

# РАЗРАБОТКА АДАПТИВНОГО АЛГОРИТМА ОЦЕНКИ ИНФОРМАТИВНОСТИ ДИНАМИЧЕСКИХ ПРИЗНАКОВ ДЛЯ ОБРАБОТКИ И АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ\*

М. С. КИРИЧЕНКО, С. В. ПАНИН

*Институт физики прочности и материаловедения СО РАН,  
Томск, Россия*

e-mail: kirms@ispms.tsc.ru, svp@ms.tsc.ru

The purpose of this study is a development of an adaptive optimal self-learning system of image processing in the case of a small portion of a priori information on the state of the object under consideration. We study the problem of selection of the optimal mathematical solutions for automatic analysis and image processing along with an estimation of informative efficiency with application to mesoscale plastic deformation and fracture processes. We have shown that the pattern of variation of strain development differential characteristic, being calculated by evaluation of a normalized value of the main plastic shear or by the integral characteristic of strain-induced surface relief, are qualitatively similar. Suggested algorithm can be applied to the analysis of dynamically varied processes and scenarios, object recognition systems in robotics, transport, navigation, medicine, microbiology etc.

## Введение

Современное развитие технологий автоматической обработки визуальной информации обуславливает их широкое применение в микробиологии, медицине, анализе структуры (в том числе наноматериалов), автоматизированных системах для выполнения широкого ряда производственных операций и др. [1]. В рамках экспериментальной механики также существует ряд подходов, основанных на обработке и анализе изображений, получаемых в ходе нагружения объекта исследований.

В то же время разработанные на сегодняшний день методы экспериментальной механики, основанные на обработке изображений поверхности, не позволяют решать проблемы анализа и/или адекватной численной оценки развития деформации в условиях интенсивного формирования на поверхности материала деформационного рельефа. Таким образом, разработка адаптивного алгоритма обработки и анализа изображений, основанного на оценке информативности динамических признаков, позволит создать аппарат для числен-

---

\*Работа выполнена при поддержке Президента РФ ведущих научных школ "Школа академика В.Е. Панина: Физическая мезомеханика наноматериалов, тонких пленок и конструкционных материалов с наноструктурированным поверхностным слоем" (грант № НШ-2324.2003.1).

© Институт вычислительных технологий Сибирского отделения Российской академии наук, 2005.

ного описания процессов локализованного развития деформации для исследовательских целей и прикладных задач проведения неразрушающего контроля [2].

В настоящей работе предложена программная реализация совокупности вероятностных итеративных методов, которые лежат в основе концепции адаптации, классификации, распознавания и идентификации в условиях минимальной априорной информации об объекте. Для разработки алгоритма и реализации методов стохастической аппроксимации использовано математическое программирование, что позволило охватить широкий круг задач, поскольку не требуется описание условий задачи в аналитическом виде. Предлагаемая автоматическая система классификации была адаптирована для решения задач оценки деформаций в нагруженном твердом теле и основана на выделении информативных признаков на изображениях его поверхности и нахождении оптимальных математических решений для их описания.

## 1. Описание метода

В основе предлагаемого метода лежат процедуры, традиционно используемые в системах технического зрения (рис. 1) [3]. Таким образом, основными этапами работы предлагаемого алгоритма являются:

- получение изображения;
- фильтрация изображения с целью устранения помех;
- бинаризация изображения с последующим разделением объектов и фона;
- морфологические преобразования математической статистики с последующей формозависимой фильтрацией;
- численная оценка объектов на изображении.

### 1.1. Фильтрация

В настоящей работе в результате фильтрации значение яркости (сигнал) каждой точки исходного изображения, искаженного помехой, заменяли некоторым другим значением, которое признается в наименьшей степени искаженным. Задача заключалась в том, чтобы найти рациональную вычислительную процедуру. При решении задачи опирались на использование вероятностных моделей изображения и помехи, а также на применение статистических критериев оптимальности. Для выполнения процедуры фильтрации мы



Рис. 1. Упрощенная схема алгоритма обработки и анализа изображений.

решали задачи обнаружения, выделения и восстановления полезных сигналов [4]. Применение адаптивного подхода освободило нас от необходимости обеспечения достаточности априорной информации о сигналах и помехах. Для предварительной обработки были введены алгоритмы фильтрации трех составляющих изображения:

- 1) низкочастотной, которая несет информацию о локализации объектов, составляющих изображение;
- 2) высокочастотной, которая отвечает за цветовые перепады — контуры изображения. Их увеличение повышает резкость изображения (объект-фон);
- 3) текстуры изображения (можно трактовать текстуру как характеристику участков в контурах изображения).

Пусть  $x_{ij}$  — значение яркости изображения — полезного сигнала на пересечении  $i$ -й строки и  $j$ -го столбца, а наблюдаемое на входе фильтра изображение описывается моделью

$$y_{i,j} = f(x_{i,j}, n_{i,j}), \quad i = \overline{0, I-1}, \quad j = \overline{0, J-1}. \quad (1)$$

Здесь  $n_{i,j}$  — значение помехи в точке с координатами  $(i, j)$ ;  $f(\bullet)$  — функция, описывающая взаимодействие сигнала и помехи;  $I$  и  $J$  — число строк и столбцов в кадре соответственно.

