

ТОМСКИЙ
ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ



На правах рукописи

Нгуен Дык Кыонг

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

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка информации,
статистика

Томск – 2024

Работа выполнена в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования "Национальный исследовательский Томский политехнический университет"

Научный руководитель:

Муравьев Сергей Васильевич

доктор технических наук, профессор, Национальный исследовательский Томский политехнический университет

Официальные оппоненты:

Сырямкин Владимира Иванович

доктор технических наук, профессор, ФГАОУ ВО "Национальный исследовательский Томский государственный университет", профессор кафедры управления качеством

Ходашинский Илья Александрович

доктор технических наук, профессор, ФГБОУ ВО "Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники", профессор кафедры компьютерных систем в управлении и проектировании

Защита состоится 18 июня 2024 г. в 15 часов 00 мин на заседании диссертационного совета ДС.ТПУ.15 при федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования "Национальный исследовательский Томский политехнический университет" по адресу: Россия, 634034, г. Томск, ул. Советская, 84/3, ауд. 214.



С диссертацией можно ознакомиться в научно-технической библиотеке Томского политехнического университета и на сайте dis.tpu.ru при помощи QR-кода.

Автореферат разослан "___" апреля 2024 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета ДС.ТПУ.15
д.т.н.

A handwritten signature in blue ink, consisting of several fluid, overlapping strokes.

А.Я. Пак

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

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 возрасти 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. Используются 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 страниц основного текста, включая 37 рисунков и 17 таблиц.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

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

В первой главе "Сегментация изображений сварных швов" 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.

Будем рассматривать изображение анализируемого сварного шва как двумерный массив, представленный $(r \times q)$ матрицей $C = [c_{ij}] = [c(i, j)]$ пикселей, состоящей из строк $i = 1, \dots, r$ и столбцов $j = 1, \dots, q$. Каждый элемент матрицы (пиксель $c_{ij} = c(i, j)$) принимает значение интенсивности цвета t (или яркости) соответствующей точки изображения обычно в формате RGB, т.е. $t = 0, \dots, 255$. В определенных ситуациях из соображений удобства будем пользоваться представлением изображения как одномерного массива или множества $C = \{c_1, c_2, \dots, c_{r \cdot q}\}$ пикселей.

При автоматизации визуального контроля качества сварных швов процесс распознавания дефектов состоит из следующих этапов: входное изображение A предварительно обрабатывается с целью уменьшения шумов; полученное изображение C подвергается сегментации; определяются геометрические признаки дефектов; процесс завершается отнесением дефектной области к одному из известных классов в соответствии со стандартом ГОСТ Р ИСО 6520.

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

- размерные независимые признаки (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) и
- безразмерные признаки, образованные как арифметические отношения размерных признаков (x_6 – прямоугольность, x_7 – округлость, x_8 – соотношение сторон, x_9 – сплошность и x_{10} – количество дефектов).

В диссертации приведены полные формальные определения признаков. Принятие решения об отнесении дефекта к одному из классов по ГОСТ Р ИСО 6520: 1 – полость; 2 – поперечная трещина; 3 – продольная трещина; 4 – прожог; 5 – два и более дефектов классов 1-4, – осуществляется, исходя из значений безразмерных геометрических признаков x_6, \dots, x_{10} .

Основным этапом обработки изображения сварного шва с целью распознавания его дефектов является *сегментация*, 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. $S = E \cup P$; $E \cap P = \emptyset$. Множества S , E и P являются 8-связными, т.е. каждый пиксель (кроме пикселей, расположенных на границе изображения) имеет восемь соседних пикселей, координаты которых по вертикали, горизонтали и диагонали отличаются не более чем на единицу.

Рассмотрены известные методы сегментации изображений: метод Оцу (определяет оптимальный порог для различения дефектной и бездефектной областей по минимальной дисперсии яркости пикселей); методу k -средних (набор пикселей изображения разбивается на k групп в соответствии с характеристиками интенсивности цвета); метод наращивания областей (НО, состоит в разбиении изображения на *области*, однородные в смысле заранее выбранных критериев); метод детектирования границ (ДГ, использует выделение границ на изображении путем фиксации на нем резких изменений, т.е. градиентов яркости). Из рассмотренных методов в качестве тех, что имеют потенциал для дальнейшего совершенствования, были выбраны методы НО и ДГ.

Эти методы, дополняя друг друга, могут обеспечить повышение качества распознавания дефектов сварки, при условии вычисления необходимых для них пороговых значения яркости робастным методом IF&PA. Этапы реализующей этот подход технологии автоматического распознавания дефектов сварного шва показаны на рисунке 1.

