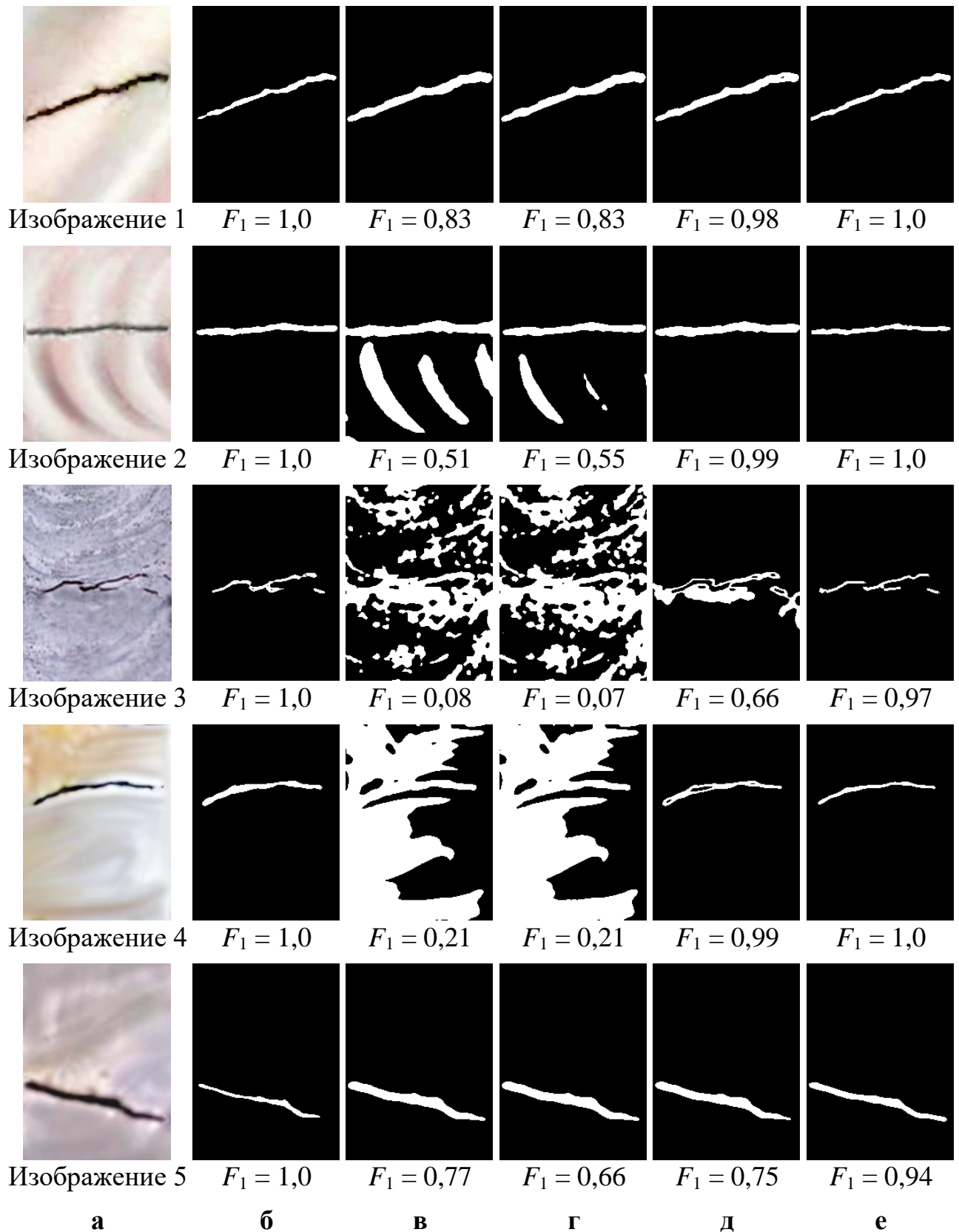


Рисунок 4.11 – Пример результатов обнаружения дефектов сварного шва класса "Поперечная трещина": а – входное изображение; б – интерактивный режим НО; в – метод Оцу; г – метод k -средних; д – НО+ИФ&РА; е – метод НО+ДГ+ИФ&РА

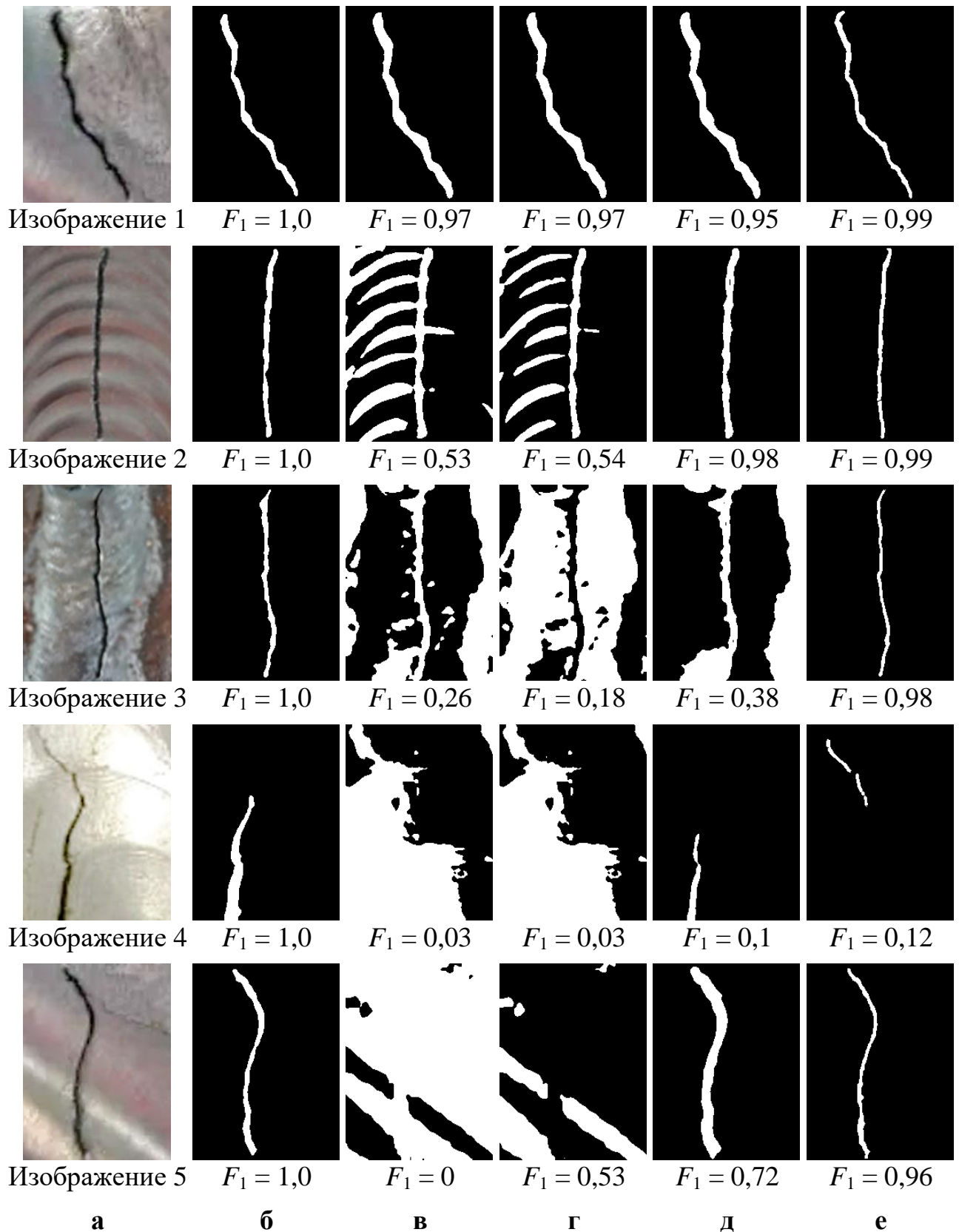


Рисунок 4.12 – Пример результатов обнаружения дефектов сварного шва класса "Продольная трещина": а – входное изображение; б – интерактивный режим НО; в – метод Оцу; г – метод k -средних; д – НО+IF&PA; е – метод НО+ДГ+IF&PA

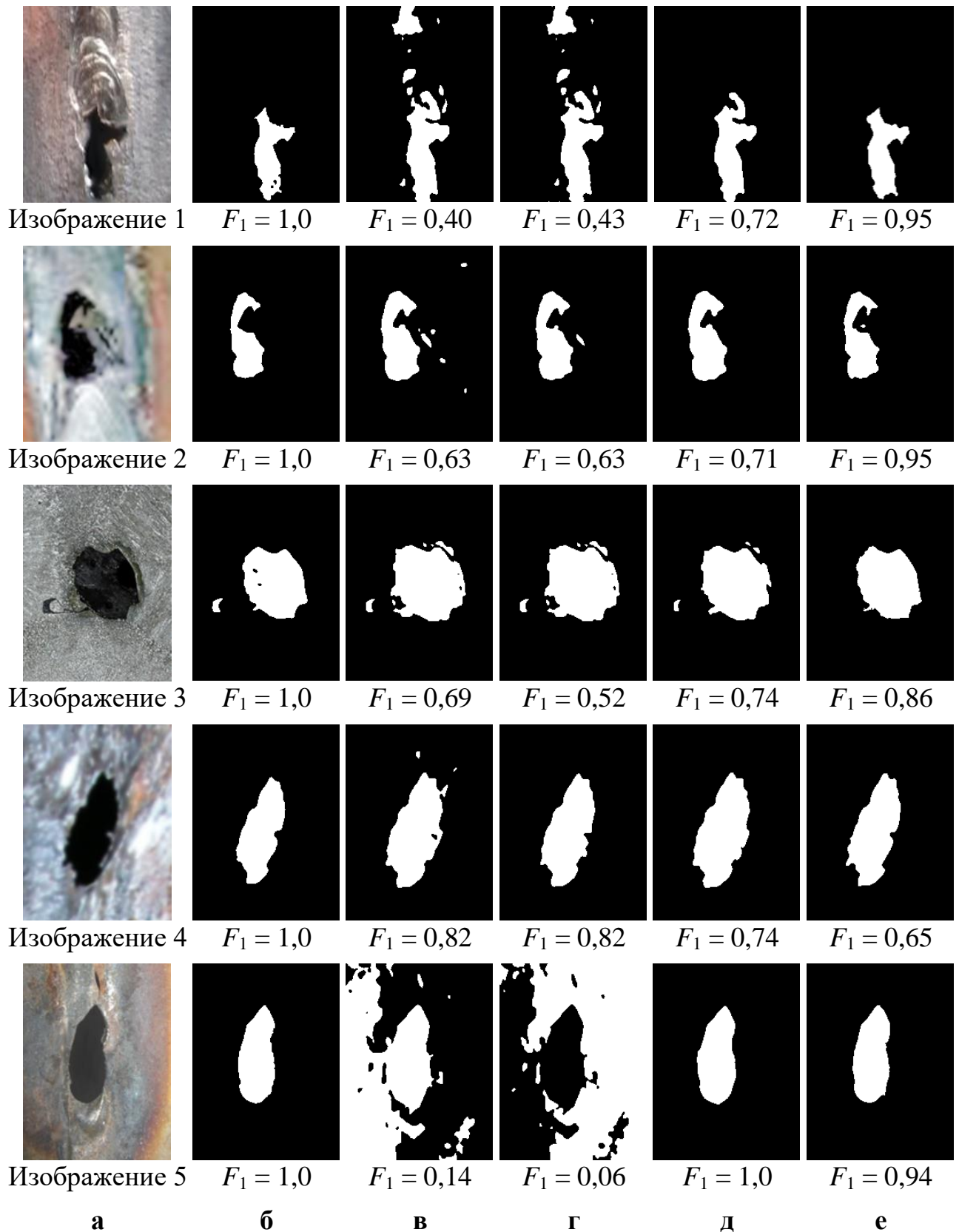


Рисунок 4.13 – Пример результатов обнаружения дефектов сварного шва класса "Прожег": а – входное изображение; б – интерактивный режим НО; в – метод Оцу; г – метод k -средних; д – НО+IF&PA; е – метод НО+ДФ+IF&PA

