

УДК 004.932, 539.3

ФОРМИРОВАНИЕ ЕДИНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ ПОВЕРХНОСТИ МАТЕРИАЛА ДЛЯ ИЗМЕРЕНИЯ ПОЛЯ СМЕЩЕНИЙ И ДЕФОРМАЦИИ

В. В. Кибиткин¹, А. И. Солодушкин¹,
В. С. Плешанов¹, Д. В. Лычагин²

¹ Учреждение Российской академии наук
Институт физики прочности и материаловедения Сибирского отделения РАН,
634021, г. Томск, просп. Академический, 2/4
E-mail: vvk@ispms.tsc.ru

² Государственное образовательное учреждение высшего профессионального образования
«Национальный исследовательский Томский политехнический университет»,
634050, г. Томск, просп. Ленина, 30

Рассмотрена задача сокращения времени расчёта при формировании единого изображения на основе отдельных его фрагментов методом скользящего окна. Получена функция выигрыша. Методами численного моделирования показано влияние погрешности измерений, а также размера окна на точность определения координат сдвига фрагментов. Обоснован выбор вида функционала и размера окна.

Ключевые слова: скользящее окно, сшивка изображений, метод корреляции цифровых изображений, векторное поле, деформация.

Введение. Одной из задач экспериментальной механики является измерение полей смещений нагруженных элементов машин и конструкций. В настоящее время для её решения активно развивается метод корреляции цифровых изображений [1–5], который характеризуется сравнительно низкой погрешностью измерений, практичностью и удобством применения.

Данный метод основан на компьютерной обработке файлов оптических изображений поверхности материала, зафиксированных в процессе механического нагружения. В результате рассчитываются поле векторов смещений (векторное поле) и компоненты тензора деформации. Это векторное поле представляет собой смещения элементарных участков поверхности.

Использование «сшитых» изображений позволяет увеличить область исследуемой поверхности материала и повысить точность измерения полей смещений и деформации методом корреляции цифровых изображений.

Постановка задачи. Выравнивание изображений и их сшивка являются хорошо известной задачей при применении «машинного зрения» [6]. Здесь существуют два основных подхода. Первый рассматривает изображение как массив дискретных данных, представляющих собой пространственное распределение яркости пикселей. При сшивке необходимо выполнить поэлементный анализ [7, 8]. Второй подход связан с поиском и выделением некоторых общих признаков [9, 10]. Реальные изображения поверхности материала обычно не имеют ярко выраженных особенностей, поэтому будем применять первый подход как наиболее общий.

Ошибочное определение координат сдвига изображений вызывает появление на векторном поле участков, в которых имеется сдвиг на величину данной ошибки. Это затрудняет анализ векторного поля и увеличивает погрешность расчёта деформации.

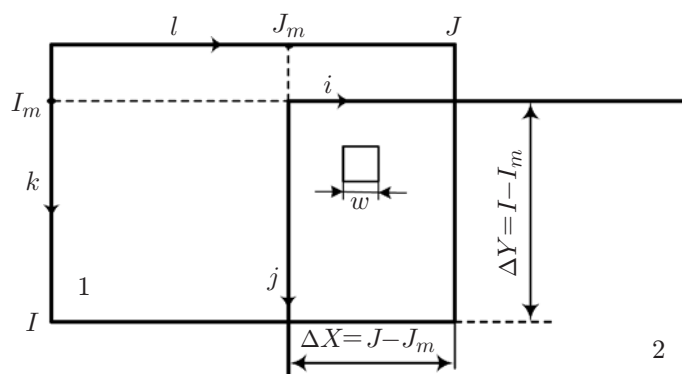


Рис. 1. Схема поиска координат сдвига изображений

Целью предлагаемой работы является уменьшение вычислительной сложности при формировании единого изображения на основе отдельных его фрагментов методом скользящего окна с сохранением высокой точности шивки.