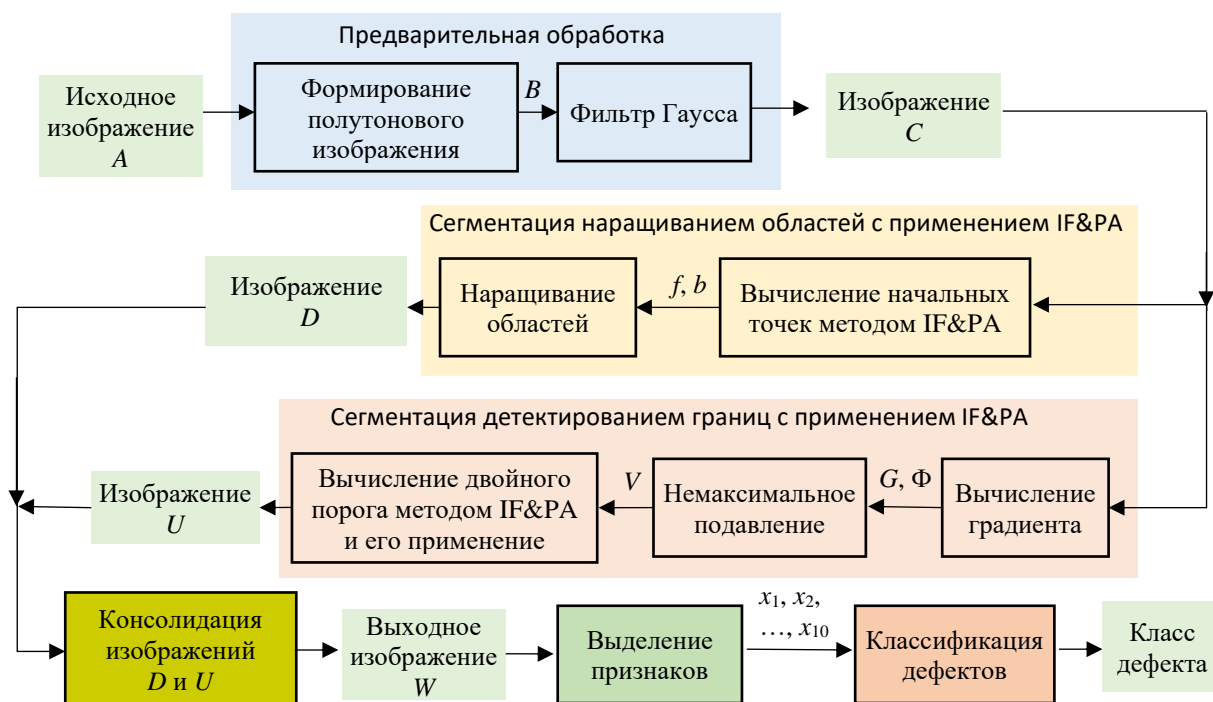


Рисунок 1 – Этапы предложенной технологии автоматического распознавания дефектов сварного шва

Во второй главе "Сегментация наращиванием областей с применением комплексирования интервалов агрегированием предпочтений" 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.

Дано краткое описание метода IF&PA, который 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 повышенной робастностью, точностью и достоверностью по сравнению с традиционными оценками, такими как среднее арифметическое, среднее взвешенное, выборочная медиана и др.

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.

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 $a_1 = \min \{x_k - \varepsilon_k | k = 1, \dots, m\}$ и $a_n = \max \{x_k - \varepsilon_k | k = 1, \dots, m\}$, а элемент $a_i = a_{i-1} + h, i = 2, \dots, n$, где норма $h = (a_n - a_1)/(n - 1)$ – это расстояние между любыми двумя соседними дискретными значениями.

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. $A_k = \{a_i | a_i \in I_k \wedge a_i \in A\}$. Ясно, что его дополнение \bar{A}_k будет включать все остальные элементы из A , т.е. $\bar{A}_k = \{a_i | a_i \notin I_k \wedge a_i \in A\}$. 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 $i, j = 1, \dots, n$: (1) $a_i \in A_k \wedge a_j \notin A_k \Rightarrow a_i \succ a_j$; (2) $a_i, a_j \in A_k \vee a_i, a_j \notin A_k \Rightarrow a_i \sim a_j$; (3) $a_i \notin A_k \wedge a_j \in A_k \Rightarrow a_i \prec a_j$; (4) $a_i, a_j \in A_k$ соседние элементы $\Rightarrow j \equiv i + 1$. Заметим, что элементы класса A_k строго предпочтительнее, чем элементы класса \bar{A}_k , т.е. всегда $\lambda_k = A_k \succ \bar{A}_k$. Поэтому, 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; найденные ранжирования консенсуса преобразуются в единственное *итоговое ранжирование консенсуса* β_{fin} ; 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.

Для того, чтобы воспользоваться преимуществами метода IF&PA применительно к проблеме распознавания дефектов сварного шва, воспользуемся представлением анализируемого изображения гистограммой яркости. Гистограмма показывает распределение количества пикселей по уровням яркости цвета (или уровням серого) оцифрованного изображения (рисунок 2).

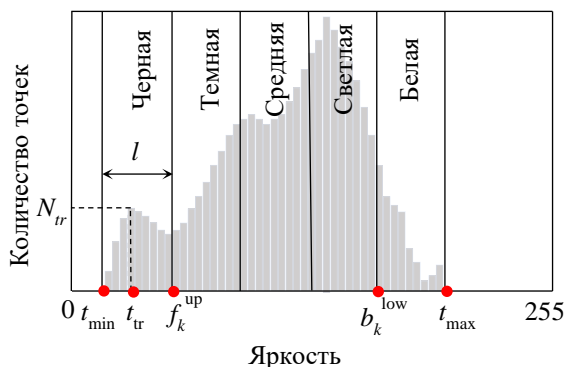


Рисунок 2 – Гистограмма изображения и ее зонирование



Рисунок 3 – Пример разбиения изображения S на горизонтальные полосы шириной L

На горизонтальной оси гистограммы можно выделить пять зон одинаковой ширины l по степени яркости: черную, темную, среднюю, светлую и белую, как показано на рисунке 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 S 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 3.