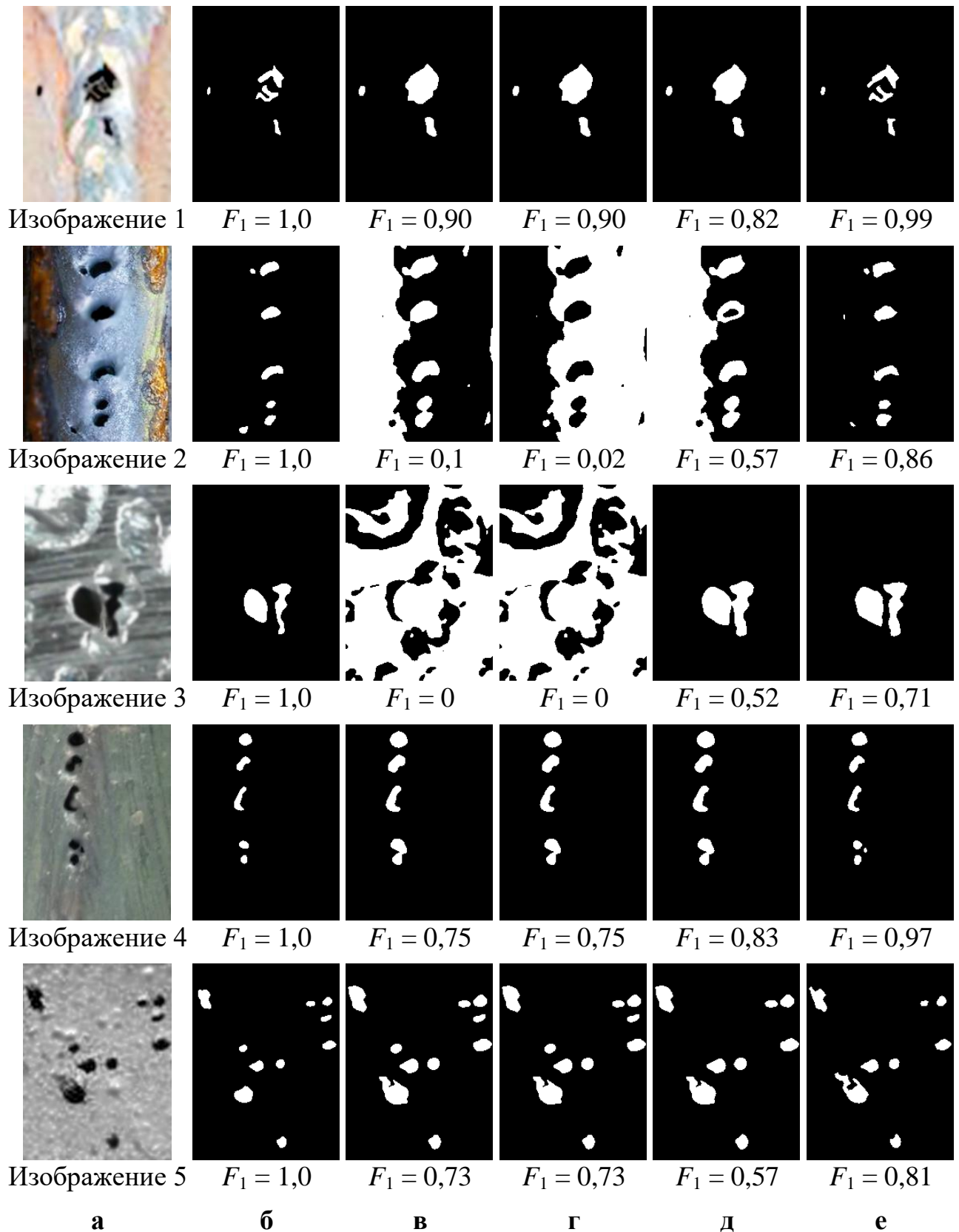


Рисунок 4.14 – Пример результатов обнаружения дефектов сварного шва класса "Два и более дефектов классов 2 – 5": а – входное изображение; б – интерактивный режим НО; в – метод Оцу; г – метод k -средних; д – НО+IF&PA; е – метод НО+ДГ+IF&PA

Из данных таблиц 4.4, 4.5 и рисунков 4.9 – 4.14 следуют, что предложенный метод НО+ДГ+IF&PA имеет преимущества перед традиционными методами при автоматическом обнаружении дефектов сварных швов на всех классах дефектов. Он эффективнее, чем другие методы, детализирует границы дефектов сварного шва и удаляет шумы в конечном результате.

4.5.3. Оценивание точности определения геометрических признаков

В ходе экспериментальных исследований была произведена оценка точности определения четырех безразмерных геометрических признаков дефектов: прямоугольности x_6 , округлости x_7 , соотношения сторон x_8 и сплошности x_9 . Для этого из 150 тестируемых изображений были отобраны изображения классов 1–4, а также те изображения, на которых все методы сумели распознать дефекты, обеспечив значение меры $F_1 \geq 0,5$. Из отобранных изображений был сформирован набор из 50 изображений, которые участвовали в эксперименте по определению значений признаков.

Для каждого i -го изображения, $i = 1, \dots, 50$, рассчитывались отклонения $u_i(x)$ признаков x от истинного значения по формуле:

$$u_i(x) = |x_{truei} - x_{methodi}|, \quad (4.6)$$

где x – признак дефекта x_6, x_7, x_8 или x_9 ; x_{truei} – значение признака x истинного дефекта, распознанного интерактивным НО на i -ом изображении; $x_{methodi}$ – значение признака x дефекта, распознанного тестируемым методом ($method =$ Оцу, k -средних, НО+IF&PA или НО+ДГ+IF&PA) на i -ом изображении.

Таким образом, были получены оценки точности определения признаков дефектов сварки тестируемыми методами распознавания (см. таблицу 4.6 - 4.9). Эти же оценки представлены на рисунке 4.15 в виде семейства кривых распределения отклонений $u_i(x)$ признаков x дефектов, определенных методами Оцу, k -средних, НО+IF&PA и НО+ДГ+IF&PA, по всем 50 проанализированным изображениям.

Так же, как и в случае с кривыми F_1 на рисунке 4.9, при определении каждого признака группы значений на рисунке 4.15, относящиеся к одному тестируемому методу распознавания, *упорядочены по возрастанию* с целью повышения информативности визуализации.

Кривые, представленные на рисунке 4.15, показывают изменение $u_i(x)$ в зависимости от номера изображения для каждого исследуемого метода распознавания. По расстоянию от этих кривых до оси абсцисс легко судить о точности этого метода: чем меньше это расстояние, тем выше точность метода.

Из рисунка 4.15 видно, что кривая $u_i(x)$, построенная для метода НО+ДГ+IF&РА (красная линия), для каждого из определяемых признаков расположена ближе к оси абсцисс, чем кривые, построенные для всех остальных методов.

Таблица 4.6 – Истинные значения признака x_6 (прямоугольность) и отклонения $u_i(x)$, полученные тестируемыми методами для изображений $i = 1, \dots, 50$

i	Истинное значение	Отклонение значения, полученного методом			
		Оцу	k -средних	НО+IF&РА	НО+ДГ+IF&РА
1	0,6232	0,0010	0,0010	0,0034	0,0004
2	0,7659	0,0053	0,0053	0,0053	0,0156
3	0,6021	0,0065	0,0065	0,0116	0,0153
4	0,6336	0,0010	0,0010	0,0058	0,0061
5	0,6369	0,0057	0,0057	0,0041	0,0011
6	0,4983	0,0303	0,0303	0,0303	0,0053
7	0,6605	0,0050	0,0050	0,0133	0,1568
8	0,5730	0,0218	0,0226	0,0079	0,0620
9	0,7330	0,0175	0,0175	0,2208	0,0132
10	0,7108	0,0146	0,0146	0,0102	0,0029
11	0,2525	0,3854	0,3854	0,3927	0,3891
12	0,5581	0,1309	0,1309	0,1374	0,2485
13	0,3534	0,1444	0,1444	0,1668	0,0469
14	0,6948	0,0886	0,0886	0,1154	0,0899
15	0,6591	0,0367	0,0367	0,0455	0,0371
16	0,7225	0,0407	0,0407	0,1126	0,0392
17	0,6012	0,0488	0,0488	0,0529	0,0286
18	0,8125	0,0726	0,0726	0,0663	0,0944
19	0,7167	0,1393	0,1393	0,0153	0,0089

