681.39.007.001.362

Распознавание изображений со сложной полутоновой текстурой

Н. Г. ФЕДОТОВ, Д. А. МОКШАНИНА

Пензенский государственный университет, Пенза, Россия, e-mail: fedotov@pnzgu.ru

Предложен новый формальный подход к распознаванию полутоновых текстур, основанный на аппарате стохастической геометрии и функционального анализа. Ключевым его элементом является применение триплетных признаков, получаемых в режиме автоматической компьютерной генерации. Проведена экспериментальная проверка эффективности распознавания полутоновых текстур микрошлифов чугуна с включениями графита.

Ключевые слова: распознавание текстур, стохастическая геометрия, триплетный признак, минимизация размерности признакового пространства.

The new formal approach is suggested for halftone textures recognition based on stochastic geometry and functional analysis. A key element of this approach is the application of computer-generated triplet features. The recognition effectiveness is experimentally verified on gray-scale iron microsection textures with inclusions of graphite.

Key words: textures recognition, stochastic geometry, triplet feature, feature spaces dimension minimization.

Для многих отраслей знаний прогресс определяется развитием методов обработки информации, представленной в виде изображений. От успешного решения этой задачи зависит эффективность медицинской и технической диагностики, автоматизация физического эксперимента, развитие нанотехнологий.

В перечисленных областях существенная часть информации заключается в изображениях, многие из которых содержат сложные текстуры. К их числу можно отнести изображения, получаемые при помощи самолетных и спутниковых мультиспектральных сканирующих устройств, микроскопические изображения культур клеток и препаратов тканей и многие другие. Однако, несмотря на повсеместное присутствие в изображениях и важность текстуры, формального подхода к ее описанию и строгого определения пока не существует. Ниже предлагается новый формальный подход к распознаванию полутоновых текстур, основанный на аппарате стохастической геометрии и функционального анализа, эффективность применения которого к данной проблеме проверена экспериментально на примере изображений микрошлифов чугуна с включениями графита.

Химический состав материала не всегда однозначно определяет его свойства. Два образца чугуна с одинаковым химическим составом, но разной формой кристаллизации в них графита, могут иметь совершенно разные свойства. Таким образом, свойства чугуна с включениями графита в большей степени зависят именно от формы кристаллизации в нем графитных включений. По форме включений графита различают чугуны с пластинчатым графитом (серые чугуны) (рис. 1, a); вермикулярным графитом (высокопрочные чугуны) (рис. 1, a); шаровидным графитом (высокопрочные чугуны) (рис. 1, a); шаровидным графитом (высокопрочные чугуны) (рис. 1, a).

Зависимость свойств чугуна от формы графитных включений, а не от химического состава сплава, можно продемон-

стрировать на примере серого чугуна. В сером чугуне графитная фаза вырастает при затвердевании в виде пластин, чаще всего объединенных в розетки, центр которых и есть место, где в жидком чугуне зародился (или развился) центр кристаллизации графитного разветвленного кристалла (центр графитизации). Пластинки графита в сером чугуне сильно разобщают металлическую матрицу, при нагружении

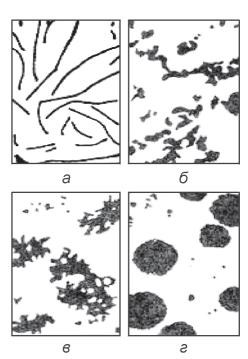


Рис. 1. Примеры чугуна с различными видами включений графита: a — пластинчатый; δ — вермикулярный; ϵ — хлопьевидный; ϵ — шаровидный

и разрушении чугунных деталей они служат внутренними надрезами, концентраторами напряжений и местом образования или прохождения макро- и микротрещин. По этой причине механические свойства серого чугуна значительно ниже, чем у ковкого чугуна с хлопьевидным графитом и, в особенности, высокопрочного чугуна с шаровидным графитом. Форма графитных включений у последних видов чугуна при нагружении не приводит к резкой концентрации напряжений, чем объясняются их высокие прочностные свойства.

Квалифицированный эксперт-аналитик на основе своего опыта может по изображению микрошлифа чугуна сделать экспертное заключение о типе кристаллизации в нем графита. Однако при визуальной обработке большого количества образцов материала неизбежны усталость и рассеивание внимания аналитика, что обусловливает экспертные ошибки. Кроме того, ручная обработка данных требует больших временных затрат, нежели автоматическая. В связи с этим для классификации изображений микрошлифов чугуна с включениями графита целесообразно построить распознающую систему с высокой надежностью принятия решения. Причем в основу такой системы лучше положить метод анализа текстур, так как изображения микрошлифов чугуна представляют собой полутоновые текстуры.