Построим гистограмму яркости каждой полосы k полутонового изображения.

Для каждой k -й гистограммы 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. Для этого на k -й гистограмме формируем пять зон (см. рисунок 2) шириной

$$l = 0,2(t_{\max} - t_{\min}), \quad (1)$$

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

$$f_k^{\text{low}} = t_{\min}; f_k^{\text{up}} = t_{\min} + l; b_k^{\text{low}} = t_{\max} - l; b_k^{\text{up}} = t_{\max}. \quad (2)$$

Выбор ориентации полос. Пусть t_{tr} – это яркость, которую имеет наибольшее количество N_{tr} пикселей в *черной области гистограммы*, как показано на рисунке 3. 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 пикселях 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 (рисунок 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 $z_1 \leq z_2$.

Выбор количества m полос. Для краткости, рассуждения будем проводить только для ситуации *горизонтальной ориентации* полос, т.е. $z_1 > z_2$.

Пусть m_1 – это количество полос, содержащих пиксели дефектной области; m_2 – количество полос, содержащих пиксели только бездефектной области. 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 обусловлено тем фактом, что применяемое в методе IF&PA правило Кемени может приводить к нерациональным затратам ресурсов на поиск ранжирования консенсуса при четных m .

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 3. Дополнение \bar{Z} , очевидно, характеризуется параметрами

$$z'_1 = r - z_1. \quad (3)$$

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 такой ситуации примем $m = 15$, т.к. точность сегментации практически не увеличивается при $m > 15$.

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,

$$u \leq r - 2z_1. \quad (4)$$

Ясно, что при этом должны одновременно выполняться равенства:

$$m_1 = (z_1 + u) / L \quad (5)$$

$$m_2 = (z'_1 - u) / L = (r - z_1 - u) / L. \quad (6)$$

Из выражений (5) и (6) следует выражение для нижней границы числа u :

$$u \geq 0,5(r - 2z_1). \quad (7)$$

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 (7) 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 $m_1 = m_2 + 1$, откуда, с учетом (5) и (6), следует зависимость L от параметра u :

$$L = 2u + 2z_1 - r. \quad (8)$$

Выражения (4) и (7) 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.

$$u = \lfloor 0,75r - 1,5z_1 \rfloor, \quad (9)$$

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

Таким образом можно рекомендовать следующую процедуру выбора подходящего значения числа полос m для случая $z_1 < z'_1$: для заданных r и z_1 вычисляем параметр u по формуле (9); вычисляем L по формуле (8); определяем $m = r / L$ из свойства (ii).

Заметим, что L и u должны быть, соответственно, четным и нечетным целыми числами, т.е. $L = 2k$; $u = 2k + 1$, где $k \in \mathbf{Z}$.

На рисунке 4 показан пример применения предложенной процедуры

наращивания областей для сегментации дефекта типа "прожог". Параметры изображения S рассматриваемого примера: $r = 240$; $q = 180$; размеры опорного прямоугольника Z (см. рисунок 4в): $z_1 = 71$; $z_2 = 19$. Поскольку $z_1 > z_2$, то выбираем горизонтальную ориентацию полос. Видим, что выполняется условие $r > 2z_1$, т.е. размер дефекта мал. По формуле (9) определяем $u = \lfloor 73,5 \rfloor = 73$. По формуле (8) вычисляем $L = 2 \cdot 73 + 2 \cdot 71 - 240 = 48$ и получаем $m = r / L = 240/48 = 5$.

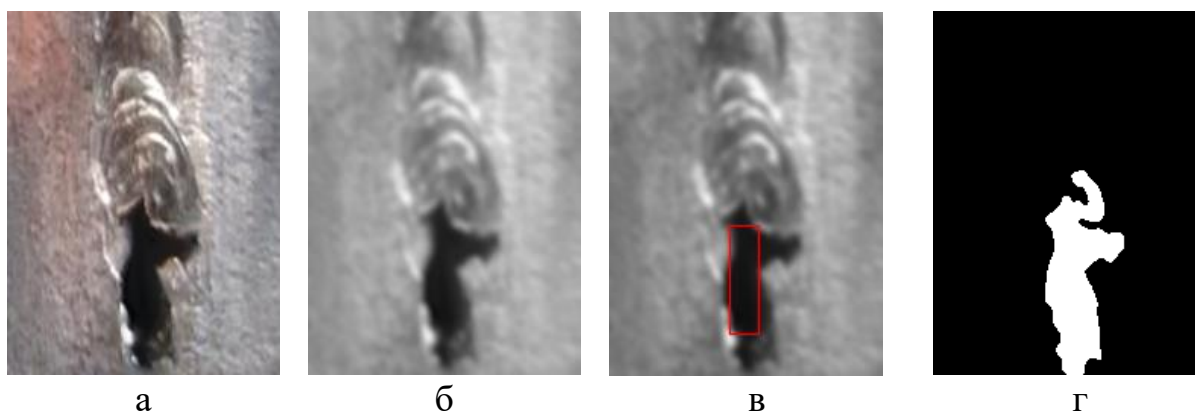


Рисунок 4 – Сегментация дефекта типа "прожог" наращиванием областей: а – исходное изображение; б – отфильтрованное изображение S ; в – опорный прямоугольник Z для определения параметров ИФ&РА; г – результат работы алгоритма НО с начальными точками, выбранными с помощью ИФ&РА (изображение D).

