

УДК 681.3

ИНКРЕМЕНТНЫЙ ПОДХОД К ОПРЕДЕЛЕНИЮ ПЕРЕМЕЩЕНИЙ ФРАГМЕНТОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ ПОСТРОЕНИИ ВЕКТОРНЫХ ПОЛЕЙ*

С. В. Панин^{1, 2}, В. В. Титков¹, П. С. Любутин¹

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

²*Томский политехнический университет,*

634050, г. Томск, просп. Ленина, 30

E-mail: svp@ispms.tsc.ru

Предложен алгоритм построения полей векторов перемещений, основанный на инкрементном подходе к оценке смещения участков на изображении. Исследовано применение данного алгоритма при обработке модельных и экспериментальных оптических изображений. Проведено сравнение помехоустойчивости функционирования инкрементного алгоритма при определении перемещений и комбинированного алгоритма, разработанного авторами. Показано, что предлагаемый инкрементный алгоритм обеспечивает более помехоустойчивую оценку перемещений при обработке изображений существенно изменяющегося во времени деформационного рельефа.

Ключевые слова: инкрементный подход, векторное поле, перемещение, оптический поток.

Введение. В настоящее время в научно-технической литературе получил широкое распространение термин «оптический поток»: кажущееся движение яркостной картины, наблюдаемое при перемещении объектов перед камерой либо камеры в неподвижной окружающей обстановке. Исходя из предположения, что обычно оптический поток несущественно отличается от поля движения, можно оценивать перемещения в серии изображений, изменяющихся во времени. Публикации по данному направлению встречаются с начала 80-х годов XX века. Достаточно полный обзор различных методов определения оптического потока и их количественное сравнение приведены в работе [1]. Среди основных методов выделяют корреляционный [2], дифференциальный [3–5], фазовый (частотный) [6] и другие.

Метод корреляции цифровых изображений (DIC — Digital Image Correlation) является одним из перспективных подходов к изучению процессов деформации и разрушения структурно-неоднородных материалов. В основе принципа его действия лежит построение векторов перемещений, базирующееся на определении оптического потока. Далее с помощью процедуры численного дифференцирования рассчитываются компоненты деформации. Для определения оптического потока используют лишь небольшие по площади фрагменты изображения, что необходимо для снижения вычислительных затрат на построение полного поля смещений с достаточно высоким пространственным разрешением (плотностью векторов) [3, 4, 7]. Естественно, малый размер апертуры, а также фото- или видеосенсор в качестве датчика информации обуславливают негативное влияние шумов на изображении на результат расчёта. Частично эти проблемы могут быть решены путём

*Работа выполнена при поддержке Сибирского отделения РАН (проект № III.23.1.3), Российского фонда фундаментальных исследований (гранты № 12-08-31042 и № 13-07-00009) и Совета по грантам Президента РФ (грант № СП-816.2012.5).

пространственной фильтрации [8], сглаживания [9] и т. п. Однако применение таких способов помимо положительного эффекта зачастую вносит в векторные поля заметные искажения, например в местах, где оптический поток претерпевает разрыв либо один или несколько векторов изначально построены неверно (неправильно определены смещения соответствующих участков изображений поверхности).

Другим способом решения проблемы является увеличение размера апертуры (расчётного окна), при этом ограничения накладываются на глобальную модель [10, 11]. В таком случае становится возможным использование расчётных окон размером, сопоставимым с размером всего изображения, что устраняет основное «слабое место» данного подхода — недостаточность локальной информации. Следует помнить, что здесь должна применяться априорно «ограниченная» модель рабочей сцены или движения камеры.

При исследовании деформационного поведения образцов конструкционных материалов оптико-телевизионным методом [12] одним из основных факторов, лимитирующих получение оценки деформации, является приращение внешней нагрузки, обуславливающее изменение рельефа поверхности. В случае если изменение рельефа между двумя соседними сопоставляемыми изображениями достаточно велико, заметно меняется яркость его элементов и сопоставить участки начального и текущего изображений не представляется возможным. Традиционные алгоритмы определения перемещений становятся нереализуемыми, так как нет возможности корректно построить векторное поле либо отдельные векторы на нём.

В процессе измерения деформации объектов во времени производятся запись и обработка серии изображений с большим количеством кадров. Используя несколько кадров, а в идеальном случае всю серию изображений, можно получить необходимую недостающую информацию. Исследования в данном направлении относятся к методу корректировки смещений с учётом анализа последовательности изображений с помощью итеративных алгоритмов и к пространственно-временной фильтрации, которую можно применять в комплексе с уже известными алгоритмами определения перемещений. Так, в работе [13] для нахождения оптического потока предложены два подхода: Reference-Frame Approach (RFA) и Incremental Difference Approach (IDA). Данные подходы заключаются в минимизации суммы разностей, накапливающихся между несколькими последовательно зарегистрированными кадрами: RFA — предыдущим, текущим и последующим кадрами, IDA — между смежными кадрами. По результатам исследований RFA и IDA [13] сделаны выводы о превосходстве таких подходов над предложенными Lucas — Kanade [5] и Irani [14].