Подходы к анализу текстур. Важной задачей анализа текстур является выделение признаков. Отметим два основных подхода к анализу текстур, на основании которых могут быть сформированы их признаки.

Статистический подход, при котором наличие или отсутствие пространственного взаимодействия между непроизводными элементами оценивается вероятностным образом. Наиболее распространенными, относящимися к этому подходу являются методы, основанные на матрицах смежности, характеризующих статистики второго порядка и описывающих пространственные связи пар яркостей элементов в цифровом изображении текстуры, и на использовании длин серий, где под серией понимается непроизводный элемент, состоящий из максимальной связанной совокупности вытянутых в прямую линию пикселов одинаковой яркости [1].

Структурный подход, при котором непроизводные элементы явно определены. В терминах данного подхода текстура составлена из регулярно или почти регулярно распределенных по пространству непроизводных элементов. Поэтому анализ текстуры, с точки зрения такого подхода, должен состоять из описания непроизводных элементов и правил их размещения [1].

Перечисленные выше подходы предполагают использование небольшого числа признаков, сознательно выде-

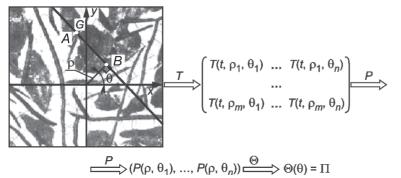


Рис. 2. Принцип формирования триплетного признака

ленных экспертом-аналитиком в качестве характеристик. Предлагаем новый подход к данной проблеме, основанный на аппарате стохастической геометрии и функционального анализа.

Новый подход к анализу текстур. Формирование признаков. Ключевым элементом теории распознавания, основанной на аппарате стохастической геометрии и функциональном анализе, является применение нового класса признаков с характерной структурой в виде композиции трех функционалов — триплетных признаков.

Формирование триплетных признаков начинается с реализации нового геометрического преобразования изображений, связанного со сканированием последнего изображения по сложным траекториям — трейс-преобразования (трейс от английского слова trace — след) [2]. Изображение F(x, y) (рис. 2) на входной сетчатке распознающей системы сканируется решеткой параллельных прямых $I(\theta, \rho)$ с расстоянием $\Delta \rho$ между линиями [3]. Параметры θ и ρ являются полярными координатами линии I.

Взаимное расположение исследуемого изображения F(x, y)и каждой сканирующей линии l характеризуется числом g, вычисляемым по некоторому правилу: $g = T (F \cap l)$. В качестве указанной характеристики может выступать число пересечений прямой с изображением, свойства окрестности такого сечения и т. д. В данной задаче распознавания полутоновых текстур на каждой сканирующей прямой l выделяются однородные по яркости отрезки, характеристикой которых является некоторое действительное число h, например, максимальная длина отрезка АВ (см. рис. 2). Отображение Т является трейс-функционалом. Если выбрать в качестве трейс-функционала суммарную длину выделяемых отрезков, то в этом случае трейс-преобразование совпадет с преобразованием Радона (интегральное значение яркости вдоль сканирующих линий). В частности, можно выбрать трейс-функционал так, что трейс-преобразование будет совпадать с преобразованием Фурье, Радона, Хо, Радона—Хо, но не будет тождественно им [2]. Далее сканирование проводится для нового значения угла, получившего дискретное приращение $\Delta\theta$, решеткой линий с тем же расстоянием $\Delta\rho$ между линиями. Вычислив значения функционала T для всех возможных положений сканирующих линий $l(\theta, \rho)$, получим матрицу этих значений (трейс-матрицу), элемент $g_{ii} = T(F \cap l \ (\theta_i \ , \ \rho_i \),$ который соответствует сканирующей прямой с полярными координатами θ_i и ρ_i . Итак, каждый столбец матрицы содержит значения Т-функционала, вычисляемые по всем прямым с одинаковым значением параметра θ . Если прямая не пе-

ресекает изображение, то $T(F \cap I)$ полагают равным заданному числу (например нулю).

Согласно рассматриваемой теории после заполнения трейс-матрицы продолжается формирование триплетного признака. При помощи диаметрального функционала P обрабатываются столбцы трейс-матрицы, результатом этой обработки является $\pi(2\pi)$ периодическая функция. Воздействуя на нее круговым функционалом Θ , получаем некоторое число, которое равно значению признака изображения $\Pi(F)$. Схема формирования триплетного признака показана на рис. 2.

