

Автоматический выбор размера ядра корреляции в задаче оценки деформации материалов методом корреляции цифровых изображений

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

¹Институт физики прочности и материаловедения СО РАН, Томск, Россия

²Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Россия

*Контактный e-mail: svp@ispms.tsc.ru

Предложен алгоритм выбора размера ядра корреляции при построении полей векторов перемещений методом корреляции цифровых изображений. Проведено тестирование алгоритма на модельных и экспериментально полученных оптических изображениях, характеризующихся различной текстурой. Исследовано влияние размера ядра корреляции и текстуры изображения на помехоустойчивость определения перемещений. Показано, что предлагаемый алгоритм позволяет установить размер ядра корреляции, обеспечивающий минимальную ошибку определения перемещений и оценки деформации материала.

Ключевые слова: размер площадки корреляции, векторное поле, интенсивность деформации сдвига, корреляция цифровых изображений.

Введение

Оптический метод оценки деформации материала, основанный на корреляции цифровых изображений (именуемый в зарубежной литературе DIC — Digital Image Correlation), включает два основных этапа: 1) построение поля векторов перемещений и 2) последующий расчет компонентов деформации [1]. Большинство исследований в области разработки алгоритмов построения векторов перемещений направлено на повышение точности и увеличение помехоустойчивости определения перемещений [2, 3] либо увеличение быстродействия.

В современных DIC-системах перед нагружением на поверхности исследуемого материала с помощью двух баллонов краски формируется спекл-картина [1]. Это позволяет повысить контрастность изображений и обеспечить достоверное определение перемещений. При этом форма и размер элементов спекла могут существенно влиять на точность и помехоустойчивость измерения перемещений. В работе [4] исследовано влияние размера элементов спекла (пятен) на точность определения перемещений методом DIC. Погрешность измерения вычислялась как сумма систематической ошибки, вызванной субпиксельной ошибкой при определении перемещений, и случайной погрешности, обусловленной наличием шумов и их уровнем. Показано, что радиус пятен в спекле порядка 3–4 пикселей обеспечивает минимальную ошибку определения перемещений.

Помимо выявления оптимального размера элементов спекла, существует проблема выбора размера ядра корреляции. Под ядром корреляции подразумевается площадка

изображения, для которой определяется перемещение, и ее центр соответствует координатам искомого вектора перемещений. В зарубежной литературе для обозначения размеров фрагментов изображений, участвующих в работе корреляционного алгоритма, применяется термин *subset size*. Далее в статье будем использовать термин “размер площадки корреляции”, который, по нашему мнению, наиболее соответствует термину *subset size*. Заметим, что в методе определения оптического потока площадка корреляции, как правило, соответствует небольшим по площади фрагментам изображения, что обусловлено прежде всего необходимостью снижения вычислительных затрат при построении полного поля перемещений, а также обеспечения достаточно высокой плотности векторов поля перемещений [5–7]. Наличие шумов на изображении, деформация наблюдаемых объектов, а также малый размер площадки корреляции обуславливают появление ошибок в оценке перемещений. Частично проблема их наличия может быть решена посткорректировкой поля векторов перемещений, в качестве которой используются пространственная фильтрация [8], сглаживание [9] и т. п. Другим способом решения проблемы влияния шумов является увеличение размера площадки корреляции [10, 11], что в свою очередь приводит к усреднению величин перемещений. Такое усреднение в большинстве случаев также негативно сказывается на точности определения деформации, в том числе когда перемещения соседних участков отличаются друг от друга по величине и направлению. Таким образом, размер площадки корреляции должен иметь достаточную величину для сопоставления участков изображений и минимизации влияния помех и шумов и, с другой стороны, приводить к минимальному сглаживанию поля векторов перемещений.