Для достижения данной цели необходимо решить ряд задач: выбрать алгоритм поиска координат относительного сдвига изображений, оценить влияние размера окна и погрешностей измерения изображений на точность нахождения сдвига, методами численного моделирования обосновать выбор функционала и размера окна.

Выбор способа сканирования. Алгоритм поиска координат сдвига изображений при сканировании одного массива как целого относительно другого будем считать базовым. Этот алгоритм является недостаточно эффективным вследствие значительного времени поиска.

Для уменьшения времени расчёта предлагается использовать алгоритм скользящего окна [11]. На рис. 1 на изображении 2 в области перекрытия выбирается некоторый участок (окно) размером $w \times w$. Далее этим окном последовательно производится трансляционное сканирование в пределах области поиска изображения 1 и для каждого текущего положения рассчитываются значения функционала. Координаты экстремума этого функционала позволяют найти искомый сдвиг изображений.

Введены следующие обозначения: $I \times J$ — размер изображения; $\Delta X \times \Delta Y$ — размер области поиска; I_m, J_m — координаты предельных положений изображения 2 при сканировании; k, l — текущие индексы относительного положения кадров; i, j — индексы, отражающие совмещение точек в области перекрытия.

В общем случае функционал S имеет вид

$$S = \sum_{\Omega} f(P, Q), \quad (1)$$

где P и Q — массивы значений яркости изображений; $f(P, Q)$ — некоторая мера близости; Ω — область, по которой производится суммирование.

Оценим функцию выигрыша для алгоритма скользящего окна по сравнению с базовым. В формуле (1) будем полагать, что время расчёта одного значения функции $f(P, Q)$ приблизительно постоянно и равно Δt . Отсюда можно найти полное время t для перебора всех возможных положений одного кадра относительно другого в пределах области сканирования $\Omega \in [1 \dots \Delta X] \times [1 \dots \Delta Y]$ по базовому алгоритму:

$$t = 2\Delta t \sum_{i=1}^{\Delta X} \sum_{j=1}^{\Delta Y} ij.$$

Здесь множитель 2 учитывает возможность перемещения изображения 2 как выше, так и ниже относительно изображения 1.

Тогда полное время расчёта пространственного распределения функционала S выражается как

$$t = \Delta t \Delta X \Delta Y (\Delta X + 1)(\Delta Y + 1)/2.$$

Для случая скользящего окна полное время расчёта t_w можно найти аналогично:

$$t_w = (\Delta X - w + 1)(\Delta Y - w + 1)w^2 \Delta t.$$

Первый (второй) сомножитель равен числу позиций участка $w \times w$ при движении по столбцам (строкам). Третий сомножитель отражает время расчёта функционала в каждой текущей позиции. В итоге функцию выигрыша можно оценить по формуле

$$K = t/t_w = \Delta X \Delta Y (\Delta X + 1)(\Delta Y + 1)/2w^2(\Delta X - w + 1)(\Delta Y - w + 1).$$

Обычно $\Delta X \gg 1$ и $\Delta Y \gg 1$. Тогда

$$K = \Delta X^2 \Delta Y^2 / 2w^2 (\Delta X - w)(\Delta Y - w).$$

Введём обозначение $\lambda = \Delta X/J$. Пусть $\Delta Y = 0,8I$. Следовательно, искомое уравнение примет вид

$$K(w, \lambda) = 0,32\lambda^2 I^2 J^2 / [(0,8I - w)(\lambda J - w)w^2].$$

Видно (рис. 2), что при размере окна $w \sim 30-50$ выигрыш составляет $K \sim 50-80$ (принималось, что размеры 8-разрядного изображения (1280×1024) соответствуют техническим характеристикам камеры Infinity 1M).

Функция выигрыша $K(w, \lambda)$ имеет две ветви, где этот выигрыш принимает высокие значения. Незначительное время расчёта функционала при сканировании по алгоритму скользящего окна может быть связано либо с малым размером окна (левая ветвь), либо с малым количеством шагов сканирования при большом размере окна (правая ветвь).