Таким образом, признак анализируемого изображения обладает структурой в виде композиции трех функционалов

$$\Pi(F) = \Theta \circ P \circ T(F \cap l(\theta, \rho)), \tag{1}$$

где Т — описанный выше функционал, связанный с естественной координатой t сканирующей линии $l(\theta, \rho)$; Θ — круговой и Р — диаметральный функционалы, связанные с полярными координатами θ и ρ сканирующей линии, соответственно. Благодаря такой структуре признаков в рамках описанного подхода возможно получение большого числа новых конструктивных признаков распознавания. Причем их формирование осуществляется в режиме автоматической компьютерной генерации. Опора на большое количество признаков позволяет повысить надежность распознавания и говорить о новом понимании изображений [2, 4]. Функционалы Т, Р, ⊙ выбираются из различных областей математики: теории вероятностей, математической статистики, теории рядов и фракталов, стохастической геометрии и т. д. Таким образом, триплетные признаки сохраняют следы генезиса соответствующих областей математики, чем объясняется гибкость и универсальность алгоритмов распознавания, базирующихся на этих признаках [2]. В частности, при надлежащем выборе функционалов можно получать признаки, инвариантные по отношению к движению и линейным деформациям изображений (изменению масштаба), что очень важно при распознавании текстур микрошлифов из области металлографии.

Минимизация размерности признакового пространства. Как отмечалось выше, подход с позиции стохастической геометрии позволяет автоматически генерировать большое количество триплетных признаков, являющихся абстрактной характеристикой изображения. И, как правило, сформированная таким образом исходная система триплетных признаков при большом их количестве избыточна и включает признаки, не влияющие на классификацию или дублирующие друг друга. В некоторых задачах распознавания временные затраты на вычисление признаков могут быть значительными. Опора на минимальный набор эффективных признаков значительно сокращает время работы распознающего алгоритма. Таким образом, после генерации признаков целесообразно провести процедуру минимизации размерности признакового пространства, обеспечивающую выделение минимального набора эффективных поисковых признаков.

Для решения этой задачи можно использовать различные преобразования и разложения, например, преобразование Фурье, коэффициенты Корунена—Лоева, методы факторного анализа. В данной статье рассмотрен подход к минимизации размерности признакового пространства, суть которого заключается в следующем.

Рассмотрим множество $C = A \cup B$, состоящее из n изображений класса A и m изображений класса B. Выберем подмножества $A' \subseteq A$, мощность которого n/2, и $B' \subseteq B$, мощность которого m/2, для обучения системы, т. е. для определения степени значимости каждого признака, оставшиеся подмножества — для испытания обученной системы. Примем $C' = A' \cup B'$.

Обозначим Π_{klm} признак, вычисленный путем комбинации k-го трейс-функционала с l-м диаметральным и m-м круговым функционалами. Его значение для изображения класса A и экземпляра s этого класса обозначим Π_{klm}^{As} , соответственно для класса B и экземпляра s этого класса обозна-

чим Π_{klm}^{Bs} . Среднее значение этого признака для всех изоб-

ражений множества A' равно $m_{klm}^{A} = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^{n/2} \Pi_{klm}^{Ai}$. Для изобра-

жений множества B' аналогично $m_{klm}^B = \frac{2}{m} \sum_{j=1}^{m/2} \Pi_{klm}^{Bj}$.

Среднее значение этого признака для всех изображений множества С':

$$m_{klm} = \frac{2}{n+m} \left(\sum_{i=1}^{n/2} \Pi_{klm}^{Ai} + \sum_{j=1}^{m/2} \Pi_{klm}^{Bj} \right).$$

Среднее квадратическое отклонение этого признака по множеству C':

$$\sigma_{klm} = \sqrt{\frac{2}{n+m} \left(\sum_{i=1}^{n/2} \left(\Pi_{klm}^{Ai} - m_{klm} \right)^2 + \sum_{j=1}^{m/2} \left(\Pi_{klm}^{Bj} - m_{klm} \right)^2 \right)}.$$

Признак является эффективным для распознавания изображений, если его значение устойчиво при замене одного экземпляра текстуры на другой того же класса. Таким образом, определяем среднюю меру стабильности для каждого признака

$$r_{klm} = \frac{1}{\sigma_{klm}} \sqrt{\frac{2}{n+m} \left(\sum_{i=1}^{n/2} \left(\prod_{klm}^{Ai} - m_{klm}^{A} \right)^2 + \sum_{j=1}^{m/2} \left(\prod_{klm}^{Bj} - m_{klm}^{B} \right)^2 \right)}.$$

Чем меньше r_{klm} , тем более подходящим является признак Π_{klm} . Можно установить порог Q, который позволит назначить вес признакам

$$\omega_{klm} = egin{cases} Q - r_{klm}, \ \text{если} \ r_{klm} \leq Q; \\ 0, \ \text{если} \ r_{klm} > Q. \end{cases}$$

Итак, информативными будут признаки, вес которых не равен нулю.