При линейной фильтрации выходной эффект определяется линейной комбинацией входных данных

$$x^*(i, j) = \sum_{(i_1, j_1) \in S} a(i_1, j_1) y(i - i_1, j - j_1). \quad (2)$$

В этом выражении  $x^*(i, j) = x_{i,j}^*$  — результат фильтрации полезного сигнала  $x(i, j) = x_{i,j}$  в точке кадра с координатами  $(i, j)$ ;  $S$  — множество точек (точнее, множество их координат), образующих окрестность;  $a(i_1, j_1)$  — весовые коэффициенты, совокупность которых представляет собой *двумерную импульсную характеристику (ИХ)*.

Для оценки качества обработки мы использовали критерий минимума среднего квадрата ошибок:

$$E \left\{ \left[ x(i, j) - \sum_{(i_1, j_1) \in S} a(i_1, j_1) y(i - i_1, j - j_1) \right]^2 \right\} = \min_{a(\cdot)} \quad (3)$$

где  $E \{ \circ \}$  — символ математического ожидания. Согласно (3), отыскание оптимального фильтра заключалось в определении его *импульсной характеристики* таким образом, чтобы средний квадрат ошибки  $\varepsilon(i, j) = x(i, j) - x^*(i, j)$ , выражающей различие между сигналом  $x(i, j)$  и оценкой  $x^*(i, j)$ , формируемой фильтром, был минимальным. Математическое ожидание вычисляли по всем случайным величинам, содержащимся в (3), что ориентирует критерий на учет *средних* ошибок.

Оптимизационную задачу (3) свели к решению уравнения или системы уравнений. Для этого вычислили производную от левой части этого выражения по коэффициенту  $a(k, l) = a_{k,l}$  и затем приравняли ее нулю. Учитывая, что операции дифференцирования, суммирования и математического ожидания являются линейными, получили выражение

$$E \{ x_{i,j} y_{i-k, j-l} \} = \sum_{(i_1, j_1) \in S} a_{i_1, j_1} E \{ y_{i-i_1, j-j_1} y_{i-k, j-l} \}. \quad (4)$$

Входящие в него математические ожидания являются отсчетами корреляционных функций

$$B_{xy}(k, l) = E \{ x_{i,j} y_{i-k, j-l} \}, \quad B_y(k - i_1, l - j_1) = E \{ y_{i-i_1, j-j_1} y_{i-k, j-l} \}.$$

С их учетом (4) примет вид

$$B_{xy}(k, l) = \sum_{(i_1, j_1) \in S} \sum a_{i_1, j_1} B_y(k - i_1, l - j_1). \quad (5)$$

Считая автокорреляционную  $B_y(o)$  и взаимно-корреляционную  $B_{xy}(o)$  функции известными, заметили, что (5) представляет собой линейное относительно искомым коэффициентов  $a_{i_1, j_1}$  алгебраическое уравнение. Число неизвестных в нем равняется числу точек  $n_S$  в окрестности. Если повторить дифференцирование (3) по остальным  $n_S - 1$  неизвестным, то получим еще  $n_S - 1$  уравнений, отличающихся друг от друга левыми частями  $B_{xy}(o)$  и коэффициентами  $B_y(o)$  в правых частях, так как определяющие их корреляции вычисляются каждый раз в различных точках. В результате образуется система  $n_S$  линейных алгебраических уравнений с  $n_S$  неизвестными, называемая в теории фильтрации *уравнением Винера — Хопфа* [5]:

$$B_{xy}(k, l) = \sum_{(i_1, j_1) \in S} \sum a_{i_1, j_1} B_y(k - i_1, l - j_1), \quad (6)$$

$k, l \in S.$

Решая ее относительно всех  $n_S$  неизвестных  $a_{i_1, j_1}$ , находим искомую импульсную характеристику линейного фильтра, минимизирующего средний квадрат ошибок фильтрации.

Средний квадрат ошибок оптимальной фильтрации:

$$D_\varepsilon = D_x \left[ 1 - \sum_{i, j \in S} \sum a_{i, j} R_x(i, j) \right], \quad (7)$$

где  $D_\varepsilon = E \{ \varepsilon^2(o) \}$  — средний квадрат ошибок фильтрации.

Анализ изменения средней яркости изображения при его фильтрации проводили вычислением математического ожидания от обеих частей (2):

$$m_x^* = m_y \sum_{(i_1, j_1) \in S} \sum a(i_1, j_1), \quad (8)$$

где принято, что средняя яркость  $m_y$  входного изображения  $y(o)$  не зависит от координат и, как результат, средняя яркость  $m_x^*$  выходного изображения  $x^*(o)$  также постоянна во всех точках кадра. При обработке изображений стремились сохранить среднюю яркость изображения и достигли этого выполнением равенства

$$\sum_{(i_1, j_1) \in S} \sum a(i_1, j_1) = 1, \quad (9)$$

которое является дополнительным требованием к импульсной характеристике фильтра. Поэтому оптимизационную задачу (3) решали с учетом данного ограничения типа равенства.

Использование структурированных нелинейных алгоритмов исключает пространственную инерционность фильтрации, которая заключается в том, что влияние отдельных деталей изображения проявляется на результирующем изображении на расстоянии порядка размеров апертуры фильтра. Ранговые алгоритмы локально-адаптивны по своей сути, поскольку их параметры являются функциями локальной характеристики изображений [6].