На рисунке 5 показано разбиение изображения S на $m = 5$ горизонтальных полос и их гистограммы, по которым методом ИФ&РА были определены значения яркостей начальных точек дефектной области $f = 35$ (см. рисунок 5) и бездефектной области $b = 221$.

Алгоритм наращивания областей. Начальные точки после определения с помощью ИФ&РА 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. Наращивание области происходит последовательно с учетом текущего значения ее дисперсии яркости.

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:

$$T_E = (1/|E|) \sum_{i=1}^{|E|} t_i, \quad (10)$$

$$V_E = (1/(|E|-1)) \sum_{i=1}^{|E|} (t_i - T_E)^2, \quad (11)$$

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

Пусть дефектная область E имеет набор соседей S_E , определяемых с использованием понятия 8-связности. Тогда точки p считаются соседями области E , если $p \in S_E$ и $p \notin P$.

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:

$$p_{V_E \min} = \arg \min_{p \in S_E} V_E(p); \tag{12}$$

$$V_{E \min} = \min\{V_E(p) \mid p \in S_E\}. \tag{13}$$

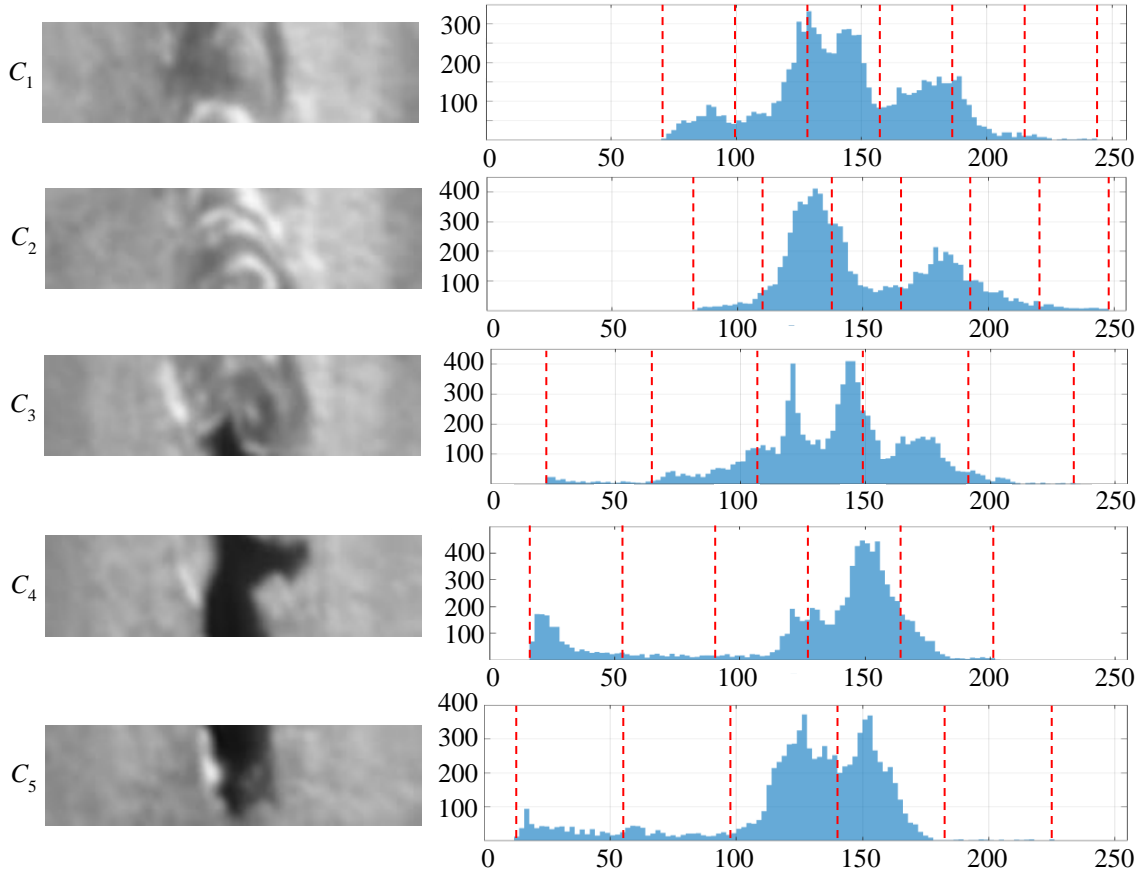


Рисунок 5 – Пример разбиения изображения C на 5 горизонтальных полос C_1, C_2, \dots, C_5 и их гистограмм