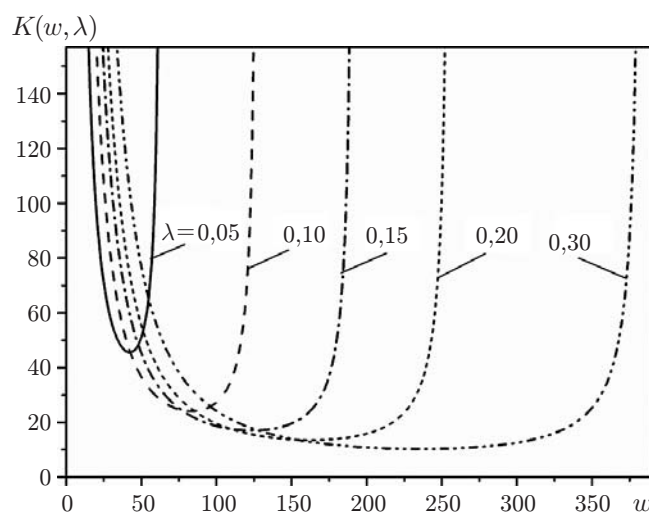


Рис. 2. Зависимости функции выигрыша $K(w, \lambda)$ от размера окна w при разных уровнях перекрытия изображений λ

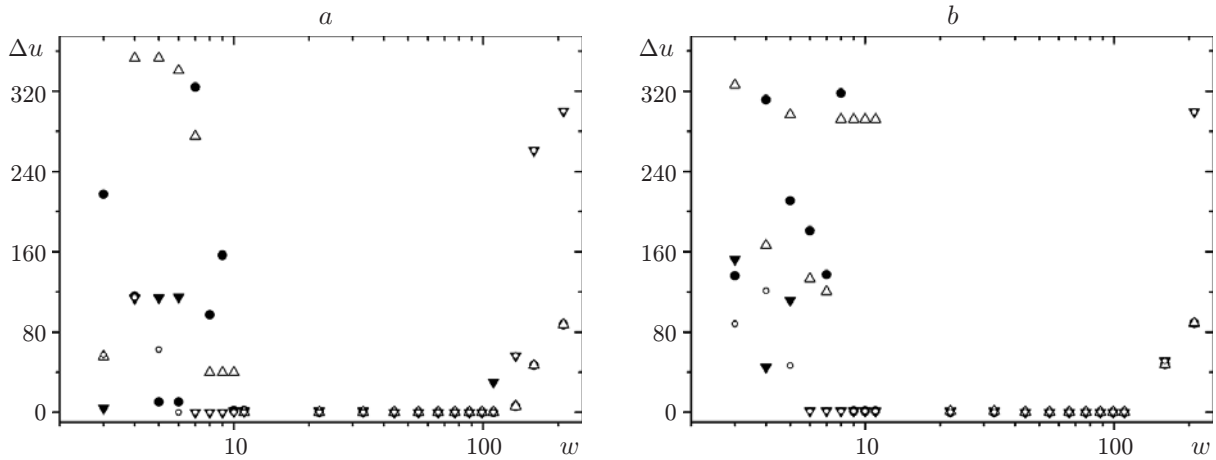


Рис. 3. Влияние размера окна w на ошибку определения координат сдвига Δu для произвольно выбранных мест (Δ , \bullet , \blacktriangledown , \circ) из области перекрытия. Алгоритмы расчёта: разностный (а), корреляционный (б). $I = J = 400$

Влияние размера окна на точность сшивки изображений. Путём численного моделирования оценим минимальный размер окна. Моделирование проводилось на примере оптических изображений химически протравленной поверхности плоского образца сварного соединения стали марки 10Г2С.