Построенная согласно указанным принципам процедура минимизации размерности признакового пространства позволяет получить минимальный набор наиболее эффективных поисковых признаков как первой, так и второй группы с указанием их весов.

Эксперимент. Была проведена экспериментальная проверка эффективности описанного подхода применительно к проблеме распознавания полутоновых текстур микрошлифов чугуна с включениями графита. Рассматриваемый в данном примере сплав чугуна имел ферритную металлическую основу с хлопьевидными или шаровидными включениями графита. Обучающая выборка состояла из 80 полутоновых текстур микрошлифов чугуна с различными формами графитных включений. Для тестирования в систему было введено 100 изображений.

Рассматриваемые текстуры микрошлифов чугуна — полутоновые. Предлагаемый подход ранее применялся лишь к бинарным изображениям, причем формируемые признаки изображений были их геометрической характеристикой. В настоящей же задаче имеем дело с полутоновыми изображениями, которые в отличие от бинарных имеют две группы значимых характеристик: геометрическую и яркостную. Поэтому для классификации полутоновых текстур целесообразно построить распознающую систему, учитывающую как геометрические, так и яркостные особенности изображения.

Для решения поставленной задачи, были выделены две группы триплетных признаков, характеризующих геометрические и яркостные особенности изображения.

Признаки первой и второй группы имеют одинаковую трехфункциональную структуру вида (1). Отличие между ними заключается лишь в подходе к заданию характеристик однородных по яркости отрезков сканирующих прямых. Для построения признаков, характеризующих геометрические особенности изображения, однородным по яркости отрезкам сканирующих прямых ставится в соответствие некоторая геометрическая величина (например, длина отрезка). Для построения признаков, характеризующих яркостные особенности изображения, однородным по яркости отрезкам сканирующих прямых ставится в соответствие некоторая яркостная величина (например, средняя яркость отрезка).

Границы однородных по яркости отрезков сканирующей прямой для полутоновых изображений в отличие от бинарных определяются неоднозначно. В эксперименте был применен следующий метод обнаружения границ однородных

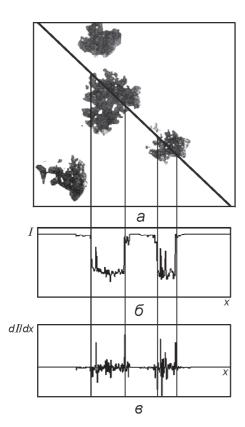


Рис. 3. Текстура микрошлифа чугуна с включениями графита со сканирующей прямой $I(\theta, \rho)$ (a), функция яркости I(x) (б), производная функции яркости dI/dx вдоль сканирующей прямой $I(\theta, \rho)$ (e)

по яркости отрезков сканирующей прямой, пересекающей полутоновую текстуру:

определяли яркость в каждой точке сканирующей прямой $l\left(\theta,\rho\right)$;

по этим данным формировали функцию яркости $I\left(x\right)$ для этой прямой;

вычисляли значение производной функции яркости dI/dx. По ее экстремумам определяли резкие перепады яркости, т. е. граничные точки однородных по яркости отрезков сканирующей прямой $I(\theta, \rho)$.

Принцип выделения однородных по яркости отрезков сканирующей прямой показан на рис. 3. Как следует из этого рисунка, выбранный метод позволяет с достаточной точностью определять границы однородных по яркости отрезков прямой, что делает возможным распространение предлагаемого подхода, основанного на аппарате стохастической геометрии и функционального анализа, на описание полутоновых текстур.

После автоматической генерации было получено 2000 признаков, из которых путем процедуры минимизации выбрано 150 информативных. Решающая процедура была построена с учетом весовых коэффициентов каждого информативного признака. Ее суть заключается в следующем. Обозначим A множество изображений микрошлифов чугуна с шаровидным графитом, B множество изображений микрошлифов чугуна с хлопьевидным графитом, t тестовое изображение микрошлифа чугуна. Расстояние между тестовым образцом и множеством A

$$d(t, A) = \sum_{klm} \frac{\omega_{klm}}{\sigma_{klm}} \left| \prod_{klm}^{t} - m_{klm}^{A} \right|.$$

Тогда тестовое изображение относят к множеству A, если $d(t,A) \leq d(t,B)$.