## 1.2. Бинаризация

В данной работе путем выполнения бинаризации решалось несколько задач. Во-первых, качество (четкость, контрастность) исходных изображений бывает достаточно низким, поэтому в результате бинаризации могут быть получены изображения, в меньшей степени подверженные влиянию помех. Во-вторых, проведение процедуры бинаризации позволяет значительно сократить объем вычислений. В-третьих, использование адаптивных процедур бинаризации позволяет подчеркнуть (усилить) какие-то черты, особенности, нюансы наблюдаемой картины с целью улучшения ее субъективного восприятия [7].

Субъективность восприятия сильно усложняет применение формализованного подхода в достижении данных целей. Поэтому при обработке изображений для визуализации осуществляли поэлементную обработку, результат которой в любой точке кадра зависел только от значения входного изображения в этой же точке. Эта процедура применялась как заключительный этап при решении более сложной задачи обработки изображения.

Сущность поэлементной обработки изображений сводилась к следующему. Пусть  $x(i, j) = x_{i,j}$ ,  $y(i, j) = y_{i,j}$  — значения яркости исходного (фильтрованного) и получаемого после обработки изображений соответственно в точке кадра, имеющей декартовы координаты  $i$  (номер строки) и  $j$  (номер столбца). Поэлементная обработка означала, что существует функциональная однозначная зависимость между этими яркостями

$$y(i, j) = f_{i,j}(x_{i,j}). \quad (10)$$

Она позволяет по значению исходного сигнала определить значение выходного результата. В общем случае, как следует из (10), вид или параметры функции  $f_{i,j}(\bullet)$ , описывающей обработку, зависят от текущих координат [8]. При этом обработка является *неоднородной*. Однако мы использовали *однородную* поэлементную обработку. В этом случае индексы  $i$  и  $j$  в (10) отсутствовали. При этом зависимость между яркостями исходного и обработанного изображений описывается функцией

$$y = f(x), \quad (11)$$

одинаковой для всех точек кадра.

При данном виде обработки преобразование (11) имеет вид

$$y = kx(x_{\max} - x), \quad (12)$$

где  $x_{\max}$  — максимальное значение исходного сигнала, а  $k$  — константа, позволяющая управлять динамическим диапазоном преобразованного изображения. Функция, описывающая данное преобразование, является квадратичной параболой. При  $y_{\max} = x_{\max}$  динамические диапазоны изображений совпадают, что может быть достигнуто при  $k = 4/x_{\max}$ .

## 1.3. Морфологические преобразования. Формозависимая фильтрация

Следующим этапом в предлагаемой процедуре анализа изображений является геометрическое преобразование плоскости бинарного объекта — математическая морфология, используемая при формозависимой фильтрации изображений и анализе форм типовых объектов. Описание понятия “формы” в морфологическом аппарате основано на рассмотрении группы трансляций структурирующего элемента по пикселям объекта [9]. Используемый

при этом аппарат теории множеств наполняется геометрическим содержанием именно за счет использования абсолютных координат. Производили фильтрацию двухградационного изображения с использованием структурного элемента [10], под которым понимается совокупность элементов растра определенной формы. Путем переноса структурного элемента по изображению и стиранием этим элементом фигур, образованных прилегающими друг к другу элементами растра, получаем новое двухградационное изображение. Предположим, что  $Z_r \times Z_c$  — пространственная область заданного бинарного изображения  $I$ , а  $F$  — совокупность элементов растра размером  $Z_r \times Z_c$ , на которых изображение  $I$  принимает значение = 1. Операцию  $F\Theta H$  стирания совокупности  $F$  множеством  $H$  определяли следующим образом:

$$F\Theta H = \{(m, n) \in Z \times Z | H(m, n) \subseteq F\}. \quad (13)$$

Новое изображение  $J$ , получаемое после стирания исходного изображения  $I$  структурным элементом  $H$ , определялось выражением

$$J(i, j) = 1, \text{ если и только если } (i, j) \in F\Theta H. \quad (14)$$

Параметризуя структурный элемент и определяя зависимость числа элементов в стертом изображении от введенного параметра, вычисляли текстурные признаки исследуемого изображения, а значит, определяли некоторое множество характерных подпространств информативных признаков. Для выбора подпространств информативных признаков оценивали функционал эмпирического риска. Следует заметить, что предложенный критерий достаточно громоздок в вычислительном плане (высоки затраты машинного времени). В связи с этим находили приближенные выражения для параметров сглаживания в виде статистик от выборочных данных. Процедуру проводили в два этапа с использованием поисковых методов адаптации, что существенно экономит вычислительные ресурсы и уменьшает машинное время отработки процедуры.

Далее в два этапа проводили разметку областей.

1. Начиная с данного пикселя изображения, относительно его соседа проверяли: обладает ли тот общим свойством области. Если это так, то пиксель включался в данную область и далее проверялись его соседи и т. д. Когда больше не оставалось элементов, смежных с данным контуром, процедура останавливалась и выполнялась снова для пикселей, не вошедших в данную область.

2. Уменьшали число областей. Обычно в изображении 70 % созданных областей содержатся в 4 % изображения [11]. Соседние области объединяли, если они обладали близкими свойствами, а также удаляли незначительные по размеру области.

Для выбора наиболее информативных признаков использовали оптимальное (байесово) правило распознавания образов, т. е. эмпирическую оценку комплексов признаков по обучающей выборке. Для получения оптимальной подсистемы из  $k$  признаков, выбранных среди  $n$  исходных компонент вектора наблюдения, сравнивали вычисленные на разных  $k$ -мерных подпространствах значения критерия информативности и фиксировали тот набор  $k$  признаков, на котором выбранный критерий достигает оптимума [12]. Количество таких подсчетов равно  $\binom{n}{k}$  — числу сочетаний из  $n$  признаков по  $k$ . Мы использовали усеченный перебор, сокращающий систему подсистем путем выбрасывания малоинформативных объектов, уменьшив таким образом время обработки в несколько раз.

