

СЕКЦИЯ 12

**Обработка, анализ
и генерация изображений**

Жиганов С.Н.

Исследование алгоритмов фильтрации изображений

Жизняков А.Л., Привезенцев Д.Г.

Классификация изображений на основе локальных признаков самоподобия

Карасёв О.Е., Мортин К.В.

Особенности текстурирования компьютерных ландшафтов

Разработка алгоритма построения ландшафта
для задачи моделирования внешних воздействий

Макарова Е.Е., Варламов А.Д.

Автоматизация графологического анализа почерка

Орлов А.А., Антонов Л.В.

Метод подчеркивания границ на снимках микро- и наноструктур

Орлов А.А., Орлов И.А.

Анализ компьютерных систем
и методов обработки рентгенограмм позвоночника

Садыков С.С., Савичева С.В.

Идентификация наложенных плоских объектов
на основе кластерного анализа

Стародубов Д.Н.

Автоматизация анализа отливок из чугуна
с использованием металлографических снимков

Фомин А.А.

Многомасштабный подход к цифровой обработке
дефектоскопических изображений

Исследование алгоритмов фильтрации изображений

Изображения, формируемые различными датчиками, существенно искажаются шумами, описываемыми различными законами распределения вероятностей. На получаемую плотность распределения вероятностей искажающего изображения шума влияет большое количество факторов: искажение сигнала, переносящего визуальную информацию при прохождении через среду распространения; тип и параметры датчика, способ формирования изображения, искажения изображения при преобразовании в системе обработки. Наиболее часто при решении задачи фильтрации изображения от шума рассматривают несколько основных плотностей распределения вероятностей. Это шумы, имеющие равномерную и экспоненциальную плотность распределения; шумы, описываемые плотностями распределения Гаусса, Рэлея, Эрланга, а также импульсный шум.

В представленной работе получены модели трех тестовых изображений с малым, средним и большим количеством объектов, искаженных шумами с отмеченными плотностями распределения вероятностей при различных значениях отношения сигнал / шум. Эти модели были использованы для анализа алгоритмов фильтрации изображений. Большинство исследуемых алгоритмов были взяты из работы «Цифровая обработка изображений» [1].

Были рассчитаны качественные характеристики фильтрации следующих алгоритмов обработки изображений.

1. Алгоритмы фильтрации, основанные на усреднении пикселей изображений в окне размерами 3×3 и 5×5 , а именно фильтры, основанные на вычислении среднего арифметического, геометрического, гармонического и среднего контргармонического при различных порядках фильтра. Результаты моделирования показали, что такие фильтры достаточно эффективно подавляют шум на изображениях, искаженных шумами всех типов, однако делают изображение расплывчатым. Особенно этот эффект заметен у фильтра, вычисляющего контргармоническое среднее.

2. Алгоритмы фильтрации, основанные на вычислении порядковых статистик. Были рассмотрены характеристики фильтров, рассчитывающих медиану в окне размером 3×3 и 5×5 , максимального, минимального значения, фильтр серединной точки, фильтр, основанный на вычислении усеченного среднего. Фильтры этой группы позволяют эффективно бороться с импульсными шумами. Фильтр, вычисляющий максимальное значение в скользящем окне, делает изображение более светлым, а фильтр, вычисляющий минимальное значение, – более темным, при этом у обоих фильтров теряются мелкие детали изображения, особенно заметные при увеличении размеров окна. Результатом работы фильтра серединной точки являются дополнительные контуры на объектах, составляющих изображение. Фильтр усеченного среднего сохраняет мелкие детали на изображении, но делает изображение размытым, хотя у данного фильтра такой эффект менее выражен, чем у усредняющих фильтров. Медианный фильтр обладает лучшими характеристиками из всех рассматриваемых фильтров этой группы.

3. Были получены характеристики адаптивного фильтра, параметры которого изменяются в зависимости от значений математического ожидания и дисперсии пикселей изображения в окне обработки. Этот фильтр показал наилучшее качество фильтрации изображения из всех рассмотренных фильтров.¹

Литература

1. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений: моногр. / Р. Гонсалес, Р. Вудс; пер. с англ. под ред. П.А. Чочиа.– М.: Техносфера, 2006.– 1072 с.

¹Работа выполнена при финансовой поддержке грантов РФФИ № 12-08-01156-а и № 12-07-97521-р_центр_а.

Классификация изображений на основе локальных признаков самоподобия

Существует широкий круг задач, в которых изображения рассматриваются как источник информации, на основе которой необходимо вынести некоторое решение. Основой решения таких задач является теория распознавания образов, которая особенно активно развивается в связи с созданием систем искусственного интеллекта [1].

Одним из развивающихся направлений в цифровой обработке изображений является фрактальный анализ изображений. Развитию этого направления способствует тот факт, что большинство изображений в некоторой степени можно считать фракталом или мультифракталом [2], поэтому любое изображение обладает свойствами и характеристиками фрактальных объектов, в том числе инвариантностью к масштабу рассмотрения и повороту, что целесообразно использовать для разработки новых методов фрактальной обработки изображений.

При создании новых методов обработки изображений необходима модель изображений, позволяющая описывать изображения в терминах того или иного теоретического подхода. В данном случае речь идет о фрактальной модели изображений, так как для построения фракталов используются системы итерируемых функций, а изображение является псевдофракталом, то одним из возможных способов описания изображения является использование для этого систем итерируемых функций.

В работе Д.Г. Привезенцева [3] приводится описание фрактальной модели изображений с использованием систем итерируемых функций. Используя фрактальную модель изображения, можно получить фрактальные признаки изображений. Одним из возможных признаков изображений, который можно использовать для распознавания, является распределение локальных признаков самоподобия, которое отражает наиболее часто встречаемые участки на изображении.

На этом основываются следующие умозаключения по поводу применения фрактальной модели изображения и признаков изображения, основывающихся на распределении самоподобия при распознавании изображений.

Схожие изображения по сложности, распределению и степени самоподобности должны иметь примерно равное количество самоподобных блоков схожих размеров.

Если два изображения содержат примерно одинаковые самоподобные участки, то оценкой степени сходства этих изображений может служить количество одинаковых самоподобных участков, встречаемых на изображении.

