

На правах рукописи

**Новиков Денис Владимирович**

**Метод выявления и классификации дефектов в объектах по  
нейтронорадиографическим изображениям с применением нейронных сетей**

01.04.01 – приборы и методы экспериментальной физики

**Автореферат**

диссертации на соискание ученой степени  
кандидата физико-математических наук

Автор:

Москва, 2006

Работа выполнена в Государственном образовательном учреждении высшего профессионального образования «Московский инженерно-физический институт (государственный университет)»

Научный руководитель кандидат физико-математических наук, доцент,  
Колесников Святослав Владимирович

Официальные оппоненты: доктор технических наук,  
ФГУП НИЦ "СНИИП"  
Панфилов Александр Владимирович

кандидат физико-математических наук,  
МИФИ  
Тихомиров Георгий Валентинович

Ведущая организация: ФГУП "ВНИИТФА" Федеральное  
государственное унитарное предприятие  
"Всероссийский научно-исследовательский институт  
технической физики и автоматизации"

Защита состоится **17 января 2007 года в \_\_\_ часов** на заседании диссертационного  
совета **Д 212.130.07** в *Московском инженерно-физическом институте*  
(государственном университете) по адресу: *115409, Москва, Каширское шоссе, д.31*

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке *МИФИ*

Автореферат разослан “ ” 2006 г.

Просим принять участие в работе Совета или прислать отзыв в одном  
экземпляре, заверенный печатью организации.

Ученый секретарь диссертационного совета,  
доктор физико-математических наук, профессор

В.В. Дмитренко

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность проблемы.** В последние годы, с развитием новых промышленных технологий, возрос интерес к методам неразрушающего контроля ответственных изделий. Одним из них является, весьма перспективный метод нейтронной радиографии. Его преимущество заключается в чувствительности к материалам с малым  $Z$ , это позволяет получать информацию об исследуемых объектах контроля из водородосодержащих или поглощающих тепловые нейтроны веществ в оболочках из тяжелых металлов и различных сплавов. Если в качестве его «точечности» источника излучения, применяется например такой, как нейтронный генератор, то эффект обеспечивает увеличение размера изображения и, соответственно, увеличение пространственного разрешения.

Перспективы промышленного применения нейтронной радиографии обусловлены в большой степени возможностью создания компактного, экологически безопасного оборудования, удовлетворяющего по своим весовым и габаритным параметрам требованиям, предъявляемым как к лабораторным, так и к промышленным приборам.

Создание оборудования и разработка методов нейтронной дефектоскопии, в которой используется нейтронная радиография, требуют проведения целого ряда научных исследований. Одним из них, повышающим выявляемость дефектов является разработка метода обработки нейтронных радиографических изображений (НРИ) с применением нейронных сетей и реализация его в виде программного обеспечения. Разработка этого метода требует понимания основных физических процессов формирования НРИ с помощью современных детектирующих систем.

Созданный метод позволяет устранить недостатки, получаемые в ходе считывания информации нейтронного излучения с материалами разного  $Z$  и ее интерпретации о взаимодействии оптическими системами. В данном случае недостатками являются: низкая яркость/контрастность получаемых изображений, а также наличие шума различного происхождения.

Последующий анализ изображения с применением нейросетевых технологий на наличие в исследуемом объекте разноплотности-дефектов является одной из актуальных задач, решение которых позволяет найти широкое практическое

применение нейтронных радиографических установок на базе портативных нейтронных генераторов с целью инспекции состояния и дефектоскопии ответственных изделий атомной промышленности.

В работе изучались нейтронные радиографические изображения, полученные с помощью прибора с зарядовой связью и энергонакапливающих экранов, и нейтронных генераторов разработанных ФГУП Всероссийского научно-исследовательского института автоматики.

**Целью работы является.** Создания метода выявления дефектов при прохождении смешанного излучения через контролируемые изделия по нейтронным радиографическим изображениям и классификация.

#### **Задачи работы**

- Проведение тестовых экспериментов и получение нейтронных радиографических изображений
- построение алгоритма выявления и классификация дефектов;
- создание метода коррекции нейтронорадиографических изображений;
- построение и обучение нейронной сети;
- проверка работоспособности алгоритма с реальными образцами.

#### **Научная новизна работы**

- алгоритм выявления дефектов при прохождении смешанного излучения через контролируемые изделия по нейтронным радиографическим изображениям и их классификация;
- метод коррекции нейтронорадиографических изображений;
- метод выявления дефектов в нейтронорадиографических изображений при помощи нейронных сетей.

**Практическая значимость работы** заключается в том, что:

- создано специализированное программное обеспечение для обработки нейтронных радиографических изображений;
- предложен метод выявления дефектов в нейтронорадиографических изображений на базе нейронной сети.

### **Автор выносит на защиту**

- анализ характеристик нейтронных радиографических изображений;
- методы реконструкции нейтронных радиографических изображений;
- метод совмещения нейтронных радиографических изображений;
- методы распознавания дефектов деталей, на нейтронных радиографических изображениях основываясь на работе нейронной сети.

### **Реализация результатов работы**

Научные и практические результаты, изложенные в диссертации, внедрены и использованы в организации ВНИИА для проведения работ в области нейтронной дефектоскопии.

### **Апробация результатов работы**

Основные результаты диссертационной работы опубликованы в отчетах МИФИ по научно-исследовательской работе с ФГУП «ВНИИА» им. Н.Л. Духова № 84-3-024-832, № 83-3-024-720, № 84-3-024-061; Министерством образования №82-3-024-738 рег. (01.20.03 02454), №83-2-024-384 рег. (01.20.03 09288); Министерством образования и науки РФ №85-2-024-174 ,а также были доложены на научных сессиях МИФИ 2003,2004,2005,2006 годов (Москва), Московской молодежной научно-технической конференции "Методы и средства измерительно-информационных технологий". ФГУП НИЦ «СНИИП», Международной конференции по фундаментальным наукам "Ломоносов-2006", в журнале «Ядерно измерительно-информационные технологии» и опубликованы в семнадцати научных трудах.

### **Личное участие автора:**

- проведение тестовых экспериментов и получение результатов;
- построение алгоритма выявления и классификации дефектов отображенных на нейтроннордиографических изображениях полученных при помощи ПЗС-детектора и энергонакапливающих экранов (IP-пластин), разработанные ФГУП Всероссийского научно-исследовательского института автоматки им. Н.Л. Духова;
- разработка методики коррекции нейтроннордиографических изображений;
- построение и обучение нейронной сети для выявления дефектов отображенных на нейтроннордиографических изображениях;

- проверка работоспособности разработанного алгоритма с реальными образцами.

**Структура и объем диссертации** Диссертация состоит из введения, пяти глав, заключения, списка литературы и приложения. Содержит 103 страницы, в том числе 48 рисунков и 6 таблиц. Список литературы включает 35 наименований.

Работа выполнена на кафедре “Прикладная ядерная физика” факультета “Физики и экономики высоких технологий” Московского инженерно-физического института (Государственного университета).

## СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Обоснована актуальность темы диссертации, формулируются её цель и основные положения, выносимые на защиту.

В настоящее время нейтронная радиография (НР) является важным инструментом, нашедшим широкое практическое применение в таких областях как:

- 1) Атомная энергетика.
- 2) Металлургия.
- 3) Аэрокосмическая и оборонная промышленности.

Разработка методов для определения и классификации дефектов на изображении ответственных изделий, полученных с помощью детектирующих систем требует понимания основных принципов работы этих устройств.

Разработка таких систем ведется во ФГУП ВНИИА, где разработаны и сконструированы два типа детекторов предназначенных для нейтронной радиографии:

- детектор на основе энергонакапливающего экрана (IP-пластина);
- детектор на основе ПЗС-матрицы.

Компактное оборудование на основе портативных нейтронного генератора (НГ) ВНИИА и цифровых систем регистрации на базе ПЗС - детекторов и энергонакапливающих люминофоров (ЭНЛ), позволяет объединить в оборудовании лабораторного типа возможности рентгеновской и нейтронной установок. Применение в этом случае трех видов проникающих излучений: быстрых и тепловых нейтронов, а также сопутствующего рентгеновского излучения

## **Основные характеристики систем регистрации нейтронных изображений и их недостатки.**

Основными характеристиками системы регистрации нейтронных изображений являются:

- контрастность;
- пространственное разрешение или нерезкость;
- квантовая эффективность регистрации.

Под контрастностью понимается разность яркости изображений областей объекта с различной ослабляющей способностью. Нерезкость характеризует степень размытия на изображении границ деталей исследуемого объекта.

Для современных средств регистрации контрастность изображения определяется количеством градаций яркости, воспроизводимых детектором и измеряется количеством бит используемого АЦП.

Пространственное разрешение определяется как объект минимального размера, который может быть распознан. Пространственное разрешение может быть определено как полная ширина на полувысоте для line spread function ( $LSF$ ) – функция рассеяния линии. Line spread function ( $LSF$ ) это отклик системы (гипотетический) от абсолютно поглощающего излучения объекта и имеющего узкую прорезь. Полная line spread function  $LS(x)$  может быть определена для всех составляющих и имеет вид

распределения Гаусса  $LS(x) = \frac{1}{\sigma_x \sqrt{\pi}} e^{-x^2/\sigma_x^2}$ , где  $x$  – положение по ширине или

высоте изображения;  $\sigma_x$  - стандартное отклонение. Полная ширина на полувысоте для распределения Гаусса равна  $\sigma_x 2\sqrt{\ln 2}$ . Даже если бы каждая из составляющих имела собственную  $LS(x)$ , результирующая  $LSF$  определялась их свёрткой и имела вид распределения Гаусса. Стандартное отклонение эквивалентно корню квадратному из суммы квадратов всех составляющих.