В представленном исследовании поставлены задачи разработки нового инкрементного алгоритма определения перемещений на изображениях, характеризующихся существенным изменением деформационного рельефа, и проведения сопоставительных исследований помехоустойчивости его функционирования по сравнению с традиционно применяемым.

1. Инкрементный алгоритм построения полей векторов перемещений.

1.1. Комбинированный алгоритм. В данной работе за основу взят комбинированный алгоритм, использующий классический корреляционный метод для определения перемещений с пиксельной точностью [15] и алгоритм Lucas — Kanade [4, 5] для уточнения перемещения до долей пиксела. Такое сочетание обусловлено, прежде всего, хорошей помехоустойчивостью корреляционного метода при нахождении больших перемещений и субпиксельной точностью дифференциального метода Lucas — Kanade при нахождении перемещений. В наших исследованиях также наблюдалось, что алгоритм Lucas — Kanade в значительно меньшей степени приводит к эффекту "peak-locking".

1.2. Инкрементный алгоритм. Для устранения ошибок определения перемещений, связанных с формированием деформационного рельефа и другими процессами на поверхности материала, предложено оценивать смещение участков соседних изображений в серии с учётом найденных для предыдущих пар изображений. Таким образом, проводится слеже-

ние за перемещением одного и того же изменяющегося во времени участка поверхности. Поскольку изменения между соседними изображениями в серии значительно меньше, чем между начальным и текущим изображениями, то помехоустойчивость и точность определения перемещений существенно возрастают. Положение искомого участка на предыдущем изображении (относительно текущего в серии) устанавливается с субпиксельной точностью, поэтому необходимо найти значения яркости пикселей этого участка, что осуществляется с использованием интерполирования B -сплайном. С одной стороны, такой подход сопряжён с возникновением накопленной ошибки определения перемещения, что связано с суммированием ошибок при сравнении каждой последующей пары изображений, с другой — накопленная ошибка достаточно мала вследствие применения процедуры интерполирования. Результаты расчёта накопленной ошибки будут показаны в разд. 3. В данной работе для краткости этот алгоритм будем называть «инкрементным».

2. Методика исследований. Проверку алгоритмов проводили на модельных и экспериментально полученных изображениях. При оценке ошибки определения векторов перемещения на модельных изображениях использовали соответствующие им модельные векторные поля.

2.1. *Модельное векторное поле.* В качестве схемы формоизменения моделируемой поверхности было выбрано двухосное растяжение. Моделировали серии изображений и соответствующие им векторные поля с заданным приращением деформации.

Рассмотрим участок поверхности прямоугольной формы с шириной w и длиной l . На рис. 1 приведена схема, отражающая двухосное растяжение (сплошные линии — форма объекта до деформирования, пунктирные — после деформации).

При равномерном двухосном растяжении поверхности вдоль осей X и Y параметры l и w возрастают на величины Δx и Δy . Примем, что начало координат находится в левом нижнем углу прямоугольника. Запишем координаты радиусов-векторов \mathbf{r}_1 и \mathbf{r}_2 :

$$\mathbf{r}_1 = \{l, w\}, \quad \mathbf{r}_2 = \{l + \Delta x, w + \Delta y\}.$$

Точка M_1 переходит в M_2 , вектор \mathbf{r} равен разности векторов \mathbf{r}_1 и \mathbf{r}_2 :

$$\mathbf{r} = \mathbf{r}_2 - \mathbf{r}_1 = \{l + \Delta x - l, w + \Delta y - w\} = \{\Delta x, \Delta y\}.$$

Поскольку растяжение равномерное, то для каждой точки поверхности можно записать вектор смещения

$$\mathbf{r} = \{k_1 x, k_2 y\}, \quad k_1 = \Delta x/l, \quad k_2 = \Delta y/w,$$

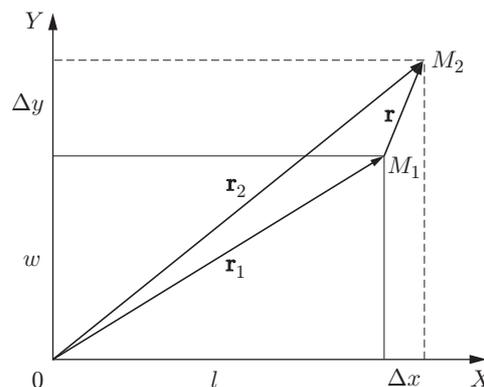


Рис. 1. Принцип моделирования двухосного растяжения участка поверхности

где x и y — координаты точки. При рассмотрении всех точек поверхности запишем векторное поле в декартовых координатах:

$$V(x, y) = V_x(x, y)i + V_y(x, y)j, \quad V_x(x, y) = k_1x, \quad V_y(x, y) = k_2y. \quad (1)$$

Используя выражение (1), можно сформировать дискретное векторное поле, соответствующее полю, полученному с помощью алгоритмов оценки перемещений.