## 2. Методика исследований

В работе исследовали поведение образцов авиационного алюминиевого сплава Д16АТ при циклическом нагружении. Следует отметить, что усталость является причиной разрушения деталей машин и элементов конструкций в промышленности в 90 % случаев. Механические испытания проводили на гидравлической испытательной машине Schenck-Sinus-100 по схеме циклического растяжения. Образцы испытывали в малоцикловой области усталости. Эволюцию деформационного рельефа поверхности и динамику роста трещин изучали на плоской грани образцов с использованием оптико-телевизионного комплекса TOMSC на базе оптического микроскопа Eriquant. Увеличение оптического микроскопа позволяло получать изображения поверхности размером  $600 \times 600$  мкм (рис. 2). Размер изображений  $512 \times 512$  пикселей [13].

## 3. Результаты эксперимента

### 3.1. Фильтрация

Один из наиболее эффективных вариантов фильтрации изображений — винеровская. Параметры необходимых фильтров определяли, исходя из среднеквадратичного критерия

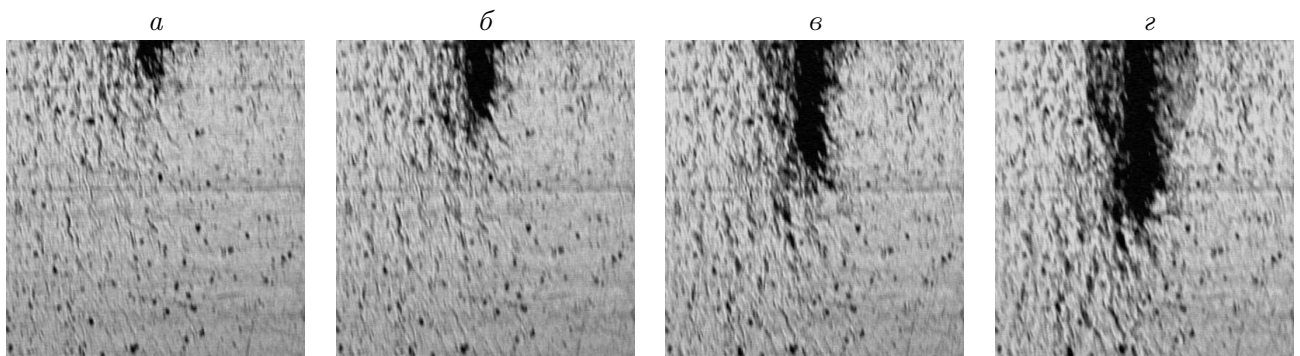


Рис. 2. Оптические изображения поверхности образца сплава Д16АТ: циклическая нагрузка  $N=3110^3$  (а);  $N=31.210^3$  (б);  $N=31.410^3$  (в);  $N=31.610^3$  (г);  $\Delta N = 200$  (размер  $512 \times 512$  пикселей).

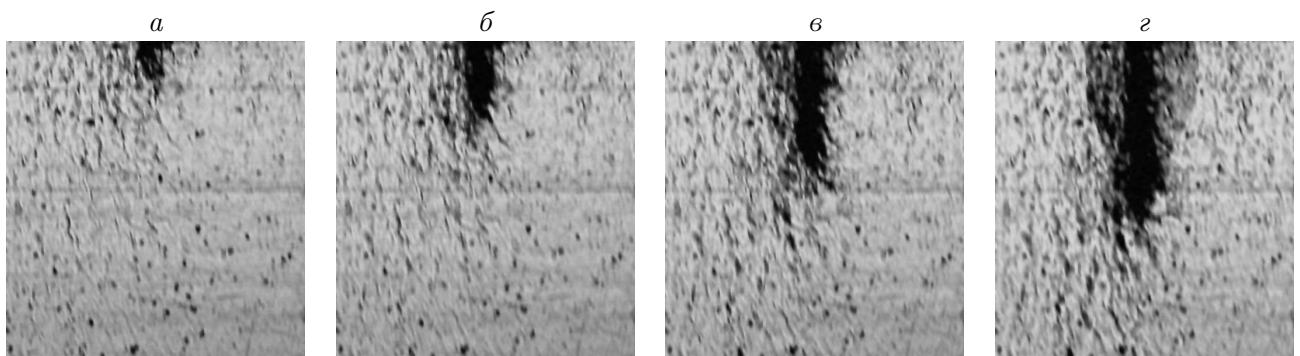


Рис. 3. Результат винеровской фильтрации с размерами апертуры фильтра  $5 \times 5$  изображений, представленных на рис. 3, а — г.

качества фильтрации. Винеровское оценивание применяли в предположении, что идеальное изображение является реализацией двумерного случайного процесса с неизвестными средним и ковариационной функцией. Результирующее изображение представляли как свертку входного изображения с импульсной передаточной характеристикой или функцией размывания точки оптической системы, которая вносит искажение. Применение винеровской фильтрации основано на предположении о стационарности изображения. Поскольку наличие краев изображения обуславливает нарушение стационарности, то винеровская фильтрация не является строго оптимальной. Однако при размерах кадра, значительно превышающих интервал корреляции изображения, влияние границ мало. Эти соображения стали важным стимулом к применению винеровской фильтрации для удаления шумов. Результат использования данного варианта фильтрации для предобработки серии анализируемых изображений приведен на рис. 3.