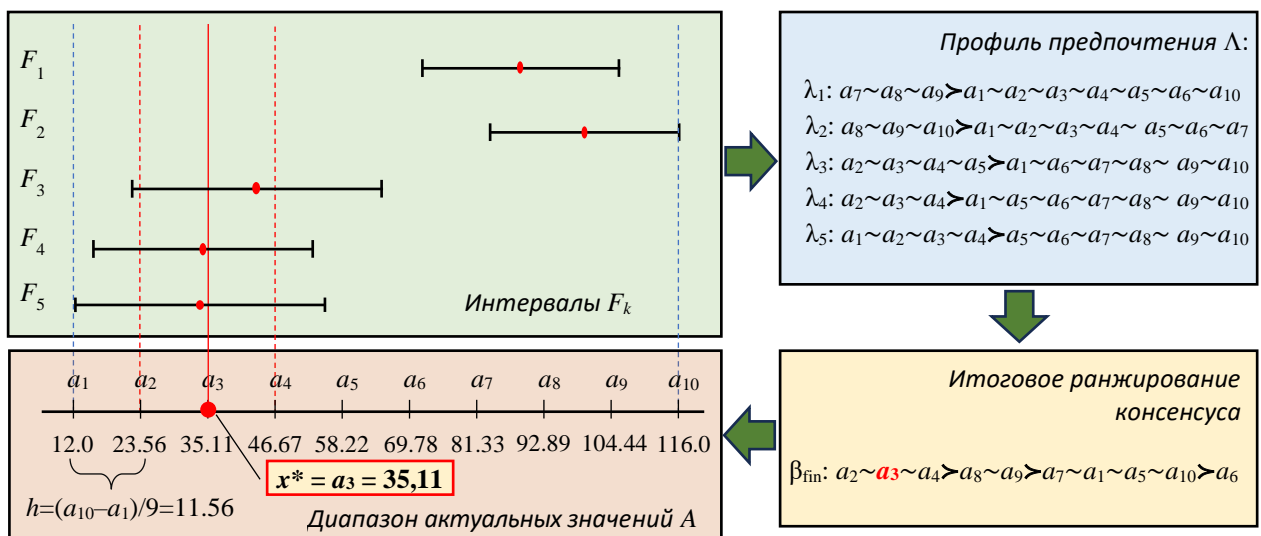


Рисунок 6 – Пример работы процедуры IF&PA с интервалами F_1, F_2, \dots, F_5 , представляющими дефектную область

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 яркостей ее пикселей от яркости центрального пикселя (принятой за среднее значение) 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 $|E| + |P| = |C|$.

В третьей главе "Сегментация детектированием границ с применением IF&PA" 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.

При детектировании границ для нахождения величины перепада и направления (угла) яркости в точке $c(i, j)$ изображения C обычно применяют *градиент* этого изображения, определяемый как вектор, направление которого совпадает с направлением максимальной скорости изменения яркости в этой точке. Затем выполняют процедуру *немаксимального подавления* для удаления всех нежелательных ложных точек при выявлении границ с целью получить границы толщиной в один пиксель.

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. При этом Дж. Кэнни предложил использовать верхний порог со значением, в 2-3 раза большим нижнего.

Верхний порог градиента в диссертационной работе предложено 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 методе НО с изображением C . 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^* 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.

$$I_k^{\text{low}} = \min\{v_k(i, j) \mid v_k(i, j) > 0\}; \quad (14)$$

$$I_k^{\text{up}} = \max\{v_k(i, j)\}. \quad (15)$$

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

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 4г, границы которой не вполне соответствуют реальному дефекту (рисунок 4а).

В то же время, изображение U , полученное в процессе сегментации методом детектирования 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. $Y \cap E = \emptyset$ (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:

$$w(i, j) = \begin{cases} 0, & \text{если } u(i, j) \in Y, (Y \not\subset E \wedge Y \cap E = \emptyset) \vee (Y \cap E \subset Y \wedge Y \cap E \neq \emptyset) \\ & \vee w(i, j) \in W_{in} \\ 1, & \text{если } u(i, j) \in Y, (Y \cap E = Y \wedge Y \cap E \neq \emptyset) \vee w(i, j) \in W \setminus (W_{in} \cup Y). \end{cases} \quad (16)$$

На рисунке 7 показан пример описанных выше действий с изображением дефекта типа "прожог" при детектировании границ.