Продолжение таблицы 4.6

<i>i</i>	Истинное значение	Отклонение значения, полученного методом			
		Оцу	<i>k</i> -средних	НО+IF&PA	НО+ДГ+IF&PA
20	0,2622	0,0767	0,0767	0,4855	0,0204
21	0,7743	0,1489	0,1489	0,4354	0,0323
22	0,0835	0,0338	0,0338	0,0387	0,0175
23	0,1080	0,0648	0,0648	0,0480	0,0033
24	0,1837	0,0688	0,0688	0,0029	0,0149
25	0,2775	0,0229	0,0229	0,0363	0,1010
26	0,1019	0,1093	0,1065	0,0717	0,0198
27	0,1164	0,1012	0,1012	0,0852	0,0430
28	0,1240	0,0756	0,0756	0,0694	0,0166
29	0,1454	0,0479	0,0479	0,0434	0,0230
30	0,1206	0,0537	0,0523	0,2510	0,0046
31	0,0870	0,0348	0,0348	0,0398	0,0196
32	0,1127	0,1426	0,1426	0,1275	0,0644
33	0,1076	0,0721	0,0721	0,0574	0,0054
34	0,4169	0,0885	0,0885	0,0935	0,0281
35	0,2334	0,0801	0,0801	0,0424	0,0136
36	0,4321	0,0942	0,0942	0,0503	0,0385
37	0,5541	0,1011	0,1011	0,0829	0,0116
38	0,2597	0,0376	0,0376	0,0447	0,0194
39	0,3536	0,1008	0,1008	0,1214	0,0860
40	0,3033	0,0030	0,0030	0,0003	0,0488
41	0,5020	0,1090	0,1090	0,1152	0,0453
42	0,3896	0,1130	0,1130	0,0887	0,0672
43	0,5166	0,0672	0,0672	0,0235	0,0240
44	0,5368	0,0539	0,0539	0,0541	0,0012
45	0,6829	0,0671	0,0190	0,0377	0,0745
46	0,6797	0,0158	0,0013	0,0095	0,0238
47	0,6798	0,0012	0,0277	0,0131	0,0138
48	0,5623	0,0897	0,0314	0,0400	0,0140
49	0,6931	0,0282	0,0282	0,0240	0,0083
50	0,6028	0,1472	0,0961	0,0372	0,0801

Таблица 4.7 – Истинные значения признака x_7 (округлость) и отклонения $u_i(x)$, полученные тестируемыми методами для изображений $i = 1, \dots, 50$

<i>i</i>	Истинное значение	Отклонение значения, полученного методом			
		Оцу	<i>k</i> -средних	НО+IF&PA	НО+ДГ+IF&PA
1	0,7892	0,0908	0,0908	0,0961	0,1039
2	0,7769	0,0166	0,0166	0,0166	0,0066
3	0,6480	0,0216	0,0216	0,0186	0,0023

Продолжение таблицы 4.7

<i>i</i>	Истинное значение	Отклонение значения, полученного методом			
		Оцу	<i>k</i> -средних	НО+IF&PA	НО+ДГ+IF&PA
4	0,7956	0,0106	0,0106	0,0100	0,0236
5	0,7422	0,0129	0,0129	0,0619	0,0019
6	0,4967	0,0273	0,0273	0,0273	0,0786
7	0,8598	0,0458	0,0458	0,1194	0,3645
8	0,6152	0,3807	0,3891	0,0128	0,0586
9	0,7001	0,0183	0,0183	0,1946	0
10	0,9644	0,0139	0,0139	0,0112	0,0238
11	0,5828	0,0806	0,0806	0,2409	0,2192
12	0,5828	0,0806	0,0806	0,2409	0,2192
13	0,5828	0,0806	0,0806	0,2409	0,2192
14	0,5828	0,0806	0,0806	0,2409	0,2192
15	0,9944	0,0065	0,0065	0,0915	0,1682
16	0,9944	0,0065	0,0065	0,0915	0,1682
17	0,4768	0,5442	0,5442	0,0700	0,0071
18	0,9693	0,0593	0,0593	0,0339	0,0406
19	0,9648	0,4007	0,4007	0,0055	0,1349
20	0,3549	0,5120	0,5120	0,5286	0,0066
21	0,3549	0,5120	0,5120	0,5286	0,0066
22	0,0850	0,0336	0,0336	0,0375	0,0193
23	0,0958	0,0616	0,0616	0,0461	0,0034
24	0,1140	0,0649	0,0649	0,0153	0,0056
25	0,1140	0,0649	0,0649	0,0153	0,0056
26	0,0956	0,1140	0,1116	0,0738	0,0252
27	0,0901	0,0831	0,0831	0,0695	0,0369
28	0,0662	0,0495	0,0495	0,0461	0,0120
29	0,1701	0,0670	0,0670	0,0623	0,0367
30	0,1618	0,9040	0,4936	0,2243	0,0125
31	0,0890	0,0345	0,0345	0,0396	0,0231
32	0,1212	0,1363	0,1363	0,1254	0,0601
33	0,1279	0,0879	0,0879	0,0698	0,0084
34	0,1149	0,0584	0,0584	0,0517	0,0088
35	0,1403	0,0569	0,0569	0,0304	0,0085
36	0,1403	0,0569	0,0569	0,0304	0,0085
37	0,3207	0,1115	0,1115	0,1152	0,0205
38	0,3207	0,1115	0,1115	0,1152	0,0205
39	0,0895	0,0560	0,0560	0,0618	0,0326
40	0,2359	0,0072	0,0072	0,0112	0,0382
41	0,2359	0,0072	0,0072	0,0112	0,0382
42	0,5208	0,1365	0,1365	0,1086	0,0825
43	0,6327	0,0612	0,0612	0,0281	0,0152

Продолжение таблицы 4.7

i	Истинное значение	Отклонение значения, полученного методом			
		Оцу	k -средних	НО+IF&PA	НО+ДГ+IF&PA
44	0,5611	0,0264	0,0264	0,0435	0,0403
45	0,7439	0,9230	0,9230	0,0852	0,1936
46	0,7439	0,9230	0,9230	0,0852	0,1936
47	0,7439	0,9230	0,9230	0,0852	0,1936
48	0,7439	0,9230	0,9230	0,0852	0,1936
49	0,8617	0,0080	0,0080	0,0068	0,0324
50	0,4831	0,0588	0,0588	0,1252	0,1697

Таблица 4.8 – Истинные значения признака x_8 (соотношение сторон) и отклонения $u_i(x)$, полученные тестируемыми методами для изображений $i = 1, \dots, 50$

i	Истинное значение	Отклонение значения, полученного методом			
		Оцу	k -средних	НО+IF&PA	НО+ДГ+IF&PA
1	1,3276	0,0050	0,0050	0,0167	0,0167
2	0,6706	0,0226	0,0226	0,0226	0,0226
3	1,4906	0,0084	0,0084	0,0003	0,0280
4	1,2838	0,0306	0,0306	0,0306	0,0433
5	0,7093	0,0098	0,0098	0,0098	0,0048
6	1,1084	0,0165	0,0165	0,0165	0,0644
7	0,6630	0,0178	0,0178	0,0144	0,1864
8	0,6623	0,0816	0,0938	0,0784	0,0592
9	0,9091	0,0802	0,0802	0,0177	0,0010
10	1,0333	0,0590	0,0590	0,0333	0,0333
11	0,3256	0,2805	0,2805	0,2714	0,2436
12	0,5490	0,1142	0,1142	0,0809	0,1072
13	2,4167	0,4693	0,4693	0,5667	0,4167
14	0,7857	0,0130	0,0130	0,0130	0,1032
15	0,8462	0,0656	0,0656	0,0705	0,1226
16	0,5789	0,0335	0,0335	0,0405	0,0234
17	2,0952	0,1165	0,1165	0,1165	0,0498
18	0,6563	0,0041	0,0041	0,0023	0,0496
19	1,1111	0,3281	0,3281	0,0179	0,0611
20	0,6829	0,0282	0,0282	0,0728	0,0011
21	0,5094	0,0558	0,0558	0,2017	0,0871
22	0,4279	0,0037	0,0037	0,0037	0,0044
23	3,0357	0,1341	0,1341	0,1190	0,0874
24	4,0938	0,5532	0,5532	1,3509	0,3585
25	1,0000	0,0270	0,0270	0	0,0294
26	2,9024	0,3399	0,3399	0,2136	0,1979
27	3,6341	0,1341	0,1341	0,1022	0,1133

Продолжение таблицы 4.8

<i>i</i>	Истинное значение	Отклонение значения, полученного методом			
		Оцу	<i>k</i> -средних	НО+IF&PA	НО+ДГ+IF&PA
28	0,1895	0,0157	0,0157	0,0157	0,0032
29	2,1688	0,1309	0,1309	0,1309	0,1194
30	1,0796	0,0635	0,0553	0,0555	0,0198
31	0,4260	0,0038	0,0038	0,0019	0,0130
32	0,4231	0,0199	0,0199	0,0219	0,0150
33	1,8523	0,1250	0,1250	0,1100	0,1250
34	10,8000	2,4000	2,4000	1,9579	0,3000
35	4,1471	0,2822	0,2822	0,2026	0
36	2,0000	0,1905	0,1905	0,1500	0,0588
37	4,6250	0,7750	0,7750	0,9583	0,3309
38	2,9143	0,1035	0,1035	0,1035	0,0269
39	0,0852	0,0345	0,0345	0,0264	0,0113
40	0,3427	0,0024	0,0024	0	0,0117
41	0,2041	0,0704	0,0704	0,0678	0,0510
42	1,0556	0,0111	0,0111	0,0328	0,0556
43	0,6531	0,0197	0,0197	0,0200	0,0049
44	2,2750	0,0477	0,0477	0,0972	0,0909
45	0,4754	0,2746	0,1813	0,1813	0,0393
46	0,8197	0,1630	0,0609	0,0460	0,0072
47	0,5652	0,3154	0,0763	0,0574	0,0162
48	0,8780	0,2365	0,0368	0,0156	0,0083
49	0,7037	0,0226	0,0226	0,0303	0,0349
50	0,3556	0,1444	1,1444	0,0077	0,0103

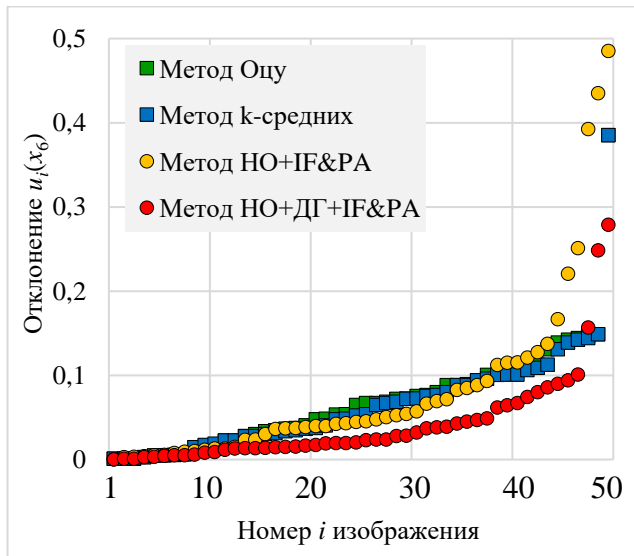
Таблица 4.9 – Истинные значения признака x_9 (сплошность) и отклонения $u_i(x)$, полученные тестируемыми методами для изображений $i = 1, \dots, 50$