Заключение о качестве фильтрации принималось на основании анализа зависимости энергии фурье-спектра мощности от количества циклов нагружения при использовании различных методов предварительной обработки изображений.

График изменения постоянной составляющей фурье-спектра характеризует изменения яркости и контраста, происходящие в серии изображений вследствие распространения трещины. Качественное подобие графиков для нефигурованного изображения и изображения, полученного после адаптивной фильтрации Винера, свидетельствует о том, что данный вид фильтрации не вносит искажений в изображение исследуемого образца (см. рис. 4, а). Величина суммарной энергии фурье-спектра мощности несет информацию о полезной составляющей изображения (полезной информации) и уровне влияния шума (см. рис. 4, б). Интегральное представление характера изменения зависимости суммарной энергии фурье-спектра мощности от величины трещины фильтрованных и обработанных изображений дает информацию о степени влияния шума на полезную составляющую изображения [13]. Сравнительный анализ жесткости характеристик (см. рис. 4, б) различных видов фильтрации с оригиналом, а также интегральных характеристик [13] позволяет сделать заключение о преимуществе винеровской фильтрации перед медианной и ранговой.

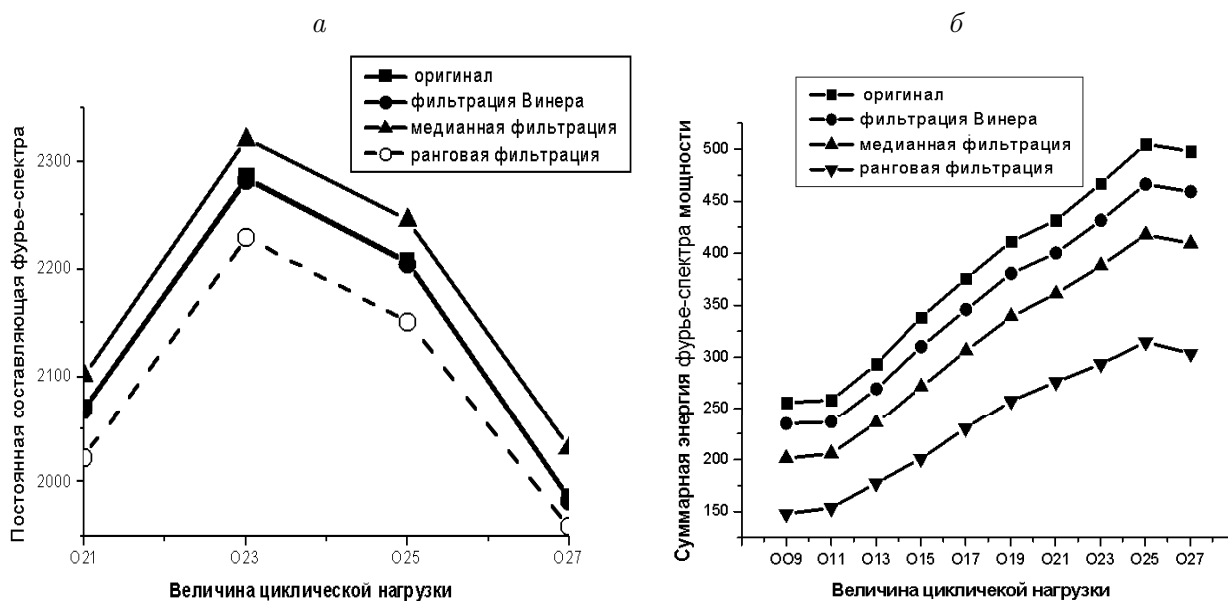


Рис. 4. Постоянная составляющая (а) и суммарная энергия (б) фурье-спектра мощности.



Полученные результаты позволяют констатировать, что для предобработки исследуемой серии изображений оптимально использование винеровской фильтрации.

### 3.2. Бинаризация

Использование бинарного квантования явилось весьма целесообразным, поскольку важную информацию о предмете исследования несут очертания объектов, присутствующих на изображении. Основной проблемой при проведении такой обработки стало определение порога  $x_0$ , сравнение с которым яркости исходного изображения позволяет определить значение выходного изображения в каждой его точке. Наиболее обоснованно для математического описания изображения применение теории вероятностей, а также теории случайных процессов и случайных полей. При этом определение оптимального порога бинарного квантования представляет собой статистическую задачу. В рамках теории вероятности мы использовали автоматический пороговый метод Отсу [14]. Замена исходного полутонового изображения *бинарным препаратом* (12) решила две основные задачи. Во-первых, была достигнута большая наглядность при визуальном восприятии, чем у исходного изображения. Во-вторых, ощутимо сократился объем памяти, необходимой для хранения изображения, а также время на обработку препаратов.

Процедура бинаризации весьма эффективна для диагностики с точки зрения одновременного усиления детальности, выделения деталей изображений и их границ с целью последующего определения статистических характеристик искажений двумерного сигнала и измерения текстурных признаков. Основная цель бинаризации состоит в преобразовании изображений к более информативному виду, удалении малоинформативных областей (в частности, области внутри усталостной трещины). В рамках наших исследований довольно часто на изображении присутствуют искажения, локализованные в определенных областях, вызванные дифракцией света, недостатками оптических систем или расфокусировкой.