Два изображения одного класса должны иметь схожие самоподобные участки, характерные только для данного класса. Из этого следует, что для каждого класса существует набор участков, которые встречаются во всех изображениях данного класса, которые можно считать эталонными участками данного класса. Следовательно, если изображение f удастся описать с помощью эталонных участков класса F , тогда следует, что изображение относится к классу F .

Кроме этого, если при сравнении самоподобных участков двух изображений к ним применять операции масштабирования, поворота и изменения яркости, то точность распознающих процедур значительно повысится.

Таким образом, предлагаются новые признаки изображений, характеризующие внутреннее распределение самоподобия и наиболее подобные участки изображения. Распределение самоподобия дает возможность использования в качестве информативных признаков изображения наиболее характерные его участки, которые в большинстве случаев являются уникальными для каждого изображения или класса изображений.

Литература

1. Методы компьютерной обработки изображений.– 2 изд., испр. / под ред. В.А. Сойфера.– М.: Физматлит, 2003.– 784 с.
2. Новейшие методы обработки изображений / под ред. А.А. Потапова.– М.: Физматлит, 2008.– 496 с.
3. Привезенцев, Д.Г. Модель цифрового изображения с использованием систем итерируемых функций / Д.Г. Привезенцев // Информационные технологии моделирования и управления.– 2010.– № 6 (65).– С. 761 – 769.

Особенности текстурирования компьютерных ландшафтов

Ставится задача оптимизации процесса наложения текстур на триангулированную поверхность с целью повышения уровня реалистичности и снижения нагрузки на центральный процессор и оперативную память. Для решения поставленной задачи используем следующую схему текстурирования полигона (рис. 1).

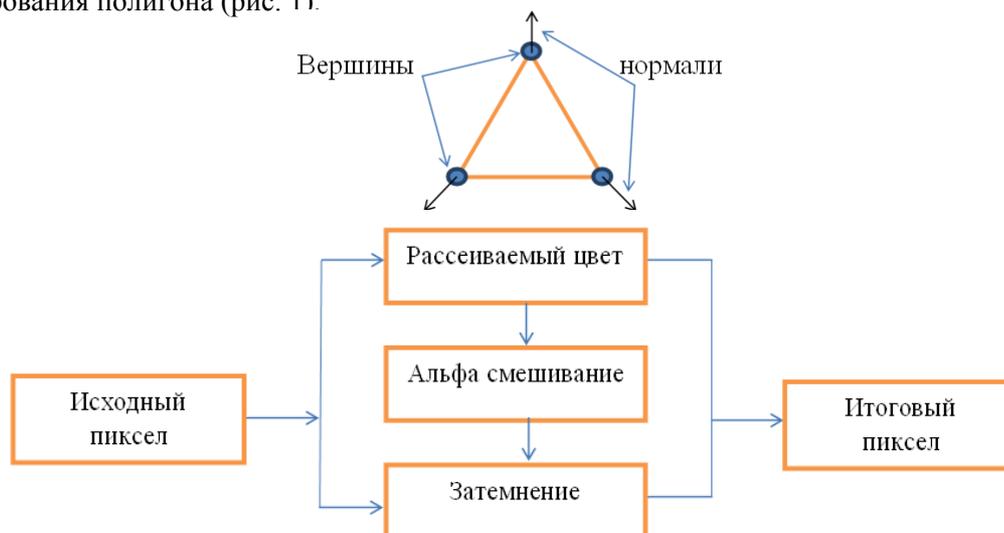


Рис. 1. Этапы текстурирования полигона

Математическое выражение этой операции выглядит довольно просто, а его суть заключается в том, что два исходных изображения сопрягаются с помощью определенного множителя, в результате чего полученный цвет представляет собой сумму взвешенных исходных цветов. Формула альфа-смешивания для двух источников имеет следующий вид:

$$Pixel_d[x, y] = Alpha \cdot Pixel_s1[x, y] + (1 - Alpha) \cdot Pixel_s2[x, y].$$

Затем в каждой вершине полигона мы выполняем стандартные для рассеянного освещения вычисления, определяя с помощью скалярного произведения косинус угла между нормалью вершины N и вектором света L , который используется для определения количества света, которое получает вершина $L \times N = s$.

Если $s < 0$, то угол между вектором света и нормалью вершины больше 90° и, следовательно, поверхность не освещена, поэтому если $s < 0$, то мы считаем, что $s = 0$, и получаем значение s , находящееся в диапазоне $0 \dots 1$, после чего используем шум Перлина. Для этого необходимо вычислить весовые коэффициенты смешивания. Используем следующие уравнения:

$$w = 6(x, y)^5 - 15(x, y)^4 + 10(x, y)^3; \quad (1)$$

$$w = 3(x, y)^2 - 2(x, y)^3. \quad (2)$$

Используя значение весового коэффициента по оси x и уравнения (1) и (2), получаем

$$v = c_a (6(x, y)^5 - 15(x, y)^4 + 10(x, y)^3) + c_b (1 - (3(x, y)^2 - 2(x, y)^3)).$$

В результате получаем значение высоты элемента изображения в диапазоне от 0 до 1, которое затем масштабируем с учетом желаемого диапазона цветовых оттенков и сохраняем в битовой карте.

Для наилучшего сглаживания триангулированной поверхности используем косинусную интерполяцию

$$\text{Interpolate} = \frac{1}{2} a \cos(\pi x) + b \left(1 - \frac{1}{2} \cos(\pi x) \right).$$

Данный метод позволяет уйти от классической пятиуровневой наложенности текстур, увеличить производительность системы и повысить реалистичность созданного ландшафта.

Разработка алгоритма построения ландшафта для задачи моделирования внешних воздействий

Для отображения земной поверхности в основном используются алгоритмы уровней детализации, алгоритмы ROAM (Real-time Optimally Adapting Meshes), алгоритмы регулярных и иррегулярных сеток.

Самыми существенными проблемами данных алгоритмов визуализации земной поверхности являются следующие:

- отсечение невидимых частей сцены;
- представление больших объемов визуализации данных в памяти компьютера;
- построение оптимального уровня детализации для отображения объектов, грунта;
- непрерывность поверхности рельефа для объектов с полигональной структурой.

