

УДК 53.087/.088

## ВЛИЯНИЕ БИЛАТЕРАЛЬНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ НА ФРАКТАЛЬНУЮ ОЦЕНКУ ОПТИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПОВЕРХНОСТИ НАГРУЖЕННЫХ МАТЕРИАЛОВ\*

С. В. Панин<sup>1,2</sup>, Ю. А. Алтухов<sup>1</sup>, П. С. Любутин<sup>1</sup>,  
А. В. Бяков<sup>1</sup>, С. А. Хижняк<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Институт физики прочности и материаловедения СО РАН,  
634021, г. Томск, просп. Академический, 2/4

<sup>2</sup>Томский политехнический университет,  
634050, г. Томск, просп. Ленина, 30

<sup>3</sup>ОАО «Опытно-конструкторское бюро им. П. О. Сухого»,  
125284, Москва, ул. Поликарпова, 23Б  
E-mail: svp@ispms.tsc.ru

Проведена оценка влияния адаптивной билатеральной фильтрации на расчёт фрактальной размерности оптических изображений. Выбор параметров фильтрации произведён по различным критериям. Рассмотрено применение максимальной дисперсии вероятности как наиболее эффективного параметра оценки качества фильтрации изображений.

*Ключевые слова:* фильтрация, фрактальная размерность, оценка шума.

**Введение.** В современных технических системах всё чаще в качестве источника информации о внешней среде выступает видео- или фотокамера. Это обусловлено доступностью и простотой получения двумерных сигналов, а также возможностью их оперативной компьютерной обработки как в процессе регистрации, так и в режиме постобработки. В работе [1] рассмотрены вопросы использования фрактальной размерности (ФР) при нахождении количественной оценки состояния нагруженных материалов. Показано, что значение ФР крайне чувствительно к наличию на изображении шумов, попытка фильтрации которых линейными и нелинейными методами не обеспечила желаемых результатов.

В литературе, освещающей развитие методов адаптивной нелинейной фильтрации, сформировалось направление по обработке цифровых изображений [2, 3]. Так, в [4] проведено сравнительное исследование различных алгоритмов фильтрации и показаны преимущества и недостатки каждого из них. Конечной задачей улучшения изображений в [4] являлось повышение качества их визуального восприятия. Другое направление исследований в данной области — применение фильтрации для вычисления количественных оценок качества изображений. В случае же использования оптических изображений для анализа и оценки процессов деформации и разрушения крайне важно получить именно количественные значения для объектов на изображении (деформационного рельефа), которые учитывали бы в том числе проведение процедуры фильтрации.

Ключевым при определении эффективности метода и выборе параметров фильтрации является критерий, величина которого позволяет правильно подобрать способ и параметры обработки оптических изображений. В [5] в качестве такого критерия для количественной оценки уровня шума принят параметр NLF (Noise Level Function). Другой

---

\*Работа выполнена при поддержке Программы фундаментальных исследований СО РАН на 2013–2016 гг. (проект № III.23.1.3), Российского фонда фундаментальных исследований (гранты № 12-08-31042, № 13-07-00009) и Совета по грантам Президента РФ (№ СП-816.2012.5).

общераспространённый параметр для оценки эффективности фильтрации — максимальное отношение сигнал/шум (PSNR — Peak Signal/Noise Ratio), основанный на вычислении меры соответствия исходного (модельного) и отфильтрованного изображений [6]. Недостаток этого параметра — необходимость наличия модельного незашумлённого изображения, что в реальных системах технического зрения не всегда возможно.

Целью данной работы является создание и экспериментальное исследование адаптивного метода билатеральной фильтрации (ранее показавшего свою эффективность с позиции повышения качества изображений, полученных с использованием ПЗС-матриц в [7]) при обработке серий оптических изображений поверхностей образцов конструкционных материалов, зарегистрированных в процессе испытаний на циклическое растяжение. В основе подобного подхода [8] лежит использование датчика деформации интегрального типа (ДДИТ). Также авторы ставили перед собой задачу подобрать количественный параметр, применение которого дополняло бы значение ФР при характеристике изменений на оптических изображениях. Ещё одна важная задача исследований — поиск критериев для получения количественной оценки эффективности фильтрации оптических изображений с учётом предварительной оценки уровня их шума.

**1. Развитие методов фильтрации и количественной оценки шума.** Одним из критериев оценки шума является построение функции его уровня (NLF). В работе [9] функция уровня шума  $f_{NL}$  определяется как среднеквадратичное отклонение (СКО) шума по отношению к интенсивности яркости изображения:

$$f_{NL}(E_\nu, f_{CR}, \sigma_{PRNU}, \sigma_{shot}, \sigma_{kTC}) = \sqrt{E(I_N - I)^2}, \quad (1)$$

где  $E_\nu$  — освещённость;  $f_{CR}$  — функция отклика камеры (CR — Camera Response);  $\sigma_{PRNU}$  — неоднородность фотосигнала, также известная как шум с фиксированным распределением (PRNU — Photo Response Non-Uniformity), зависящая от уровня падающего излучения;  $\sigma_{shot}$  — составляющая фотонного шума и шума темнового тока;  $\sigma_{kTC}$  — составляющая шума сброса, вызванного зарядкой/разрядкой датчика (Reset Noise  $kTC$ );  $I_N$  — интенсивность зашумлённого изображения;  $I$  — интенсивность исходного изображения.