В работе [12] исследовалась проблема выбора размера площадки корреляции и в качестве варианта ее решения предложен подход, в основе которого лежит определение суммы квадратов градиентов интенсивности участков изображения SSSIG (Sum of Square of Subset Intensity Gradients). Оценено влияние размера площадки корреляции, а также шума на изображении на ошибку определения перемещений. В [1] приводятся рекомендации по выбору размера площадки корреляции в зависимости от физического размера образца материала, изображенного на фотографии, а также от разрешения изображения (оптической системы) и размера элементов спекла (пятен). Приведенная информация является скорее рекомендацией по проведению съемки материалов для обеспечения требуемой точности, чем конкретным алгоритмом выбора размера площадки корреляции.

Таким образом, проблема автоматического выбора размера площадки корреляции (*subset size*), содержащей достаточно уникальные и идентифицируемые особенности (объекты на изображении) для обеспечения надежного и точного определения перемещений, является предметом исследований. В настоящей работе поставлена задача разработки алгоритма выбора размера площадки корреляции без использования дополнительной информации об условиях съемки (распределении шума на изображении, размере элементов спекла и т. п.), а также без участия оператора (т. е. без предварительного задания каких-либо параметров расчета).

1. Алгоритм выбора размера площадки корреляции

Как было указано выше, один из основных этапов метода DIC — это построение поля векторов перемещений. Алгоритм определения перемещений основан на установлении соответствия между участками двух изображений путем вычисления взаимно корреля-

ляционной функции (ВКФ) и поиске ее экстремума [13]. Нахождение максимума ВКФ в пределах зоны сканирования производится построчно с шагом 1 пиксел. Размер зоны сканирования (sa) и шаг построения векторов ($step$) (рис. 1, *a*) изначально задаются оператором. На рис. 1, *a* приняты следующие обозначения: n — размер стороны площадки, в пределах которой вычисляется коэффициент корреляции, sa — размер стороны зоны сканирования, $step$ — шаг построения векторов, I_x, J_x — координаты левого верхнего угла участка изображения.

В настоящей работе предлагается алгоритм определения размера площадки корреляции CA из набора значений n , лежащих в диапазоне $0 < n < \min\{w/4; h/4\}$, где w и h — ширина и высота изображения, \min — оператор выбора минимального значения аргументов (параметров изображения) (рис. 2). Необходимо учитывать, что увеличение размера n приводит к возрастанию объема вычислений, а также к усреднению оценки перемещений, т. е. потере точности определения деформации, а уменьшение n в силу недостаточности локальной информации может вызвать ошибки оценки перемещений, поскольку различные участки могут иметь похожий характер распределения яркости. Если на изображении имеются области с примерно одинаковой яркостью пикселей, например участки низкой контрастности, то значение коэффициента корреляции для пар таких областей будет стремиться к единице. Это может привести к возникновению ошибок при построении векторного поля, так как найденное перемещение может как отвечать искомому участку, так и приводить к построению некорректного вектора.

Таким образом, на основании изложенного предложен алгоритм, основанный на вычислении автокорреляционной функции и количественной ее характеристике, включающий следующие этапы.