2.2. *Модельное изображение.* В общем виде моделирование серий изображений состоит из следующих этапов:

- 1) формирование изображения модельной поверхности;
- 2) формирование серии изображений модельной поверхности с учётом приращения деформации;
- 3) формирование серии модельных изображений, отражающих двухосное растяжение и изменение рельефа поверхности.

Формирование изображения модельной поверхности. Модельное изображение получали из заданного количества слоёв псевдослучайных чисел, при этом каждый слой соответствовал определённой пространственной частоте. Первый слой некоторого заданного исходного размера заполнялся псевдослучайными значениями с равномерным распределением. Затем размер данного слоя увеличивался в 2 раза интерполированием бикубическим B -сплайном. Второй слой формировался аналогично первому, но перед увеличением его размера он суммировался попиксельно с первым. Итеративно генерировались несколько слоёв, и на каждой итерации конечный размер изображения увеличивался в 2 раза. После генерации всех слоёв проводились масштабирование и дискретизация яркости в диапазон от 0 до 255, результатом явилось модельное изображение. Таким образом, имея начальный слой размером 4×4 пиксела и проведя семь итераций, получаем модельное изображение размером 512×512 пикселей.

Формирование серии изображений модельной поверхности с учётом приращения деформации. При смещении каждой точки модельной поверхности яркость каждого пиксела изображения пересчитывается для заданного приращения деформации. Пересчёт производится с помощью интерполирования B -сплайном. Из начального изображения формируется вся серия, состоящая из заданного количества кадров и отражающая схему двухосного растяжения. Сгенерирована серия из 25 модельных изображений, которая отражает двухосное растяжение с конечным приращением в 40 пикселей ($\Delta x = \Delta y = 40$). Дополнительно на изображения был наложен гауссов шум с амплитудой $\sigma_n = 3\%$, параметры которого описаны в работе [5]. Далее в тексте серию модельных изображений будем называть «серия 1».

Формирование серии модельных изображений, отражающих двухосное растяжение и изменение рельефа поверхности. Для изменения характера рельефа создаётся серия, каждое изображение в которой формируется из пары изображений двух модельных серий для двухосного растяжения при заданном приращении деформации. Расчёт значений пикселей изображений новой серии производится по следующей формуле:

$$P = (1 - k)P_1 + kP_2, \quad (2)$$

где P_1, P_2 — значения пикселей изображений двух исходных серий, отражающих разных рельеф; k — весовой коэффициент, изменяющийся от 0 до 1 с шагом равным обратному значению количества изображений в серии. Таким образом, каждое полученное изображение несёт в себе рельеф двух изображений, «смешанных» в заданной пропорции, которая меняется в соответствии со значением весового коэффициента (рис. 2, $a-c$).