Метод получения функции уровня шума заключается в следующем: вначале изображение делится на блоки размером  $R \times R$ , далее для всех блоков рассчитываются среднее и среднеквадратичное отклонение по формулам

$$\mu_b = \frac{1}{R^2} \sum_{I(i,j) \in \text{block}} I(i,j); \quad \sigma_b = \frac{1}{R^2 - 1} \sqrt{\sum_{I(i,j) \in \text{block}} (I(i,j) - \mu_b)^2}, \quad (2)$$

где  $R$  — размер блока;  $I(i,j)$  — яркость пиксела с координатами  $i, j$ . Аппроксимация зависимости минимальных значений СКО для блоков с одинаковой средней яркостью  $\mu_b$  от величины  $\mu_b$  даёт значение NLF.

В работе [6] расчёт PSNR с учётом максимальной величины интенсивности изображений 255 производится по следующей формуле:

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left( 255^2 / \left( \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (I_{i,j} - K_{i,j})^2 \right) \right), \quad (3)$$

где  $M$  и  $N$  — ширина и высота изображения в пикселах;  $K_{i,j}$  — значение пиксела соответствующей координаты восстановленного изображения.

Ещё один критерий оценки уровня шума предполагает, что шум соответствует высоким пространственным частотам, следовательно, оценка этих компонент и даст оценку

его уровня. Методика вычисления данной оценки [10] основана на разделении всего изображения на блоки равных размеров и нахождении их СКО по формуле (2). Минимальное значение, полученное по всем блокам, и даёт критерий оценки  $D_{\min}$ .

Также был предложен критерий оценки качества изображения, аналогичный ФР. Изображение разбивалось на  $L \times S$  блоков размером  $16 \times 16$  пикселей. Далее для каждого блока в скользящем окне вычислялось СКО по формуле (2), после чего брали их минимальное и максимальное значения и этот интервал разбивали на 256 уровней. Затем строили гистограмму количества (частоты появления) значений СКО в каждом интервале. Интервал, в котором содержится максимальное количество значений, также принимали как критерий оценки изображения. Фактически такой параметр отражает наиболее характерную дисперсию на изображении, что является оценкой его текстуры (или рельефа).

Для удаления шума из изображения на основании количественной оценки NLF применяли адаптивную билатеральную фильтрацию, принципы которой изложены в [5, 7]. Первоначально значения яркости исходного полутонового изображения размером  $M \times N$  приводили к диапазону  $\{0, 1\}$ . Затем устанавливали размер маски фильтра  $w$ , допустимые СКО ( $\sigma_d$ ) и СКО яркости каждого пиксела ( $\sigma_r$ ) от заданной.

Своё значение  $\sigma_r$  для каждого пиксела рассчитывали по формуле [9]

$$\sigma_r = C f_{\text{NL}}(I(i, j)), \quad (4)$$

где  $C$  — корректирующий коэффициент.

Для пространственной фильтрации задавали маску размером  $(2w + 1) \times (2w + 1)$  с помощью уравнения

$$G(x, y) = e^{-(x^2 + y^2)/2\sigma_d^2}, \quad (5)$$

где  $x \in (-w, w)$ ,  $y \in (-w, w)$ .

Затем для каждого пиксела  $I(i, j)$ , где  $1 \leq i \leq M$ ,  $1 \leq j \leq N$ , формировали матрицу  $H$  отклонений яркости в окрестности  $O$  размером  $(2w + 1) \times (2w + 1)$  текущего пиксела  $I(i, j)$ , используя выражение

$$H(x, y) = e^{(O(x, y) - I(i, j))^2/2\sigma_r^2}. \quad (6)$$

После этого вычисляли матрицу  $F$  поэлементным перемножением  $H$  и  $G$ :

$$F(x, y) = H(x, y)G(x, y). \quad (7)$$

Далее формировали результирующее изображение  $B$  путём расчёта яркости каждого пиксела:

$$B(x, y) = \frac{\sum(F(x, y)O(x, y))}{\sum F(x, y)} \cdot 255. \quad (8)$$

Для нахождения количественной оценки влияния параметров нелинейной адаптивной фильтрации также использовали зависимость энергии амплитудного фурье-спектра оптических изображений от пространственной частоты, что позволило оценить изменения с позиции частотного диапазона [11].

**2. Методики получения изображений.** Тестирование фильтрации проводили на модельных, а также на экспериментально полученных изображениях поверхностей фольг. Моделировали два типа изображений: фрактальные и нефрактальные поверхности. По первым можно наиболее точно определить ФР известными методами [1]. Нефрактальные изображения были использованы как наиболее близкие по характеру гистограммы к реальным.