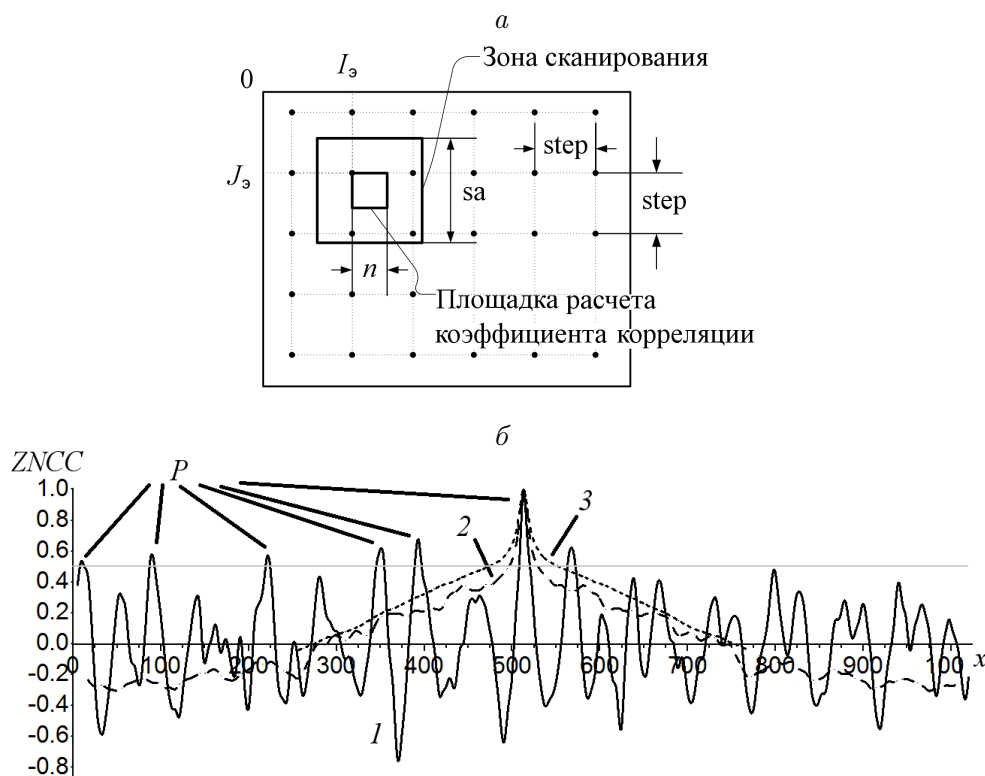


Рис. 1. Принцип построения поля векторов перемещений (*a*) и пример распределения автокорреляционной функции для трех значений n : $n = 8$ (1), $n = 64$ (2), $n = 512$ (3) (*б*)

1. На данном этапе вычисляются значения автокорреляционной функции в горизонтальном и вертикальном направлениях. Для расчета используется нормированный коэффициент корреляции с нулевым средним [13, 14]:

$$ZNCC = \frac{\sum(X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{\sqrt{\sum(X - \bar{X})^2(Y - \bar{Y})^2}}, \quad (1)$$

где X, Y — яркости сравниваемых участков изображения; $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n X_t, \bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Y_t$ — средние значения яркостей тех же участков. Каждое значение автокорреляционных функций вычисляется как среднееарифметическое для трех строк либо трех столбцов изображения соответственно. Расчеты проводятся для первых, центральных, последних строк и столбцов (таких, чтобы размеры сравниваемых участков вписывались