### ***Шумы, возникающие при эксперименте***

Рассмотрим влияние шумов на сигнал. Добавление шума к любому пространственному или временному сигналу ухудшает его, ограничивая точность, с которой он может быть интерпретирован. Наиболее важные источники шума:

- *Шум детектора*: произвольность в чувствительности детектирующей системы, возникающая из-за случайности поглощения сцинтиллятором, произвольность энергии протонов отдачи и системы формирования изображения.
- *Фоновые шумы*: фоновое нейтронное, рентгеновское, гамма излучение, попадающее в сцинтиллятор или светочувствительный элемент которое может дать ложный сигнал от несуществующего нейтрона.
- *Фотоэлектронные шумы*: возникают из-за статистики в случаях возникновения фотонов на светочувствительных элементах и в процессе фотоэлектронного преобразования.
- *Шумы электроники*: возникают в электронике, следующей за этапом фотоэлектронного преобразования.

Приведены исследования существующих программ для обработки изображений, попадающие в область интереса нашей работы. Существует довольно много программных продуктов позволяющих осуществить частичную обработку НРИ. и все они требуют профессиональных навыков подготовки специалиста.

**MATLAB** предлагает встроенную поддержку для целочисленной математики и математики с плавающей точкой, а также языковые конструкции для обработки и анализа больших наборов данных. Пакет **ER Mapper 6.4**. Обработка изображений с помощью формул и фильтров. Имеется аппарат записи формул, функции и подпрограммы вычисления статистики, быстрого преобразования Фурье. Можно использовать собственные разработки. Программа **Photoshop** – редактор растровых изображений, считается самым мощным приложением для персональных компьютеров в области обработки цифровых фотографий. **CorelDRAW** является объектно-ориентированным векторным редактором. CorelDRAW работает с изображением, состоящим из отдельных объектов, каждый из которых описывается математически.

**IRIS** программа служит для обработки и анализа научных изображений и массивов данных.

IRIS обладает принципом мультиконфигурируемость (настраиваемость не только под пользователя, но и под его конкретную задачу), имеет открытую архитектуру (возможность интеграции с другими программными пакетами). **ImageJ**

разработана на Java. Она действует либо как апплет, либо как загружаемое приложение.

ImageJ может выделять, редактировать, анализировать, обрабатывать, 8-битовые, 16-битовые и 32-битовые изображения. Поддерживает "стек", серии изображений, которые работают в одном окне.

Так же может вычислять статистическое значение площади и пикселя, измерять расстояния и углы; создавать гистограммы плотности и профиль участка линии. ImageJ была разработана с открытой архитектурой, что обеспечивает расширяемость plugins через Java.

Выполнен обзор алгоритмов нейронных сетей, используемых при распознавании изображений.

Нейросетевые методы - это методы, базирующиеся на применении различных типов нейронных сетей (НС). Основные направления применения различных НС для распознавания образов и изображений:

- применение для извлечения ключевых характеристик или признаков заданных образов,
- классификация самих образов или уже извлечённых из них характеристик (в первом случае извлечение ключевых характеристик происходит неявно внутри сети),
- решение оптимизационных задач.

Выбор в качестве математического аппарата - искусственных нейронных сетей (ИНС) обусловлен новизной этой прикладной области математики, а актуальность исследований в этом направлении подтверждается массой различных применений НС, таких как автоматизация процессов распознавания образов, адаптивное управление, аппроксимация функционалов, прогнозирование, создание экспертных систем, организация ассоциативной памяти и многие другие приложения.

Формирования НРИ происходит за счет преобразования части энергии вторичного излучения, возникающего при взаимодействии нейтронного излучения с веществом конвертора, и накопление ее в ПЗС-детекторе или энергонакапливающем экране. Сложность процесса формирования НРИ в детекторах, применяемых в нейтронной радиографии или томографии, создает дополнительные сложности при их коррекции, так как необходимо учитывать все особенности конструкции аппаратуры.

Удалено: Формирование НРИ в ПЗС-матрице детектора

Помимо искажений, вносимых конструкцией аппаратуры, НРИ содержат и различного типа искажения другого рода такие как, выбросы яркости, вызванные за счет взаимодействия нейтронов непосредственно с самой ПЗС-матрицей или энергонакапливающим экраном (на НРИ они наблюдаются в виде белых пятен); низкое отношение сигнал/шум; механические дефекты самих детекторов (царапины, «мертвые» пиксели).

Методика устранения искажений на НРИ потребовала создания определенного подхода к их обработке. На первом этапе работ происходит коррекция изображения с учетом влияния аппаратной функции, позволяющая выровнять распределение интенсивности по всему изображению. На втором - НРИ обрабатывается с помощью статистического анализа, позволяющий устранить ряд дефектов, такие как низкое отношение сигнал/шум и выбросы яркости. Третий, заключительный этап обработки, используется для создания улучшенного зрительного восприятия информации. Данный этап не является обязательным, но позволяет добиться более качественного результата.

#### Учет аппаратной функции прибора.

Нейтрорадиографическая или томографическая система, созданная на основе точечного источника излучения, имеет довольно сложную аппаратную функцию, особенно если источник не является изотропным. В основном усложнение аппаратной функции происходит по двум причинам: первая – зависимость интенсивности потока нейтронов от угла вылета из источника; вторая – расходимость пучка. Устранение этих причин является сложной некорректной задачей. К тому же вторая причина на сегодняшний момент не имеет аналитического решения. Поэтому можно говорить только о частичных поправках НРИ, полученных в ходе дополнительных экспериментов.

Одним из распространенных способов учета аппаратной функции является проведение дополнительного измерения в отсутствии исследуемого объекта в поле пучка, тогда истинное изображение  $N_{ист}$  может быть определено как отношение изображения полученного в ходе эксперимента  $N_{эсп}$  к нормированному изображению пучка в отсутствии исследуемого объекта  $N_{пучок}$ .

**Удалено:** осуществляется за счет взаимодействия нейтронного излучения с веществом люминесцентного экрана, расположенного перед ПЗС-матрицей, и при достаточно большом времени экспозиции в матрице формируется изображение исследуемого объекта. ¶ Формирование НРИ при помощи детектора на основе энергонакапливающего экрана происходит за счет передачи части энергии вторичного излучения, возникающего при взаимодействии нейтронного излучения с веществом конвертора, экрану. Таким образом, происходит накопление энергии, излучаемой в виде люминесцентного излучения, интенсивность которого пропорциональна поглощенной энергии излучения. ¶ Исходные НРИ, наряду с полезной информацией

**Удалено:** ,

**Удалено:** такие как

**Удалено:** из-за

**Удалено:** ,

**Удалено:**

**Удалено:** наблюдаемые

**Удалено:** на НРИ

**Удалено:** ой

**Удалено:** ПЗС-матрицы; «размытие» границ объекта

**Удалено:** Низкое отношение сигнал/шум – наиболее распространенный недостаток НРИ, обусловленный регистрацией рассеянного излучения.

**Удалено:** Для

**Отформатировано:**  
Шрифт: полужирный, курсив

**Отформатировано:**  
Шрифт: полужирный, курсив

**Удалено:** требуются различные способы коррекции, последовательное применение которых позволяет добиться наилучших результатов. С учетом очередности ... [1]

**Удалено:** По сути

**Удалено:** , эта задача является некорректной, п

**Удалено:** к

**Удалено:** изображению

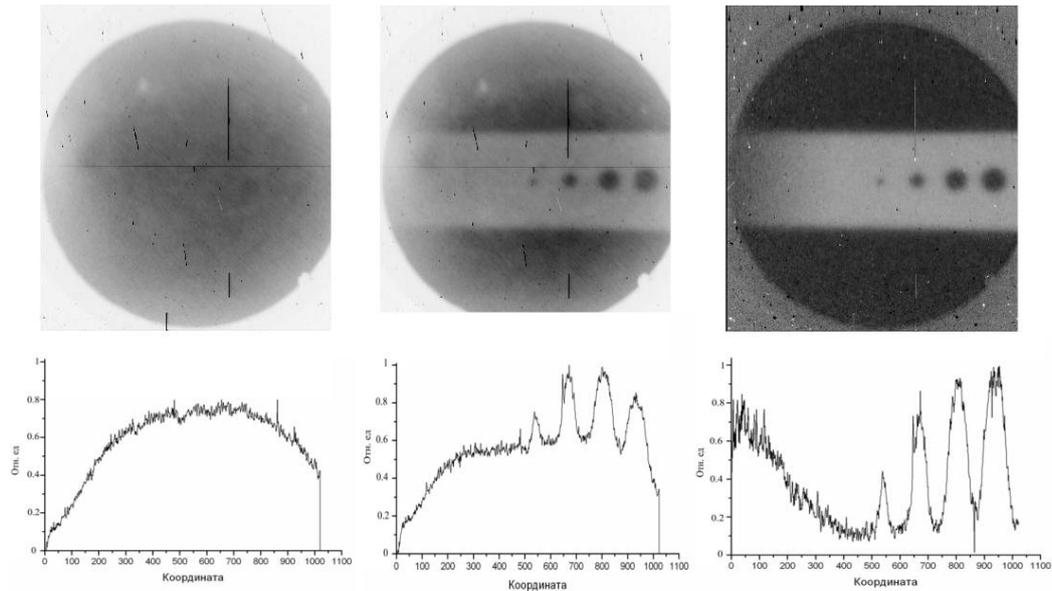
**Удалено:** получаемые

**Удалено:** при

**Удалено:** нейтронов

$$N_{ист} = \frac{N_{эксп}}{N_{пучок}}$$

На рис. 1 приведен пример того, как меняется характер НРИ при учете аппаратной функции. Под каждым из рисунков представлен поперечный срез изображения вдоль одной и той же прямой, где по оси абсцисс отложена координата пикселя, а по оси ординат – количество накопленных импульсов в пикселе (интенсивность). Из рисунков 1а и 1б видно, что интенсивность пучка непостоянна и изменяется от центра к краям.



а)

б)

в)

Рис. 1. Учет аппаратной функции при обработке изображения

а) при отсутствии исследуемого объекта в поле пучка нейтронов;

б) изображения полученного в ходе эксперимента;

в) истинное изображение.