Были сформированы два изображения с известным перекрытием. Затем при разных размерах окна на основе разностного (Sa) и корреляционного (Sc) алгоритмов рассчитаны абсолютные ошибки относительного сдвига изображений (рис. 3). Эталонный участок изображения (окно) произвольно выбирался из разных мест области перекрытия изображения 2. На рисунке разным значкам соответствуют различные места области перекрытия.

Разностный функционал рассчитывали по формуле

$$Sa_{k,l} = \left[\sum_{i=1}^{I-k} \sum_{j=1}^l |P_{i+k, J-l+j} - Q_{i,j}| \right] / (I-k)l.$$

Этот функционал можно также представить в условном виде: $Sa = \sum |P - Q| / N$, где $N = (I-k)l$ — количество вариантов перебора. Нормирование на N позволяет сравнивать массивы, размер которых изменяется в процессе сканирования.

Квадратичный функционал задавали в виде $Sb = \sum (P - Q)^2 / N$. Применение третьего функционала основано на корреляционном анализе, где

$$Sc = \sum (P - \bar{P})(Q - \bar{Q}) / \left(\sqrt{\sum (P - \bar{P})^2} \right) \left(\sqrt{\sum (Q - \bar{Q})^2} \right).$$

Здесь Sc — коэффициент корреляции; \bar{P} и \bar{Q} — средние арифметические значения элементов массивов P и Q соответственно для каждой текущей позиции при сканировании.

Из рис. 3 видно, что существует некоторый диапазон размеров эталонного участка, в пределах которого алгоритмы работают устойчиво. Нижний порог обусловлен тем, что при малых размерах окна ($w \leq 15$) в пространственном распределении функционалов возникает значительное количество локальных ложных экстремумов. Конкретное значение предельного размера окна зависит от текстуры изображения и от погрешности регистрации изображения исследуемого участка поверхности. Даже при идеальной настройке

микроскопа может возникнуть необходимость изменения фокусировки вследствие наклона плоскости образца относительно фокальной плоскости микроскопа.

Покажем влияние текстуры изображений на минимальный размер окна путём численного моделирования методом Монте-Карло. В данном случае изображения формировали искусственно следующим образом. Гистограмму яркости задавали нормальным законом распределения с математическим ожиданием, равным половине её предельного значения при нескольких значениях среднеквадратического отклонения яркости σ_I . С помощью генератора случайных чисел получали массив значений пикселей, характеризующий исходное 8-разрядное изображение. Из данного изображения формировали два других так, чтобы они образовывали пару перекрывающихся. Таким образом, степень перекрытия была заведомо известна.

Для обоих кадров изображения к значению яркости каждого пикселя ν добавляли ошибку ν_e , имитирующую погрешность. Эту ошибку разыгрывали случайным образом при заданном размахе аддитивной погрешности с нормальным законом распределения. Каждое такое «реальное» изображение имело вид $\nu_r = \nu + \nu_e$, где $\nu_e = \text{Gauss}(m = 0, \sigma^2 = (\beta/6)^2)$, β — размах значений яркости, $\text{Gauss}(m, \sigma^2)$ — функция нормального распределения с математическим ожиданием m и дисперсией σ^2 . Здесь $\beta = 6\sigma$ выбиралось на основе правила «шести сигм».

Если оптическое изображение имеет высокое значение дисперсии яркости и низкий уровень погрешности (рис. 4), то минимальный размер окна находится на уровне $w = 10$. При сравнительно низком контрасте изображения и высокой погрешности размер окна следует задавать $w > 30$.

Видно также, что эффективность работы метода скользящего окна можно повышать путём предварительной оптимизации текстуры изображений, например с помощью химического травления или нанесения рисунка на поверхность исследуемого материала.

Некорректное увеличение размера окна приводит к ограничению области вычисления функционала и появлению методической ошибки (правая ветвь рис. 2). Для устранения данной ошибки следует ещё на этапе проведения измерений выбирать степень перекрытия изображений так, чтобы выполнялось условие $\Delta X > w_{\min}$.