Проведенный эксперимент показал, что ошибка классификации для группы информативных признаков составляет 0,5 %. Полученный результат свидетельствует о достаточно высокой эффективности применения описанного подхода к проблеме распознавания полутоновых текстур микрошлифов чугуна с включениями графита.

Таким образом, существует обширный класс задач технической диагностики, где ключевая информация заключена в зрительных образах. В данном случае рассмотрена задача классификации изображений микрошлифов чугуна по формам кристаллизации графитных включений. Для ее решения предложен новый подход, основанный на аппарате стохастической геометрии, который позволил сформировать новый класс конструктивных признаков распознавания триплетных признаков. Ключевым элементом их формирования служит новое геометрическое преобразование изображения, связанное со сканированием последнего по сложным траекториям. Характерной особенностью признаков является их структура в виде композиции трех функционалов. Благодаря такой структуре возможна генерация большого количества признаков, что позволяет увеличить гибкость, универсальность и надежность распознавания.

Показана высокая эффективность этих признаков применительно к распознаванию полутоновых текстур, подтвержденная экспериментально, причем построенная распоз-

нающая система учитывает как геометрические, так и яркостные особенности полутоновых текстур.

Работа выполнена при поддержке РФФИ (грант № 09-07-00089).

Литература

1. **Харалик Р. М.** Статистический и структурный подходы к описанию текстур // ТИИЭР. 1979. Т. 67. № 5. С. 98—118.

- 2. **Федотов Н. Г.** Теория признаков распознавания образов на основе стохастической геометрии и функционального анализа. М.: Физматлит. 2009.
- 3. **Федотов Н. Г.** Методы стохастической геометрии в распознавании образов. М.: Радио и связь, 1990.
- 4. **Федотов Н. Г., Шульга Л. А.** Теория распознавания и понимания образов на основе стохастической геометрии // Искусственный интеллект. 2002. № 2. С. 282—289.

Дата принятия 16.08.2010 г.

519.725(047)

Метод контроля ошибок в устройствах хранения и передачи информации автоматизированных систем измерительной техники

Ал. А. ПАВЛОВ, А. А. ПАВЛОВ, П. А. ПАВЛОВ, А. Н. ЦАРЬКОВ, О. В. ХОРУЖЕНКО

Серпуховский военный институт ракетных войск, Серпухов, Россия, e-mail: Pavlov iif@mail.ru

Предложен метод обнаружения одиночных и двойных ошибок в устройствах хранения и передачи информации в автоматизированных системах измерительной техники.

Ключевые слова: одиночные и двойные ошибки, устройства хранения и передачи информации.

The method of single and double error detection for information storage and transmission devices in measuring technique automated systems is suggested.

Key words: single and double errors, information storage and transmission devices.

Характерная особенность современных средств измерений — широкое использование автоматизированных систем. Во многих случаях на практике изучаемый объект находится на значительном удалении от потребителя измерительной информации. При этом наряду с задачей получения информации непосредственно от объекта возникает задача передачи ее по каналу связи от объекта к потребителю. Независимо от способа передачи сигналы должны иметь форму, удобную для обработки в ЭВМ, обеспечивать однозначность представления сообщений и обладать устойчивостью к искажениям, возникающим по тем или иным причинам в устройствах хранения и передачи информации [1].

Эффективность автоматизированных систем измерительной техники в значительной степени определяется достоверностью информации, которая обрабатывается в данных системах [2]. В свою очередь, достоверность функционирования цифровых устройств существенно зависит от выбранного метода обнаружения ошибок (обнаруживающей способности выбранного метода контроля информации и аппаратурных затрат, необходимых для его реализации).

В настоящее время для этой цели наиболее широко используется метод контроля на четность, который позволяет

выявить одиночные (нечетные ошибки) при минимальных аппаратурных затратах [2]. Наиболее эффективным методом, позволяющим обнаруживать все одиночные ошибки и до 75 % двойных ошибок, является функционально-кодовый метод, предложенный в [3].

Однако с увеличением объема информации возникает необходимость повышения процента обнаружения двойных ошибок. В связи с этим появилась потребность в разработке метода контроля информации, обнаруживающего все одиночные и максимальное количество двойных ошибок без значительного увеличения аппаратурных затрат и снижения быстродействия схемы контроля.

Метод контроля устройств хранения и передачи информации. Допустим, имеется двоичный набор с произвольным числом информационных разрядов и их число кратно трем. Разобьем этот набор на блоки информации по три разряда в каждом блоке:

$$Y = x_1 x_2 x_3 y_1 y_2 y_3 \dots z_1 z_2 z_3.$$

Сформируем значения трех контрольных разрядов по правилу