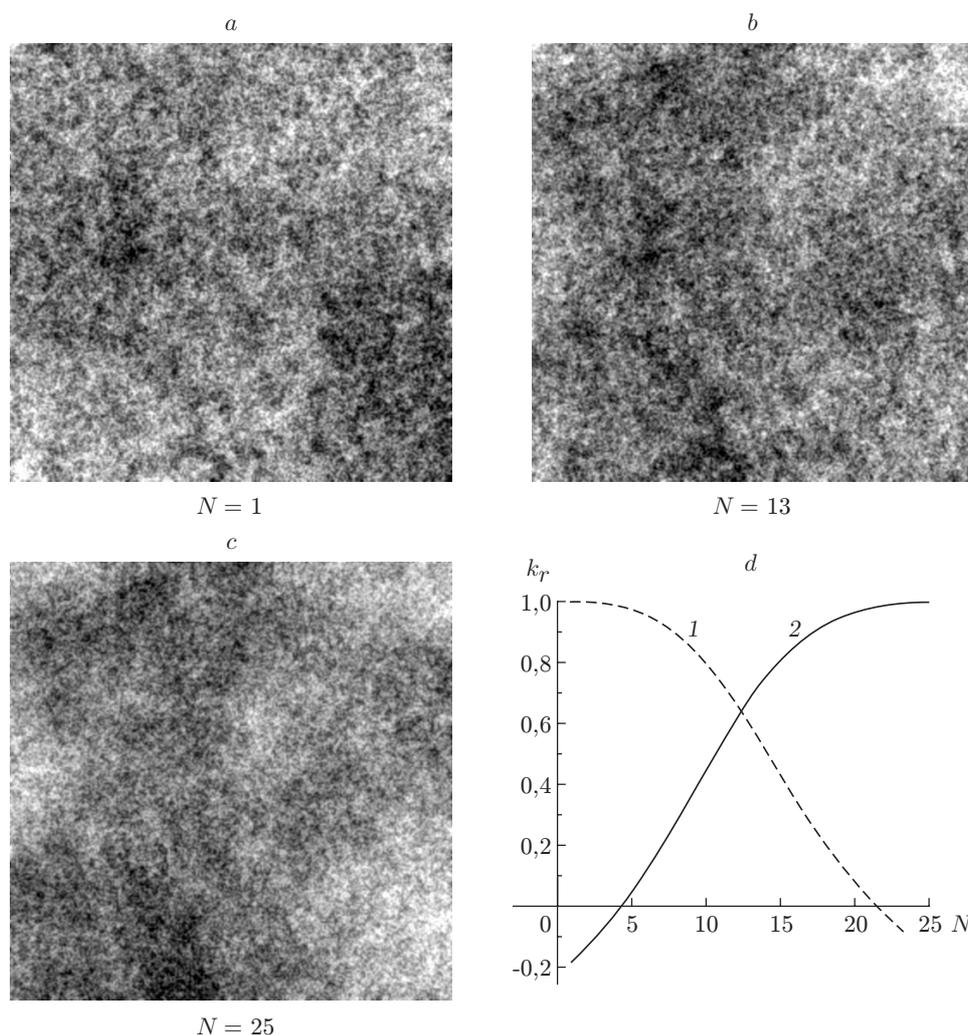


Рис. 2. Формирование модельных изображений в серии 2: a — c — модельные изображения (N — порядковый номер кадра в серии); d — зависимость коэффициентов корреляции k_r между изображениями двух последовательностей кадров (кривая 1 — корреляция первой последовательности относительно второй, кривая 2 — второй относительно первой; N обратно пропорционален индексу k в выражении (2))

График коэффициента корреляции k_r изображений, рассчитанных по выражению (2), показывает, насколько изменяется рельеф (рис. 2, d). В результате была сгенерирована серия, состоящая из 25 модельных изображений, которая отражает двухосное растяжение и изменение профиля модельной поверхности с конечным приращением в 5 пикселей ($\Delta x = \Delta y = 5$). Далее по тексту «серия 2».

2.3. Оценка ошибки определения перемещений при построении векторных полей. Для получения количественной оценки помехоустойчивости определения перемещений предложено рассчитывать следующие меры:

1. Среднеквадратическая ошибка компонент векторов, нормированных на их истинные значения (NMSE — Normalized Mean Square Error). Характеризует среднюю ошибку (процентного) отклонения векторов по полю относительно их заданных («истинных») значений.

2. Коэффициент корреляции полей расстояний векторных полей k_r . Характеризует сходство истинного и рассчитанного векторных полей.

3. Нормированное минимальное среднеквадратическое отклонение (СКО) компонент вектора смещений в окне σ_{\min} . Характеризует минимальную величину разброса значений векторов в окне заданного размера при сканировании одного и того же поля.

Среднеквадратическая ошибка компонент векторов, нормированных на их истинные значения, может быть записана в виде

$$\text{NMSE} = \frac{1}{2} \left[\sqrt{\frac{1}{wh} \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h \left(\frac{x_{ij} - xp_{ij}}{xp_{ij}} \right)^2} + \sqrt{\frac{1}{wh} \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h \left(\frac{y_{ij} - yp_{ij}}{yp_{ij}} \right)^2} \right],$$

где x и y — найденные значения компонент векторов; xp и yp — истинные значения компонент векторов; w и h — ширина и высота поля в количестве векторов. Коэффициент корреляции полей расстояний векторных полей рассчитывался по формуле

$$k_r = \frac{1}{2wh} \left[\frac{\sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h (Dx_{ij} - \overline{Dx})(Dxp_{ij} - \overline{Dxp})}{\sigma_{Dx} \sigma_{Dxp}} + \frac{\sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h (Dy_{ij} - \overline{Dy})(Dyp_{ij} - \overline{Dyp})}{\sigma_{Dy} \sigma_{Dyp}} \right],$$

где Dx, Dxp, Dy, Dyp — поля расстояний векторных полей [16], которые необходимы для перехода от двухкомпонентных данных векторного поля к однокомпонентным; $\overline{Dx}, \overline{Dxp}, \overline{Dy}, \overline{Dyp}$ — средние значения полей расстояний; σ — СКО поля расстояний. В нашем случае каждый элемент поля расстояний находится следующим образом:

$$D_{ij} = \sum_{k=1}^w \sum_{l=1}^h (|x_{ij} - x_{kl}| + |y_{ij} - y_{kl}|), \quad i = 1, \dots, w, \quad j = 1, \dots, h.$$