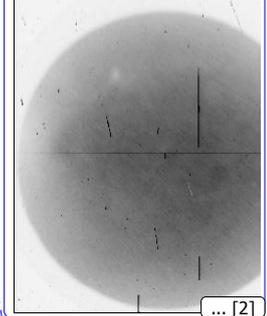
«Истинное» изображение (рис. 1в.) имеет выровненное распределение интенсивности во всем диапазоне координат и при желании позволяет восстановить геометрию облучаемого объекта. Рисунок 2 демонстрирует эту возможность, где на

Удалено:

Отформатировано:  
русский (Россия)

Отформатировано: По ширине, Поз.табуляции: 198 пт, по левому краю + 396 пт, по левому краю

Удалено: <sp>



Отформатировано:  
русский (Россия)

Удалено:

Удалено: В центре его интенсивность выше, чем на краях

поперечный срез рисунка 1в был наложен эскиз облучаемой детали. Из него видно, что изменение интенсивности повторяют контуры самой детали.

Удалено: Представленные на этом рисунке данные, были получены путем инверсии изображения (

Удалено: .

Удалено: .

Удалено: )

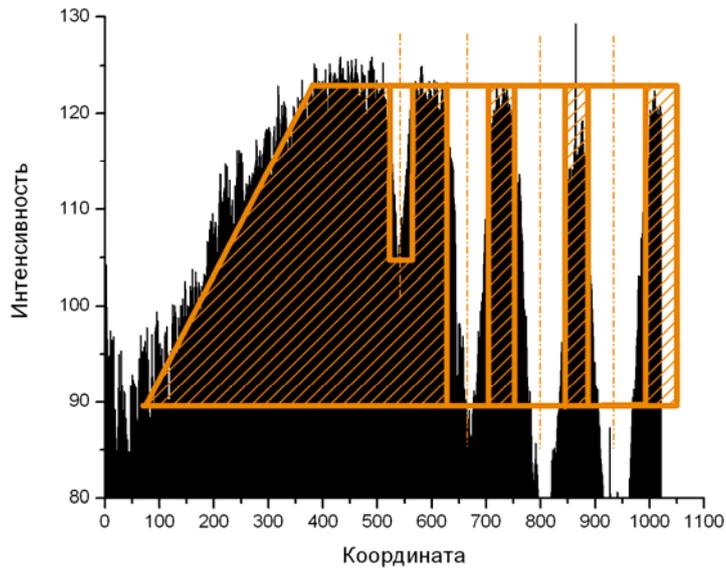


Рис. 2. Пример восстановления геометрии объекта.

### Обработка изображения путем статистического анализа

Простое сложение НРИ одного и того же объекта, полученных при одних и тех же условиях, позволяет существенно улучшить отношения сигнал/шум, а при использовании операции статистического сравнения изображений, появляется возможность, избавиться от случайных выбросов яркости. Сам процесс статистического сложения большого числа изображений довольно прост. В нем происходит сравнение между собой всех складываемых пикселей на предмет выявления отклонений от общего их поведения. Если такое значение выявляется, то оно не участвует в процессе сложения. Затем полученная сумма делится на число пикселей участвовавших в сложении.

Отформатировано:  
Шрифт: полужирный

Отформатировано:  
Шрифт: полужирный

Удалено: С

Удалено: двух и более

Удалено: одного и того же объекта

Удалено: «

Удалено: »

$$N_{ij} = \sum_{k=1}^n \frac{N_{ij}^k}{n^k}, \text{ если}$$

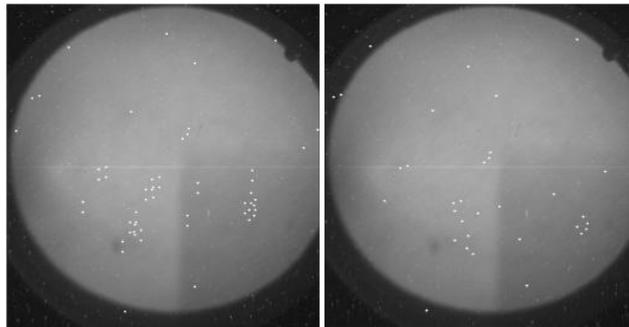
$$N_{ij}^k \leq \text{med}(N_{ij}) + 3\sqrt{\text{med}(N_{ij})} u$$

$$N_{ij}^k \geq \text{med}(N_{ij}) - 3\sqrt{\text{med}(N_{ij})}$$

где  $N_{ij}^k$  - новое изображение, полученное путем статистического сложения;  $N_{ij}^k - k^e$   
исходное изображение;  $i$  и  $j$  - координаты пикселя;  $\text{med}$  - медианная функция.

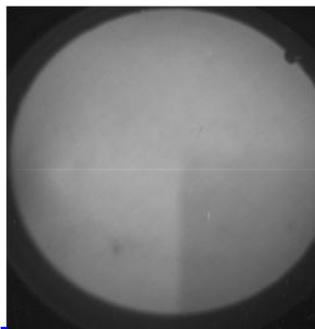
При небольшой модификации алгоритма он подходит и для сложения двух изображений.

На рис. 3. представлен результат работы такого алгоритма. В качестве объекта был выбран кирпич свинцовой защиты толщиной 5 см. Источником нейтронов служил стационарный нейтронный генератор НГ-400. Расстояние источник-детектор составило примерно 50см. На нем видно, что исходные изображения имеют большое число выбросов яркости и среднее значение отношения сигнал/шум на них составляет около 400. После статистического сложения выбросы яркости исчезли, а среднее значение отношения сигнал/шум стало 1600.



Изображение А.

Изображение Б.



Изображение В.

Получено совмещением изображений А и Б.

Рис. 3. Демонстрация возможности статистического анализа НРИ.

- Отформатировано:  
Шрифт: 13 пт, ниже на 31 пт
- Отформатировано:  
Шрифт: 13 пт, ниже на 7 пт
- Отформатировано:  
русский (Россия)
- Отформатировано:  
Шрифт: 13 пт, ниже на 7 пт
- Отформатировано:  
надстрочные
- Отформатировано:  
Шрифт: 13 пт, ниже на 3 пт
- Отформатировано:  
Шрифт: 13 пт, ниже на 5 пт
- Отформатировано:  
Шрифт: курсив
- Отформатировано:  
русский (Россия)
- Отформатировано:  
русский (Россия)
- Отформатировано:  
Шрифт: не курсив
- Отформатировано:  
русский (Россия)
- Удалено: Единственная проблема сложения двух и более изображений – это их точное совмещение, заключающееся в установлении соответствия между точками двух или более изображений. ¶ Несмотря на постоянно возникающую необходимость совмещения изображений, эта проблема решена только для некоторых частных случаев и до сих пор остается актуальной. На практике существует несколько методов совмещения, которые включают в качестве составных элементов выполнение таких операций, как выделение контуров, сегментация и построение структурного описания изображения. Так же существуют методы совмещения изображений, которые были разработаны с определенными ограничениями на исходные данные, для быстрого оперирования с большими объемами информации. ¶ Для решения этой задачи необходимо выделить тр[ ... [3]
- Отформатировано:  
Шрифт: курсив
- Отформатировано:  
Шрифт: курсив
- Отформатировано:  
Шрифт: курсив
- Удалено: Совмещение
- Удалено: изображений А и В

Основная сложность при сложении двух и более НРИ одного и того же объекта – это их точное совмещение, заключающееся в установлении соответствия между точками двух или более изображений.

Применительно к НРИ можно выделить методы совмещения, использующие характерные признаки изображений:

- метод, основанный на площадях;
- метод, основанный на деталях изображения;
- метод, основанный на реперах.

В первом методе характерными признаками изображения являются сами пиксели с соответствующими им значениями интенсивностей. Во втором - в качестве характерных признаков могут выступать точки контуров, структурные или геометрические элементы, пятна текстур и даже конкретные объекты физического мира. При этом каждая деталь на изображении задает опорную точку с соответствующими координатами.

В методах, основанных на площадях, основной информацией являются интенсивности пикселей, поэтому задача сводится к минимизации целевой функции. Также с помощью этих методов можно получать наиболее точные совмещения, так как при этом может эффективно использоваться вся информация с изображения. Однако в этом методе не производится разделение инвариантной информации и информации, меняющейся от изображения к изображению, поэтому их применение затруднительно в ряде задач. Из-за использования всего объема исходных данных они трудоемки с вычислительной точки зрения, и с их помощью зачастую бывает затруднительно вести поиск глобального преобразования с большим числом параметров.

Совмещение изображений с использованием метода основанного на деталях изображения с вычислительной точки зрения, так как размерность входных данных в этом подходе сильно снижена. Поскольку структурные элементы не используют напрямую значения интенсивностей, они гораздо более устойчивы к изменению яркости. Однако выделение подобных признаков на изображении является задачей довольно трудной. Для многих классов изображений это является серьезным недостатком, поскольку точность регистрации может оказаться не лучше, чем точность, достигаемая при первоначальном выборе опорных точек. Число

структурных элементов и точность положения соответствующих им опорных точек обычно ограничены. Поэтому структурные элементы не несут информации о локальных смещениях, а глобальное преобразование с их помощью может определяться достаточно грубо.

Так же в этом методе, важным аспектом является построение описания изображения. В процессе построения описания должна выявляться информация, которая не зависит от условий эксперимента и отражает пространственные взаимосвязи между объектами изображения. Поэтому методы, основанные на деталях изображений, представляют несомненную ценность в вопросах интерпретации и понимания изображений, а эффективность работы этих методов, основанных на той или иной модели изображения, может служить критерием применимости данной модели.

Для более точного решения задач необходимо использовать преимущества каждого из двух методов, сначала производя неточное, но робастное, совмещение методом, основанным на деталях изображений, а затем уточняя глобальное преобразование и определяя поле сдвигов методом, основанным на площадях.

Совмещение НРИ с помощью метода основанного на площадях.