В данной работе экспериментальные изображения получали с помощью видеодатчика с КМОП-матрицей. Наиболее характерные шумы таких матриц можно аппроксимировать гауссовским шумом (в частности, в [6] такой шум представляли как аддитивный белый гауссовский шум). Зашумлённое модельное изображение задавалось выражением

$$A_{i,j} = I_{i,j} + GN_{i,j}, \quad (9)$$

где  $A_{i,j}$  — пикселы зашумлённого изображения;  $GN_{i,j}$  — значение шума, рассчитанного из распределения Гаусса с нулевым средним. Зашумлению подвергали модельные изображения обоих типов: фрактальные и нефрактальные.

2.1. *Модельные изображения нефрактальных поверхностей.* Изображение состояло из нескольких слоёв. Каждый слой содержит детали только одной пространственной частоты. Первый слой формируется из «затравки» размером  $4 \times 4$  пиксела, представляющей собой набор случайных значений яркости с равномерным распределением, амплитудой равной 0,6 % от максимальной яркости 255. На каждой итерации образуется слой путём наложения на изображение набора пикселов случайной интенсивности. Итерация состоит из процедуры увеличения изображения в 2 раза, реализуемой сплайн-интерполяцией. На каждой последующей итерации амплитуда случайных значений увеличивается в 2 раза. Производили четыре итерации, в результате которых получали промежуточное изображение размером  $32 \times 32$  пиксела. После чего изображение увеличили до размера  $512 \times 512$  пикселов. Таким образом, конечное изображение содержало четыре слоя. Для оценки качества фильтрации на изображения накладывали аддитивный белый гауссовский шум. Зашумлённое изображение по виду гистограммы и по значению  $D_{\min}$  (см. разд. 1) приблизительно соответствовало экспериментально полученным изображениям.

2.2. *Модельные изображения фрактальных поверхностей.* В данной работе исследовали влияние адаптивной фильтрации на изменение ФР ( $D_f$ ) модельных фрактальных изображений, зашумлённых аддитивным белым гауссовским шумом. В [12] показано, что введение шумов в изображение с малой ФР приводит к увеличению её вычисляемого значения и практически не сопровождается возрастанием у изображений с ФР более 2,5. Модельные фрактальные изображения сформированы по методике, описанной в [1]. При расчёте значений ФР применялся метод триангуляции.

2.3. *Оптические изображения поверхностей фольг из алюминиевого сплава.* Регистрацию оптических картин поверхности образца в процессе нагружения осуществляли с помощью цифровой зеркальной фотокамеры "Canon EOS 450D", оборудованной длиннофокусным объективом "Canon EF-S" (55–250 мм,  $f/4-5.6$  IS). Фотографирование проводили с интервалом приложения нагрузки 1000 циклов при автоматическом режиме наведения фокуса. На поверхность образцов конструкционных материалов наклеивали фольгу из алюминиевого сплава, на которой в процессе испытаний на циклическое растяжение формировался деформационный рельеф в форме поперечных мелких складок.

**3. Результаты исследования фильтрации и их обсуждение.** 3.1. *Модельные изображения нефрактальных поверхностей.* На рис. 1, а приведено исходное модельное нефрактальное изображение, параметры которого с позиции зашумления и фильтрации достаточно хорошо соответствуют параметрам для экспериментальных изображений. Значение ФР для этого изображения составляет  $D_f = 2,57$ . Для подбора параметров билатеральной фильтрации  $\sigma_d$  и  $C$  была построена поверхность, отражающая изменение NLF в