Методика оценки нормированной величины минимального СКО (σ_{\min}) основана на разделении всего поля на блоки размером $M = m \times m$ с последующим нахождением их СКО и выборе его минимального значения; при этом значения компонент векторов приводятся к диапазону 0–1:

$$\sigma_{\min} = \min_k \left\{ \frac{1}{2} \left[\sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (xn_{ij} - \overline{xn})^2} + \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (yn_{ij} - \overline{yn})^2} \right] \right\},$$

$$xn = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad yn = \frac{y_i - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}}, \quad k = (w - m + 1)(h - m + 1),$$

где $x_{\max}, x_{\min}, y_{\max}, y_{\min}$ — минимальные и максимальные значения соответствующих компонент векторных полей; $\overline{xn}, \overline{yn}$ — среднеарифметические значения нормированных компонент векторов в заданном окне размером $m \times m$.

3. Результаты расчётов и их обсуждение. 3.1. *Серии модельных изображений.* Для проверки предложенного алгоритма были обработаны серии изображений, описанные в разд. 2. Построенные векторные поля (рис. 3, *a—c*) показывают значительное преимущество инкрементного алгоритма перед комбинированным. На рис. 3, *d—i* приведены графики изменения численных характеристик, описание которых дано в разд. 2.3.

Анализ полученных графиков и численных данных (см. таблицу) показывает незначительное различие ошибки определения перемещений для случая растяжения без изменения рельефа и наложения шума (серия 1); алгоритмы (см. разд. 1) показали близкие по