В данной работе мы исследовали порядка десяти вариантов бинаризации, и наилучшие результаты показал автоматический пороговый метод [14], который позволил в значительной степени сократить машинное время, требуемое для проведения процедуры бинаризации изображения (рис. 5).

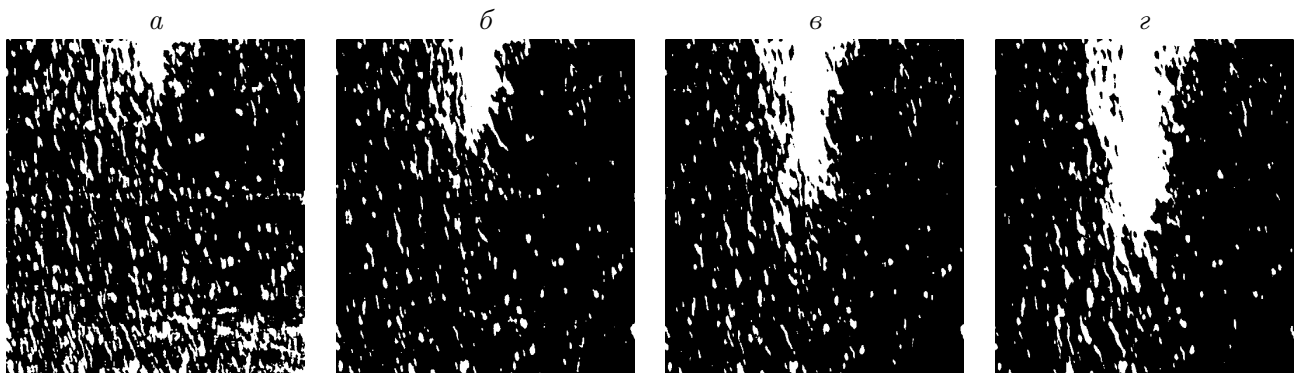


Рис. 5. Результат бинаризации предобработанных изображений с использованием метода Отсу, представленных на рис. 3, а — г.

### 3.3. Формозависимая фильтрация

Программная реализация предложенного алгоритма обработки и анализа изображений позволила проводить качественный и количественный анализ мезоструктуры металла в процессе деформации и разрушения, когда объектами структурных и текстурных характеристик являются только наиболее значимые области изображения. Это, в свою очередь, дает возможность прогнозирования поведения металла в условиях нагружения.

Если на прямой существуют лишь преобразования сдвига и масштабирования координат, то на плоскости добавляется еще группа поворотов [15]. В этой связи задача обнаружения объекта и его инвариантного распознавания становится намного труднее (по сравнению с временным сигналом). При этом зачастую используются моментные инварианты к сдвигам и вращениям (не имеющие аналогов на прямой), а также преобразование изображений к виду, инвариантному относительно тех или иных групп преобразований. Например, двумерное преобразование Фурье инвариантно к сдвигам, а преобразование Меллина — к сдвигам и поворотам [16]. При формозависимой фильтрации использовался аппарат теории множеств, который не обладает ни топологией, ни геометрией, а наполняется геометрическим содержанием именно за счет использования абсолютных координат пикселей и их трансляций.

Процедура формозависимой фильтрации реализовывалась как проблемно-ориентированная параметризация для детектирования объектов произвольной формы с учетом таких параметров, как ориентация, расположение и масштаб. Для решения нашей задачи в понятие формы мы вкладывали элементы деформационного рельефа поверхности, которые на бинарном образе одинаково ориентированы в пространстве относительно направления распространения трещины и имеют длину порядка 20–50 мкм (рис. 6).

### 3.4. Расчет и анализ информативных признаков

Мы сопоставляли оценки развития деформации, полученные с использованием дифференциальных и интегральных характеристик. Для оценки изменения деформации по мере роста трещины был построен график зависимости интегрального значения главного пластического сдвига по полному изображению, нормированному на площадь пластической зоны (области, характеризующейся ненулевыми векторами смещений) (рис. 7, а). Хорошо видно, что по мере роста трещины интенсивность развития деформации возрастает. Также

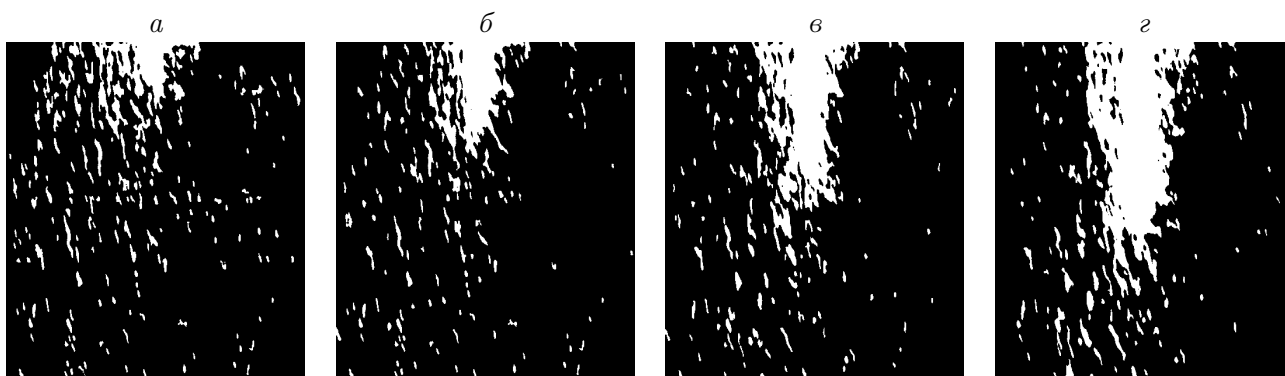


Рис. 6. Результат формозависимой фильтрации бинарных образов изображений, представленных на рис. 3, а — г.