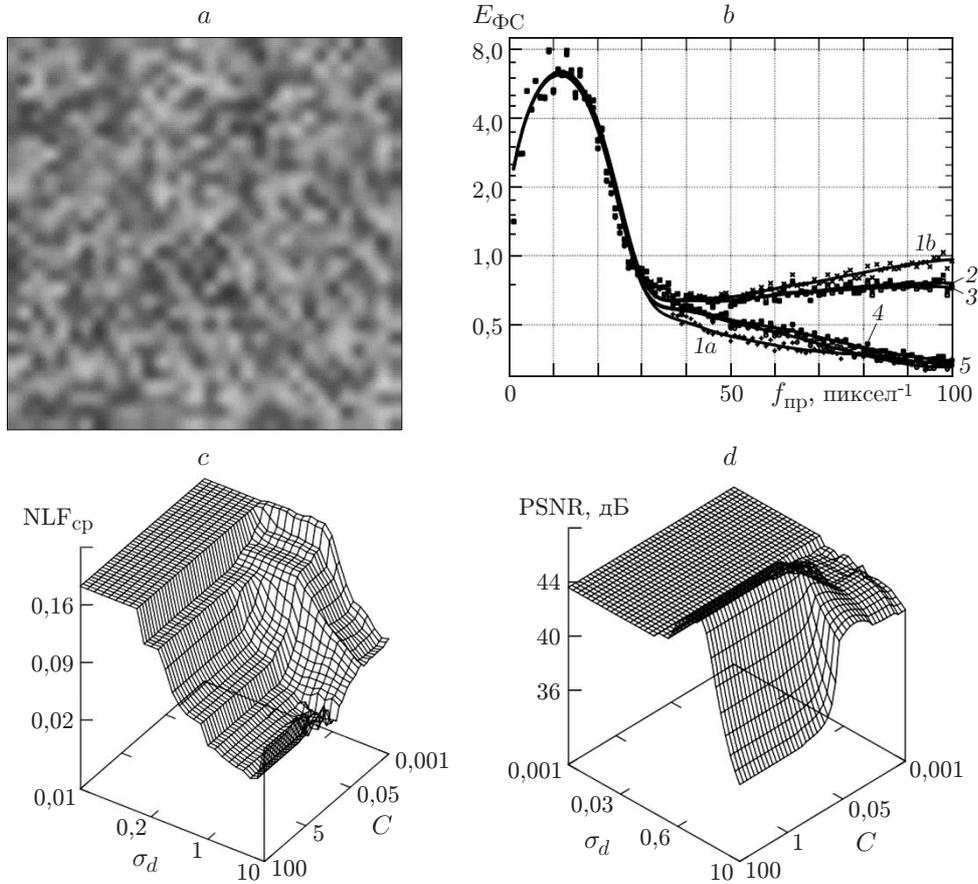


Рис. 1. Данные анализа нефрактальных изображений: *a* — исходное изображение; *b* — зависимость  $E_{\text{FC}}$  от пространственной частоты  $f_{\text{пр}}$  (кривая *1a* — для исходного изображения, *1b* — для зашумлённого с  $\sigma_n = 3\%$ , *2* — для изображения после фильтрации с параметрами  $\sigma_d = 0,7$ ,  $C = 2$ , *3* —  $\sigma_d = 0,8$ ,  $C = 40$ , *4* —  $\sigma_d = 2$ ,  $C = 0,2$ , *5* —  $\sigma_d = 2$ ,  $C = 40$ ); *c, d* — поверхности, отражающие зависимости  $\text{NLF}_{\text{cp}}$  и PSNR от параметров фильтрации ( $\sigma_d$ ,  $C$ )

зависимости от каждого из этих параметров (рис. 1, *c*). Показано, что варьирование параметра  $C$  слабо отражается на изменении значения NLF. С позиции изменения параметра  $\sigma_d$  (0,01–0,1) величина функции уровня шума NLF имеет максимальное значение, после чего заметно снижается.

Построена поверхность, отражающая изменение значений PSNR при варьировании параметров  $\sigma_d$  и  $C$  (рис. 1, *d*). Максимум PSNR соответствует величинам параметров  $\sigma_d$  в диапазоне 0,1–4 и  $C$  в диапазоне 0,1–100. На основании анализа зависимостей на рис. 1 *c, d* далее анализировали величину NLF всех изображений при значении  $\sigma_d = 0,7$  (0,8) и 2, а значение параметра  $C$  при этом принималось равным 0,2 и 40. Оценивали энергию амплитудного фурье-спектра  $E_{\text{FC}}$  (рис. 1, *b*). В использованном изображении основная информация содержится в области низких пространственных частот ( $f_{\text{пр}} = 1–25$ ), а применение билатеральной фильтрации приводит к изменениям лишь в областях средних и высоких пространственных частот ( $f_{\text{пр}} > 40$ ). Подобно зашумлённым изображениям фрактальной поверхности фильтрация с  $\sigma_d = 2$  обуславливает «восстановление» зависимости  $E_{\text{FC}} = f(f_{\text{пр}})$  до уровня незашумлённого изображения, в то время как при параметре фильтрации  $\sigma_d = 0,7$  (0,8) спектральная характеристика ближе к кривой для зашумлённо-

Таблица 1

Тип изображения					
Исходное	Зашумлённое	Фильтрованное			
	$\sigma_n = 3 \%$	$\sigma_d = 2,$ $C = 0,2$	$\sigma_d = 2,$ $C = 40$	$\sigma_d = 0,7,$ $C = 2$	$\sigma_d = 0,8,$ $C = 40$
Значения фрактальной размерности					
2,57	2,69	2,56	2,56	2,60	2,59

го изображения. Количество элементов на изображении, соответствующих средним пространственным частотам, возрастает (см. рис. 1, *b*, кривые 2, 3).

В табл. 1 приведены значения ФР исходного, зашумлённого и отфильтрованных изображений при различных значениях параметров  $\sigma_d$  и  $C$ . При указанных параметрах зашумления величина ФР заметно возрастает. Использование билатеральной фильтрации с параметром  $\sigma_d = 2$  приводит к снижению ФР практически до исходного уровня  $D_f = 2,56$ , в то время как менее «мощная» фильтрация при  $\sigma_d = 0,7$  (0,8) обеспечивает величину ФР порядка  $D_f = 2,60$ , что на 0,03 выше, чем для исходного изображения. Изменение параметра  $C$  в 200 раз практически не сказывается на результатах расчёта.

Отметим, что в литературе также предлагается применять универсальный критерий качества изображений (UIQ — Universal Image Quality Index) [13]. Авторами проведён соответствующий расчёт, показавший, что изменение параметров UIQ и PSNR имеет сходный характер.