<i>i</i>	Истинное значение	Отклонение значения, полученного методом			
		Оцу	<i>k</i> -средних	НО+IF&PA	НО+ДГ+IF&PA
1	0,9485	0,0189	0,0189	0,0209	0,0294
2	0,9271	0,0030	0,0030	0,0030	0,0021
3	0,8836	0,0088	0,0088	0,0101	0,0029
4	0,9316	0,0052	0,0052	0,0060	0,0011
5	0,9724	0,0008	0,0008	0,0005	0,0078
6	0,7556	0,0253	0,0253	0,0253	0,0170
7	0,9046	0,0056	0,0056	0,0009	0,1554
8	0,9040	0,0699	0,0764	0,0562	0,0784
9	0,9286	0,0328	0,0328	0,1431	0,0190
10	0,9608	0,0026	0,0026	0,0003	0,0085
11	0,6154	0,3350	0,3350	0,3383	0,3347

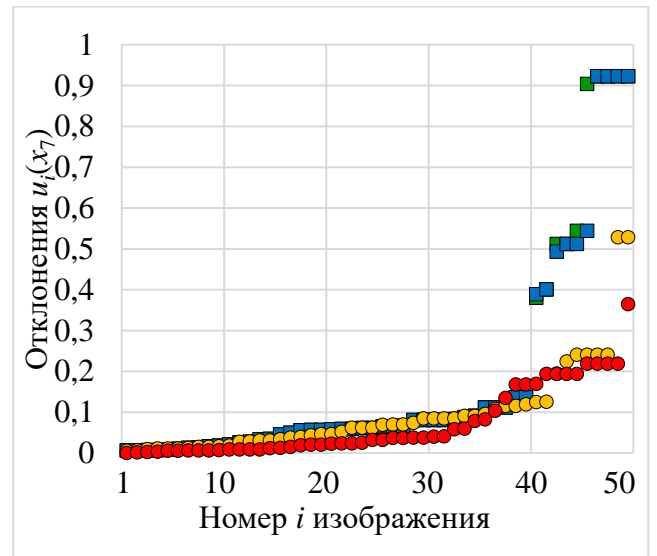
Продолжение таблицы 4.9

<i>i</i>	Истинное значение	Отклонение значения, полученного методом			
		Оцу	<i>k</i> -средних	НО+IF&PA	НО+ДГ+IF&PA
12	0,8407	0,1389	0,1389	0,1059	0,1513
13	0,6276	0,1607	0,1607	0,1864	0,0604
14	0,9907	0,0141	0,0141	0,0070	0,0331
15	0,9692	0,0280	0,0280	0,0224	0,0496
16	0,9869	0,0244	0,0244	0,0658	0,0408
17	0,8048	0,0468	0,0468	0,0504	0,0008
18	0,9698	0,0147	0,0147	0,0060	0,0185
19	0,9690	0,0848	0,0848	0,0066	0,0239
20	0,6856	0,0733	0,0733	0,2850	0,0142
21	0,9660	0,1312	0,1312	0,1914	0,0224
22	0,3448	0,0824	0,0824	0,0902	0,0716
23	0,5064	0,1302	0,1302	0,1041	0,0019
24	0,3490	0,1135	0,1135	0,1423	0,0066
25	0,8880	0,0437	0,0437	0,0291	0,0612
26	0,5396	0,1913	0,1822	0,1422	0,0800
27	0,4593	0,2220	0,2220	0,1991	0,1424
28	0,2734	0,1345	0,1345	0,1243	0,0370
29	0,7546	0,0968	0,0968	0,0920	0,0823
30	0,3903	0,1062	0,1031	0,3010	0,0346
31	0,3665	0,0806	0,0806	0,0921	0,0948
32	0,5017	0,1538	0,1538	0,1431	0,0805
33	0,4316	0,1283	0,1283	0,1118	0,0271
34	0,6166	0,0860	0,0860	0,0814	0,0028
35	0,3889	0,1029	0,1029	0,0566	0,0100
36	0,8669	0,0286	0,0286	0,0103	0,0248
37	0,7782	0,0798	0,0798	0,0724	0,0071
38	0,5601	0,0559	0,0559	0,0644	0,0337
39	0,5493	0,0139	0,0139	0,1237	0,0579
40	0,5977	0,0090	0,0090	0,0006	0,0876
41	0,7321	0,1064	0,1064	0,1115	0,0355
42	0,7680	0,0690	0,0690	0,0555	0,0413
43	0,8508	0,0324	0,0324	0,0198	0,0056
44	0,8522	0,0201	0,0201	0,0259	0,0113
45	0,9328	0,0328	0,0408	0,0486	0,1161
46	0,9500	0,0581	0,0049	0,0067	0,0099
47	0,8761	0,0789	0,0001	0,0126	0,0410
48	0,8646	0,0116	0,0309	0,0328	0,0296
49	0,9398	0,0047	0,0047	0,0036	0,0081
50	0,8750	0,1250	0,1512	0,0343	0,0341

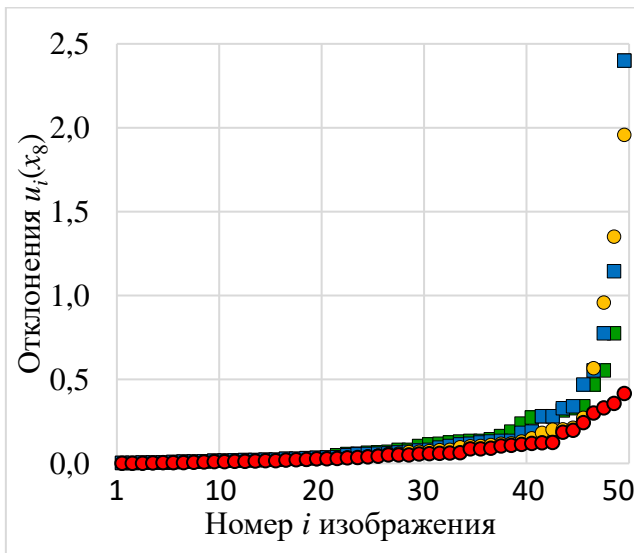
В таблице 4.10 показаны примеры значений безразмерных геометрических признаков $x_6 - x_9$ дефектов, рассчитанных для изображений всех классов, показанных на рисунках 4.10-1, 4.10-2, 4.11-1, 4.11-2, 4.12-1, 4.12-2, 4.13-1 и 4.13-2. Кроме того, для каждого значения в таблице 4.10 приведено его отклонение от принятого за истинное значения, полученного интерактивным НО. По этим отклонениям видно, что практически для всех конкретных случаев изображений метод НО+ДГ+IF&PA дал наиболее точное значение признака по сравнению с другими методами.



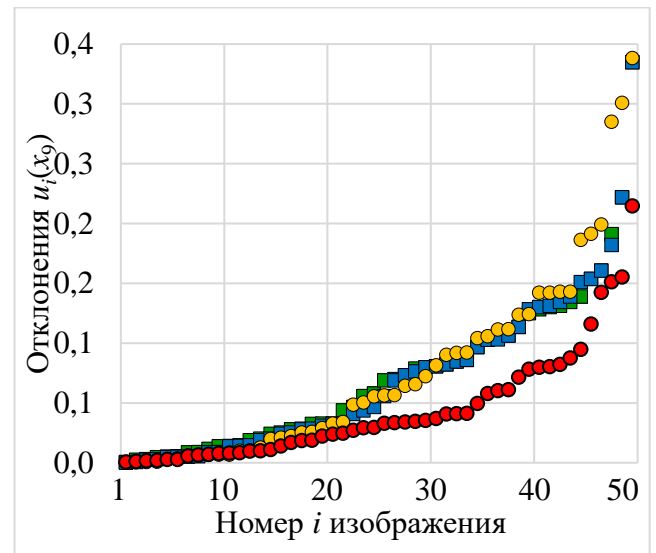
а



б



в



г

Рисунок 4.15 – Графики упорядоченных значений отклонений $u_i(x)$, $i = 1, \dots, 50$, признаков x дефектов, определенных методами НО+ДГ+IF&PA (красный), НО+IF&PA (желтый), Оцу (зеленый) и k -средних (синий): а – прямоугольность x_6 ; б – округлость x_7 ; в – соотношение сторон x_8 ; г – сплошность x_9

Таблица 4.10 – Примеры значений безразмерных геометрических признаков дефектов для изображений на рисунках 4.10 – 4.13.