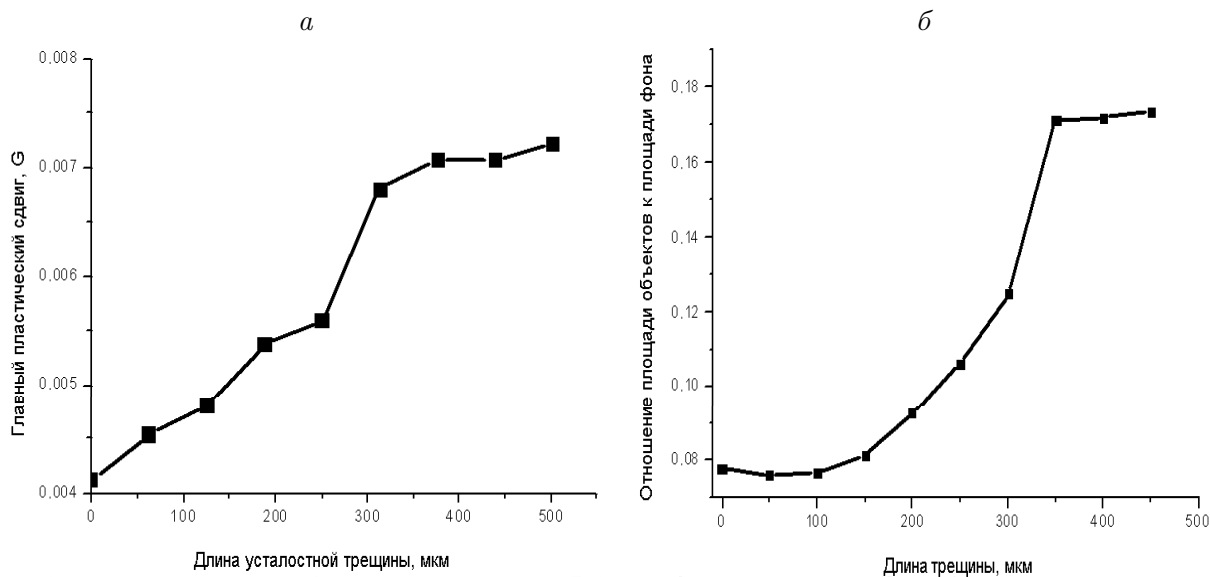


Рис. 7. Зависимости величины главного пластического сдвига от увеличения длины трещины (а) и отношения площади объектов к площади фона на бинарном изображении (б).

следует отметить, что для изображений, длина видимой трещины на которых превышает половину размера кадра, интенсивность деформации снижается, что, по нашему мнению, связано со смещением из поля зрения области локализации деформации. Интегральная характеристика, как результат работы предложенного метода, приведена на рис. 7, б.

Проведенные исследования показали, что характер изменения дифференциальной характеристики развития деформации (главный пластический сдвиг) и интегральной характеристики деформационного рельефа на поверхности (отношение площади объект/фон на бинарном изображении) качественно подобны.

#### 4. Обсуждение результатов

В экспериментальной механике разработано достаточно большое количество методов и средств для изучения и оценки пластической деформации в области вершины усталостной трещины, основанных на обработке изображений. В частности, весьма распространенным является метод муаровых сеток [17], однако он эффективен для анализа изменений, вызванных большими пластическими деформациями, что, как правило, имеет место лишь на завершающей стадии роста усталостной трещины. В этой связи весьма удачным казался предложенный в [18] подход, основанный на построении векторов смещений фотографий усталостной трещины, полученных с помощью растрового электронного микроскопа и оцифрованных с помощью сканера. Однако данный метод лимитирован с точки зрения аппаратных возможностей. Параллельно с этим в группе проф. М. Sutton развивался подход, основанный на вычислении компонент деформации, производимом путем пересчета карт векторов смещений [19]. Этой же группой предложен критерий оценки интенсивности деформации при раскрытии трещины, основанный на вычислении параметра COD (crack opening displacement). Подход предусматривал построение карт векторов смещений и последующее вычисление компонент деформации с целью оценки трещиностойкости [20]. Однако во всех работах [18–20] интенсивность развития деформации в области вершины

усталостной трещины была невысокой.

Существует, однако, ряд подходов, основанных на установлении соответствия между интенсивностью формирования деформационного рельефа и распространением усталостной трещины. Был предложен метод, основанный на оценке энергии спектра мощности оптических изображений деформационного рельефа [13]. Сделана попытка оценить интенсивность деформации по анализу картин отражательной способности поверхности металлических образцов поликристаллических материалов [21]. Наконец, в данной работе предложен подход, основанный на выделении элементов деформационного рельефа и нахождении соотношения между площадью, ими занимаемой, и площадью фона (не включая область усталостной трещины). Конечно, это лишь первая попытка использования данного подхода к анализу процессов усталостного разрушения, однако выявленное качественное подобие между дифференциальной характеристикой деформации (интегральное значение главного пластического сдвига, нормированное на площадь пластической зоны) и предложенным параметром оценки интегральной картины развития деформации позволяет рассчитывать на успешное развитие метода. Кроме того, разработанный подход может быть использован для проведения исследований в смежных областях знаний.