3.2. *Модельные изображения фрактальных поверхностей.* Для анализа эффективности реализации билатеральной фильтрации использовали также модельные фрактальные изображения [1] с величиной ФР, заданной при генерации изображения  $D_g = 2,1-2,9$  (размер  $512 \times 512$  пикселей, рис. 2, *a*). Первоначально для сравнения влияния параметров фильтрации были построены зависимости энергии амплитудного фурье-спектра изображения с  $D_g = 2,5$  при выбранных в разд. 3.1 значениях  $\sigma_d$  и  $C$  от  $f_{\text{пр}}$  (рис. 2, *b*). В отличие от модельных нефрактальных изображений наложение шума практически не меняет вида зависимости  $E_{\text{ФС}} = f(f_{\text{пр}})$ . Это в целом согласуется с данными [12], где показано, что наложение шумов на изображения с ФР более 2,5 практически не изменяет её значения.

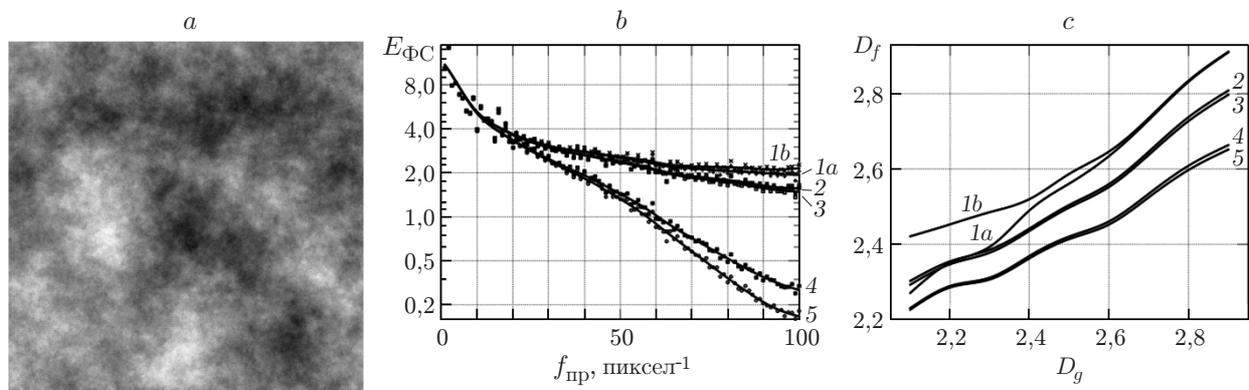


Рис. 2. Данные анализа фрактальных изображений: *a* — исходное изображение со значением ФР  $D_g = 0,5$ ; *b* — графики зависимостей энергии спектра  $E_{\text{ФС}}$  от пространственной частоты  $f_{\text{пр}}$ ; *c* — графики зависимостей рассчитанного значения ФР  $D_f$  от заданного  $D_g$ . Обозначения кривых, как на рис. 1

Последующее использование билатеральной фильтрации при малых величинах  $\sigma_d$  слабо изменяет вид зависимостей (кривые 2, 3), в то время как при  $\sigma_d = 2$  энергия спектра в области средних пространственных частот заметно снижается (кривые 4, 5).

Указанные изменения наглядно проявляются и на графиках зависимостей ФР (заданной и расчётной) для исходных, зашумлённых и фильтрованных изображений (по 20 изображений с шагом фрактальной размерности 0,1 и изменением его от 2,1 до 2,9, рис. 2, *c*). Наложение шумов (при  $\sigma_n = 3\%$ ) сопровождается возрастанием кривой в области малых величин ФР ( $D_g < 2,5$ , кривая 1*b*). Последующая фильтрация с  $\sigma_d = 0,7$  (0,8) снижает значения ФР во всём диапазоне изменений ФР, причём в большей степени при малых величинах ФР ( $D_g < 2,5$ , кривые 2, 3). Для параметра билатеральной фильтрации  $\sigma_d = 2$  наблюдается последующее снижение значений ФР во всём анализируемом диапазоне, при этом эффективная фильтрация (отбрасывание) высоких пространственных частот проявляется в более заметном «занижении» ФР уже при высоких значениях ФР ( $D_g > 2,5$ , кривые 4, 5).

3.3. *Оптические изображения поверхностей фольг из алюминиевого сплава.* В процессе циклического нагружения на поверхности алюминиевой фольги постепенно происходит формирование деформационного рельефа, который связан с образованием тонких поперечных складок размером до нескольких десятков микрон (рис. 3, *b*) и постепенным нарушением адгезии между фольгой и материалом основы (клеевым слоем) вследствие деформационного упрочнения фольги и исчерпания ресурса её пластичности. Последнее проявляется в виде образования областей материала размером до нескольких сот микрон и единиц миллиметров, характеризующихся меньшей отражательной способностью (рис. 3, *c*). Как было выявлено в работе, изменение рельефа на поверхности фольги закономерным образом меняет значение рассчитываемых информативных параметров и определяет стадийный характер их изменения.