Алгоритм функционирования данного метода представлено на рис.4. На первом шаге происходит разбиение изображения на четыре равные части. На втором шаге проверяется однородность каждой из областей, если область не однородна, то эта область также делится на четыре равных части. Эта операция продолжается до тех пор пока все области не будут однородными.

На третьем шаге происходит объединение соседних однородных областей. После чего каждой вновь образованной области присваивается уникальный код.

На заключительном шаге происходит сопоставление форм областей двух подобных изображений.

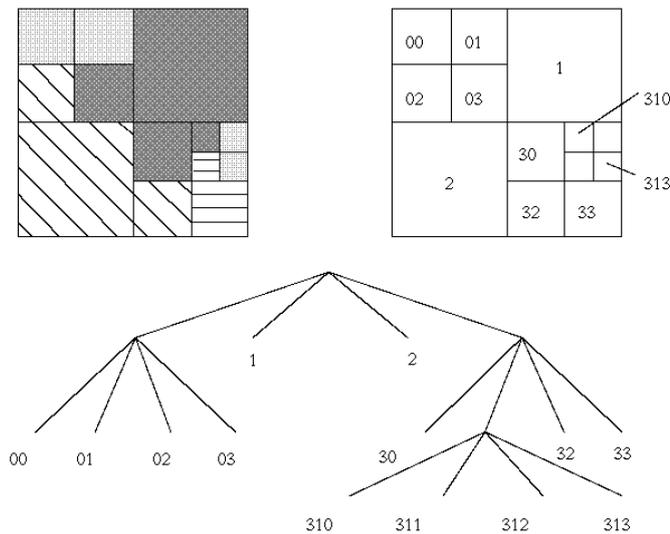


Рис. 4 Метод разделения

- ♦ Алгоритм производит разбиение изображения на четыре равные части до тех пор, пока каждый регион не станет однородным.
- ♦ На второй ступени производится объединение тех соседних областей, которые в сумме дают однородный регион.
- ♦ В методе используется представление изображения в виде пирамиды

#### Улучшение визуального восприятия НРИ

К сожалению, применение механизма коррекции НРИ с учетом аппаратной функции и статистического сложения изображений, не всегда позволяют добиться хорошего визуального результата. Иногда остаются дефекты такие как низкая яркость, контрастность изображения, от которых невозможно избавиться вышеописанными способами. В этом случае для достижения желаемого эффекта используются различные методы фильтрации.

Установки яркости и контрастности, могут быть легко исправлены с помощью изменения контрастности изображения на базе методов: линейной растяжки гистограммы, нормализации гистограммы, линеаризации гистограммы, и изменения яркости.

Также существуют задачи связанные с дефектоскопией, в которых возможно применение линейных контурных фильтров. Это позволяет произвести дополнительную обработку изображения и выделить контур образа объекта, что в

**Удалено:** Следующим важным элементом метода совмещения является тип используемых характерных признаков изображения. По этому критерию выделяют два существенно отличающихся подхода:¶  
 <#>методы, основанные на площадях;¶  
 <#>методы, основанные на деталях изображения.¶  
 В первом случае характерными признаками изображения являются сами пиксели с соответствующими им значениями интенсивностей. Во втором случае в качестве характерных признаков могут выступать точки контуров, структурные или геометрические элементы, пятна текстур и даже конкретные объекты физического мира. При этом каждая деталь на изображении задает опорную точку с соответствующими координатами. В методах, основанных на площадях, основной информацией являются интенсивности пикселей, поэтому задача сводится к минимизации целевой функции. Также с помощью этих методов можно получать наиболее точные совмещения, так как при этом может эффективно использоваться вся информация с изображения. Однако в этом методе не производится разделение инвариантной информации и информации, меняющейся от изображения к изображению, поэтому их применение затруднительно в ряде задач. Из-за использования всего объема исходных данных они трудоемки с вычислительной точки зрения, и с их помощью зачастую бывает затруднительно вести поиск глобального преобразования с большим числом параметров.¶  
 Совмещение изображений с использованием различного рода структурных элементов менее трудоемко с вычислительной точки зрения, так как размерность входных данных в этом подходе сильно снижена. Поскольку структурные элементы не используют напрямую значения интенсивностей, они гор( ... [4]

- Удалено:** сложение
- Удалено:** совмещенных
- Удалено:** которые
- Удалено:** удалить
- Удалено:** можно применять
- Удалено:**

свою очередь позволяет судить о форме и размерах исследуемого объекта, однако качество выделения границ не всегда может быть удовлетворительным. Зачастую приходится прибегать к более сложной обработке радиографических изображений, например такой, которая используется в фильтрах Собеля и Робертса, созданных на основе градиентного анализа структуры изображения. Применение фильтров занимает свое место в дефектоскопии, где с их помощью можно определять наличие дефектов в изделии.

Линейные и нелинейные фильтры, фильтры на основе градиентного анализа структуры изображения, анализ и совмещение серии изображений позволяют очистить, улучшить визуальное восприятие, исключить большое количество случайных «выбросов яркости», существенно повысить соотношение сигнал/шум и является удобным инструментом для выявления дефектов.

Задача классификации дефектов по изображению детали делится на два больших класса: распознавание изображения, поиск в базах данных. Они различаются как по требованиям, предоставляемым к системам распознавания, так и по способам решения, и поэтому представляют собой отдельные классы.

Различны и требования, предъявляемые к ошибкам первого и второго рода для таких классов. Ошибкой первого рода называется ситуация, когда объект заданного класса не распознаётся (пропускается) системой. Ошибка второго рода происходит, когда объект заданного класса принимается за объект другого класса.

Следует также отметить различие понятий верификации и распознавания (идентификации). В задаче верификации неизвестный объект заявляет, что он принадлежит к некоторому известному системе классу. Система подтверждает или опровергает это заявление. При распознавании требуется отнести объект неизвестного класса к одному из известных или выдать заключение о том, что этот объект не относится к известным классам. Основной задачей в нашей программе уделено распознаванию дефектов на НРИ. Распознаванием будем называть процесс разметки, т.е. алгоритмы распознавания идентифицируют каждый объект изображения и присваивают ему метки.

Распознавание образов, представляет собой трудоемкий процесс, особенно при совмещении низко контрастных изображений, и поиске дефектов. Для решения этих

задачи необходимы интеллектуальные системы распознавания изображений, одной из таких систем является нейронная сеть, обладающая возможностями :

- Способность к адаптивному обучению и самоорганизации при построении модели в условиях неполных и искаженных данных.
- Способность изменять и оптимизировать структуру модели в соответствии с изменением внешних условий.
- Возможность получения удовлетворительного решения даже при отсутствии адекватной модели.
- Возможность комплексной обработки очень больших объемов данных.
- Возможность построения и оценки неоднозначных решений. Тесная интеграция нейронных сетей с экспертными системами.
- Возможность извлечения из данных явных зависимостей и правил, генерация и оценка гипотез.
- Возможность представления результатов обучения нейронной сети в виде, пригодном для интерпретации человеком.

Для решения задачи классификации выбрали "Растущий нейронный газ" (Growing Neural Gas). Данная искусственная нейронная сеть (ИНС) относится к категории самоорганизующихся искусственных нейронных сетей с радиально-базисными функциями (RBF Neural Networks).

Радиально-базисные нейронные сети (РБНС, по английски – Radial Basis Function Network, **RBF**) продолжают идею карт Кохонена и состоят из двух слоёв, рис. 5.

Первый слой имеет радиально-базисную активационную функцию:  $y = \exp\left(\frac{-S^2}{2\sigma^2}\right)$ ,

где  $\sigma$  – среднеквадратичное отклонение, характеризующее ширину функции (размер кластера),  $S$  определяется как расстояние между входным и весовым вектором:

$S^2 = \|X - W\|^2 = \sum_i (x_i - w_i)^2$ , являющимся по сути расстоянием до центра кластера,

определяемым конкретным нейроном. Таким образом, скрытый слой представляет собой набор кластеров в пространстве образов и выполняет первый этап кластеризации входного образа – значение активационной функции каждого нейрона быстро уменьшается с удалением от центра кластера. Второй слой нейронов имеет линейную активационную функцию, и выполняет второй этап кластеризации –

распределяет кластеры по классам. В отличие от карт Кохонена здесь обнуление нейронов, не обладающих максимальным выходным значением не требуется, они все вносят вклад в классификацию, и это преимущество РБНС.

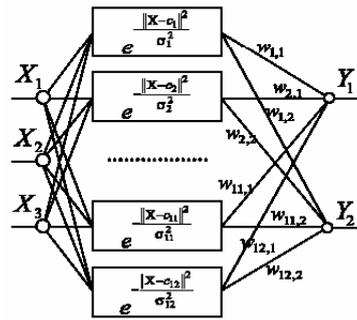


Рис. 5. Радиально-базисная нейронная сеть

Обучается сеть в два этапа. Первый этап осуществляется без учителя, на нём первый слой выделяет компактно расположенные группы кластеров. При этом корректируются центры кластеров. На втором этапе обучения, второй слой учится распределять входные образы, пропущенные через первый слой, по классам. Информация об эталонных значениях выходов известна, обучение с учителем. Это выполняется алгоритмом обратного распространения ошибки.

Извлечение ключевых характеристик для распознавания дефектов. Характеристики представляли собой набор главных компонент. В архитектуре количество выходов соответствовало количеству классов.

Предварительной классификации изображений. На вход сети поступало изображение целиком, на выходах формировалась промежуточная классификация, которая затем подавалась на решающие деревья для контекстно-ориентированного распознавания изображений дефектов.

Само наименование сети "Растущий нейронный газ" - РНГ связано с тем обстоятельством, что в ней использован алгоритм конкурентного обучения - с учителем или без него, который в ходе обучения вставляет по мере необходимости новые нейроны и, таким образом, количество нейронов в сети постепенно нарастает.