## Заключение

Предложен и экспериментально исследован алгоритм обработки оптических изображений, основанный на выделении объектов, соответствующих деформационному рельефу, и последующем получении численной оценки интенсивности деформации путем расчета отношения площади объектов к площади фона. Выявлено, что использование винеровской (адаптивной, некаузальной) фильтрации, адаптивной пороговой бинаризации и формозависимой фильтрации математической морфологии позволяет получить наиболее полную информацию для получения численной оценки элементов деформационного рельефа на нерезких оптических изображениях.

Впервые на основании метода обработки интегральных характеристик оптических изображений поверхности нагруженных твердых тел предложена численная методика оценки характера развития локализованной пластической деформации на мезоуровне в них. Последняя основана на определении отношения площади объект/фон. Полученные результаты хорошо согласуются с результатами анализа дифференциальной характеристики деформации — интегральным значением главного пластического сдвига, нормированного на площадь пластической зоны.

Предложенный алгоритм может быть использован для анализа динамических изменяющихся процессов и рабочих сцен, систем распознавания объектов в робототехнике, транспорте, навигации, медицине, микробиологии.

Авторы выражают благодарность научному сотруднику ИФПМ СО РАН С.В. Сапожникову за помощь в проведении усталостных испытаний на машине Schenck-Sinus-100.

## Список литературы

- [1] МЕТОДЫ компьютерной обработки изображений / Под. ред. В.А. Сойфера. М.: Физматлит, 2001.
- [2] SYRYAMKIN V.I., PANIN S.V. Television-optical technique for materials investigation and diagnostics of state of loaded materials and structure parts // Вычисл. технологии. 2003. Т. 8

- (специальный выпуск, посвященный двухлетнему “юбилею” отдела проблем информатизации Томского научного центра СО РАН). С. 10–25.
- [3] ФОР А. Восприятие и распознавание образов / Пер. с фр. под ред. Г.П. Катывса. М.: Машиностроение, 1989.
- [4] ДАДЖИОН Д., МЕРСЕРО Р. Цифровая обработка многомерных сигналов. М.: Мир, 1988.
- [5] БОДЕ Г., ШЕННОН К. Упрощенное изложение линейной минимально-квадратичной теории сглаживания и предсказания // Теория информации и ее применение. М.: Физматгиз, 1959. С. 113–137.
- [6] ТЬЮКИ Дж. Анализ результатов наблюдений. М.: Мир, 1981.
- [7] АВАКУМОВ В.Г., КРЫЛОВ В.Н., АНТОЩУК С.Г. Обнаружение и распознавание признаков объектов с помощью сферической модели зрительного анализатора // Электроника и связь. 2000. Т. 2. № 8. С. 211–212.
- [8] ПРЭТТ У. Цифровая обработка изображений. Кн. 2. М.: Мир, 1982.
- [9] ПЫТЬЕВ Ю.П. Элементы теории и применения. М.: Эдиториал УРСС, 2000.
- [10] НАРАСИК R.M., SHAPIRO L.G. Computer and Robot Vision. Vol. I. Addison-Wesley, 1992.
- [11] БОРЕСКОВ А.В., ШИКИН Е.В. Компьютерная графика. Динамика, реалистические изображения. М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 1995.
- [12] ДУДА Р., ХАРТ П. Распознавание образов и анализ сцен. М.: Мир, 1976.
- [13] ПАНИН С.В., СЫРЯМКИН В.И., ГЛУХИХ А.И. Применение спектрального анализа изображений поверхности для изучения процессов усталостного разрушения на мезомасштабном уровне // Автометрия. 2003. Т. 39, № 4. С. 79–92.
- [14] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1979. Vol. 9, N 1. P. 62–66.
- [15] МАРР Д. Зрение. Информационный подход к изучению представления и обработки зрительных образов. М.: Радио и связь, 1987.
- [16] РОЗЕНФЕЛЬД А. Распознавание и обработка изображений с помощью вычислительных машин: Пер. с англ. М.: Мир, 1972.
- [17] АТЛУРИ С., КОБАЯСИ А., ДЭЛЛИ Д. и др. Экспериментальная механика: в 2-х книгах. Книга 1: Пер. с англ. / Под ред. А. Кобаяси. М.: Мир, 1990.
- [18] FRANKE E.A., WENZEL D.J., DAVIDSON D.I. Measurements of microdisplacements by machine photogrammetry (DISMAP) // Rev. of Scien. Instruments. 1991. Vol. 62, N 5. P. 1270–1279.
- [19] SUTTON M.A., HELM J.D., BOONE M.L. Experimental study of crack growth in thin sheet 2024-T3 aluminum under tension-torsion loading // Intern. J. of Fracture. 2001. Vol. 109. P. 285–301.
- [20] ПЛЕШАНОВ В.С., КИБИТКИН В.В., ПАНИН В.Е. Экспериментальная оценка типа разрушения и характеристик трещиностойкости поликристаллов оптико-телевизионным методом на мезоуровне при циклическом нагружении // Физическая мезомеханика. 1999. Т. 2, № 4. С. 87–90.
- [21] PAN J.ZH., ZHU D.B. Applying differential interference contrast method to investigate crack tip deformation field // Proc. of the 5<sup>th</sup> International Conference for Mesomechanics held in Tokyo, Japan, August 26–28, 2003. Tokyo, 2003. P. 288–292.

*Поступила в редакцию 2 августа 2004 г.*