Предложен комбинированный метод, позволяющий учитывать следующие особенности моделирования ландшафта земной поверхности (рис. 1):

- отсутствуют разрывы в геометрии и освещении;
- поддерживает высокую динамическую скорость генерации одного кадра;
- дает возможность динамического изменения сложности получаемой модели.

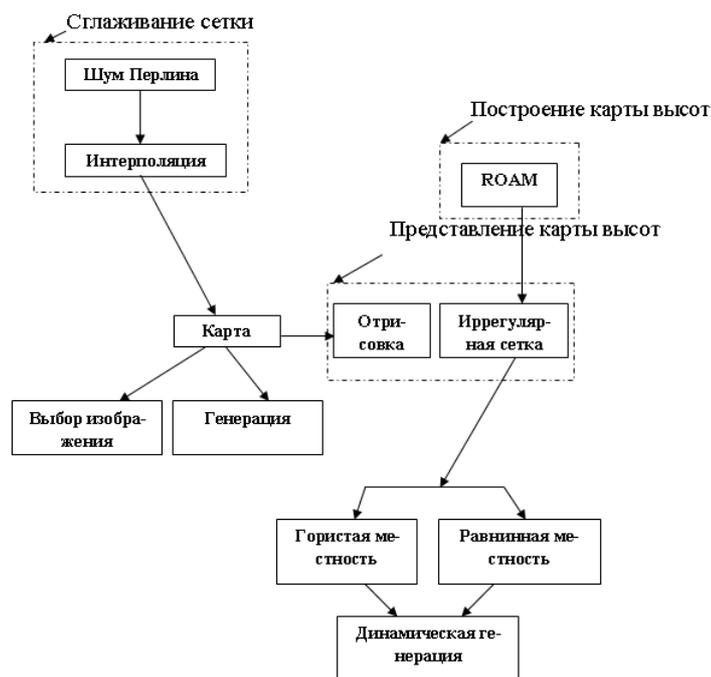


Рис. 1. Общая схема реализации комбинированного метода генерации ландшафта

Карта высот генерируется случайным образом. Кроме этого предусмотрена возможность выбора изображения как монохромного, так и цветного. Карта высот представляется иррегулярной сеткой, а именно модифицированным алгоритмом ROAM. Применение шума Перлина и косинусоидальной интерполяции позволяет избавиться от всплесков пиковых вершин по краям ландшафта.

Е.Е. Макарова
А.Д. Варламов
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
e-mail: asp_kat@rambler.ru

Автоматизация графологического анализа почерка

Графологический анализ – перспективное направление, деятельность которого направлена на построение психологической картины состояния человека без визуального контакта, основываясь только на рукописных документах. Сферы применения графологии весьма обширны. Графология в сфере занятости и бизнесе представляется анализом информации, собираемой при приеме кандидатов на работу, занимается корреляцией между различными профилями должностей и профессий в бизнесе, промышленности или искусстве и графологическими характеристиками почерка. Клиническая графология занимается выявлением различных психоэмоциональных и психических расстройств. Медицинская графология занимается исследованием связей между различными заболеваниями и признаками почерка. Криминологическая графология – это направление графологического анализа, занимающееся исследованием почерка преступников и осужденных, обвиняемых по различным преступлениям [1].

В докладе рассматриваются вопросы разработки информационной системы графологического анализа почерка.

Графологический анализ – метод менее дорогостоящий, чем психологические тесты и тренинги. Тем не менее, обращение по данной проблематике в графологические агентства также влечет серьезные расходы. К тому же, как бы ни был опытен графолог, анализирующий тексты, он всё равно является человеком, что придает исследованиям подобного рода субъективность в ходе анализа и некоторый процент отклонения в результатах. Вследствие этого возникла задача возложить работу по графологическому анализу на ЭВМ, которая объективно проанализирует почерк и на основе совокупности правил заложенных в информационную систему, выявит закономерности и вернет определенное заключение пользователю.

На вход системы подается изображение рукописного документа. Первый этап обработки заключается в автоматизированном устранении дефектов. Далее на изображении выделяются объекты – строки, слова в строках, буквы. Страница текста рассматривается с точки зрения геометрии написания: определяются наклон текста, размер букв, положение на странице, расстояние между буквами и между словами, границы полей. Завершающим этапом обработки является формирование данных о типе личности на основе правил графологического анализа почерка [2].

В проведенном исследовании были проанализированы более 50-ти страниц с различными почерками. В 81 % случаев оценка системы совпала с результатами психологических тестов.

Литература

1. Гольдберг, И. Почерк и типы личности / И. Гольдберг.– М.: У-Фактория, 2008.– 192 с.
2. Щёголев, И. 16 типов личности. Почерк и характер / И. Щёголев.– М.: Феникс, 2001.– 155 с.

А.А. Орлов
Л.В. Антонов
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
e-mail: alexeyalexorlov@gmail.com
e-mail: levantonov@yandex.ru

Метод подчеркивания границ на снимках микро- и наноструктур

В настоящее время широкое практическое использование нанотехнологий является важнейшим стратегическим направлением развития высокоуровневых производств и освоения на новой основе подходов к инновационному преобразованию промышленности. В течение последних лет работы в этой области стремительно развиваются в рамках ряда приоритетных программ правительств США, ФРГ, Франции, Китая и других стран, включая Россию [1].

В рамках данного научного направления атомные структуры веществ исследуются различными методами и средствами, в частности рентгеновскими, туннельными, атомно-силовыми и оптическими микроскопами. Перед исследователями стоит ряд задач по обработке данного типа изображений.

Одной из задач исследования в этой области является анализ наноструктуры наполненной резины при атомно-силовой микроскопии. В качестве показательного примера будем ссылаться на результаты, приведенные в работе И.А. Морозова [2], в которой анализируются результаты исследования структуры материалов на основе атомно-силового микроскопа (АСМ) Nano-DST (номинальный радиус наконечника иглы микроскопа – 10 нм). Для оценки микро- и наноструктуры определялись следующие характеристики: характер распределения (индекс Моришиты), площадь сечения, объем, компактность и размеры кластеров.

В данном случае следует отметить, что важной задачей анализа микро- и наноструктуры является выделение образов кластеров на снимках. Применение классических методов сегментации для решения этой задачи в большинстве случаев дает недостоверный результат (объекты выделяются неверно и носят незамкнутый характер). Причиной этого является сильная зашумленность, размытость и малоконтрастность формируемых снимков.