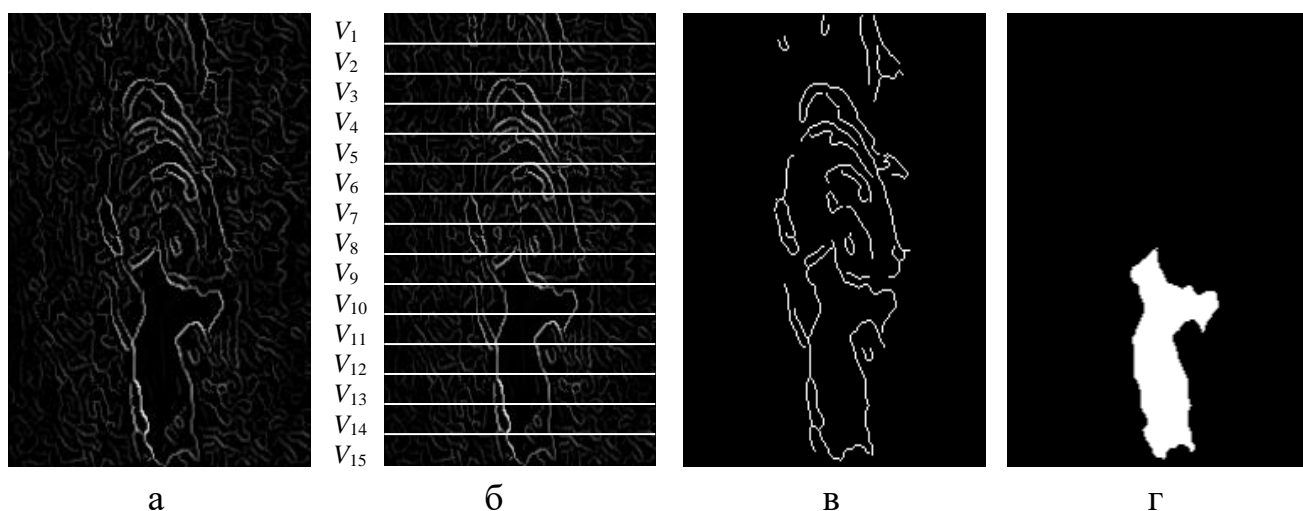


Рисунок 7 – Сегментация дефекта типа "прожог" детектированием границ: а – изображение V , полученное после немаксимального подавления; б – разбиение изображения V на 15 горизонтальных полос; в – результат детектирования контуров с применением IF&PA (изображение U); г – результат консолидации изображений D и U (изображение W)

В четвертой главе "Экспериментальные исследования предложенных методов автоматического распознавания дефектов сварного шва" 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.

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. Анализируемые изображения были получены в свободном доступе из сети Интернет и предварительно обработаны для приведения к единому размеру 240×180 пикселей.

Все сравниваемые методы осуществляли распознавание в *автоматическом режиме*, т.е. без участия оператора. Для обеспечения возможности сравнения результатов, полученных тестируемыми методами, с заведомо правильными (истинными) результатами распознавания был реализован *интерактивный (ручной) режим* работы AutoDWG, когда оператор отмечает на изображении определенные пиксели, значения яркости которых наилучшим образом характеризуют дефектную область. Эти пиксели служат начальными точками для алгоритма НО, приводя к результату сегментации и последующей классификации, всегда совпадающему с реальным дефектом.

Качество результатов сегментации изображений методом НО+IF&PA оценивалось по показателям Ассигасу (точность, рассчитываемая как выраженная в процентах доля правильно распознанных объектов среди всех проанализированных объектов) и мера сходства Жаккара J , известная также как *intersection over union* (IoU), рассчитываемая как отношение мощности пересечения множеств A и B к мощности их объединения, где A – дефект, распознанный тестируемым методом, а B – реальный дефект, полученный в ручном режиме.

Результаты экспериментальных исследований 90 изображений сварных соединений с дефектами пяти классов показали, что метод НО+IF&PA характеризуется точностью 91,1%, значительно превосходя методы k -средних (70%) и Оцу (52,2%).

На основе данных, полученных для каждого метода, были построены кривые, представляющие распределение меры Жаккара по всем 90 проанализированным изображениям, как показано на рисунке 8. Поскольку значения показателя Жаккара являются случайными, на графике группы значений, относящихся к тестируемому методу распознавания, расположены в порядке возрастания, чтобы повысить информативность изображения. Из рисунка 8 видно, что кривая меры J , соответствующая методу НО+IF&PA, имеет наибольшую выпуклую кривизну по сравнению с методами Оцу и k -средних, что свидетельствует о высоком качестве распознавания методом НО+IF&PA.

Качество результатов сегментации изображений методом НО+ДГ+IF&PA оценивалось по показателю Ассигасу и метрике точности решения задач бинарной классификации F_1 , для расчета которой используются показатели Precision (прецизионность) и Recall (полнота), вычисляемые на основе значений двумерной матрицы ошибок, содержащей четыре исхода работы тестируемого метода сегментации, выраженные в количестве пикселей.

Результаты сегментации 150 изображений сравнивались с результатами методов Оцу, k -средних и НО+IF&PA. Метод НО+ДГ+IF&PA корректно распознал 138 дефектов, т.е. характеризуется точностью 92%, которая значительно превысила точность как известных методов распознавания – Оцу (54 %) и k -средних (49 %) – так и предложенного метода НО+IF&PA (82,7 %).