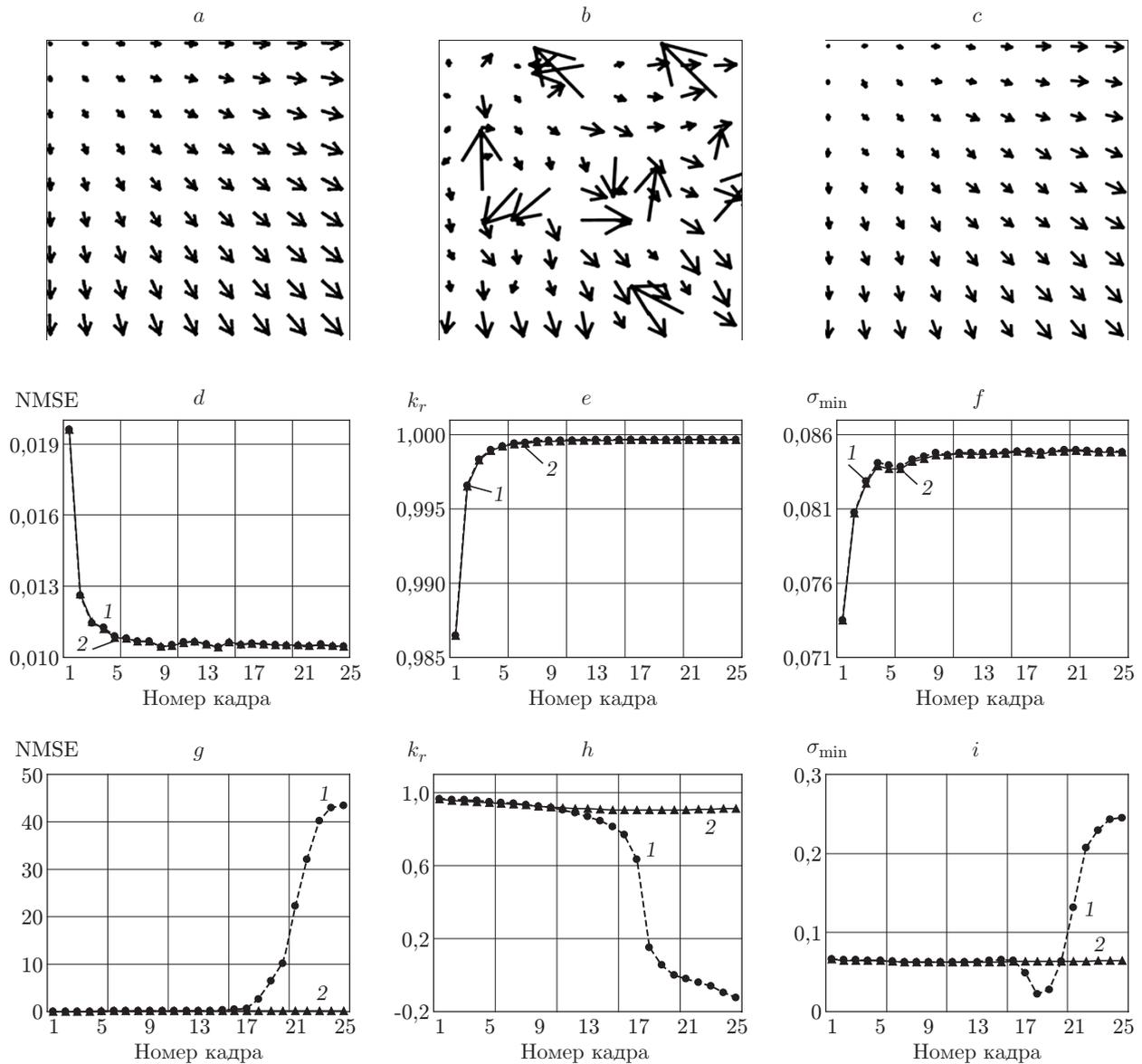


Рис. 3. Сравнение результатов тестирования комбинированного (кривые 1) и инкрементного (кривые 2) алгоритмов: *a*—*c* — векторные поля для 1-го и 20-го кадров (модельное поле (*a*), построенное с помощью комбинированного (*b*) и инкрементного (*c*) алгоритмов); зависимости NMSE (*d*, *g*), k_r (*e*, *h*) и σ_{\min} (*f*, *i*) при параметре $m = 4$ от номера кадра; серия 1 — растяжение с наложением шума (*d*—*f*); серия 2 — растяжение с изменением профиля (*g*—*i*)

величине значения всех вычисленных параметров. Таким образом, можно сделать вывод о практически эквивалентной эффективности двух алгоритмов для анализа изображений поверхности материалов, когда рельеф изменяется незначительно. Изображения содержали шумы, по величине сопоставимые с шумами в реальных изображениях. Для серии 2 (с изменением профиля) очевидно преимущество предложенного инкрементного подхода (см. разд. 1), особенно при существенных изменениях исходной яркостной картины (вторая половина серии). В то же время следует заметить, что для начальных изображений серии комбинированный алгоритм показывает чуть более высокую эффективность (см. таблицу). Такой результат связан с накоплением незначительной ошибки при переходе от кадра к кадру в случае применения инкрементного алгоритма, что не происходит при ис-

**Данные, иллюстрирующие функционирование
комбинированного и инкрементного алгоритмов**

Величина	Алгоритм	Серия 1: растяжение с зашумлением		Серия 2: растяжение с изменением профиля	
		Номер кадра N		Номер кадра N	
		3	23	3	23
NMSE	комбинированный	0,011	0,010	0,062	40,172
	инкрементный	0,011	0,010	0,069	0,113
k_r	комбинированный	0,998	0,999	0,958	-0,059
	инкрементный	0,998	0,999	0,953	0,909
$\sigma_{\min}, m = 4$	комбинированный	0,082	0,084	0,065	0,228
	инкрементный	0,082	0,084	0,064	0,064

пользовании комбинированного алгоритма, где нет суммирования смещений при переходе к следующей паре кадров. Кроме того, из таблицы видно, что в связи с накоплением ошибки коэффициент корреляции для инкрементного алгоритма снижается с 0,953 в начале серии изображений до 0,909 в конце серии.

4. Исследование экспериментальных изображений. Проверку эффективности разработанного алгоритма также проводили на экспериментальных изображениях. Для этого использовали серию оптических изображений, полученных при растяжении образцов меди с покрытием, наплавленным в вакууме электронным лучом. Изображения регистрировались по методике, описанной в [17]. В процессе одноосного статического растяжения образца наблюдалось значительное изменение рельефа его поверхности (рис. 4, *a, b*) вследствие заметных приращений деформации.