Цель настоящей работы – построение метода предварительной обработки снимков микро- и наноструктур для более достоверного выделения их образов и дальнейшего автоматического анализа.

Главная причина, по которой не удается получить безразрывные образы, – это размытость и нечеткость границ. Основные подходы для решения задач обработки и анализа границ представлены в работе «Методы компьютерной обработки изображений» [3]. Задача выделения контуров объектов сводится к поиску перепадов яркости в области изображения. В связи с тем, что градиент характеризует скорость изменения величины (в данном случае яркости), делается вывод, что основным признаком границ образов является именно градиент.

Проблемы качественного вычисления градиента связаны с тем, что в реальности мы имеем не функцию, а матрицу изображения. Существует множество операторов, вычисляющих значения градиента в дискретном пространстве [3]. Следует отметить недостатки таких операторов: во-первых, чувствительность к шуму [4]; во-вторых, нет инвариантности к вращению матрицы изображения, что вносит значительные искажения.

Самый простой способ вычисления градиента в дискретном пространстве заключается в аппроксимации производных разностями:

$$\nabla f(x, y) = \left(\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right) \approx \nabla F_{ij} = (F_{i+1,j} - F_{ij}, F_{i,j+1} - F_{ij}),$$

где F , ∇F – матрицы яркости и градиента соответственно.

При вращении матрицы изображения на различные углы значение модуля градиента в точке вращения будет варьировать, что не удовлетворяет свойствам, которые справедливы в непрерывном пространстве. Неверно меняется также и направление градиента (оно должно изменяться на угол поворота). Тоже можно сказать о результате других различных градиентных операторов.

Для уменьшения влияния аддитивного шума, наблюдаемого на исходных снимках, будем сглаживать изображения вдоль некоторого отрезка l . Пусть отрезок l лежит на оси x и задан системой параметрических уравнений

$$\begin{aligned}x &= t, -r \leq t \leq r, \\y &= 0,\end{aligned}$$

где r – половина длины отрезка.

Доказано, что

$$\nabla f(x, y) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \mathbf{Rot}_\varphi \left(\frac{\partial h(\varphi - \frac{\pi}{2}, x, y)}{\partial x_\varphi}, \frac{\partial h(\varphi, x, y)}{\partial x_{\varphi + \frac{\pi}{2}}} \right) d\varphi,$$

где

$$\frac{\partial f}{\partial x_\varphi}, \frac{\partial f}{\partial x_{\varphi + \frac{\pi}{2}}} \text{ – производные по ортогональным друг к другу направлениям,}$$

$$\mathbf{Rot}_\varphi = \begin{pmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi \\ \sin \varphi & \cos \varphi \end{pmatrix} \text{ – оператор поворота на угол } \varphi.$$

В ходе выведения формул был сделан вывод, что вычисление градиента будет сводиться к определению значений с помощью выражения

$$\nabla f(x, y) \approx \nabla F_{ij} = \frac{1}{n} \sum_\varphi \mathbf{Rot}_\varphi \begin{pmatrix} dH_\varphi \\ dH_{\varphi + \pi/2} \end{pmatrix}.$$

Для четкого выделения областей объектов на снимках разработан алгоритм подчеркивания границ на полутоновых изображениях, позволяющий устранять зоны перепадов яркости. В зависимости от уровня шума изображение делится на области перепадов яркости и на однородные области. Однородные области сглаживаются, а области перепадов делятся по линии границы и сливаются с соответствующими однородными областями. Разработанный алгоритм показал высокое качество обработки на тестовых изображениях [6] – [10].

Таким образом, в результате проведенной работы сформирован метод подчеркивания границ, основанный на вычислении градиента яркости на основе интегрального преобразования по отрезку. Разработанный метод дает возможность достоверно выделять безразрывные образы наноструктур на снимках.²

Литература

1. Столяров, А.А. Методические материалы по подготовке и представлению (презентации) инновационных проектов студентов, аспирантов и молодых ученых по направлению «Наноинженерия» / А.А. Столяров.– М.: МГТУ им. Баумана, 2010.– С. 71.
2. Морозов, И.А. Анализ микроструктуры наполненной резины при атомно-силовой микроскопии / И.А. Морозов // Механика композиционных материалов и конструкций.– 2009.– № 1.– С. 83.
3. Методы компьютерной обработки изображений / под ред. В.А. Сойфера.– М.: Физматлит, 2003.– 784 с.
4. Вопросы кибернетики: распознавание, нейросети, виртуальная реальность / под ред. В.Б. Бетелика.– М., 1997.
5. Орлов, А.А. Анализ изображений на основе интегральных преобразований по неаналитическим кривым / А.А. Орлов, Д.Б. Зацепин // Алгоритмы и методы обработки и анализа информации: сб. науч. ст.– М: Горячая линия – Телеком, 2006.– С. 9 – 14.
6. Орлов, А.А. Алгоритм контурного обнаружения объектов на полутоновых изображениях / А.А. Орлов, А.М. Ерин // Данные, информация и их обработка: сб. науч. ст.– М.: Горячая линия – Телеком, 2002.– С. 9 – 14.
7. Орлов, А.А. Цифровая обработка текста на изображениях рукописей как линейчатых объектов / А.А. Орлов, Е.Е. Канунова // Информационные технологии.– 2008.– № 1.– С. 57 – 62.

² Работа поддержана грантом РФФИ № 11-07-97515.

А.А. Орлов
И.А. Орлов

*Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
e-mail: alexeyalexorlov@gmail.com
e-mail: ilyaorlov@gmail.com*

Анализ компьютерных систем и методов обработки рентгенограмм позвоночника

В настоящее время при постановке диагноза и лечении врачи всё больше полагаются на медицинские изображения, а применение ЭВМ для проведения исследований во много раз сокращает трудовые затраты персонала и повышает точность измерений.

Наиболее распространенными средствами диагностики сегодня являются клиническая картина и рентгенологическое обследование, которое по частоте применения стоит на одном из первых мест. Задача автоматического анализа рентгенографических снимков является особенно актуальной в условиях таких сложных медико-социальных проблем как нарушение осанки и сколиоз, которые служат предпосылкой для возникновения ряда функциональных расстройств здоровья в детстве и оказывают отрицательное влияние на течение многих заболеваний у взрослых.