Рассчитывали математическое ожидание  $\mu_b$  и дисперсию  $\sigma$  яркости для всех фрагментов изображения размером  $16 \times 16$  пикселей. Затем строили зависимость минимальной дисперсии от математического ожидания, которая представляет собой функцию NLF, для исходного изображения и изображений после билатеральной фильтрации с различными параметрами. Фильтрация снижает величину минимальной дисперсии (рис. 3, *d—f*). Очевидно, что NLF отражает не только шум, присутствующий на изображении, но и частично характер изображения, поскольку в нём относительно гладкие участки распределены неравномерно по всему диапазону яркости. Изменение формы приведённых гистограмм свидетельствует о том, что на поверхности формируется деформационный рельеф и меняется отражательная способность участков поверхности фольги (см. рис. 3, *e, f*). Кроме того, фильтрация наиболее эффективна для более гладких участков изображений, что можно видеть по зависимостям 4 и 5 в диапазоне математического ожидания 0,5–0,6 (см. рис. 3, *d*) и 0,2–0,3 (см. рис. 3, *f*).

Исходя из предположения о том, что шум на оптических изображениях характеризуется минимальным уровнем дисперсии, в дополнение к NLF был построен график значения  $D_{\min}$  (минимальная дисперсия) во фрагментах размером  $16 \times 16$  пикселей для каждого из изображений в серии (рис. 3, *g*). На начальном этапе нагружения  $N = (0-20) \cdot 10^3$  циклов наблюдается незначительный рост параметра  $D_{\min}$ , затем он имеет примерно постоянное значение  $D_{\min} \approx 1,8$  до  $N = 70 \cdot 10^3$  циклов, наконец перед разрушением значение данного параметра незначительно снижается до  $D_{\min} \approx 1,7$ . Применение билатеральной фильтрации с параметром  $\sigma_d = 0,7$  (0,8) снижает средний уровень  $D_{\min}$  до единицы. Фильтрация с использованием более высокого значения  $\sigma_d = 2$  уменьшает величину параметра до  $D_{\min} \approx 0,4$ . Параметр  $C$  незначительно влиял на результат фильтрации.

Статистический анализ данных, представленных на гистограммах дисперсии фрагментов изображений размером  $16 \times 16$  пикселей, показал, что на любой из них присутствует