### Алгоритм

Вычисление выходов нейронной сети:

$$y_{ki} = x_i, k = 0,$$

$$y_{ki} = \tanh\left(\sum_{j=1}^p y_{k-1,j} w_{kij}\right), k = 1..L,$$

где  $k$  – текущий слой, возрастает от 0 до  $L$ ,  $p$  – количество нейронов в предыдущем ( $k-1$ ) слое,  $i$  – индекс нейрона в текущем слое,  $j$  – индекс нейрона в предыдущем слое,  $x_i$  – пиксель входного изображения,  $y_{ki}$  – значения выходов слоя  $k$  (и входные значения следующего слоя),  $w_{kij}$  – вес, соединяющий нейрон  $j_{k-1}$  и нейрон  $i_k$ ,  $L$  – индекс последнего слоя (здесь  $L=2$ ).

Мы использовали гиперболический тангенс в качестве активационной функции, он имеет выходной диапазон  $[-1; +1]$  и производную, которая легко вычисляется.

Вследствие этого изображение должно иметь нулевое среднее значение, и значения пикселей должны быть отображены в диапазон  $[-0.01; +0.01]$ , который уменьшается с увеличением разрешения изображения.

Обученная сеть на выходе скрытого слоя выдаёт первые  $m$  главных компонент, являющихся сжатым представлением изображения. Поскольку сеть инициализируется случайными значениями, соответствия между номерами компонент и нейронами нет. Для реконструкции изображения на выход нейронов скрытого слоя подают сжатое представление нужного изображения и рассчитывают значения выходного слоя.

Для обучения сети применяется алгоритм коррекции весов, называемый обратным распространением ошибки. Для последнего слоя вычисляется ошибка (разница между выходными  $y_{ki}$  и эталонными  $t_i$  значениями), и распространяется обратно по сети сквозь веса скрытых нейронов. Величина коррекции ошибки  $\delta_{ki}$ :

$$\delta_{ki} = (y_{ki} - t_i) \cdot (1 - y_{ki}^2), k = L,$$

$$\delta_{ki} = \left(\sum_{j=1}^q \delta_{k+1,j} w_{k+1,ji}\right) \cdot (1 - y_{ki}^2), k = (L-1)..1,$$

где  $k$  уменьшается от  $L$  до 1,  $q$  – число нейронов в слое  $k+1$ , для РНС эталоном является входное изображение:  $t_i = y_{0,i}$ .

Затем корректируются веса:

$$w_{kij}(t+1) = w_{kij}(t) - \alpha(t)\delta_{ki}y_{k-1,j}, k = 1..L,$$

где  $\alpha(t)$  – скорость (шаг) обучения,  $t$  – номер обучающего цикла. Для классического обратного распространения скорость фиксирована. Существуют так же эвристические подходы, в которых скорость изменяется от большой вначале, до маленькой в конце обучения.

Необходимо рассчитать адаптивный шаг, который рассчитывается индивидуально для каждого слоя на каждой итерации, для того чтобы сделать лучший шаг в направлении минимизации среднеквадратичной ошибки сети:

$$\alpha(t) = \frac{\sum_{i=1}^r \frac{\delta_{ki}^2}{1 - y_{ki}^2}}{\left(1 + \sum_{j=1}^p y_{k-1,j}^2\right) \cdot \left(\sum_{i=1}^r \delta_{ki}^2\right)},$$

где  $r$  – число нейронов в слое  $k$ . Следует принимать  $\frac{\delta_{ki}^2}{1 - y_{ki}^2} = 0$  при  $1 - y_{ki}^2 = 0$  и

$$\alpha(t) = 0 \text{ при } \sum_{i=1}^r \delta_{ki}^2 = 0.$$

Адаптивный шаг избавляет от необходимости выбирать шаг вручную.

Перед обучением веса сети инициализируются небольшими случайными значениями [-0.01; +0.01].

Обучающий процесс состоит из последовательности обучающих циклов и завершается когда их число превышает допустимое значение или ошибка нейронной сети становится меньше заданной.

На каждом обучающем цикле на сеть подаются изображения из обучающего набора в случайном порядке. После чего вычисляется ошибка сети и корректируются веса. В процессе обучения сеть учится сжимать и реконструировать изображение через небольшой набор нейронов скрытого слоя.

Для извлечения главных компонент использовалась рециркуляционная нейронная сеть (РНС). Затем с помощью Евклидовой метрики вычислялось расстояние от неизвестного изображения ко всем изображениям в обучающей выборке. В качестве координат использовались главные компоненты (выходы скрытых нейронов РНС). Изображение с наименьшим расстоянием считалось наиболее похожим.

Само наименование сети "Растущий нейронный газ" - РНГ связано с тем обстоятельством, что в ней использован алгоритм конкурентного обучения - с учителем или без него, который в ходе обучения вставляет по мере необходимости новые нейроны и, таким образом, количество нейронов в сети постепенно нарастает.

Структурно нейронная сеть РНГ представляет собой сеть с прямым распространением сигнала и содержит два слоя: входной и обрабатывающий и логическое устройство. Входной слой содержит  $n$ -нейронов, служащих только для разветвления входного сигнала и его трансляции на каждый из  $m$ -нейронов обрабатывающего слоя. Нейроны этого слоя осуществляют взвешенное суммирование выходов нейронов входного слоя с последующим преобразованием полученной суммы с помощью радиально-базисной функции Гаусса:

$$y_j = \exp \left[ -\frac{1}{2\sigma_j^2} \left( \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i \right)^2 \right], j=1,2,\dots,m$$

Здесь  $x_i$  - выход нейрона  $i$  входного слоя,  $y_j$  - выход нейрона  $j$  обрабатывающего слоя,  $w_{ij}$  - весовой коэффициент между указанными нейронами,  $j$  - параметр формы функции Гаусса  $j$ -го нейрона. Весовые коэффициенты  $w_{ij}$ , по сути, представляют собой координаты нейронов обрабатывающего слоя в  $n$ -мерном пространстве входных образов.

Логическое устройство, анализируя состояние нейронов обрабатывающего слоя, определяет номер класса, к которому принадлежит анализируемый входной образ.

Это устройство может быть выполнено в виде использования формализованных логических правил, с помощью которых определяется степень близости координатных составляющих предъявляемого входного образа к координатам нейронов. Тем самым может быть выделен нейрон-победитель, оказавшийся ближе всего к входному образу, и установлена его принадлежность к тому или иному классу.

При обучении нейронной сети с учителем множество образов, на которых производится обучение сети - обучающая выборка - должна содержать образы всех классов; при самообучении (обучение без учителя) количество классов определяется непосредственно в процессе обучения.

Для формального описания алгоритма обучения необходимо ввести ряд понятий:

- множество нейронов  $A$ , включающее в себя не менее 2-х нейронов обрабатывающего слоя, причем каждый из нейронов  $c \in A$  характеризуется вектором координат в  $n$ -мерном признаковом пространстве образов;
- множество топологических связей между нейронами  $C = AA$ ;
- множество нейронов-соседей, с которыми у нейрона  $c$  установлена связь  $Neib_c = \{s: s, c \in A, s \in C\}$ ;
- возраст каждой связи  $age$ ;
- ошибка  $E_c$  нейрона  $c$ , характеризующая расстояние между вектором и вектором, измеренное в евклидовой метрике;
- номер класса  $nclass$ , за распознавание которого данный нейрон в конечном итоге будет отвечать.

Структура алгоритма обучения.

1. Инициализировать набор  $A$  из двух нейронов  $c1$  и  $c2$ :  $A = \{c1, c2\}$ , для чего случайно выбираются образы из обучающей выборки и их координаты используются в качестве весов для  $c1$  и  $c2$ ; инициализировать множество связей  $C = AA$  нейронов, как пустое:  $C$
  2. Случайно выбрать из обучающей выборки входной образ; класс, к которому он принадлежит, обозначить  $nclass$ .
  3. Определить два нейрона  $s1$  и  $s2$ , ближайшие к входному образу ( $s1$  и  $s2 \in A$ ). Нейрон  $s1$ , ближайший к входному образу, называется победителем, нейрон  $s2$  называется "вторым ближайшим":  $s_1 = \arg \min_{c \in A} \|\xi - w_c\|$ ,  $s_2 = \arg \min_{c \in A(n)} \|\xi - w_c\|$
  4. Если связь между  $s1$  и  $s2$  не существует, необходимо создать связь; установить возраст связи, равным нулю (освежить связь, если она уже существует).
  5. Присвоить переменной принадлежности нейрона-победителя значение класса входного образа, на который нейрон отреагировал:  $nclass1 = nclass$ .
  6. Добавить квадрат расстояния между нейроном-победителем и входным образом в локальную переменную ошибки, связанную с нейроном  $s1$ :  $\Delta E_{s_1} = |x - w|^2$
  7. Провести адаптацию векторов  $w$  нейрона-победителя и его ближайших нейронов-соседей  $Neib_{s1}$ , с которыми у нейрона-победителя существует связь, на величину:  $\Delta w_{s_1} = \varepsilon_b (\xi - w_{s_1})$ ,  $\Delta w_i = \varepsilon_n (\xi - w_i)$ , ( $\forall i \in Neib_{s_1}$ )
- где  $b$  и  $n$  - соответственно коэффициенты, определяющие скорость обучения.

8. Инкрементировать возраст каждой связи, исходящей из нейрона-победителя

9. Удалить связи, возраст которых превышает заданный показатель *amax*. Если в результате удаления связи какой-либо нейрон оказывается не связанным ни с одним другим нейроном, то такой нейрон устраняется. После каждой итераций в систему вставляется новый нейрон по следующим правилам:

- определяется нейрон *q*, имеющий максимальную накопленную ошибку,
- среди всех соседних по отношению к *q* нейронов, определяется нейрон *f*, имеющий максимальную накопленную ошибку,
- вставляется новый нейрон *r*, вектор координат которого представляет собой интерполяцию координат нейронов *q* и *f*,
- номеру класса нового нейрона присваивается значение класса нейрона *q*:  
 $nclassr = nclassq$ ,
- между нейронами *r* и *q*, а также *r* и *f*, устанавливается связь; исходная связь между *q* и *f* удаляется
- значения переменных, сохраняющих величины ошибок нейронов *q* и *f*, уменьшаются на коэффициент  
 $\Delta E_q = -\alpha E_q, \Delta E_f = -\alpha E_f$
- локальная ошибка для нового нейрона принимается равной средней ошибке нейронов *q* и *f*.