Термин *сколиоз* употребляется как для определения функциональных изгибов позвоночника во фронтальной плоскости (функциональный сколиоз, сколиотическая осанка), так и в отношении прогрессирующего заболевания, приводящего к тяжелой деформации позвоночника. Сколиоз протекает хронически и нередко приводит к потере трудоспособности, поэтому своевременная и точная диагностика является одним из актуальных вопросов современной медицины.

Оценка показателей деформации позвоночника является решающим фактором при определении степени заболевания и назначении вида лечения, поэтому методы и технические средства анализа искривлений должны быть однозначно определены и решены на высоком уровне.

Целью настоящей работы является обзор методов определения угла сколиотической дуги (угла искривления) по рентгенограмме позвоночника и анализ существующих программных диагностических комплексов оценки показателей деформации.

Степень бокового искривления позвоночника определяется по рентгенограмме позвоночника, произведенной в прямой стандартной проекции.

Для измерения угла искривления позвоночника используется несколько методов (способов):

- 1) метод Фергюссона (Fergusson 1949);
- 2) способ Кобба (Coob, 1952);
- 3) метод Лекума;
- 4) метод В.Д. Чаклина (1951) и Кобба (1960);
- 5) способ Е.А. Абальмасовой (1964).

В ходе обзора выявлены основные особенности методов определения угла искривления, определены достоинства и недостатки подходов. Результаты представлены в табл. 1.

Анализ существующих подходов позволяет выделить способ Е.А. Абальмасовой и метод В.Д. Чаклина и Кобба как наиболее эффективные способы оценки угла сколиотической дуги.

Существующие программные диагностические комплексы оценки показателей позвоночника ориентированы на решение трех типов задач: задание координат позвонков; расчет установленного набора параметров; составление на этой основе формализованного описания.

Программа расчетов, встроенная специалистами ООО предприятия «МЕДТЕХ» как набор модулей в комплекс «МЕДАРМ», совмещает ручной и программный способ определения координат позвонков. Для поиска контуров позвонка используется обобщенная модель формы, учитывающая, как меняется яркость точек изображения поперек краев позвонка. Построение модели требует участия экспертов для составления коллекции позвонков. Комплекс «МЕДАРМ» позволяет рассчитать набор следующих параметров позвонков и межпозвонковых дисков: высота, длина, угол клиновидности, угол трапецевидности, угол наклона, смещение [1].

Методы определения угла искривления позвоночника

	Метод Фергюссона	Метод Кобба	Метод Лекума	Метод Чаклина, Кобба	Метод Абальмасовой
Отсутствие необходимости поиска геометрических центров позвонков	–	+	+	+	+
Отсутствие необходимости поиска нейтральных, вершинных позвонков	–	–	–	–	+
Учет торсии и ротации	–	–	–	–	–
Точность измерения углов $< 50^\circ$	+	–	–	+	+
Правильное представление о большой дуге ($>50^\circ$)	–	+	–	+	+
Высокая сложность и временные затраты	+	+	+	+	–

Для составления формализованного описания в программе используется «Электронный справочник» по параметрам позвоночника. Это набор из примерно 300 определений, связывающих диапазон величин параметра с кодом патологии. Программа берет на себя трудоемкие операции, однако не содержит механизмов диагностики боковых искривлений позвоночника и функционирует только совместно с аппаратным обеспечением фирмы «МЕДТЕХ».

Программа КАО, входящая в специализированный программный комплекс, основана на методах двойной навигации и увеличения, что значительно снижает ошибку определения угла площадки позвонка. Программа предоставляет инструменты графической обработки “проблемных” позвонков и позволяет получить удовлетворительное качество наиболее значимых зон, что при обычном методе не представляется возможным. Однако отсутствие механизмов оконтуривания позвонков и анализа искривлений позволяет использовать КАО только на подготовительном этапе обработки рентгенограмм.

Рассмотренные системы ориентированы на участие эксперта в проведении предварительной обработки рентгенограмм и выделении позвонков, что существенно увеличивает сложность и время диагностики. Таким образом, сегодня остается актуальной задача автоматического выделения позвоночного столба и отдельных позвонков для дальнейшей оценки искривления. Существующие алгоритмы выделения позвоночника в автоматическом режиме рассмотрены в следующих работах: Daniel C. Moura рассматривает методы, основанные на выделении позвоночника путем удаления других костных структур с использованием прогрессивного порога [2]; Subarna Ghosh описывает метод сегментации позвоночника [3], состоящий из пяти основных шагов (локализация дисков, локализация позвоночного столба, сегментация отдельных позвонков, обнаружение осевой линии, выявление основных граничных точек).

Таким образом, в ходе проведенной работы выполнен обзор методов определения угла искривления, анализ особенностей программных систем оценки показателей деформации и обзор алгоритмов автоматического выделения позвоночника. Рассмотренные системы позволяют оценивать параметры искривления во многом вручную, поэтому требуется совершенствование систем на основе существующих методов обработки изображений, в том числе и рассматриваемых методов автоматического выделения позвоночника.

Литература

1. Гладков, А.В. Полуавтоматический анализ параметров позвоночника с помощью комплекса КАРС / А.В. Гладков // Поликлиника: профессиональный журнал для руководителей и врачей всех специальностей ЛПУ России.– М.: Медицинская пресса, 2008. – С. 40 – 43.
2. Moura, D. Automatic vertebra detection in x-ray images / D. Moura // ComplImage.– Coimbra, 2006.
3. Ghosh, S. Automatic lumbar vertebra segmentation from clinical CT for wedge compression fracture diagnosis / S. Ghosh // Medical Imagin.– Buffalo, 2011.

Идентификация наложенных плоских объектов на основе кластерного анализа

В промышленности актуальной задачей является автоматизация операций на открытых конвейерах. К числу подобных задач можно отнести следующие: идентификацию деталей, расположенных на конвейере; их касетирование и комплектацию; ориентированный перенос распознанных заготовок с конвейера и т. п. Основной особенностью этих операций является то, что детали транспортируются на горизонтальной ленте конвейера либо поштучно, либо партиями или сплошным потоком. Особая сложность возникает при решении задачи распознавания соприкасающихся и наложенных плоских объектов [1].