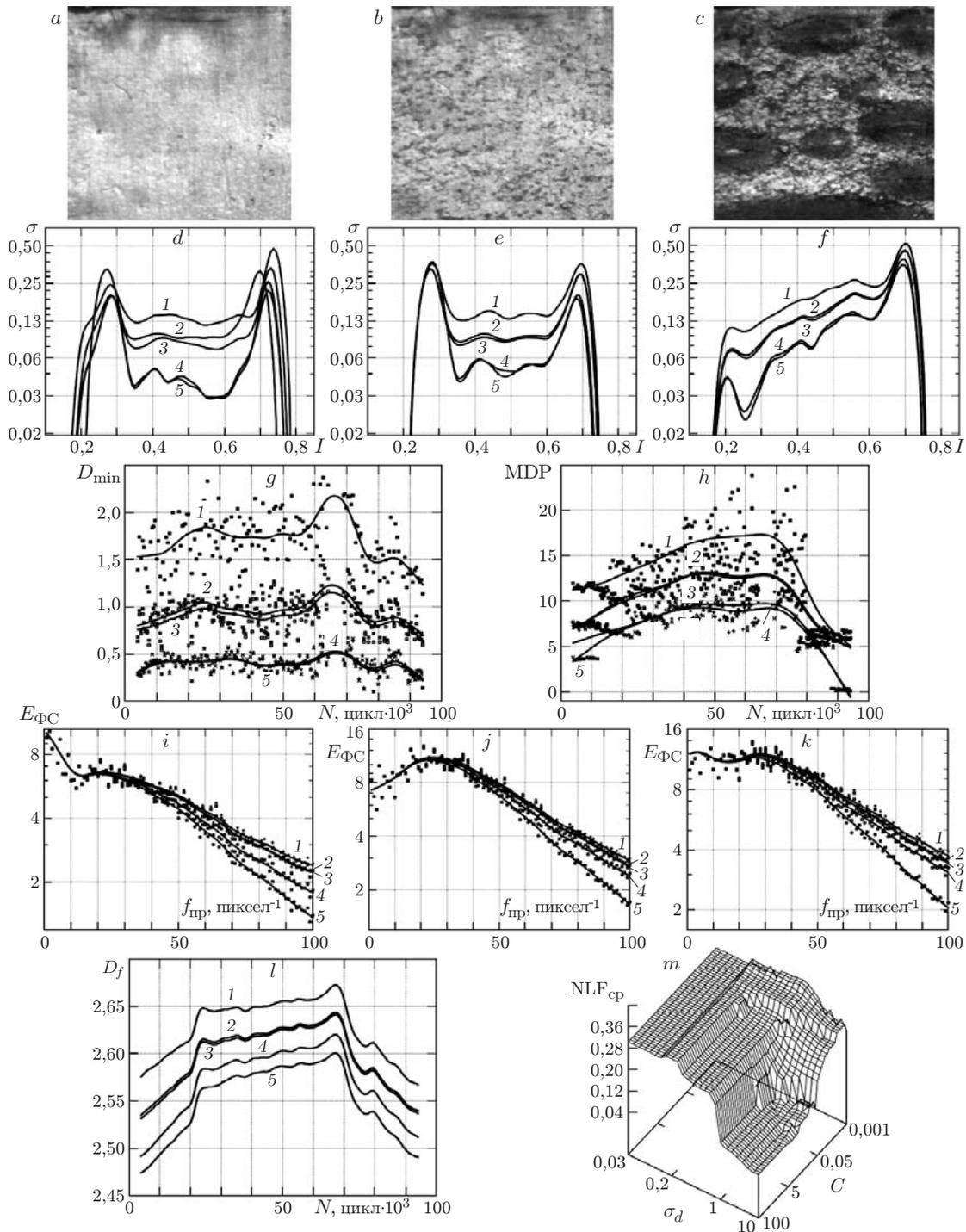


Рис. 3. Данные анализа экспериментальных изображений: изображения поверхности фольги после 4011 (a), 46095 (b) и 94042 (c) циклов нагружения; графики NLF (d—f), соответствующие изображениям a—c; графики зависимостей  $D_{\min}$  и MDP от количества циклов нагружения (g, h); графики зависимостей энергии спектра  $E_{\text{ФС}}$  от пространственной частоты  $f_{\text{пр}}$  при количестве циклов 4011 (i), 46095 (j) и 94042 (k); графики зависимостей ФР  $D_f$  от количества циклов нагружения для исходных и отфильтрованных изображений (l); поверхность зависимости  $NLF_{\text{ср}}$  от параметров фильтрации  $\sigma_d$  и  $C$  (m). Кривые 1 соответствуют исходному изображению, обозначения кривых 2–4, как на рис. 1

Таблица 2

Тип данных	Параметры фильтрации			
	$\sigma_d = 2, C = 0,2$	$\sigma_d = 2, C = 40$	$\sigma_d = 0,7, C = 0,2$	$\sigma_d = 0,8, C = 40$
$D_{\min}$	0,583518	0,572211	0,872749	0,839798
MDP	0,761394	0,774490	0,897257	0,892409
$D_f$	0,965532	0,970953	0,991780	0,990293

явно выраженный максимум, положение которого характеризует дисперсию большинства фрагментов. На этом основании были построены графики зависимостей величины дисперсии, характерной для большинства фрагментов на изображении MDP (Maximum of Dispersion Probability), от количества циклов нагружения (рис. 3, *h*). Характер изменения параметра MDP от величины циклической нагрузки может быть оценён как трёхстадийный. Таким образом, авторы предлагают использовать этот параметр наряду с ФР для количественной характеристики изменений рельефа на оптических изображениях поверхности нагруженных материалов. Влияние параметров фильтрации на изменение кривых на рис. 3, *h* аналогично показанному на рис. 3, *g* для минимальной дисперсии.

Такой же вывод можно сделать и для кривых зависимости ФР от количества циклов нагружения, трёхстадийный характер изменения которых проявляется наиболее наглядно. Данный информативный параметр изначально существенно возрастает, затем скорость его роста значительно снижается и наконец на этапе формирования областей отслоённого материала фольги резко уменьшается (рис. 3, *l*). Изменение параметров фильтрации не меняет хода кривых, но отражается на уровне ФР.

С позиции оценки изменений анализируемых изображений в частотном диапазоне показано, что для поверхности гладкой (недеформированной) фольги наблюдается постепенное снижение энергии амплитудного спектра от величины  $E_{\text{ФС}} = 10$  до  $E_{\text{ФС}} = 2$  при  $f_{\text{ФР}} = 100$  (рис. 3, *i—k*). Формирование тонких поперечных складок малого размера приводит к заметному увеличению энергии спектра в области пространственных частот  $f_{\text{ФР}} = 30$  до  $E_{\text{ФС}} = 11$  (см. рис. 3, *j*). Наконец перед разрушением много возрастают составляющие спектра, соответствующие самым низким пространственным частотам (см. рис. 3, *k*).

На рис. 3, *m* приведена поверхность, иллюстрирующая зависимость  $NLF_{\text{ФР}}$  от параметров фильтрации  $\sigma_d$  и  $C$ . Характер представленного распределения подобен показанному на рис. 1, *c*, что свидетельствует об удачном выборе модельного изображения, а также указывает на возможность использования параметра фильтрации  $\sigma_d \approx 0,8$  для обработки изображений. Дальнейшее увеличение до  $\sigma_d = 2$  приводит к сильному сглаживанию изображения и потере ряда важных деталей. Таким образом, построение поверхности этого типа позволяет заранее подобрать параметры фильтрации без использования PSNR.