10. Остановить процесс обучения при выполнении общего критерия останова; иначе перейти к шагу 2.

Очевидно, что заполнение пространства образов нейронами происходит неравномерно. Области, "населенные" образами плотнее, содержат большее количество нейронов. Общее количество нейронов может быть ограничено; тогда пространство покрывается образовавшимися нейронами, минимизирующими ошибку распознавания.

На базе описанного алгоритма разработана программная система, позволяющая:

- реализовать и оптимизировать процесс обучения нейронной сети;
- осуществлять классификацию неизвестных образов, относя их к тому или иному классу из числа входивших в обучающую выборку или идентифицируя образ как принадлежащий новому классу;

- контролировать текущую погрешность обучения и конечную точность настройки сети.

Рассмотренный алгоритм включен в программное обеспечение ОНРИ.

### Основные процедуры и методы распознавания дефектов НРИ



По результатам была разработана программа, которая позволяет, эффективно обработать, анализировать и сохранить изображения, полученные на ПЗС матрице или энергонакапливающем экране.

Преимущества программы:

Выявление информации на изображении: выделение дефектов, несплошностей.

Работа с изображениями низкого качества.

Специальные фильтры обработки изображений для улучшения качества НРИ.

Создание цифровой картотеки дефектов ответственных изделий.

Автогенерация отчетов о проведенных исследованиях.

### **Демонстрация возможностей программы «ОНРИ»**

Для демонстрации работы программы, были проделаны тестовые эксперименты.

Источником нейтронов служил портативный нейтронный генератор ИНГ-07

( $E_n=14$  МэВ, выход  $10^8$  н/с).

У данного нейтронного генератора помимо нейтронного излучения имеется также значительное количество рентгеновского излучения. Чтобы избавиться от него достаточно закрыть ИНГ-07 листом свинца толщиной 1 сантиметр. Для этого необходимо разместить лист свинца между детектором ПЗС и генератором, причем так чтобы, фильтр располагался около генератора нейтронов. В противном случае, он будет являться источником рассеянных нейтронов, что приведёт к нерезкому изображению.

В случае быстрых нейтронов толщина объекта должна быть несколько более двух сантиметров, для получения контрастного изображения. Материал объекта должен хорошо поглощать или рассеивать быстрые нейтроны. Если толщина объекта превышает 30 сантиметров, то его край является источником рассеянных нейтронов, что приводит к ухудшению пространственного разрешения. Время экспозиции не должно быть маленьким, чтобы была хорошая статистика по нейтронному потоку (примерно от 100 сек. до 5 мин.), напряжение на ЭОПе подбирается опытным путём, чтобы при выбранном времени экспозиции и потоке нейтронов не было пересвечивания.

На рис. 6 представлено не обработанное изображение, объект пластина конусообразной формы из оргстекла толщиной 3 сантиметра с четырьмя отверстиями разного диаметра (1, 3, 5 и 8 миллиметров соответственно).

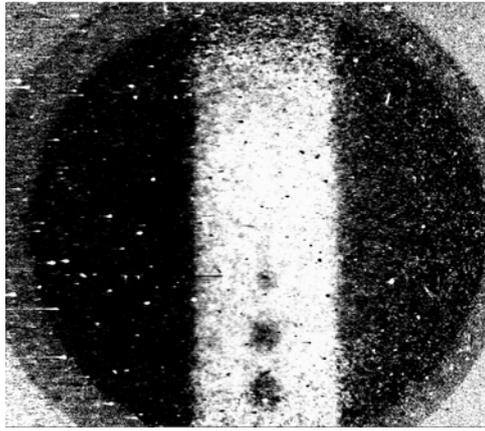


Рис. 6 Изображение тестового объекта. Материал объекта: оргстекло;  
источник: ИНГ-07 +1см свинца; расстояние источник-детектор  
123 см;  $t_{изм}=300с$ .

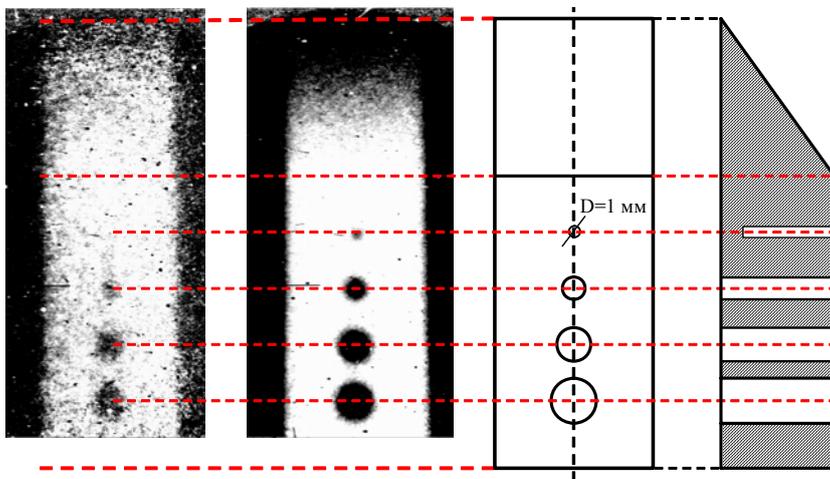


Рис. 7 Изображение тестового объекта. Материал объекта: оргстекло;  
слева – исходное НРИ без обработки, справа – НРИ после обработки.

Очертания тёмного круга рис.7, это сам экран. Область матрицы, регистрирующая свет, имеет квадратную форму, а экран круглую и поэтому на углах отсутствует изображение. То, что в углах изображения есть сигнал в виде шума, связано с нормировкой. На полученном изображении, не видно самого клина.

Теперь посмотрим на изображение того же объекта только после обработки рис.7. Тонкий край клина стал более заметен и появилось изображение отверстия диаметром 1мм.

На рисунке рис.8 представлено не обработанное изображение свинцового контейнера цилиндрической формы с полостью частично наполненной водой. Толщина стенки контейнера 2 см. Крупные белые точки, разбросанные по изображению появились в результате ядерных реакций нейтронов на кремнии матрицы, причём избавиться от этих белых точек невозможно, даже производя стандартную обработку изображения.

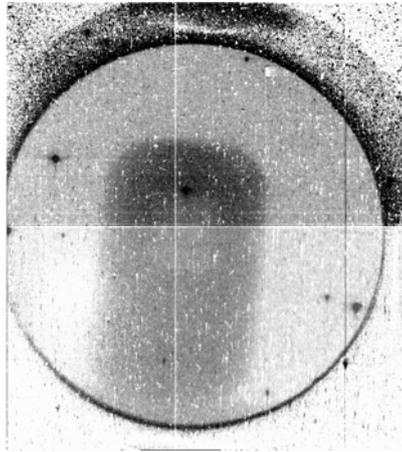


Рис. 8-Изображение свинцового контейнера (толщина стенок 2см) с полостью, частично наполненной водой;  $E_n=14$  МэВ; расстояние источник-детектор 51см. Медный конвертор. Время облучения 20 минут

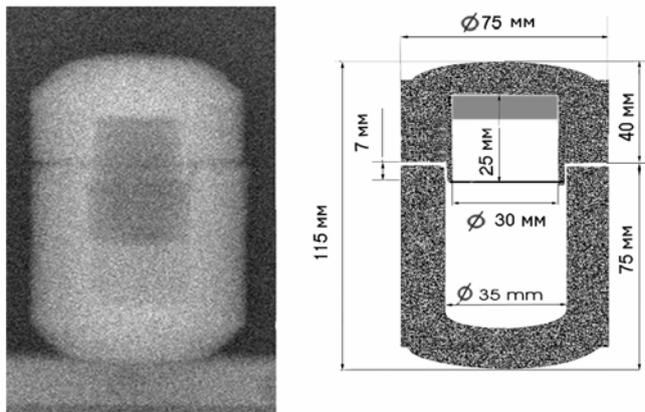


Рис. 9 Слева показано радиографическое изображение свинцового контейнера после обработки. Справа изображен разрез контейнера.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

**В диссертации решена задача** создания метода выявления и классификация дефектов при прохождении смешанного гамма-нейтронного излучения через контролируемые изделия по нейтронным радиографическим изображениям.

**Основные выводы диссертации.** Процесс формирования нейтронных радиографических изображений (НРИ) в детекторах, применяемых в нейтронной радиографии или томографии, создает дополнительные сложности при их коррекции, так как необходимо учитывать все особенности конструкции аппаратуры.

Методика устранения искажений на НРИ потребовала создания определенного подхода к их обработке.

**1.** Проведение коррекции изображения с учетом влияния аппаратной функции, позволяющей выровнять распределение интенсивности по всему изображению и восстановить геометрию облучаемого объекта. Экспериментально было подтверждено выявление дефектов размером от 1мм на объектах из оргстекла толщиной 3 сантиметра.

**2.** Обработка НРИ с помощью статистического анализа, помогающая устранить ряд дефектов, такие как низкое отношение сигнал/шум и выбросы яркости, возникающие при взаимодействии нейтронов с кремнием ПЗС-матрицы. В результате обработки расчётные значения квантовой эффективности для дисперсного экрана на основе оксисульфида гадолиния детектора показали величину 1,3 %, в то время как теоретические расчеты составили 1,1 %.

Применения механизма коррекции НРИ с учетом аппаратной функции и статистического сложения изображений, не всегда позволяют добиться хорошего визуального результата. В частности, они не позволяют повысить яркость и контрастность изображения, что значительно осложняет работу оператора. В этом случае для достижения желаемого эффекта используются различные методы фильтрации.

**3.** Полученные результаты позволяют сделать вывод, что дефекты, связанные со значениями яркости и контрастности, могут быть легко устранены с помощью одного из следующих методов: изменения контрастности изображения на базе линейной растяжки гистограммы, нормализации гистограммы или линеаризации гистограммы.