Влияние погрешности на точность сшивки изображений. Реальные изображения всегда фиксируются с некоторой погрешностью (ошибкой), поэтому значения яркости

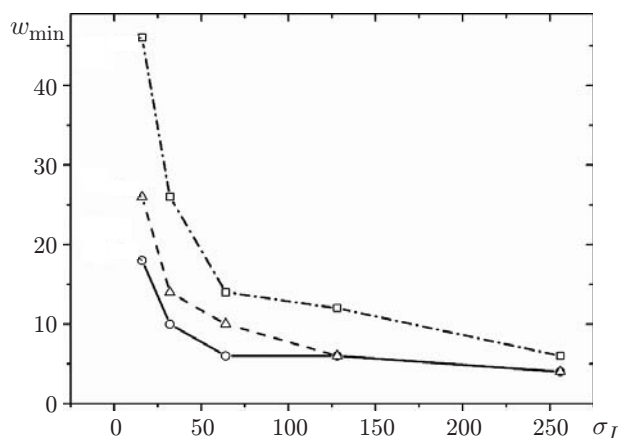


Рис. 4. Зависимости минимального размера окна $w_{\min}(\sigma_I, \beta)$ от среднеквадратического отклонения яркости σ_I при разных уровнях размаха погрешности: $\beta = 5$ (сплошная кривая), $\beta = 10$ (штриховая), $\beta = 20$ (штрихпунктирная). Разностный алгоритм

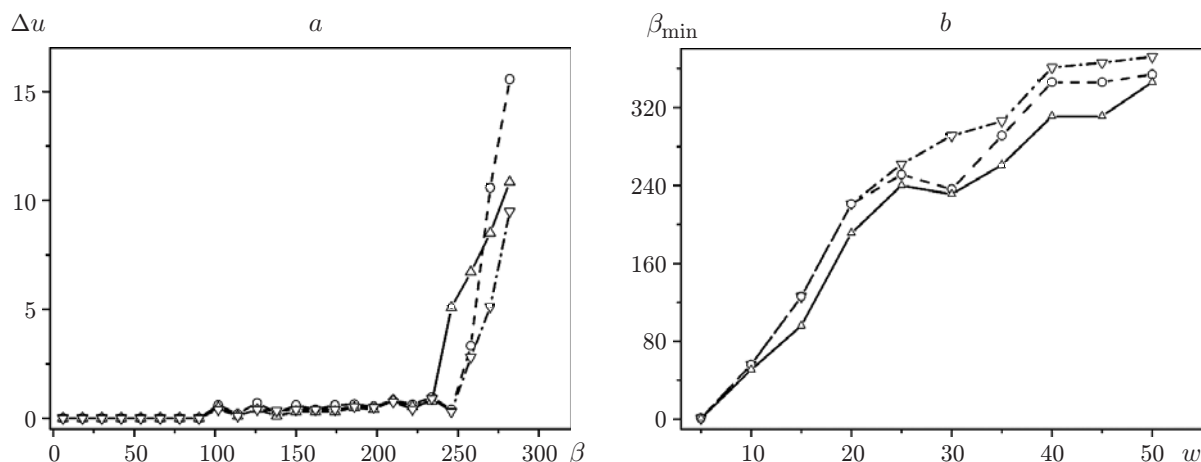


Рис. 5. Выбор размера окна при наличии аддитивной погрешности: влияние на точность сшивки изображений (а) и зависимости предельной погрешности β_{lim} от размера окна w (б). Алгоритмы: разностный (штриховая кривая), квадратичный (сплошная), корреляционный (штрихпунктирная). Размер окна $w = 25 \times 25$, $I = J = 400$

содержат некоторую ошибку u_e . Оценим влияние этой ошибки на точность сшивки изображений путём численного моделирования.