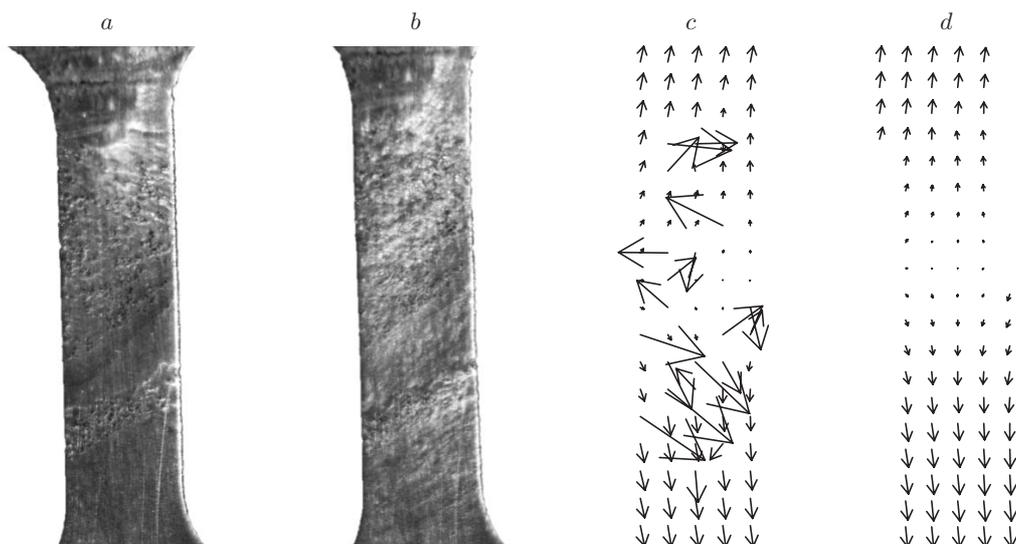


Рис. 4. Результаты тестирования алгоритмов на экспериментальных изображениях поверхности образца: оптические изображения с порядковыми номерами $N = 1$ (*a*) и $N = 123$ (*b*); векторные поля, полученные с применением комбинированного (*c*) и инкрементного (*d*) алгоритмов

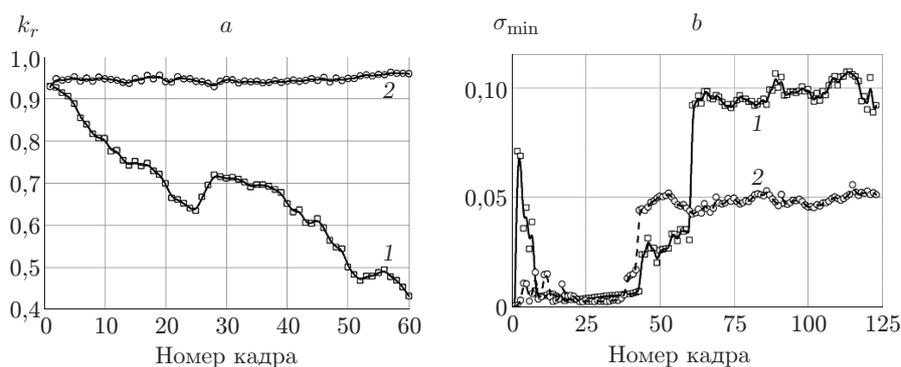


Рис. 5. Результаты тестирования комбинированного (кривые 1) и инкрементного (кривые 2) алгоритмов: графики изменения максимума взаимно корреляционной функции k_r (а) и σ_{\min} (б) в окне размером 8×8 при обработке экспериментальных изображений

На рис. 5, а дан график изменения значения максимума взаимно корреляционной функции, соответствующего вектору с одними и теми же координатами (т. е. одной и той же области изображения) для пар изображений при использовании комбинированного и инкрементного алгоритмов. Приведённая зависимость показывает преимущество инкрементного алгоритма перед комбинированным, что выражается в спаде максимума функции для каждой последующей пары изображений. Поскольку для экспериментальных данных невозможно получить истинные (незашумлённые, полностью корректно построенные) векторные поля, то для такой серии была измерена величина σ_{\min} (рис. 5, б). При сравнении графиков становится очевидным подобие характера изменений данного параметра для модельной (серия 2) и экспериментальной серий изображений: в обоих случаях при достижении определённого количества кадров число некорректных векторов начинает заметно увеличиваться. Это приводит к росту показателя σ_{\min} , что связано с формированием деформационного рельефа и значительными изменениями отражательной способности материала.

Наблюдаются также некоторые осцилляции в изменении анализируемого параметра на графике рис. 5, б по сравнению с относительно гладкой формой графиков на рис. 3, i, что отражает характер наблюдаемых процессов. В первом случае это экспериментальные изображения, на которых рельеф поверхности материала «изменяется нелинейно» и неоднородно, кроме того, на изображениях присутствуют шумы. Во втором случае это модельные изображения, изменение профиля которых характеризуется линейной зависимостью (см. разд. 2). Таким образом, полученные данные (см. рис. 5) согласуются с результатами исследований серии модельных изображений (см. рис. 3, h, i).

Заключение. В представленной работе предложен инкрементный алгоритм построения полей векторов перемещений, основанный на комбинированном подходе, состоящем из корреляционного метода, позволяющего проводить оценку смещений участка с пиксельной точностью, и дифференциального метода Lucas — Kanade, обеспечивающего субпиксельную точность.

В отличие от классического корреляционного метода, в котором оценка перемещений производится без учёта изменений на поверхности материала, предложенный алгоритм обладает достаточной помехоустойчивостью для оценки перемещений во всём диапазоне приращения деформации.