4. В задачах, связанных с дефектоскопией, возможно применение линейных контурных фильтров, с помощью которых можно произвести дополнительную обработку изображения и выделить контур образа объекта. Это, в свою очередь, дает представление о форме и размерах исследуемого объекта.

5. Важным методом, позволяющим добиться большей производительности и надежности применения методов совмещения изображений, является техника использования гауссовой пирамиды изображения с постепенно улучшающимся разрешением. Использование симметричной весовой функции также приводит к более надежным методам совмещения за счет уменьшения числа локальных экстремумов.

Выявлена наибольшая эффективность применения алгоритмов для решения задачи выделения геометрических примитивов на зашумленных изображениях. Выполнены анализы существующих разновидностей нейронных сетей и видов программного обеспечения для обработки НРИ, отмечены их достоинства и недостатки, определены возможные пути оптимизации алгоритмов вычисления. Обоснована необходимость разработки новых алгоритмов на основе модификаций их для решения ряда задач обработки и анализа изображений.

6. Разработан алгоритм выделения информативных признаков дефектов на НРИ. Установлено, что их признаки инвариантны к масштабу, а инвариантность к сдвигу и повороту предусматривается в системе распознавания дефектов на этапах предварительной обработки и классификации. Алгоритм позволяет без дополнительных преобразований выделить рассматриваемые признаки, удовлетворяющие требованиям компактности и линейной делимости.

7. Данные алгоритмы интегрированы в программный комплекс «ОНРИ», их эффективность подтверждена использованием экспериментальной системы распознавания и обработки.

В ОНРИ разработана система распознавания дефектов НРИ на базе нейронных сетей и проведено экспериментальное тестирование предложенных алгоритмов выделения информативных признаков. Достоверность распознавания для всех алгоритмов составила не ниже 94%.

**Научная новизна** диссертационной работы состоит в следующем:

- предложен метод выявления дефектов при прохождении смешанного излучения через контролируемые изделия по нейтронным радиографическим изображениям и их классификация с применением нейронных сетей.
- предложен метод коррекции нейтронорадиографических изображений;

**Практическая ценность** полученных данных состоит в том, что применение фильтрации в системах анализа данных и первичная обработка данных, позволяют снизить влияние исходных данных и существенно повысить точность результата.

Научные и практические результаты, изложенные в диссертации, внедрены и использованы в организации ФГУП «ВНИИА» имени Н.Л.Духова для проведения работ в области нейтронной дефектоскопии, а также могут использоваться для практических целей в таких организациях как ФГУП «ВНИИТФА», ФГУП НИЦ «СНИП», ФЦДТ «Союз», в/ч №35533, ФГУП «ГНЦ РФ НИИАР», НИИЭРАТ МО г. Люберцы.

**Список научных трудов:**

- 1 Кадилин В.В., Колесников С.В., Новиков Д.В., Самосадный В.Т. Модель панорамного датчика с кодирующим коллиматором для радиационного мониторинга местности.// Научная сессия МИФИ-2002. Сборник научных трудов. Том 5, М.: МИФИ, 2002. С.2.
- 2 Кадилин В.В., Каплун А.А., Новиков Д.В., Зарипов Р.Н., Самосадный В.Т. Оценка спектрального состава нейтронов на выходе канала ГЭК-4 реактора ИРТ-МИФИ// Научная сессия МИФИ-2002. Сборник научных трудов. Том 5, М.: МИФИ, 2002. С.2.
- 3 Колесников С.В., Микеров В.И., Новиков Д.В., Самосадный В.Т. Обработка изображений полученных с помощью нейтронного дефектоскопа.// Научная сессия МИФИ-2003. Сборник научных трудов. Том 5, М.: МИФИ, 2003. С.2.
- 4 Кадилин В.В., Колесников С.В., Новиков Д.В., Самосадный В.Т., Семенихин В.И. Математическое моделирование панорамного датчика для определения радиоактивного загрязнения местности.// Научная сессия МИФИ-2003. Сборник научных трудов. Том 5, М.: МИФИ, 2003. С.2.
- 5 Колесников С.В., Новиков Д.В., Самосадный В.Т. Программное обеспечение для математического моделирования ядерно-физических приборов и установок.// Научная сессия МИФИ-2004. Сборник научных трудов. Том 5, М.: МИФИ, 2004. С.2.
- 6 Колесников С.В., Новиков Д.В., Самосадный В.Т. Программное обеспечение для обработки нейтронных радиографических изображений.// Научная сессия МИФИ-2004. Сборник научных трудов. Том 5, М.: МИФИ, 2004. С.2.
- 7 Колесников С.В., Новиков Д.В., Самосадный В.Т., Гнездилов Ю.Ю. Фильтрация нейтронных радиографических изображений.// Научная сессия МИФИ-2005. Сборник научных трудов. Том 5, М.: МИФИ, 2005. С.1.
- 8 Колесников С.В., Новиков Д.В., Самосадный В.Т., Гнездилов Ю.Ю. Разработка методик распознавания образов с использованием нейронных сетей.// Научная сессия МИФИ-2005. Сборник научных трудов. Том 5, М.: МИФИ, 2005. С.1.

- 9 Колесников С.В., Новиков Д.В., Самосадный В.Т. Программный комплекс для математического моделирования ядерно-физических приборов и устройств.// Научная сессия МИФИ-2005. Сборник научных трудов. Том 5, М.: МИФИ, 2005. С.1.
- 10 Кадилин В.В., Колесников С.В., Новиков Д.В., Самосадный В.Т. Оценка возможности обнаружения делящихся материалов в крупно габаритных контейнерах, методом подсветки нейтронами с низкоэнергетическим спектром.// Научная сессия МИФИ-2005. Сборник научных трудов. Том 5, М.: МИФИ, 2005. С.1.
- 11 Колесников С.В., Новиков Д.В., Пьянковский Д.Е. Вторая жизнь контроллера крейга КАМАК КК009.// Научная сессия МИФИ-2005. Сборник научных трудов. Том 5, М.: МИФИ, 2005. С.1.
- 12 Кадилин В.В., Колесников С.В., Новиков Д.В., Самосадный В.Т. Возможность обнаружения делящихся материалов в грузовых контейнерах методом меченых нейтронов.// Научная сессия МИФИ-2005. Сборник научных трудов. Том 5, М.: МИФИ, 2005. С.1.
- 13 Колесников С.В., Новиков Д.В., Самосадный В.Т., Микеров В.И., Самосюк В.Н., Верушкин С.Ф. Программное обеспечение для обработки нейтронных радиографических изображений.// Московская молодежная научно-техническая конференция "Методы и средства измерительно-информационных технологий". СНИИП. 2004. С.1.
- 14 Деденко Г.Л., Кадилин В.В., Колесников С.В., Новиков Д.В. Факторы, определяющие чувствительность многослойного детектора нейтронов.// Ядерно измерительно-информационные технологии, 2005. С.10.
- 15 Колесников С.В., Новиков Д.В., Самосадный В.Т., Сержантова О.В. Метод совмещения НРИ.// Научная сессия МИФИ-2005. Сборник научных трудов. Том 5, М.: МИФИ, 2006. С.1.
- 16 Колесников С.В., Новиков Д.В., Самосадный В.Т., Сержантова О.В. Программное обеспечение для обработки нейтронных радиографических изображений.// Международная конференция по фундаментальным наукам "Ломоносов-2006". С.1.

требуются различные способы коррекции, последовательное применение которых позволяет добиться наилучших результатов. С учетом очередности применения, их можно разделить на три следующие группы:

К первой группе коррекции НРИ относятся операции, которые позволяют учесть влияние аппаратной функции прибора. Ко второй группе принадлежат операции улучшающие отношения сигнал/шум, такие как сложения двух и более НРИ с учетом статистической погрешности в каждой точке изображения. К последней группе можно отнести операции позволяющие существенно улучшить визуальное восприятие изображения. Характерным примером таких операций может служить линейная (или нелинейная) пространственная фильтрация изображения.

Коррекция НРИ, за счет использования аппаратной функции прибора происходит путем учета пространственной неоднородности и расходимости нейтронного пучка (аппаратной функции).