В этих целях на основе одного изображения были сформированы два с общей областью. Как и выше, к значению яркости каждого пикселя ν для обоих изображений добавляли ошибку ν_e . При расчёте ошибки Δu для каждого значения β производили розыгрыш случайной величины ν_e .

Зависимости абсолютной погрешности нахождения сдвига Δu изображений от аддитивной погрешности β приведены на рис. 5, а. Видно, что при наличии аддитивной погрешности существует некоторый порог работоспособности алгоритма. Зададим это предельное значение уровня погрешности β_{lim} соответствующим ошибке в оценке сдвига $\Delta u_{lim} = 2$. Такой подход позволяет показать влияние размера окна на порог предельной погрешности (рис. 5, б). С ростом размера окна устойчивость всех алгоритмов возрастает. При этом корреляционный алгоритм имеет лучшую устойчивость к аддитивной погрешности, но вычислительная сложность разностного и квадратичного алгоритмов в 3–5 раз ниже.

Результаты эксперимента. Применение данного подхода рассмотрим на примере одноосного сжатия монокристалла никеля. Изображения поверхности до и после деформации фиксировались с перекрытием приблизительно 10 % от размера кадра с помощью микроскопа МИМ-8 при оптическом увеличении $\times 200$. Каждое единое изображение формировали из 40 отдельных кадров.

Построение векторного поля заключается в следующем. Первое изображение (до деформации) разбивается на эталонные участки, а второе (после деформации) — делится на области поиска. Сдвиг эталонного участка представляет собой вектор смещения как результат деформации. При нахождении значений этого вектора рассчитывается пространственное распределение корреляционного функционала в пределах соответствующей области поиска. Координаты экстремума данного распределения совпадают с координатами конца вектора. Здесь эталонный участок играет роль скользящего окна.

На поле смещений (рис. 6) монокристалла никеля с ориентацией оси сжатия [110] на боковой грани (110) хорошо видны первичные деформационные домены, по границам которых при приращении деформации $\Delta \varepsilon = 0,05$ формируются вторичные. Анализ единого векторного поля позволяет выявить величины и направления сдвигов в первичных