Рис.	Признак	Метод				
		Интерактивный НО	Оцу	<i>k</i> -средних	НО+IF&PA	НО+ДФ +IF&PA
Полость (класс 1, рис. 4.10)						
4.10-1	x_6	0,81	$0,74 \pm 0,07$	$0,74 \pm 0,07$	$0,75 \pm 0,06$	$0,78 \pm 0,03$
	x_7	0,97	$0,91 \pm 0,06$	$0,91 \pm 0,06$	$0,94 \pm 0,03$	$0,93 \pm 0,04$
	x_8	1,52	$1,53 \pm 0,01$	$1,53 \pm 0,01$	1,52	1,52
	x_9	0,97	$0,96 \pm 0,01$	$0,96 \pm 0,01$	$0,96 \pm 0,01$	$0,95 \pm 0,02$
4.10-2	x_6	0,70	$0,72 \pm 0,02$	$0,77 \pm 0,07$	$0,68 \pm 0,02$	$0,69 \pm 0,01$
	x_7	1,0	$0,32 \pm 0,68$	$0,29 \pm 0,71$	$1,03 \pm 0,03$	1,0
	x_8	0,75	$0,74 \pm 0,1$	$0,80 \pm 0,05$	$0,72 \pm 0,03$	$0,73 \pm 0,02$
	x_9	0,98	0,98	0,98	$0,97 \pm 0,01$	0,98
Поперечная трещина (класс 2, рис. 4.11)						
4.11-1	x_6	0,11	$0,17 \pm 0,06$	$0,17 \pm 0,06$	$0,16 \pm 0,05$	0,11
	x_7	0,10	$0,16 \pm 0,06$	$0,16 \pm 0,06$	$0,14 \pm 0,04$	0,10
	x_8	0,23	$0,25 \pm 0,02$	$0,25 \pm 0,02$	$0,24 \pm 0,01$	$0,24 \pm 0,01$
	x_9	0,51	$0,64 \pm 0,13$	$0,64 \pm 0,13$	$0,61 \pm 0,1$	0,51
4.11-2	x_6	0,46	$0,53 \pm 0,07$	$0,51 \pm 0,05$	$0,52 \pm 0,06$	$0,39 \pm 0,05$
	x_7	0,13	$0,17 \pm 0,04$	$0,15 \pm 0,02$	$0,17 \pm 0,04$	$0,11 \pm 0,02$
	x_8	0,09	$0,12 \pm 0,03$	$0,1 \pm 0,01$	$0,11 \pm 0,02$	$0,08 \pm 0,01$
	x_9	0,66	$0,62 \pm 0,04$	$0,7 \pm 0,04$	$0,72 \pm 0,06$	$0,63 \pm 0,03$
Продольная трещина (класс 3, рис. 4.12)						
4.12-1	x_6	0,09	$0,12 \pm 0,03$	$0,12 \pm 0,03$	$0,13 \pm 0,04$	$0,07 \pm 0,02$
	x_7	0,09	$0,12 \pm 0,03$	$0,12 \pm 0,03$	$0,13 \pm 0,04$	$0,07 \pm 0,02$
	x_8	2,35	$2,33 \pm 0,02$	$2,33 \pm 0,02$	$2,34 \pm 0,01$	$2,42 \pm 0,07$
	x_9	0,37	$0,45 \pm 0,08$	$0,45 \pm 0,08$	$0,46 \pm 0,09$	$0,29 \pm 0,08$
4.12-2	x_6	0,33	$0,3 \pm 0,03$	$0,51 \pm 0,18$	$0,39 \pm 0,06$	$0,29 \pm 0,04$
	x_7	0,08	$0,03 \pm 0,05$	$0,15 \pm 0,07$	$0,11 \pm 0,03$	$0,06 \pm 0,02$
	x_8	12,1	$1,77 \pm 10,33$	$2,2 \pm 9,9$	$10,55 \pm 1,55$	$12,89 \pm 0,79$
	x_9	0,5	$0,36 \pm 0,14$	$0,92 \pm 0,42$	$0,55 \pm 0,05$	$0,43 \pm 0,07$
Прожег (класс 4, рис. 4.13)						
4.13-1	x_6	0,51	$0,55 \pm 0,04$	$0,55 \pm 0,04$	$0,52 \pm 0,01$	$0,50 \pm 0,01$
	x_7	0,35	$0,65 \pm 0,30$	$0,64 \pm 0,29$	$0,29 \pm 0,06$	$0,36 \pm 0,01$
	x_8	2,22	$2,57 \pm 0,35$	$2,61 \pm 0,39$	$2,58 \pm 0,36$	$2,15 \pm 0,07$
	x_9	0,66	$0,73 \pm 0,07$	$0,72 \pm 0,06$	$0,71 \pm 0,05$	$0,67 \pm 0,01$
4.13-2	x_6	0,58	$0,66 \pm 0,08$	$0,64 \pm 0,06$	$0,66 \pm 0,08$	$0,6 \pm 0,02$
	x_7	0,37	$0,42 \pm 0,05$	$0,39 \pm 0,02$	$0,42 \pm 0,05$	$0,34 \pm 0,03$
	x_8	2,5	$2,29 \pm 0,21$	$2,37 \pm 0,13$	$2,29 \pm 0,21$	$2,41 \pm 0,09$
	x_9	0,71	$0,8 \pm 0,09$	$0,77 \pm 0,06$	$0,79 \pm 0,08$	0,71

Таблица 4.11 – Средние расстояния между кривой $u_i(x)$ и осью абсцисс, характеризующие точность определения геометрических признаков тестируемыми методами

Признак	Метод			
	НО+ДГ+IF&PA	НО+IFPA	Оцу	<i>k</i> -средних
x_6	0,03	0,05	0,06	0,06
x_7	0,04	0,06	0,07	0,07
x_8	0,04	0,05	0,07	0,08
x_9	0,03	0,06	0,06	0,06

Точность определения геометрического признака можно характеризовать средним расстоянием между кривой $u_i(x)$ и осью абсцисс. Очевидно, что чем меньше это расстояние, тем точнее определен признак. По данным таблиц 4.6-4.10 и рисунка 4.15 построена таблица 4.11, показывающая средние расстояния между кривой $u_i(x)$ и осью абсцисс, характеризующие точность определения геометрических признаков тестируемыми методами. Данные таблицы 4.11 свидетельствуют о большей в 1,5-2 раза точности метода НО+ДГ+IF&PA по сравнению с методами НО+IFPA, Оцу и *k*-средних при определении геометрических признаков дефектов.

Выводы к главе 4

1. Разработано программное обеспечение (технология) AutoDWG для распознавания дефектов сварных швов предложенными методами наращивания областей (НО+IF&PA) и детектирования границ (НО+ДГ+IF&PA) с применением IF&PA и известными методами Оцу и *k*-средних в среде технических вычислений Matlab 2022b. Технология AutoDWG реализует три основные функции: обработку входного изображения, сегментацию изображения и классификацию дефектов сварного шва. С помощью данного программного обеспечения были проведены эксперименты по оценке качества сегментации изображений рассматриваемыми методами.
2. Качество результатов сегментации изображений методом НО+IF&PA

оценивалось по показателям Accuracy (точность) и мера сходства Жаккара (IoU). Результаты экспериментальных исследований 90 изображений сварных соединений показали, что метод HO+IF&PA имеет показатель точности Acc = 91,1%, значительно превосходя методы k -средних (70%) и Оцу (52,2%). Метод HO+IF&PA имеет также значительно более высокие значения показателя Жаккара, чем два традиционных метода, в подавляющем большинстве исследованных тестовых случаев.

3. Качество результатов сегментации изображений методом HO+ДГ+IF&PA оценивалось по показателям Accuracy и F_1 , для расчета которого используются показатели Precision (прецизионность) и Recall (полнота), вычисляемые на основе значений матрицы ошибок. Результаты сегментации 150 изображений сравнивались с результатами методов Оцу, k -средних и HO+IF&PA. Метод HO+ДГ+IF&PA корректно распознал 138 дефектов, т.е. характеризуется точностью Acc = 92 %, которая значительно превысила точность как известных методов распознавания – Оцу (54 %) и k -средних (49 %) – так и предложенного метода HO+IF&PA (82,7 %). Значения метрики F_1 для подавляющего большинства проанализированных изображений были близки к максимуму, что свидетельствует о существенном доминировании качества распознавания метода HO+ДГ+IF&PA над остальными протестированными методами.
4. Проведено оценивание точности определения геометрических признаков дефектов сварных швов. Значения признаков, выявленные тестируемыми методами, сравнивались с "истинными" значениями, определенными в интерактивном режиме распознавания. Подученные результаты показывают, что тестируемые методы по точности определения признаков ранжируются следующим образом: HO+ДГ+IF&PA, HO+IF&PA, метод Оцу, метод k -средних. Показано, что метод HO+ДГ+IF&PA позволяет определять геометрические признаки дефектов в среднем в 1,5-2 раза точнее, чем методы HO+IF&PA, Оцу и k -средних.

Заключение

1. Предложен способ выбора подходящих числа и ориентации полос, на которые разбивается исходное анализируемое изображение сварного шва, для вычисления яркости начальных точек методом комплексирования интервалов агрегированием предпочтений (IF&PA) при осуществлении сегментации изображения в процессе наращивания дефектной и бездефектной областей.
2. Метод IF&PA предложено использовать для вычисления верхнего порога при детектировании границ дефектной области, для чего анализируемое изображение, являющееся результатом немаксимального подавления, разбивают на равные полосы; для каждой полосы формируют интервал, нижней границей которого является наименьшее значение градиента полосы, не равное нулю; а за верхнюю границу принимают наибольшее значение градиента полосы.
3. Предложенная процедура сегментации совместным применением наращивания областей и детектирования границ с робастным вычислением порогов яркости методом IF&PA обеспечивает автоматическое распознавание дефектов сварного шва, характеризующееся точностью 92%, значительно превосходящей точность традиционных методов k-средних (49%) и Оцу (54%) для случайной выборки, состоящей из 150 изображений.
4. Предложен способ консолидации изображений, полученных наращиванием областей и детектированием границ, где элемент консолидированного изображения рассматривается принадлежащим дефектной области в случае полного пересечения контура, которому он принадлежит, с дефектной областью; все элементы консолидированного изображения, лежащие в охватываемой этим контуром области, также считаются принадлежащими дефектной области. Способ консолидации обеспечивает повышение точности определения геометрических признаков дефектов сварки в среднем в 1,5-2 раза в зависимости от вида признака.
5. Результаты диссертационной работы используются: в обществе с ограниченной

ответственностью "Томскбурнефтегаз" (г. Томск) при визуальном контроле качества сварных швов; в акционерном обществе "DFT Vietnam Technology" (г. Ханой, Вьетнам) при разработке прикладного программного обеспечения для проверки/мониторинга качества сварки промышленных изделий; в учебном процессе отделения автоматизации и робототехники Инженерной школы информационных технологий и робототехники ТПУ.

Список сокращений и обозначений

ДАЗ	– диапазон актуальных значений
ДГК	– детектор границ Кэнни
ДГМХ	– детектор границ Марра-Хилдрета
МОП	– минимальный ограничивающий прямоугольник
НВМ	– наименьший выпуклый многоугольник
НО	– метод наращивания областей
НО+IF&PA	– метод наращивания областей с применением IF&PA
НО+ДГ+IF&PA	– метод наращивания областей и детектирования границ с применением IF&PA
СКО	– среднее квадратическое отклонение яркости пикселя
IF&PA	– метод комплексирования интервалов агрегированием предпочтений (interval fusion with preference aggregation)
A	– входное RGB-изображение
$C = [c_{ij}] = [c(i, j)]$	– матрица, представляющая полутоновое изображение
D	– бинарное изображение (результат, полученный методом НО)
U	– бинарное изображение (результат, полученный ДГК)
W	– результат консолидации изображений D и U
E	– дефектная область
P	– бездефектная область
r	– количество строк матрицы C
q	– количество столбцов матрицы C
t	– значение яркости изображения (интенсивности цвета)
$t(c_{ij})$	– яркость пикселя $c_{ij} \in C$
k	– битовая глубина изображения
$S_4(c_{ij})$	– набор из четырех соседних точек (4-соседей) пикселя c_{ij} по горизонтали и вертикали

$S_D(c_{ij})$	– набор из четырех соседних точек (4-соседей) пикселя c_{ij} по диагонали
$S_8(c_{ij})$	– набор из восьми соседних точек (8-соседей) пикселя c_{ij}
$G(x, y)$	– двумерной функции Гаусса
X	– набор геометрических признаков дефектов сварки
N	– число всех измеряемых признаков для набора дефектов сварки
x_1	– длина МОП, содержащего дефект
x_2	– ширина МОП, содержащего дефект
x_3	– периметр дефекта
x_4	– площадь дефекта
x_5	– площадь описывающего дефект многоугольника
x_6	– прямоугольность дефекта
x_7	– округлость дефекта
x_8	– соотношение сторон дефекта
x_9	– сплошность дефекта
x_{10}	– количество дефектов
f	– пороговое значение яркости
m	– количество входных интервалов яркости (количество полос)
n	– число значений ДАЗ
$\Lambda(n, m)$	– профиль предпочтения
x^*	– результат комплексирования метода IF&PA
L	– ширина полос
l	– ширина каждой зоны гистограммы яркости полосы
$F_k = [f_k^{\text{low}}, f_k^{\text{up}}]$	– интервал, представляющий дефектную область k -ой полосы
$B_k = [b_k^{\text{low}}, b_k^{\text{up}}]$	– интервал, представляющий бездефектную область k -ой полосы
f_k^{low}	– нижняя граница интервала F_k
f_k^{up}	– верхняя граница интервала F_k
b_k^{low}	– нижняя граница интервала B_k
b_k^{up}	– верхняя граница интервала B_k