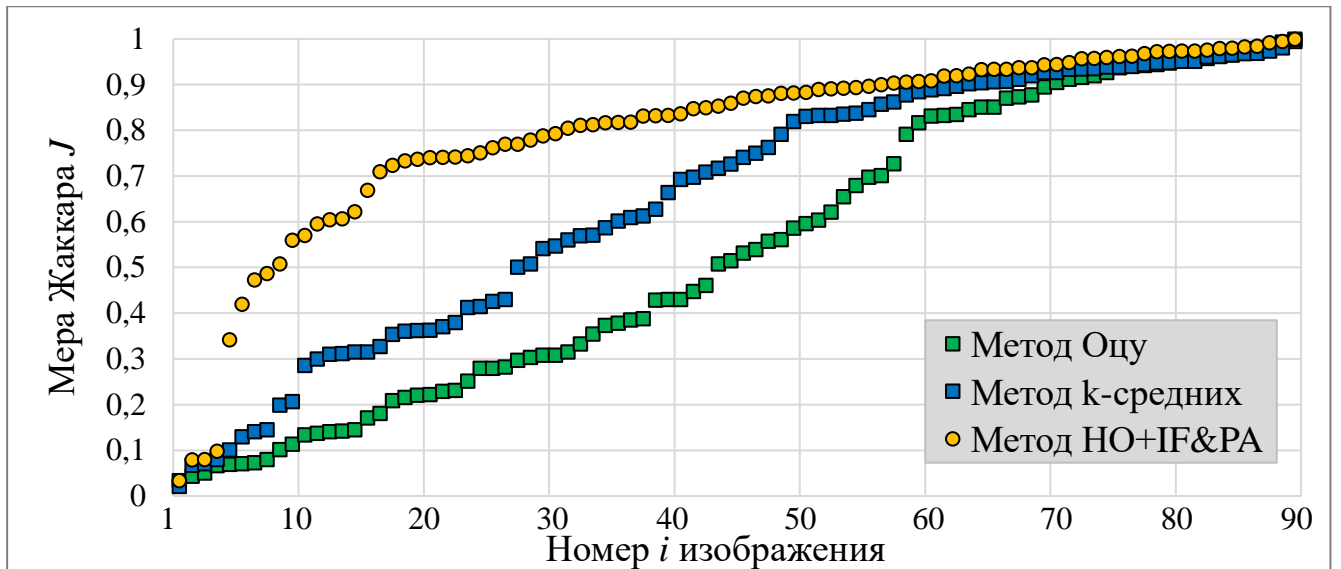


Рисунок 8 – Графики упорядоченных значений меры Жаккара J , рассчитанных для каждого i -го, $i = 1, \dots, 90$, изображения, предъявленного методам Оцу (зеленый); k -средних (синий); HO+IF&PA (желтый)

Значения метрики F_1 (см. рисунок 9) 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.

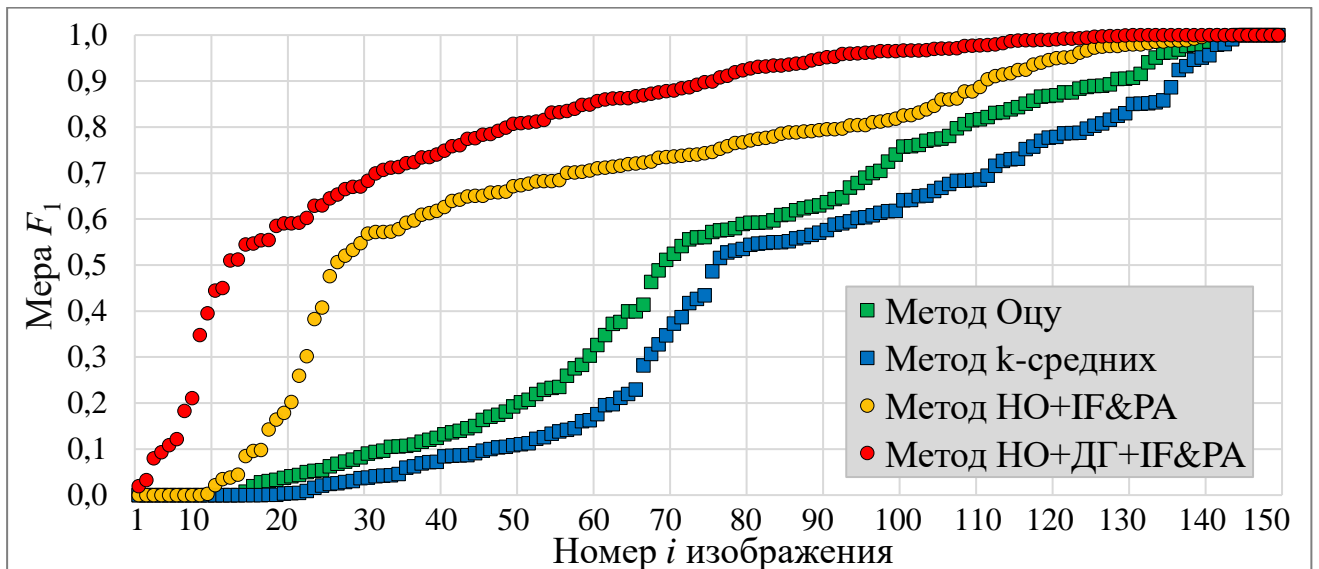


Рисунок 9 – Графики упорядоченных значений меры F_1 , рассчитанных для каждого i -го, $i = 1, \dots, 150$, изображения, предъявленного методам Оцу (зеленый); k -средних (синий); HO+IF&PA (желтый) и HO+ДГ+IF&PA (красный)

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 $F_1 \geq 0,5$. Всего было отобрано 50 таких 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:

$$u_i(x) = |x_{\text{true}i} - x_{\text{method}i}|, \quad (17)$$

где x – признак дефекта x_6, x_7, x_8 или x_9 ; $x_{\text{true}i}$ – значение признака x истинного дефекта, распознанного интерактивным НО на i -ом изображении; $x_{\text{method}i}$ – 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. Эти оценки представлены в виде 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.