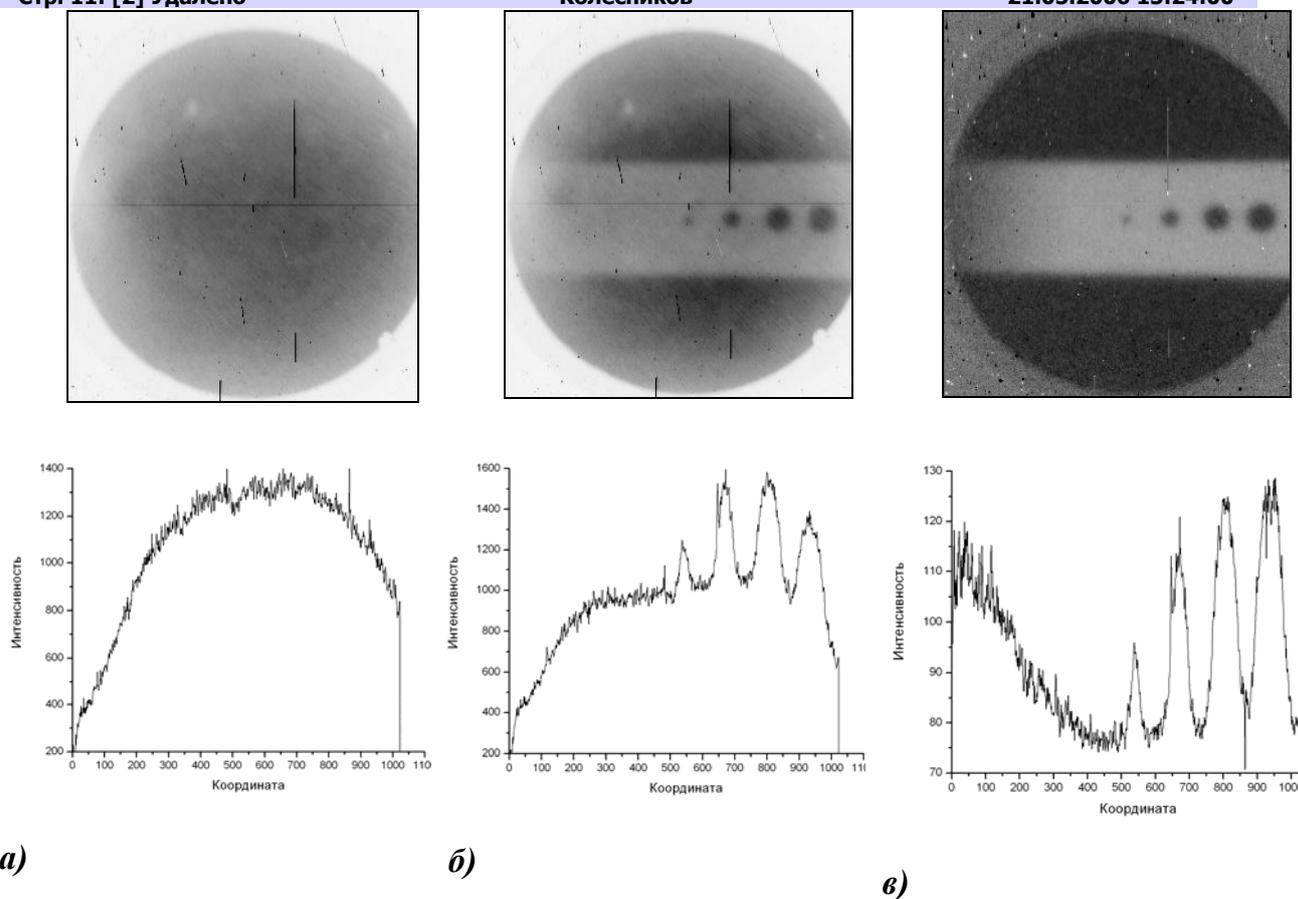


Рис. 1. Учет аппаратной функции при обработке изображения

- а) при отсутствии исследуемого объекта в поле пучка нейтронов;
- б) изображения полученного в ходе эксперимента;
- в) истинное изображение.

Стр. 13: [3] Удалено

Колесников

21.05.2006 16:20:00

*Единственная проблема сложения двух и более изображений – это их точное совмещение, заключающееся в установлении соответствия между точками двух или более изображений.*

Несмотря на постоянно возникающую необходимость совмещения изображений, эта проблема решена только для некоторых частных случаев и до сих пор остается актуальной. На практике существует несколько методов совмещения, которые включают в качестве составных элементов выполнение таких операций, как выделение контуров, сегментация и построение структурного описания изображения. Так же существуют методы совмещения изображений, которые были разработаны с определенными ограничениями на исходные данные, для быстрого оперирования с большими объемами информации.

Для решения этой задачи необходимо выделить три основных проблемы:

пространство поиска или допустимое пространственное преобразование и преобразование яркости между изображениями;

тип применяемых характерных элементов изображения;

стратегия поиска оптимального решения.

Эти три задачи не являются независимыми. Так, выбор конкретных характерных элементов изображения заметно сужает возможное пространство поиска, а эти две характеристики совместно во многом определяют стратегию поиска. Также совмещение можно проводить путем совмещения и статистического сложения.

Стр. 16: [4] Удалено

Колесников

21.05.2006 16:30:00

Следующим важным элементом метода совмещения является тип используемых характерных признаков изображения. По этому критерию выделяют два существенно отличающихся подхода:

методы, основанные на площадях;

методы, основанные на деталях изображения.

В первом случае характерными признаками изображения являются сами пиксели с соответствующими им значениями интенсивностей. Во втором случае в качестве характерных признаков могут выступать точки контуров, структурные или геометрические элементы, пятна текстур и даже конкретные объекты физического мира. При этом каждая деталь на изображении задает опорную точку с соответствующими координатами. В методах, основанных на площадях, основной информацией являются интенсивности пикселей, поэтому задача сводится к минимизации целевой функции. Также с помощью этих методов можно получать наиболее точные совмещения, так как при этом может эффективно использоваться вся информация с изображения. Однако в этом методе не производится разделение инвариантной информации и информации, меняющейся от изображения к изображению, поэтому их применение затруднительно в ряде задач. Из-за использования всего объема исходных данных они трудоемки с вычислительной точки зрения, и с их помощью зачастую бывает затруднительно вести поиск глобального преобразования с большим числом параметров.

Совмещение изображений с использованием различного рода структурных элементов менее трудоемко с вычислительной точки зрения, так как размерность входных данных в этом подходе сильно снижена. Поскольку структурные элементы не используют напрямую значения интенсивностей, они гораздо более устойчивы к изменению яркости. Однако выделение подобных признаков на изображении является задачей довольно трудной. Для многих классов изображений это является серьезным недостатком, поскольку точность регистрации может оказаться не лучше, чем точность, достигаемая при первоначальном выборе опорных точек. Число структурных элементов и точность положения соответствующих им опорных точек обычно ограничены. Поэтому структурные элементы не несут информации о локальных смещениях, а глобальное преобразование с их помощью может определяться достаточно грубо.

В методах, основанных на деталях изображений, важным аспектом является построение описания изображения. В процессе построения описания должна выявляться информация, которая не зависит от условий эксперимента и отражает пространственные взаимосвязи между объектами изображения. Поэтому методы, основанные на деталях изображений, представляют несомненную ценность в

вопросах интерпретации и понимания изображений, а эффективность работы этих методов, основанных на той или иной модели изображения, может служить критерием применимости данной модели.

Для более точного решения задач необходимо использовать преимущества каждого из двух подходов, сначала производя неточное, но робастное, совмещение методом, основанным на деталях изображений, а затем уточняя глобальное преобразование и определяя поле сдвигов методом, основанным на площадях (Рис. 4). Однако и в таких системах существует свобода выбора характерных признаков изображения для каждого уровня. Например, в методах, основанных на площадях, отдельные пиксели можно объединять в единые области, которые используются в качестве шаблонов для совмещения. Для получения непрерывных полей деформации используются теоретические модели, в которых каждый пиксель может обладать собственным смещением. В методах, основанных на деталях изображений, выбор еще более широк. В качестве контурного представления изображения применяются совокупности точек, находящихся на перепадах яркости, границы областей с однородной текстурой или их остоы. Соответственно, и структурные элементы, построенные на столь различной контурной информации, будут разными. Обоснование использования тех или иных алгоритмов построения описания изображений на данный момент остается на уровне эвристических соображений.

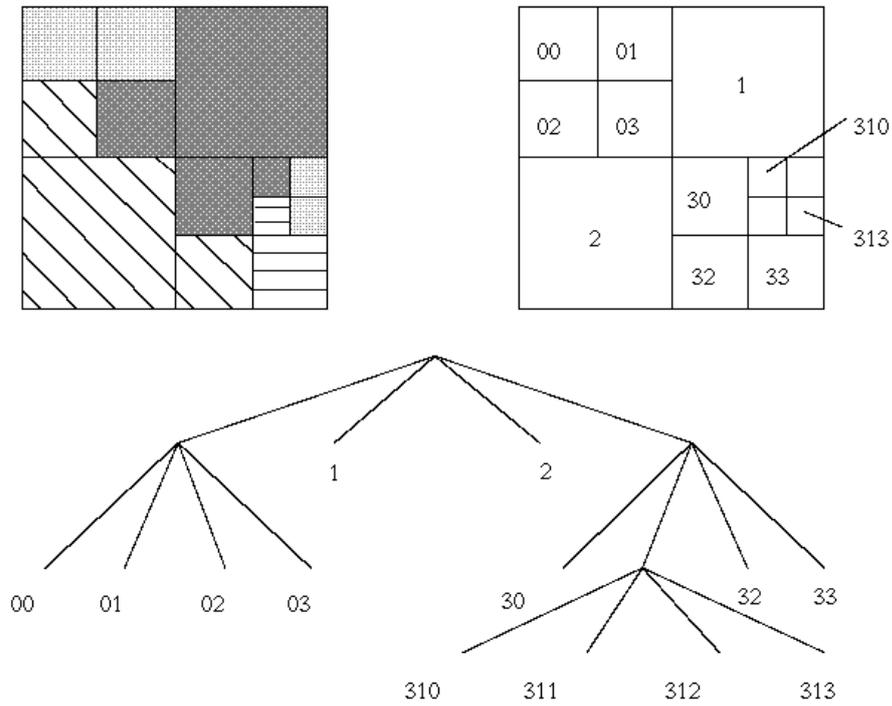


Рис. 4 Метод разделения

Алгоритм производит разбиение изображения на четыре равные части до тех пор, пока каждый регион не станет однородным.

На второй ступени производится объединение тех соседних областей, которые в сумме дают однородный регион.

В методе используется представление изображения в виде пирамиды

Сложение двух изображений:

$$N_{ij} = N_{ij}^1 + N_{ij}^2$$

Статистическое сложение для трех изображений:

$$N_{ij} = \begin{cases} N_{ij}^1 + N_{ij}^2 \\ N_{ij}^2 + N_{ij}^3, \text{ если } N_{ij}^3 > N_{ij}^1 + 3\sqrt{N_{ij}^1} \\ N_{ij}^1 + N_{ij}^3 \end{cases}$$

Применения статистического сложения для двух изображений

$$N_{ij} = \begin{cases} N_{ij}^1 + N_{ij}^2 & \text{всегда} \\ N_{ij}^1 & \text{, если } N_{ij}^1 < 3\sqrt{N_{ij}^1} < N_{ij}^2 \\ N_{ij}^2 & N_{ij}^2 + 3\sqrt{N_{ij}^2} < N_{ij}^3 \end{cases}$$

Два одинаковых изображения, но с разной интенсивностью в пикселях (рис. 3).