Z	– опорный прямоугольник размером $z_1 \times z_2$
T_E	– среднее значение яркости дефектной области E
V_E	– дисперсия яркости дефектной области E
G	– матрица модуля градиента изображения C
$g_x = \frac{\partial C}{\partial i}$	– градиент изображения по горизонтальной оси
$g_y = \frac{\partial C}{\partial j}$	– градиент изображения по вертикальной оси
So_x	– матрицы Собеля по горизонтальной оси
So_y	– матрицы Собеля по вертикальной оси
V	– матрица, хранящая результат процедуры немаксимального подавления
$\varphi(i, j)$	– угла градиента изображения C
$I_k = [I_k^{\text{low}}, I_k^{\text{up}}]$	– интервалы значений градиента полос изображения V
I_k^{up}	– верхняя граница значения градиента полосы V_k
I_k^{low}	– нижняя граница значения градиента полосы V_k
g_{up}	– верхний порог ДГК
g_{low}	– нижний порог ДГК
$u(x)$	– отклонение признака x дефекта сварного шва

Список используемой литературы

1. Авилова, А.Д. Фильтр Гаусса / А.Д. Авилова, Р.В. Беляев // Информатика: проблемы, методология, технологии. – 2018. – С. 3-5.
2. Бардин, Б.В. Быстрый алгоритм медианной фильтрации / Б.В., Бардин // Научное приборостроение. – 2011. – Vol. 21. – № 3. – С. 135-139.
3. Бодрышев, В.В. Интенсивность изображения, как количественная характеристика параметров газового потока / В.В. Бодрышев, В.М. Абашев, О.С. Тарасенко, Т.И. Миролубова // Труды МАИ. – 2016. – № 88. – С. 5.
4. Волков, В.Ю. Пороговая обработка для сегментации и выделения протяженных объектов на цифровых изображениях / В.Ю. Волков, Л.С. Турнецкий, // Информационно-управляющие системы. – 2009. – № 5. – С. 10-13.
5. ГОСТ Р ИСО 6520-1-2012. Сварка и родственные процессы. Классификация дефектов геометрии и сплошности в металлических материалах. Часть 1. Сварка плавлением. – М.: Стандартиформ, 2014. – 36 с.
6. ГОСТ Р ИСО 17637-2014. Контроль неразрушающий. Визуальный контроль соединений, выполненных сваркой плавлением. – М.: Стандартиформ, 2015. – 21 с.
7. Емельянова, Е.Ю. Агрегирование предпочтений на основе точного решения задачи о ранжировании Кемени: диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук: спец. 2.3.1 / Е.Ю. Емельянова. – Томск, 2022. – 127 с.
8. Зайчиков, И.В. Способ коррекции медианной фильтрации RGB-изображений / И.В. Зайчиков // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2023. – № 4. – С. 3-6.
9. Конаныхина, Т.Н. Алгоритм быстрого нахождения контура на основе метода следования за пикселями / Т.Н. Конаныхина, А.Ю. Конаныхин, И.А. Авилов // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2022. – № 2. – С. 18-26.

10. Ляхов, П.А. Применение сглаживающих фильтров для очистки от шума изображений в оттенках серого / П.А. Ляхов, М.В. Валугева // Наука. Инновации. Технологии. – 2015. – № 3. – С. 37-50.

11. Муравьев, С.В. Автоматизированное распознавание дефектов сварных соединений при визуальном контроле с использованием геометрических признаков / С.В. Муравьев, Е.Ю. Погадаева // Дефектоскопия. – 2020. – № 3. – С. 49-57.

12. Муравьев С.В., Нгуен Д.К. Автоматическая сегментация методом комплексирования интервалов агрегированием предпочтений при распознавании дефектов сварки / С.В. Муравьев, Д.К. Нгуен // Дефектоскопия. – 2023. – № 12. – С. 34-44.

13. Муравьев, С.В. Выбор параметров метода комплексирования интервалов агрегированием предпочтений IF&PA при автоматическом распознавании дефектов сварного шва / С.В. Муравьев, Д.К. Нгуен // Материалы VI Международной конференции "Информационные технологии и технические средства управления" (ИССТ-2022). – Астрахань: Изд. АГТУ. – 2022. – С. 205-207.

14. Малла, С. Вейвлеты в обработке сигналов / С. Малла. – М.: Мир, 2005. – 671 с.

15. Нгуен, Д.К. Особенности фильтрации входного изображения при автоматическом распознавании дефектов сварного шва / Д.К. Нгуен, С.В. Муравьев // 28-я Межд. НТК студентов, аспирантов и молодых ученых "Научная сессия ТУСУР – 2023". – Томск. – 2023. – Т. 1-2, – С. 171-174.

16. Нгуен, Д.К. Сегментация изображений методом наращивания областей при автоматическом обнаружении дефектов сварки / Д.К. Нгуен, С.В. Муравьев // Труды XVII Международной научно-практической конференции "Электронные средства и системы управления". – Томск. – 2021. – Ч. 2. – С. 106-109.

17. Нгуен, Д.К. Метод агрегирования предпочтений при определении пороговых значений яркости для распознавания объектов на оптических изображениях / Д.К. Нгуен, С.В. Муравьев // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2024. – Т. 335. – № 3. – С. 17-30.

18. Нгуен, Д.К. Модифицированный метод автоматического наращивания областей для распознавания дефектов сварки / Д.К. Нгуен, С.В. Муравьев // 27-я Межд. НТК студентов, аспирантов и молодых ученых "Научная сессия ТУСУР – 2022". – Томск. – 2022. – Т. 2. – С. 53-56.

19. Самойлин, Е. А. Программная модель для исследования эффективности процедур выделения контуров зашумленных изображений / Е.А. Самойлин, С.А. Карпов // Программные продукты и системы. – 2018. – № 4. – С. 734-739.

20. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2023619828 (RU); заявка № 2023619502 от 17.05.2023, дата рег. 17.05.2023; Бюл. № 5 от 17.05.2023 // Муравьев С.В., Нгуен Д.К. Автоматическое распознавание дефектов сварки с применением комплексирования интервалов агрегированием предпочтений.

21. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2023619829 (RU); заявка № 2023619503 от 17.05.2023, дата рег. 17.05.2023; Бюл. № 5 от 17.05.2023 // Муравьев С.В., Нгуен Д.К. Распознавание дефектов сварных соединений по их геометрическим признакам методом наращивания областей.

22. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2023685063 Заявка № 2023684777 от 22.11.2023 г. дата рег. 22.11.2023 г.; Бюл. № 12 от 22.11.2023 // Муравьев С.В., Нгуен Д.К. Автоматическое определение порога яркости для сегментации изображений методом комплексирования интервалов агрегированием предпочтений.

23. Тропченко, А.А., Методы вторичной обработки распознавания изображений / А.А. Тропченко, А.Ю. Тропченко. – СПб: ИТМО, 2015. – 215 с.

24. Худоногова, Л.И. Комплексирование интервальных измерительных данных методом агрегирования предпочтений: диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук: спец. 05.11.13 / Л.И. Худоногова. – Томск, 2017. – 142 с.

25. Хо, М.Д. (2021). Повышение точности анализа гетероскедастичных измерительных данных: диссертация на соискание учёной степени кандидата технических наук: спец. 05.11.01 / М.Д. Хо. – Томск, 2021. – 123 с.

26. Al-Amri, S.S. Image segmentation by using threshold techniques / S.S. Al-Amri, N.V. Kalyankar, S.D. Khamitkar // *Journal of Computing*. – 2010. – Vol. 2. – P. 83-86.
27. Adams, R. Seeded region growing / R. Adams, L. Bischof // *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. – 1994. – Vol. 16. – No. 6. – P. 641-647.
28. Burger, W. *Digital Image Processing: An Algorithmic Introduction* / W. Burger, M. J. Burge. – Cham: Springer, 2022. – 945 p.
29. Bleau, A. Watershed-based segmentation and region merging / A. Bleau, L.J. Leon // *Computer Vision and Image Understanding*. – 2000. – Vol. 77. – No. 3. – P. 317-370.
30. Bala, A. Split and merge: A region based image segmentation / A. Bala, A.K. Sharma // *Int J Emerg Res Manage Technol*. – 2017. – Vol. 6. – No. 8. – P. 306-309.
31. Biswas, R. An improved canny edge detection algorithm based on type-2 fuzzy sets / R. Biswas, J. Sil // *Procedia Technology*. – 2012. – Vol. 4. – P. 820-824.
32. Chaki, J. *Image color feature extraction techniques: fundamentals and applications* / J. Chaki, N. Dey. – Singapore: Springer, 2020. – 83 p.
33. Canny, D.A. Computational Approach to Edge Detection / D.A. Canny // *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. – 1986. – Vol. 8. – No. 6. – P. 679-698.
34. Coleman, G.B. Image segmentation by clustering / G.B. Coleman, H.C. Andrews // *Proceedings of the IEEE*. – 1979. – Vol. 67. – No. 5. – P. 773-785.
35. Chuang, K.S. Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation / K.S. Chuang, H.L. Tzeng, S. Chen, J. Wu, T.J. Chen // *Computerized medical imaging and graphics*. – 2006. – Vol. 30. – No. 1. – P. 9-15.
36. Demers, J. Depth of field: A survey of techniques / J. Demers // *Gpu Gems*. – 2004. – Vol. 1. – No. 375. – P. U390.
37. Dhal, K.G. Histogram equalization variants as optimization problems: a review / K.G. Dhal, A. Das, S. Ray, J. Gálvez, S. Das // *Archives of Computational Methods in Engineering*. – 2021. – Vol. 28. – P. 1471-1496.