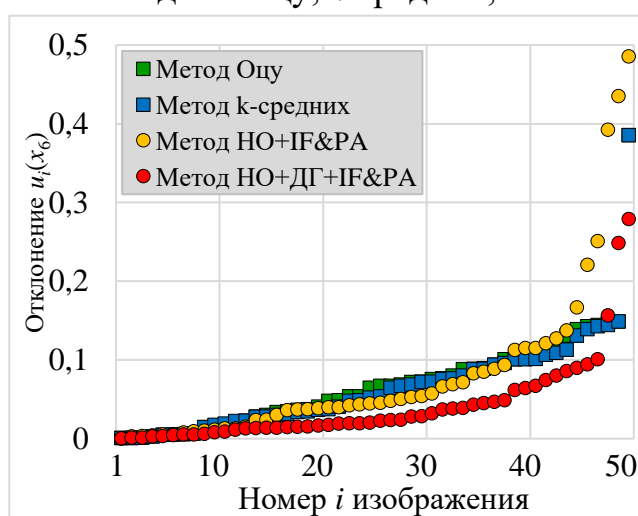


Рисунок 10 – Графики упорядоченных значений отклонений $u_i(x_6)$, $i = 1, \dots, 50$, для признака x_6 прямоугольности дефектов

На рисунке 10 для примера показано семейство кривых u_i , построенных для признака x_6 .

Кривые распределения отклонений $u_i(x)$ 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. В примере на рисунке 10 видно, что кривая $u_i(x_6)$, построенная для метода НО+ДГ+IF&PA (красная линия), расположена ближе к оси абсцисс, чем кривые, построенные для всех остальных методов. Эта ситуация сохраняется для всех остальных признаков.

Из анализа этих экспериментальных данных следует, что метод НО+ДГ+IF&PA позволяет определять геометрические признаки дефектов в среднем в 1,5-2 раза точнее, чем методы НО+IF&PA, Оцу и k -средних.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

- 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.
- 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.

- 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.
- 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.
- 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.

ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК

1. 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, DOI: 10.31857/S0130308223120047 (Переводная версия: Nguyen, D.C. Automatic segmentation by the method of interval fusion with preference aggregation when recognizing weld defects / S.V. Muravyov, D.C. Nguyen // Russian Journal of Nondestructive Testing. – 2023. – Vol. 59. – No. 12. – P. 1280–1290, DOI: 10.1134/S1061830923600855) (Scopus, WoS).
2. 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. – Том 335. – № 3. – С. 17–30, DOI: 10.18799/24131830/2024/3/4530 (Scopus, WoS).
3. Nguyen, D.C. Weld defects automatic visual recognition by combined application of Canny edge detector and interval fusion with preference aggregation / S.V. Muravyov, D.C. Nguyen // 2022 6th International Scientific Conference on Information,

Control, and Communication Technologies (ICCT), Astrakhan, Russia, 3-7 October, 2022. – P. 448–451. – IEEE, DOI: 10.1109/ICCT56057.2022.9976559 (Scopus).

Свидетельства о регистрации программы для ЭВМ

4. 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.
5. 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.
6. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2023685063 (RU); заявка № 2023684777 от 22.11.2023, дата рег. 22.11.2023; Бюл. № 12 от 22.11.2023 // Муравьев С.В., Нгуен Д.К. Автоматическое определение порога яркости для сегментации изображений методом комплексирования интервалов агрегированием предпочтений.

Статьи в других изданиях

7. 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", 17-19 ноября 2021 г., ТУСУР. – Томск. – 2021. – Часть 2. – С. 106-109.
8. Нгуен, Д.К. Модифицированный метод автоматического наращивания областей для распознавания дефектов сварки / Д.К. Нгуен // 27-я Международная НТК студентов, аспирантов и молодых ученых "Научная сессия ТУСУР - 2022", 18-20 мая 2022 г., Томск, ТУСУР. – 2022. – Том 2. – С. 53-56.
9. Нгуен, Д.К. Выбор параметров метода комплексирования интервалов агрегированием предпочтений IF&PA при автоматическом распознавании дефектов сварного шва / Д.К. Нгуен, С.В. Муравьев // Материалы VI Международной конференции "Информационные технологии и технические средства управления" (ICST-2022), 3-7 октября 2022 г. – Астрахань: Изд. АГТУ. – С. 205-207.
10. Нгуен, Д.К. Особенности фильтрации входного изображения при автоматическом распознавании дефектов сварного шва / Д.К. Нгуен // 28-я Международная НТК студентов, аспирантов и молодых ученых "Научная сессия ТУСУР - 2023", 17-19 мая 2023 г., Томск, ТУСУР. – 2023. – Том 1-2. – С. 171-174.