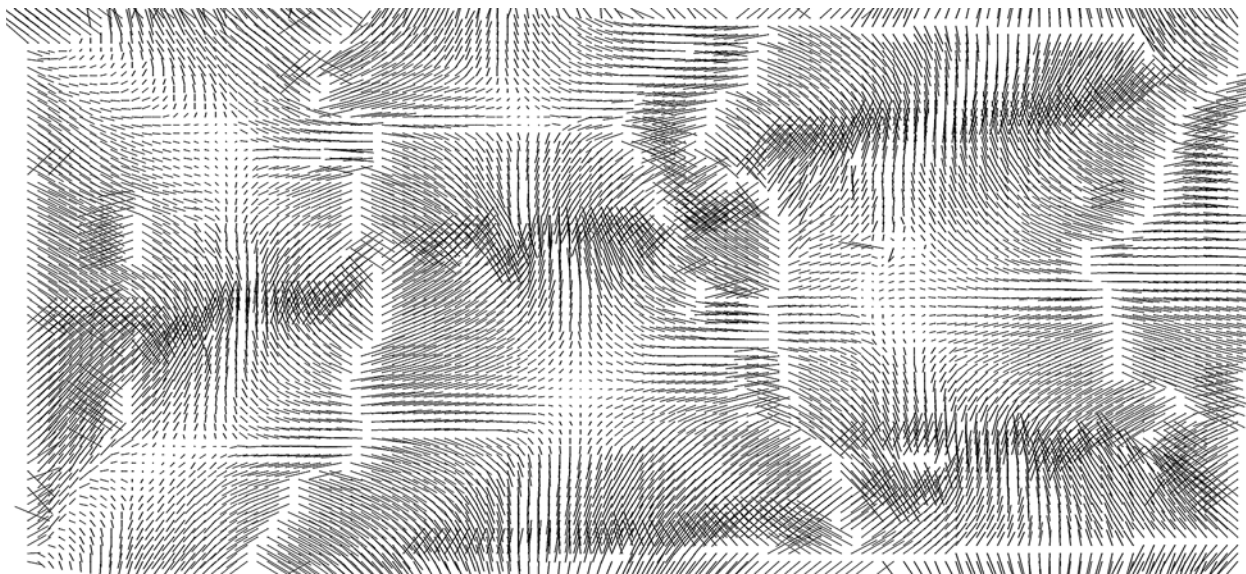


Рис. 6. Поле векторов смещений при деформации $\varepsilon = 0,05$

доменах, характер подстройки сдвига во вторичных доменах и согласование деформации между ними.

Видно, что ошибки объединения изображений находятся на приемлемом уровне, поскольку на векторном поле отсутствуют характерные для неточной сшивки границы отдельных фрагментов изображений.

Заключение. В данной работе показано, что в масштабе образца путём формирования объединённых изображений возможно построение полей смещений, что позволяет получать новые качественные результаты. Для этих целей можно применять разностный, квадратичный и корреляционный алгоритмы.

Использование скользящего окна позволяет существенно уменьшить время расчёта по сравнению с базовым алгоритмом. Методами численного моделирования показано существование двух пороговых значений размера окна, в пределах которых возможна сшивка. Нижний порог размера окна обусловлен ложными экстремумами при поиске и количеством информации в выборке. Верхний порог связан с ограниченностью области сканирования, поэтому степень перекрытия следует выбирать больше предельного размера окна, соответствующего данной текстуре.

При исследовании процессов деформации материала для снижения погрешности измерений при сшивке и при расчёте векторного поля и повышения выигрыша характер текстуры желательно предварительно оптимизировать.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Peters W. H., Ranson W. F.** Digital imaging technique in experimental stress analysis // Opt. Eng. 1982. **21**, N 3. P. 427–431.
2. **Sun Z., Lyons J. S., McNeill S. R.** Measuring microscopic deformation with digital image correlation // Opt. and Lasers Eng. 1997. **27**, N 4. P. 409–428.
3. **Sutton M. A., Orteu J.-J., Schreier H.** Image correlation for shape, motion and deformation measurements: Basic concepts, theory and applications. N. Y.: Springer, 2009. 364 p.
4. **Панин В. Е., Плешанов В. С., Кибиткин В. В., Сапожников С. В.** Анализ полей векторов смещений и диагностика усталостного разрушения алюминиевого сплава на мезоуровне // Дефектоскопия. 1998. № 2. С. 80–87.

5. **Панин С. В., Сырякин В. И., Любутин П. С.** Оценка деформации твердых тел по изображениям поверхности // Автометрия. 2005. **41**, № 2. С. 44–58.
6. **Szeliski R.** Image alignment and stitching: A tutorial // Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision. 2006. **2**, N 1. P. 1–104.
7. **Zitova B., Flusser J.** Image registration methods: A survey // Image Vision Computing. 2003. **21**, N 11. P. 977–1000.
8. **Kaneko S., Satoh Y., Igarashi S.** Using selective correlation coefficient for robust image registration // Pattern Recogn. 2003. **36**, N 5. P. 1165–1173.
9. **Trujillo L., Olague G.** Automated design of image operators that detect interest points // Evol. Comput. 2008. **16**, N 4. P. 483–507.
10. **Mikolajczyk K., Schmid C.** Scale and affine invariant interest point detectors // Intern. Journ. Comput. Vision. 2004. **60**, N 1. P. 63–86.
11. **Беляев Е. А., Тюрликов А. М.** Оценка вероятности появления символа при адаптивном двоичном арифметическом кодировании в задачах сжатия видеоинформации // Цифровая обработка сигналов. 2007. № 3. С. 20–24.

Поступила в редакцию 11 ноября 2010 г.