38. Duda R.O. Pattern Classification / R.O. Duda, P.E. Hart. – New York: Wiley-Interscience, 2012. – 688 p.
39. Dhanachandra, N., Image segmentation using K-means clustering algorithm and subtractive clustering algorithm / N. Dhanachandra, K. Manglem, Y.J. Chanu // *Procedia Computer Science*. – 2015. – Vol. 54. – P. 764-771.
40. Deng, G. An adaptive Gaussian filter for noise reduction and edge detection / G. Deng, L.W. Cahill // In 1993 IEEE conference record nuclear science symposium and medical imaging conference (October 30-November 6, 1993, San Francisco, USA). – 1993. – P. 1615-1619.
41. Fisher, R. Hypermedia image processing reference / R. Fisher, S. Perkins, A. Walker, E. Wolfart // Wiley, Chichester. – 1996. – P. 118-130.
42. Farag, A.A. Edge-based image segmentation / A.A. Farag // *Remote sensing reviews*. – 1992. – Vol. 6. – No. 1. – P. 95-121.
43. Fang, M. The study on an application of Otsu method in Canny operator / M. Fang, G. Yue, Q. Yu // In *Proceedings of the 2009 International Symposium on Information Processing*. – China. – 2009. – P. 109-112.
44. Gonzalez, R.C. Digital Image Processing / R.C. Gonzalez, R.E. Woods. – New York: Pearson, 2018. – 1019 p.
45. Gunn, S.R. On the discrete representation of the Laplacian of Gaussian / S.R. Gunn // *Pattern Recognition*. – 1999. – Vol. 32. – No. 8. – P. 1463-1472.
46. Gould, S. Region-based segmentation and object detection / S. Gould, T. Gao, D. Koller // *Advances in neural information processing systems*. – 2009. – P. 22.
47. Goh, T.Y. Performance analysis of image thresholding: Otsu technique / T.Y. Goh, S.N. Basah, H. Yazid, M.J. Safar, F.S.A. Saad // *Measurement*. – 2018. – Vol. 114. – P. 298-307.
48. Gull, S. F. Maximum entropy method in image processing / S.F. Gull, J. Skilling // *IEE proceedings F (communications, radar and signal processing)*. – 1984. – Vol. 131. – No. 6. – P. 646-659.

49. Hu, X. Monitoring coastline variations in the Pearl River Estuary from 1978 to 2018 by integrating Canny edge detection and Otsu methods using long time series Landsat dataset / X. Hu, Y. Wang // *Catena*. – 2022. – Vol. 209. – P. 105840.
50. Hirsch, R. Exploring colour photography: a complete guide / R. Hirsch. – London: Laurence King, 2004. – 360 p.
51. Hsieh, T.M. Automatic segmentation of meningioma from non-contrasted brain MRI integrating fuzzy clustering and region growing / T.M. Hsieh, Y.M. Liu, C.C. Liao, F. Xiao, I.J. Chiang, J.M. Wong // *BMC medical informatics and decision making*. – 2011. – Vol. 11. – No. 1. – P. 1-12.
52. Hand, D.J. F*: an interpretable transformation of the F-measure / D.J. Hand, P. Christen, N. Kirielle // *Machine Learning*. – 2021. – Vol. 110. – No. 3. – P. 451-456.
53. ISO 17637:2016. Non-destructive testing of welds – Visual testing of fusion-welded joints. – Geneva: ISO, 2016. – 16 p.
54. ISO 6520-1:2007. Welding and allied process – Classification of geometric imperfections in metallic materials – Part 1: Fusion welding. – Geneva: ISO, 2007. – 58p.
55. Ifeachor, E.C. Digital signal processing: a practical approach/ E.C. Ifeachor, B.W. Jervis. – London: Pearson Education, 2002. – 933 p.
56. Johnson, S. On Digital Photography / S. Johnson. – Sebastopol: O'Reilly Media, 2006. – 320 p.
57. Jung, C.R. Robust watershed segmentation using wavelets / C.R. Jung, J. Scharcanski // *Image and Vision Computing*. – 2005. – Vol. 23. – No. 7. – P. 661-669.
58. Jaccard, P. Distribution de la flore alpine dans le bassin des Dranses et dans quelques régions voisines / P. Jaccard // *Bulletin de la Société Vaudoise des Sciences Naturelles*. – 1901. – Vol. 37. – P. 241-272.
59. Jain P.K. An adaptive single seed based region growing algorithm for color image segmentation / P.K. Jain, S. Susan // *Annual IEEE India Conference (13-15 December, 2013, Mumbai, India)*. – 2013. – P. 1-6.
60. Laws, K.I. Integrated split/merge image segmentation / K.I. Laws. – Menlo Park: SRI International, 1988. – 50 p.

61. Levandowsky, M. Distance between Sets / M. Levandowsky, D. Winter // *Nature*. – 1971. – Vol. 234. – P. 34-35.
62. Mery, D. Computer Vision for X-Ray Testing: Imaging, Systems, Image Databases, and Algorithms / D. Mery, C. Pieringer. – Cham: Springer, 2021. – 456 c.
63. Muravyov, S. V. Computer-aided recognition of defects in welded joints during visual inspections based on geometric attributes/ S.V. Muravyov, E.Y. Pogadaeva // *Russian Journal of Nondestructive Testing*. – 2020. – Vol. 56. – No. 3. – P. 259-267.
64. Muravyov, S.V. Processing data from interlaboratory comparisons by the method of preference aggregation / S.V. Muravyov, I.A. Marinushkina // *Measurement Techniques*. – 2016. – Vol. 58. – No. 12. – P. 1285-1291.
65. Muravyov, S.V. Interval data fusion with preference aggregation / S.V. Muravyov, L.I. Khudonogova, E.Y. Emelyanova // *Measurement*. – 2018. – Vol. 116. – P. 621-630.
66. Muravyov, S.V. Adjustment of fundamental physical constant values using the interval fusion with preference aggregation / S.V. Muravyov, L.I. Khudonogova, M. Dai Ho // *Measurement*. – 2020. – Vol. 163. – P. 108037.
67. Muravyov, S.V. Analysis of heteroscedastic measurement data by the self-refining method of interval fusion with preference aggregation–IF&PA / S.V. Muravyov, L.I. Khudonogova, M. Dai Ho // *Measurement*. – 2021. – Vol. 183. – P. 109851.
68. Muravyov, S.V. Ordinal measurement, preference aggregation and interlaboratory comparisons / S.V. Muravyov // *Measurement*. – 2013. – Vol. 46. – No. 8. – P. 2927-2935.
69. Muravyov, S.V. How to transform all multiple solutions of the Kemeny Ranking Problem into a single solution / S.V. Muravyov, P.F. Baranov, E.Y. Emelyanova // *Journal of Physics: Conference Series*. – 2019. – Vol. 1379. – P. 012053 (Proceedings of Joint IMEKO TC1-TC7-TC13-TC18 Symposium, 2-5 July 2019, Saint-Petersburg, Russia).
70. Muravyov, S.V. Kemeny rule for preference aggregation: reducing all exact solutions to a single one / S.V. Muravyov, E.Y. Emelyanova // *Measurement*. – 2021. – Vol. 182. – P. 109403.

71. Muravyov, S.V. Dealing with chaotic results of Kemeny ranking determination / S.V. Muravyov // *Measurement*. – 2014. – Vol. 51. – P. 328-334.

72. Muravyov, S.V. Recognition Ability of Interval Fusion with Preference Aggregation in Weld Defects Images Analysis/ S.V. Muravyov, E.Y. Pogadaeva // In: *Proc. 17th IMEKO TC 10 and EUROLAB Virtual Conference "Global Trends in Testing, Diagnostics and Inspection for 2030"* (20-22 October, 2020, Dubrovnik, Croatia). – 2020. – P. 271-276.

73. Muravyov, S.V. Weld Defects Automatic Visual Recognition by Combined Application of Canny Edge Detector and Interval Fusion with Preference Aggregation / S.V. Muravyov, D.C. Nguyen // In *2022 International Conference on Information, Control, and Communication Technologies* (3-7 October, 2022, Astrakhan, Russia). – 2022. – P. 1-4.

74. Medina-Carnicer, R. A novel method to look for the hysteresis thresholds for the Canny edge detector / R. Medina-Carnicer, R. Munoz-Salinas, E. Yeguas-Bolivar, L. Diaz-Mas // *Pattern Recognition*. – 2011. – Vol. 44. – No. 6. – P. 1201-1211.

75. Mancas, M. Segmentation using a region-growing thresholding / M. Mancas, B. Gosselin, B. Macq // In *Image Processing: Algorithms and Systems IV*. – 2005. – Vol. 5672. – P. 388-398.

76. Malik, J. Contour and texture analysis for image segmentation / J. Malik, S. Belongie, T. Leung, J. Shi // *International journal of computer vision*. – 2001. – Vol. 43. – P. 7-27.

77. Navon, E. Color image segmentation based on adaptive local thresholds / E. Navon, O. Miller, A. Averbuch // *Image and vision computing*. – 2005. – Vol. 23. – No. 1. – P. 69-85.

78. Nacereddine, N. Unsupervised weld defect classification in radio-graphic images using multivariate generalized Gaussian mixture model with exact computation of mean and shape parameters / N. Nacereddine, A.B. Goumeidane, D. Ziou // *Computers in Industry*. – 2019. – Vol. 108. – P. 132-149.

79. Otsu N.A. threshold selection method from gray-level histograms / N.A. Otsu // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1979. – Vol. 9. – No. 1. – P. 62-66.
80. Paulus, D.W.R. Intensity Images / D.W.R. Paulus, J. Hornegger // Pattern Recognition and Image Processing in C++. – 1995. – P. 139-154.
81. Pham, T.Q. Non-maximum suppression using fewer than two comparisons per pixel / T.Q. Pham // In International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems (13-16 December, 2010, Sydney, Australia). – 2010. – P. 438-451.
82. Padilla, R. A comparative analysis of object detection metrics with a companion open-source toolkit / R. Padilla, W.L. Passos, T.L. Dias, S.L. Netto, E.A. Da Silva // Electronics. – 2021. – Vol. 10. – No. 3. – P. 279.
83. Radi, D. Accurate segmentation of weld defects with horizontal shapes/ D. Radi, M.E.A. Abo-Elvoud, F. Khalifa // NDT & E International. – 2022. – Vol. 126. – P. 102599.
84. Rico, N. Reducing the time required to find the Kemeny ranking by exploiting a necessary condition for being a winner / N. Rico, C.R. Vela, I. Díaz // European Journal of Operational Research. – 2023. – Vol. 305. – No. 3. – P. 1323-1336.
85. Revol, C. A new minimum variance region growing algorithm for image segmentation / C. Revol, M. Jurlin // Pattern Recognition Letters. – 1997. – Vol. 18. – No. 3. – P. 249-258.
86. Ravivarma, G. Implementation of Sobel operator based image edge detection on FPGA / G. Ravivarma, K. Gavaskar, D. Malathi, K.G. Asha, B. Ashok, S. Aarthi // Materials Today: Proceedings. – 2021. – Vol. 45. – P. 2401-2407.
87. Rong, W. An improved CANNY edge detection algorithm / W. Rong, Z. Li, W. Zhang, L. Sun // In 2014 IEEE international conference on mechatronics and automation (3-6 August, 2014, Tianjin, China). – 2014. – P. 577-582.
88. Rezatofighi, H. Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression / H. Rezatofighi, N. Tsoi, J. Gwak, A. Sadeghian, I. Reid, S. Savarese // In Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition (15-20 June, 2019, Long Beach, USA). – 2019. – P. 658-666.