Для реализации упомянутых и аналогичных операций достаточно осуществить анализ изображений объектов. Следует отметить, что существующие СТЗ распознают сравнительно небольшое количество объектов, расположенных вполне определенным образом. Во многом это связано с тем, что СТЗ работают с большим количеством признаков объектов и используют достаточно сложные алгоритмы. Данных затрат можно избежать путем выбора небольшого числа информативных признаков и упрощения самого алгоритма идентификации.

В работе предложен алгоритм идентификации наложенных реальных плоских объектов с использованием кластерного анализа. Он состоит в следующем:

- 1) предварительная обработка полутоновых изображений объектов (сглаживание шумов, сегментация);
- 2) вычисление признаков объекта;
- 3) формирование на основе вычисленных значений вектора признаков;
- 4) отнесение неизвестного вектора признаков к тому классу, к эталонному образцу которого этот вектор наиболее близок с использованием метрики пропорциональной расстоянию Евклида

$$d(X_j, X_i) = \sum_{i=1}^N (x_{ki} - x_{kj})^2.$$

Одной из основных задач является выбор наиболее информативных признаков среди существующего множества. Как показала практика, лишь часть из этих признаков сохраняется при наложении объектов и, следовательно, может быть использована при распознавании.

В качестве таких признаков были выбраны следующие параметры:

- значений кривизны b , вычисленной в каждой точке дискретного контура [2], [3];
- длины выпуклых и вогнутых участков;
- их количество;
- коэффициенты выпуклости-вогнутости;
- особые участки контуров и расстояния между их концами.

Под выпуклым участком объекта понимается участок кривой, на котором значение кривизны точек, составляющих этот участок, положительны.

Под вогнутым участком объекта понимается участок кривой, на котором значение кривизны точек, составляющих этот участок, отрицательны.

Точка перегиба соответствует переходу с выпуклого участка на вогнутый или наоборот.

Особый участок – это участок контура объекта, с большей степенью характеризующий объект, то есть участки, которых нет на других изображениях, а значит, по ним можно идентифицировать данный объект.

Базовое расстояние – расстояние между начальными точками эталонов.

Корректность работы разработанных алгоритмов проверена на обучающей выборке, состоящей из реальных плоских объектов.

Максимальный размер объектов 512×512 и 1024×1024 элементов. Часть объектов имеет отверстия, другая часть – нет.

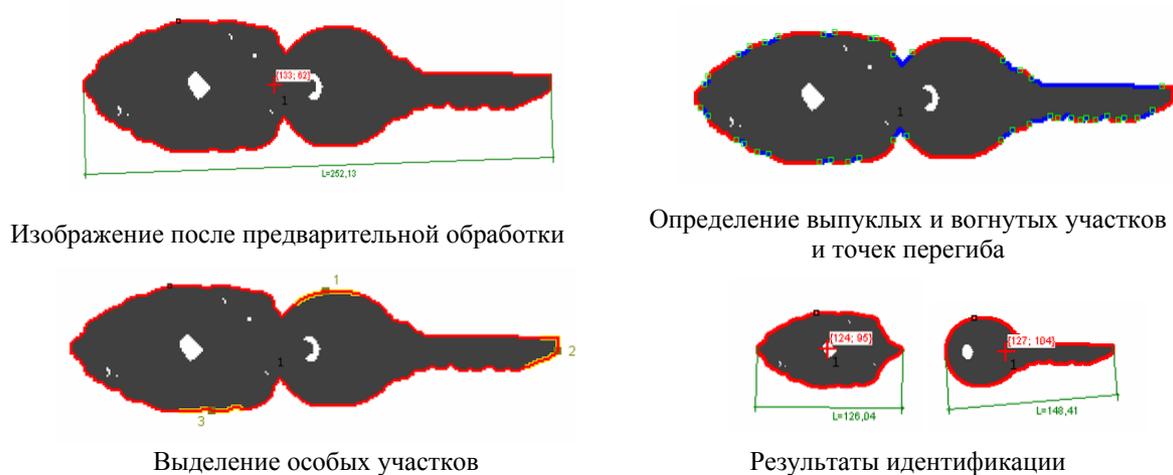


Рис. 1. Пример обработки двух наложенных реальных объектов

На основе описанного алгоритма производится восстановление объектов в условиях неполной информации об идентифицируемых объектах.

В докладе приведены многочисленные изображения промежуточных и конечных результатов обработки исходных тестовых и реальных объектов. Оцениваются точностные и временные характеристики отдельных этапов алгоритма и пути дальнейшего улучшения.

Литература

1. Садыков, С.С. Методы и алгоритмы выделения признаков объектов в системах технического зрения / С.С. Садыков, Н.Н. Стулов.– М.: Горячая линия – Телеком, 2005.
2. Садыков, С.С. Алгоритм идентификации плоских объектов с использованием минимального числа признаков / С.С. Садыков, С.В. Савичева // Автоматизация и современные технологии.– 2011.– № 7.– С. 3 – 6.
3. Садыков, С.С. Идентификация реальных плоских объектов на основе единственного признака точек их внешних контуров / С.С. Садыков, С.В. Савичева // Информационные технологии.– 2011.– № 8.– С. 13 – 16.

Автоматизация анализа отливок из чугуна с использованием металлографических снимков

Одним из методов контроля качества является металлографический анализ снимков микроструктуры изделий. Предлагается следующий алгоритм автоматического анализа отливок из чугуна. Полученное с помощью металлографического микроскопа изображение микроструктуры чугуна (рис. 1а) сначала обрабатывается медианным фильтром для удаления шума. Затем происходит автоматическая сегментация изображения разделением по порогу. В результате на изображении остаются графитовые включения (рис. 1б). После этого с изображения необходимо удалить малоразмерные объекты, которые не будут анализироваться, и затянуть дыры малого размера, появившиеся в результате некачественной съемки либо в процессе сегментации (рис. 1в) – [1].