Кроме того, были рассчитаны коэффициенты корреляции для зависимостей минимальной дисперсии  $D_{\min}$ , максимума гистограммы дисперсии MDP и фрактальной размерности  $D_f$  для исходных и фильтрованных изображений (табл. 2). Использование менее «мощной» фильтрации ( $\sigma_d < 2$ ) даёт возможность сохранить величину коэффициента корреляции близкой к единице. Анализируя этот коэффициент, можно количественно подбирать параметры фильтрации оптических изображений, принимая во внимание и изменения на изображениях с позиции спектра пространственных частот.

**Заключение.** В данной работе проведено исследование влияния адаптивной билатеральной фильтрации на оценку модельных и экспериментальных оптических изображений с использованием фрактальной размерности, по результатам которого предложено для оценки изображений применять параметр MDP. При обработке серий эксперименталь-

ных изображений показано, что изменение параметра MDP имеет стадийный характер для всех трёх образцов. В то же время характер изменения информативного параметра фрактальной размерности как по виду, так и его стадийности заметно отличается для разных материалов, что связано с условиями регистрации изображений датчиком с ПЗС-матрицей.

Для модельных нефрактальных изображений подобраны параметры билатеральной фильтрации, обеспечивающие получение величины ФР на уровне исходных (незашумлённых) изображений:  $\sigma_d \approx 0,8$ ,  $C = 2$ . Дальнейшее увеличение до  $\sigma_d = 2$  приводит к сильному сглаживанию изображения и потере ряда важных деталей. Изменение параметра  $C$  в широком диапазоне значений слабо сказывается на результатах фильтрации.

Для модельных фрактальных изображений применение билатеральной адаптивной фильтрации приводит к занижению получаемых значений ФР при размерности модельных изображений  $D_g > 2,3$ , а фильтрации с  $\sigma_d > 0,8$  — во всём диапазоне.

При получении оценки шума на изображении использовался параметр  $D_{\min}$ , характер распределения которого является наглядной характеристикой уровня шума. Для настройки оптической системы и выбора параметров адаптивной билатеральной фильтрации показана эффективность применения параметров NLF и  $D_{\min}$ . Для оптической системы подобраны параметры фильтрации ( $\sigma_d \approx 0,7$ ,  $C = 2$ ), обеспечивающие наиболее эффективную фильтрацию шумов. Результаты данной работы подтверждают эффективность использованных параметров оценки шумов при разработке методов адаптивной фильтрации.

Выявленные закономерности могут найти применение в разработке датчика деформации интегрального типа.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Панин С. В., Алтухов Ю. А., Любутин П. С. и др.** Применение фрактальной размерности для оценки изображений поверхности, получаемых различными датчиками // Автометрия. 2013. **49**, № 1. С. 42–49.
2. **Healey G. E., Kondepudy R.** Radiometric CCD camera calibration and noise estimation // IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. 1994. **16**, N 3. P. 267–276.
3. **Irie K., McKinnon A. E., Unsworth K., Woodhead I. M.** Measurement of digital camera image noise for imaging applications // Sensors & Transducers Journ. Special Issue: Modern Sensing Technologies. 2008. **90**. P. 185–194.
4. **Liu C., Szeliski R., Kang S. B. et al.** Automatic estimation and removal of noise from a single image // IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. 2008. **30**, N 2. P. 299–314.
5. **Liu C., Freeman W. T., Szeliski R., Kang S. B.** Noise estimation from a single image // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. N. Y., USA, 17–22 Jun., 2006. Vol. 1. P. 901–908.
6. **Vijaykumar V. R., Vanathi P. T., Kanagasabapathy P.** Fast and efficient algorithm to remove Gaussian noise in digital images // IAENG Intern. Journ. Comput. Sci. 2010. **37**, N 1. 09.
7. **Монич Ю. И., Старовойтов В. В., Коноплин Е. Е.** Сегментация примерно однородных по яркости областей цифровых изображений // Искусственный интеллект. 2008. № 3. С. 332–338.
8. **Сызранцев В. Н., Голофаст С. Л.** Измерение циклических деформаций и прогнозирование долговечности деталей по показаниям датчиков деформаций интегрального типа. Новосибирск: Наука, 2004. 206 с.

- 
9. **Ibenthal A.** Image Sensor Noise Estimation and Reduction. Tech. Rep. ITG 3.2, University of Applied Sciences and Arts Hildesheim/Holzminden/Gottingen. 2007. 8 p.
  10. **Olsen S. I.** Estimation of noise in images: An evaluation // Graph. Models and Image Process. 1993. **55**, Is. 4. P. 319–323.
  11. **Панин С. В., Сырямкин В. И., Глухих А. И.** Применение спектрального анализа изображений поверхности для изучения процессов усталостного разрушения на мезомасштабном уровне // Автометрия. 2003. **39**, № 4. С. 79–92.
  12. **Плешанов В. С., Напрюшкин А. А., Кибиткин В. В.** Особенности применения теории фракталов в задачах анализа изображений // Автометрия. 2010. **46**, № 1. С. 86–97.
  13. **Wang Z., Bovik A. C.** A universal image quality index // IEEE Signal Process. Lett. 2002. **9**, N 3. P. 81–84.

*Поступила в редакцию 13 июня 2012 г.*

---