89. Sneha, H.L. Pixel intensity histogram characteristics: basics of image processing and machine vision / H. L. Sneha // Viitattu. – 2010. – Vol. 26. – P. 2018.
90. Süsstrunk, S. Standard RGB color spaces / S. Süsstrunk, R. Buckley, S. Swen // In Proceedings IS&T/SID 7th Color Imaging Conference (6-19 November, 1999, Arizona, USA). –1999. – Vol. 7. –P. 127-134.
91. Saravanan, C. Color image to grayscale image conversion / C. Saravanan // In 2010 Second International Conference on Computer Engineering and Applications (19-21 March, 2010 Bali, Island). – 2010. – Vol. 2. – P. 196-199.
92. Sinaga, K.P. Unsupervised K-means clustering algorithm / K.P. Sinaga, M.S. Yang // IEEE access. – 2020. – Vol. 8. – P. 80716-80727.
93. Syakur, M. A. Integration k-means clustering method and elbow method for identification of the best customer profile cluster / M.A. Syakur, B.K. Khotimah, E.M.S.Rochman, B.D. Satoto // In IOP conference series: materials science and engineering (9 November 2017, Surabaya, Indonesia). – 2018. – Vol. 336. – P. 012017.
94. Sen, D. Gradient histogram: Thresholding in a region of interest for edge detection / D. Sen, S.K. Pal // Image and Vision Computing. – 2010. – Vol. 28. – No. 4, – P. 677-695.
95. Tan, K.S. Color image segmentation using histogram thresholding-Fuzzy C-means hybrid approach/ K.S. Tan, N.A.M. Isa // Pattern recognition. – 2011. – Vol. 44. – No. 1. – P. 1-15.
96. Tharwat, A. Classification assessment methods / A. Tharwat // Applied computing and informatics. – 2021. – Vol. 17. – No. 1. – P. 168-192.
97. Van Noord, N. Learning scale-variant and scale-invariant features for deep image classification / N. Van Noord, E. Postma // Pattern Recognition. – 2017. – Vol. 61. – P. 583-592.
98. Valavanis, I. Multiclass defect detection and classification in weld radiographic images using geometric and texture features/ I. Valavanis, D. Kosmopoulos // Expert Systems with Applications. – 2010. – Vol. 37. – No. 12. – P. 7606-7614.
99. Wu, N. The maximum entropy method / N. Wu. – Berlin: Springer, 2012. – 327 c.

100. Wang, L. On the Euclidean distance of images / L. Wang, Y. Zhang, J. Feng // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2005. – Vol. 27. – No. 8. – P. 1334-1339.
101. Yazid, H. Automated thresholding in radiographic image for welded joints / H. Yazid, H. Arof, H. Yazid // Nondestructive Testing and Evaluation. – 2012. – Vol. 27. – No. 1. – P. 69–80.
102. Yoo, Y. A new binary programming formulation and social choice property for Kemeny rank aggregation / Y. Yoo, A.R. Escobedo // Decision Analysis. – 2021. – Vol. 18. – No. 4. – P. 296-320.
103. Zhang, L. Welding defect detection based on local image enhancement / L. Zhang, Y. Zhang, B. Dai, B. Chen, Y. Li // IET Image Processing. – 2019. – Vol. 13. – P. 2647-2658.
104. Zahran, O. Automatic weld defect identification from radiographic images / O. Zahran, H. Kasban, M. El-Kordy, F.E. Abd El-Samie // NDT & E International. – 2013. – Vol. 57. – P. 26-3.
105. Zhou, D. IoU loss for 2D/3D object detection / D. Zhou, J. Fang, X. Song, C. Guan, J. Yin, Y. Dai, R. Yang // Proceedings of the 7th International Conference on 3D Vision (6-19 September, 2019, Québec, Canada). – 2019. – Vol. 1. – P. 85-94.
106. Ziółko, B. Fuzzy evaluations of image segmentations / B. Ziółko, D. Emms, M. Ziółko // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. – 2017. – Vol. 26. – No. 4. – P. 1789-1799.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Акты внедрения результатов диссертационной работы

Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation
Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education
«National Research Tomsk Polytechnic University» (TPU)
30, Lenin ave., Tomsk, 634050, Russia
Tel. +7-3822-606333, +7-3822-701779,
Fax +7-3822-606444, e-mail: tpu@tpu.ru, tpu.ru
OKPO (National Classification of Enterprises and Organizations):
02069303,
Company Number: 027000890168,
VAT/KPP (Code of Reason for Registration)
7018007264/701701001, BIC 016902004

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
федеральное государственное автономное образовательное
учреждение высшего образования
«Национальный исследовательский
Томский политехнический университет» (ТПУ)
Ленина, пр., д. 30, г. Томск, 634050, Россия
тел.: +7-3822-606333, +7-3822-701779,
факс +7-3822-606444, e-mail: tpu@tpu.ru, tpu.ru
ОКПО 02069303, ОГРН 1027000890168,
ИНН/КПП 7018007264/701701001, БИК 016902004



"УТВЕРЖДАЮ"

Директор ИШИТР, к.т.н.,

Фадеев А.С.

21⁰³ 2024 г.

АКТ

о внедрении в учебный процесс результатов
диссертации Нгуена Д.К. на тему: "Робастный выбор пороговых значений яркости для методов
автоматического распознавания дефектов сварного шва", представленной на соискание ученой
степени кандидата технических наук

Комиссия в составе: заведующий лабораторией промышленной робототехники, к.т.н.,
доцент Горисев С.А. (председатель); к.х.н., доцент Суханов А.В. и к.т.н., доцент Худоногова Л.И. –
составила настоящий акт в том, что результаты диссертационной работы Нгуена Д.К.:

- метод автоматической сегментации изображений наращиванием областей с выбором начальных точек комплексированием интервалов агрегированием предпочтений при распознавании дефектов сварки;
- метод автоматической сегментации изображений детектированием границ с определением порога яркости комплексированием интервалов агрегированием предпочтений;
- программное обеспечение (технология) AutoDWG, разработанное в среде Matlab 2022b, реализующее предложенные методы автоматического обнаружения и классификации дефектов сварных швов –

используются при проведении практических и лабораторных занятий по дисциплинам "Автоматизированные измерительные системы и комплексы", "Программное обеспечение измерительных процессов". Результаты обеспечивают возможность применения инновационных технологий преподавания и повышают качество учебного процесса.

Зав. лабораторией промышленной
робототехники

Доцент ОАР

Доцент ОАР

Горисев С.А.

Суханов А.В.

Худоногова Л.И.



ТОМСКБУРНЕФТЕГАЗ
ОБЩЕСТВО С ОГРАНИЧЕННОЙ ОТВЕТСТВЕННОСТЬЮ

ОГРН 1027000871920
ИНН 7019038441 КПП 701701001
Р/с № 40702810114400000568
Филиал №5440 ВТБ 24 (ПАО)
К/с № 30101810450040000751 БИК 045004751

Почтовый и юридический адрес:
✉ 634034 г. Томск ул. Белинского, 60
☎ (факс) (382 2) 90-55-22, 90-43-87
E-mail: office@tbng.ru
сайт: www.tbng.ru

УТВЕРЖДАЮ

Генеральный директор
ООО «Томскбурнефтегаз»

С.А. Малыгин

"06" 02 2024 г.



А К Т

**о внедрении результатов
кандидатской диссертации Нгуена Дык Кыонга
в ООО «Томскбурнефтегаз»**

Комиссия в составе: Белозеров Д.Г., главный инженер, Собралиев Ю.А., начальник ПТО, Дьякин Ф.И., главный механик – составила настоящий акт о том, что следующие результаты диссертационной работы Нгуена Дык Кыонга используются при визуальном контроле качества сварных швов:

- метод распознавания дефектов сварных швов на основе автоматической сегментации изображений наращиванием областей и детектированием границ с применением метода комплексирования интервалов агрегированием предпочтений (IF&PA);
- программное обеспечение для автоматического распознавания дефектов сварки с применением метода комплексирования интервалов агрегированием предпочтений.

Метод комплексирования интервалов агрегированием предпочтений при распознавании дефектов сварки и соответствующее программное обеспечение, защищенное свидетельствами о государственной регистрации программы для ЭВМ №№ 2023619828; 2023619829 и 2023685063, позволяет повысить точность и достоверность визуального контроля качества сварных соединений, а также повысить точность определения геометрических параметров и классификации дефектов сварки по их оптическим изображениям.

Главный инженер

Белозеров Д.Г.

Начальник ПТО

Собралиев Ю.А.

Главный механик

Дьякин Ф.И.

HA NOI CITY
DFT VIETNAM TECHNOLOGY JSC.

SOCIALIST REPUBLIC OF VIETNAM
Independence - Freedom - Happiness

№: /GCN-DFT

Ha Noi, 10th February 2024

CERTIFICATE

**On the application of the results of the PhD dissertation
of PhD student Nguyen Duc Cuong
the design software systems of camera surveillance**

DIRECTOR OF DFT VIETNAM TECHNOLOGY JSC. CERTIFIED THAT

PhD student Nguyen Duc Cuong, is a Vietnamese citizen, passport number: N2093577, issued on 20/08/2019, place of issue: Immigration Department.

PhD student Nguyen Duc Cuong carried out his candidate dissertation at Tomsk Polytechnic University (Russia), subject title: "***Robust selection of threshold values for automatic recognition of weld defects***". The results are as follows:

- 1) Automatic segmentation by the method of interval fusion with preference aggregation when recognizing welding defects;
- 2) Calculation of brightness threshold values by the method of interval fusion with preference aggregation for accurate determination of geometric parameters and classification of welding defects on their images;
- 3) A software implementing an automatic segmentation using region growing and edge detection techniques with application of the method of interval fusion with preference aggregation.

The above results of the dissertation researches carried out by Nguyen Duc Cuong can be successfully applied to the development of software systems for checking/monitoring industrial product quality of welding.

Recipients:

- PhD student Nguyen Duc Cuong;
- Save: Text in the archive.



DIRECTOR
GIÁM ĐỐC
Nguyễn Việt Anh

Contact information: DFT Vietnam technology joint stock company

Tax code: 0105774875; website: <https://dft.vn/>; Email: sale@dft.vn

Address: No. 1, Alley 42/76, Mai Dich Street, Mai Dich Ward, Cau Giay District, Hanoi City, Vietnam.