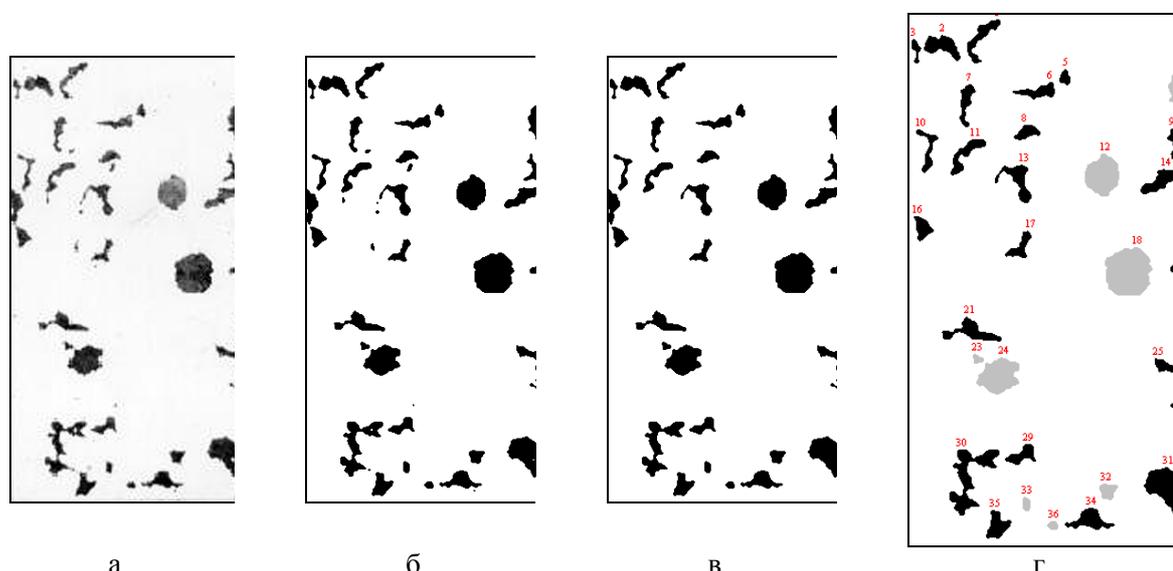


Рис. 1. Обработка снимка исследуемой микроструктуры чугуна

На обработанном таким образом изображении выделяются объекты, для которых вычисляются признаки, инвариантные к переносу, повороту и изменению масштаба объектов [2]. Используя аналогичные признаки эталонных объектов, хранящиеся в базе данных, производим распознавание каждого найденного включения. При этом объекты, вплотную примыкающие к краям экрана, игнорируются, так как их форму невозможно достоверно восстановить. Распознанное изображение с найденными объектами показано на рис. 1г.

Используя найденные на этапе распознавания геометрические характеристики объектов, вычисляем среднюю площадь, занятую каждым видом включения на изображении.

По ГОСТ 3443-87 для чугунов с пластинчатым либо шаровидным графитом структура оценивается в баллах, которые определяются в соответствии с приведенными в данном ГОСТ таблицами. Количество включений вермикулярного графита оценивается в зависимости от содержания в структуре частиц шаровидного графита. В ГОСТ не предусмотрена оценка количества компактного графита на изображении, поэтому в этом случае не вычисляются баллы, как для остальных видов включений, а определяется процентное содержание.

Для пластинчатого графита оценивается средняя длина включений. При этом под длиной и шириной объекта понимаются длины большей и меньшей сторон описанного вокруг объекта прямоугольника минимальной площади [3].

Длина изначально оценивается в точках изображения; полученное значение затем переводится в метрическую систему в зависимости от увеличения микроскопа, при котором был сделан снимок.

Для компактного и шаровидного графита аналогичным образом определяется средний диаметр включений. В качестве величины диаметра берется среднее арифметическое значений длины и ширины найденного включения.

Оценка размера включений вермикулярного графита в ГОСТ 3443-87 не предусмотрена, вероятно, из-за сложной формы. Величину частиц вермикулярного графита можно оценить с использованием значений длины и ширины объектов, которые вычисляются как для вермикулярного графита него, так и для всех прочих объектов.

Используя найденные значения длин либо диаметров графитовых частиц, оцениваем размер включений в соответствии с требованиями ГОСТ 3443-87.

Кроме величин, оценки которых требует ГОСТ 3443-87, разработанный алгоритм анализа металлографического снимка позволяет вычислить геометрические и моментные характеристики для всех найденных объектов. Это может быть использовано для более точного и расширенного исследования микроструктуры, а также для определения характеристик частиц, которые не предусмотрены в ГОСТ (размер вермикулярного графита, площадь отдельного включения и т. д.).

Литература

1. Стародубов, Д.Н. Алгоритмы предварительной обработки изображений микроструктур / Д.Н. Стародубов // Алгоритмы, методы и системы обработки данных.– 2010.– № 15.– С. 179–185.
2. Садыков, С.С. Исследование алгоритма определения длины и ширины плоских объектов / С.С. Садыков, Д.Н. Стародубов // Надежность и качество: тр. междунар. симпозиума.– Пенза: Пензенский гос. ун-ет. Т. 2, 2009.– С. 386–370.
3. Садыков, С.С. Формирование наборов базовых и инвариантных к аффинным преобразованиям признаков площадных объектов / С.С. Садыков, Д.Н. Стародубов // Алгоритмы, методы и системы обработки данных: сб. науч. ст. / под ред. С.С. Садыкова, Д.Е. Андрианова.– М.: Горячая линия – Телеком, 2006.– С. 18–26.

Многомасштабный подход к цифровой обработке дефектоскопических изображений

Контроль качества металлоизделий во многих отраслях промышленности всё еще остается трудоемкой задачей, требующей больших затрат человеческого труда. Очевидно, это снижает скорость и качество контроля и не позволяет проводить сплошной контроль продукции. При этом многие методы контроля качества основаны на формировании и анализе всевозможных дефектоскопических изображений (рентгенографических, акустических, оптических и т. п.). Это позволяет применять методы и алгоритмы цифровой обработки и анализа изображений для автоматизации многих рутинных операций контроля качества.