Показана эффективность предложенного инкрементного алгоритма при анализе серий модельных и экспериментально полученных изображений поверхности в условиях значительного изменения деформационного рельефа. При незначительных приращениях дефор-

мации на поверхности материала точность определения перемещений оказывается немного ниже, чем у комбинированного алгоритма.

Основным недостатком предложенного алгоритма является малая по величине ошибка, которая последовательно накапливается от пары к паре изображений (для серии 2 NMSE возрастает с 0,069 в начале серии до 0,113 в конце), но, по всей видимости, для значительно более длинных серий изображений она будет существенно увеличиваться. В связи с этим дальнейшие исследования будут направлены на снижение накопленной ошибки с применением комплексных итеративных подходов.

Исследование алгоритмов на серии модельных изображений, характеризующих изменение профиля поверхности, показало, что при существенном изменении деформационного рельефа ошибка оценки перемещений комбинированным алгоритмом резко возрастает в отличие от инкрементного алгоритма. Продемонстрировано, что преимущество инкрементного алгоритма перед комбинированным в наибольшей степени проявляется на графике взаимно корреляционной функции (см. рис. 3, *h* и 5, *a*).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Barron J. L., Fleet D. J., Beauchemin S. S.** Performance of optical flow techniques // Intern. Journ. Comput. Vis. 1994. **12**, N 1. P. 43–77.
2. **Sutton M. A., Orteu J.-J., Schreier H.** Image Correlation for Shape, Motion and Deformation Measurements: Basic Concepts, Theory and Applications. Springer, 2009. 321 p.
3. **Horn B. K. P., Schunck B. G.** Determining optical flow // Artif. Intel. 1981. **17**, N 1–3. P. 185–203.
4. **Lucas B. D., Kanade T.** An iterative image registration technique with an application to stereo vision // Proc. of the 7th Intern. Joint Conf. on Artificial Intelligence. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1981. Vol. 2. P. 674–679.
5. **Lucas B. D.** Generalized Image Matching by the Method of Differences: Doctoral Dissertation. Robotics Institute, Carnegie Mellon University, July, 1984. 167 p.
6. **Fleet D. J., Jepson A. D., Jenkin M.** Phase-based disparity measurement // CVGIP: Image Understanding. 1991. **53**, N 2. P. 198–210.
7. **Anandan P.** A computational framework and an algorithm for the measurement of visual motion // Intern. Journ. Comput. Vis. 1989. **2**, N 3. P. 283–310.
8. **Панин С. В., Титков В. В., Любутин П. С.** Исследование эффективности алгоритмов фильтрации векторных полей при оценке деформации материалов методом корреляции цифровых изображений // Автометрия. 2013. **49**, № 2. С. 57–67.
9. **Панин С. В., Титков В. В., Любутин П. С.** Сглаживание векторных полей с использованием поверхностей Безье при оценке деформации методом корреляции цифровых изображений // Автометрия. 2014. **50**, № 1. С. 74–81.
10. **Hanna K.** Direct multi-resolution estimation of ego-motion and structure from motion // Proc. IEEE Workshop on Visual Motion. Princeton, USA, 1991. P. 156–162.
11. **Stein G. P., Sashua A.** Model-based brightness constraints: On direct estimation of structure and motion // Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. San-Juan, 1997. P. 400–406.
12. **Сырямкин В. И., Панин С. В.** Оптико-телевизионный метод исследования поведения и диагностики состояния нагруженных материалов и элементов конструкций // Вычислительные технологии. 2003. **8**, спец. вып. С. 10–25.
13. **Wang C.-M., Fan K.-C., Wang C.-T.** Estimating optical flow by integrating multi-frame information // Journ. Inform. Sci. and Eng. 2008. **24**, N 6. P. 1719–1731.

-
14. **Irani M.** Multi-frame optical flow estimation using subspace constraints // Proc. of the 7th International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece, 20–27 Sept., 1999. Vol. 1. P. 626–633.
 15. **Любутин П. С., Панин С. В.** Исследование точности и помехоустойчивости построения векторов перемещений при оценке деформаций оптико-телевизионным методом // Вычислительные технологии. 2006. 11, № 2. С. 52–66.
 16. **Воскобойников Ю. Е., Белявцев В. Г.** Нелинейные алгоритмы фильтрации векторных сигналов // Автометрия. 1999. № 5. С. 97–105.
 17. **Панин В. Е., Панин С. В., Бяков А. В. и др.** Многомасштабный метод анализа деформации металлических сплавов и углерод-углеродных композиционных материалов по данным тензометрии, картирования деформации на поверхности и акустоэмиссии // Контроль. Диагностика. 2011. № 11(161). С. 56–62.

Поступила в редакцию 18 января 2013 г.