Часто процесс контроля качества по дефектоскопическим изображениям основан на выделении и оценке характеристик объектов на изображении (частиц микроструктуры, дефектов сварки и т. д.). Затем на основе признаков и атрибутов объектов решаются задачи более высокого уровня (например, задачи распознавания) – [7]. При этом требуется высокая точность выделения объектов интереса для точного определения их характеристик и формирования векторов признаков, часто являющихся исходными данными в процедурах идентификации и классификации [1], [6], [7].

Одной из важнейших областей применения методов неразрушающего контроля является оценка дефектности изделий. Часто эта задача решается путем обнаружения визуальных образов дефектов на дефектоскопических изображениях и определения геометрических характеристик (длины, ширины и площади) – [4]. Характерным типом подобных изображений являются рентгенограммы.

Правильная расшифровка рентгенографических снимков, а также надежная идентификация дефектов в значительной степени зависят от качества анализируемых изображений. Низкое качество рентгенограмм может приводить к некорректной идентификации и неверному определению характеристик дефектов изделий. В связи с этим надежная фильтрация подобных изображений является важной задачей. При этом под фильтрацией следует понимать не только удаление или компенсацию шумов и помех, но и непосредственно выделение из изображения информации о характеристиках локально неоднородных объектов, которыми являются дефекты материалов и сварных соединений. Эта задача должна решаться в условиях слабой контрастности и низкой резкости изображений.

Следует учитывать, что методы улучшения изображений зачастую приводят к искажению информации об объектах, присутствующих на них, например, повышение контраста и усиление краев может приводить к искажению формы и размеров объектов интереса, что недопустимо при оценке качества.

Возможным вариантом решения этой задачи является не использование методов улучшения изображений, а методов фильтрации полезного сигнала, под которыми в данном случае следует понимать изображения дефектов. Сигналы от дефектов могут быть интерпретированы как локальные неоднородности двумерного конечного нестационарного стохастического сигнала – рентгенограммы. Тогда возникает задача фильтрации локальных неоднородностей изображений на фоне помех.

Методами радиографии выявляются любые объемные и поверхностные несплошности (например, непровары, поры, трещины и др.) в любых материалах и в стыковых швах. Очевидно, что многообразие типов дефектов и причин их возникновения обуславливает существенные различия их форм и размеров. Изображения многих дефектов характеризуются недостаточной резкостью и контрастностью. Кроме того следует учитывать и количество дефектов. Всё это существенно снижает обнаруживаемость дефектов и требует использования алгоритмов и учитывающих эти проблемы методов выявления дефектов.

При выделении объектов изображений эффективными являются методы многомасштабной обработки, позволяющие анализировать характеристики этих объектов на множестве уровней разложения, при смене которых свойства разных объектов могут проявляться более отчетливо.

Объекты изображений с точки зрения распределения функции яркости можно трактовать

как локальные неоднородности (особенности) двумерных сигналов. Удобным математическим инструментом выделения локальных особенностей сигналов и их анализа является непрерывное вейвлет-преобразование, обладающее также всеми преимуществами многомасштабной обработки.

Возможность использования непрерывного вейвлет-преобразования для выделения объектов обусловлена тем свойством, что при сопоставимых размерах особенности и фильтра амплитуда вейвлета, соответствующего области особенности, будет стремиться к максимуму. Это свойство действительно как для одномерных, так и для двумерных вейвлетов.

Поскольку локальные особенности изображений являются двумерными, то очевидно, что они изображения могут обладать анизотропными характеристиками (например, размеры объекта по каждому из направлений просмотра изображения могут существенно различаться).

В этом случае для фильтрации особенностей целесообразно использовать сепарабельное вейвлет-преобразование отдельно по строкам и столбцам изображения. При этом фильтрация каждой особенности будет заключаться в фильтрации особенностей одномерных сигналов, соответствующих строкам или столбцам изображения, на которых эти особенности проявляются.

Такая постановка задачи, очевидно, позволяет разрабатывать алгоритмы фильтрации с выбором масштабирующего коэффициента адаптивно к размеру поперечного сечения особенности в заданной точке и направлении.

Другим возможным подходом к фильтрации подобных особенностей является использование двумерного непрерывного вейвлет-преобразования. Одним из возможных вариантов используемого при этом вейвлета может служить вторая производная функции Гаусса, обобщенная на двумерный случай [2], [3], [5].

Для двумерного преобразования возможно задание двух различных масштабирующих коэффициентов, что приводит к различной степени сжатия вейвлета по двум осям. Тогда возможна фильтрация особенностей с различными размерами по двум направлениям, которые могут быть заданы углом поворота вейвлета.

Таким образом, использование вейвлет-преобразования в задачах анализа дефектоскопических изображений позволяет, по сравнению с традиционно применяемыми подходами к обработке изображений, получить более качественные результаты. Это обусловлено следующим: возможностью проводить обработку изображений на фоне помех без снижения информативности исходных снимков; приспособленностью двумерных вейвлетов к изменениям геометрических характеристик объектов изображений в зависимости от направления просмотра; возможностью анализировать характеристики изображений на тех масштабах разложения, на которых эти характеристики проявляются лучшим образом.

Литература

1. Анисимов, Б.В. Распознавание образов и цифровая обработка изображений : учеб. пособие для студентов вузов. / Б.В. Анисимов, В.Д. Курганов, В.К. Злобин.– М.: Высш. шк., 1983.– 295 с. : ил.
2. Астафьева, Н.М. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения / Н.М. Астафьева // Успехи физических наук. Т. 166.– 1996.– № 11.– С. 1145 – 1170.
3. Добеши, И. Десять лекций по вейвлетам / И. Добеши ; пер.– Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001.– 464 с.
4. Жизняков, А.Л. Обнаружение пор и шлаковых включений по рентгенографическим снимкам сварных швов средствами вейвлет-анализа / А.Л. Жизняков, А.А. Фомин, Г.А. Симонова // Заводская лаборатория. Диагностика материалов. Т. 73.– 2007.– № 11.– С. 25 – 29.
5. Малла, С. Вейвлеты в обработке сигналов / С. Малла; пер.– М.: Мир, 2005.– 671 с.: ил.
6. Патрик, Э. Основы теории распознавания образов / Э. Патрик; пер.– М.: Советское радио, 1980.– 408 с.: ил.
7. Ту, Д. Принципы распознавания образов / Д. Ту, Р. Гонсалес; пер.– М.: Мир, 1978.– 414 с.