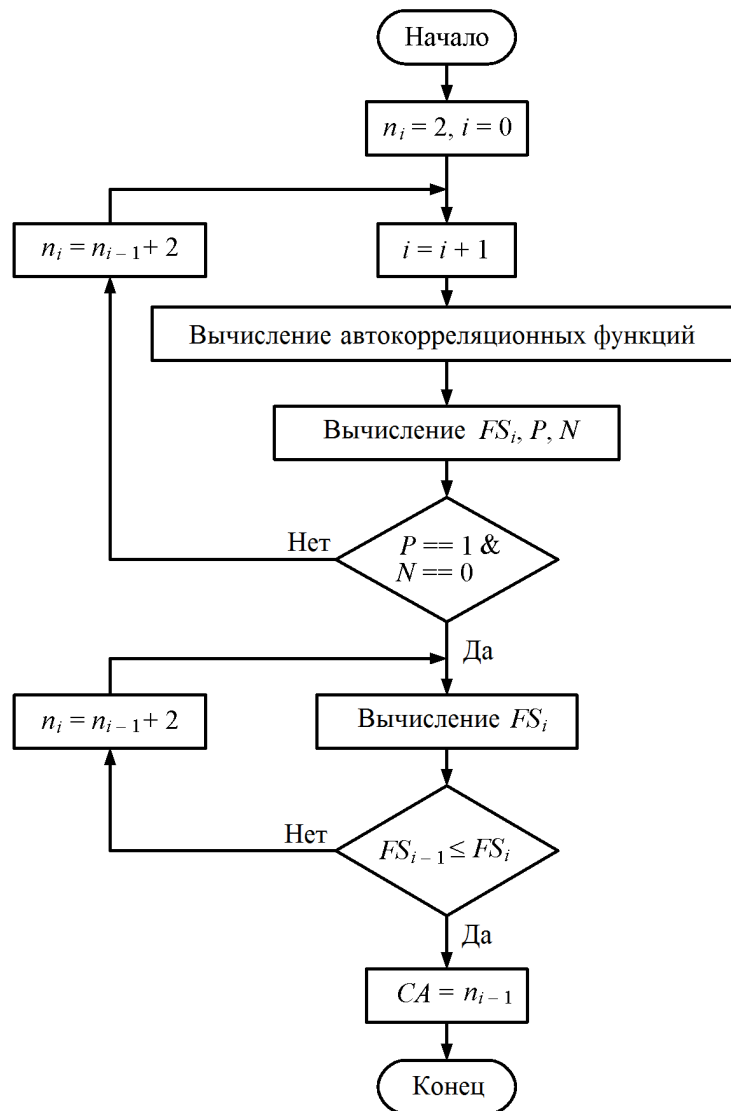


Рис. 2. Схема алгоритма выбора размера площадки корреляции (n_i — значение n на i -й итерации алгоритма)

в изображение). Для строки/столбца автокорреляционная функция вычисляется относительно центрального участка изображения размером $n \times n$ пикселей с шагом в один пиксел.

2. Для рассчитанных значений автокорреляционной функции в горизонтальном и вертикальном направлениях для параметра n , изменяющегося в диапазоне $2 < n < 64$, вычисляются следующие параметры: FS — ширина автокорреляционной функции $ZNCC$ на уровне 0.5 в пикселах (рис. 1, б); N — количество малоконтрастных областей на изображении. Малоконтрастными будем считать области, в которых яркости пикселей имеют среднеквадратическое отклонение меньше заданного порога. В настоящей работе используется порог, равный 10. В таких областях отсутствуют заметные перепады яркости, связанные, например, с наличием трещин на поверхности, границами структурных элементов, нанесенными элементами спекла и т.п. Это приводит к тому, что невозможно найти соответствие между участками изображений, так как в формуле (1) величина разности стремится к нулю. Здесь P — количество пиков автокорреляционной функции, превышающих уровень 0.5. Данный параметр характеризует количество областей изображения, подобных по распределению яркости.

3. Этапы 1–2 повторяются для различных значений n .

4. Устанавливается минимальная величина n , для которой выполняются следующие условия с целью выбора размера CA :

- количество пиков P должно равняться 1, т.е. каждый участок изображения размером $n \times n$ должен иметь достаточно уникальное распределение яркости;
- количество областей N на изображении, для которых выполняется условие низкой контрастности (см. выше этап 2), должно быть равным нулю, т.е. все области изображения должны характеризоваться значительными перепадами яркости.

5. Затем, начиная с выбранного на четвертом этапе значения n , подбирается такое, для которого величина параметра FS будет меньше рассчитанного при следующем значении n (см. рис. 2) или равна ему. Полученное значение и принимается в качестве искомого CA .

Если в процессе работы алгоритма какое-либо из условий не выполняется, это будет свидетельствовать о недостаточно контрастной текстуре изображения. Если эту проблему невозможно решить путем формирования на поверхности объекта измерения достаточно контрастной спекл-картины, то следует принять тот размер CA , которому соответствуют минимальные значения параметров P и N .

2. Методика тестирования

2.1. Формирование серий тестовых изображений

В общей постановке генерация серий модельных изображений состоит из двух этапов: 1) формирование изображения модельной поверхности; 2) формирование серии изображений модельной поверхности с учетом приращения деформации. Всего исследовано шесть серий изображений, три из которых модельные (получены искусственно).

Модель многослойного изображения. Изображение (рис. 3, а) получали из заданного количества слоев псевдослучайных чисел; при этом каждый слой соответствует определенной пространственной частоте [15]. Первый слой некоторого заданного исходного размера заполняется псевдослучайными значениями с равномерным распределением. Затем размер данного слоя увеличивается в два раза с помощью интерполирования

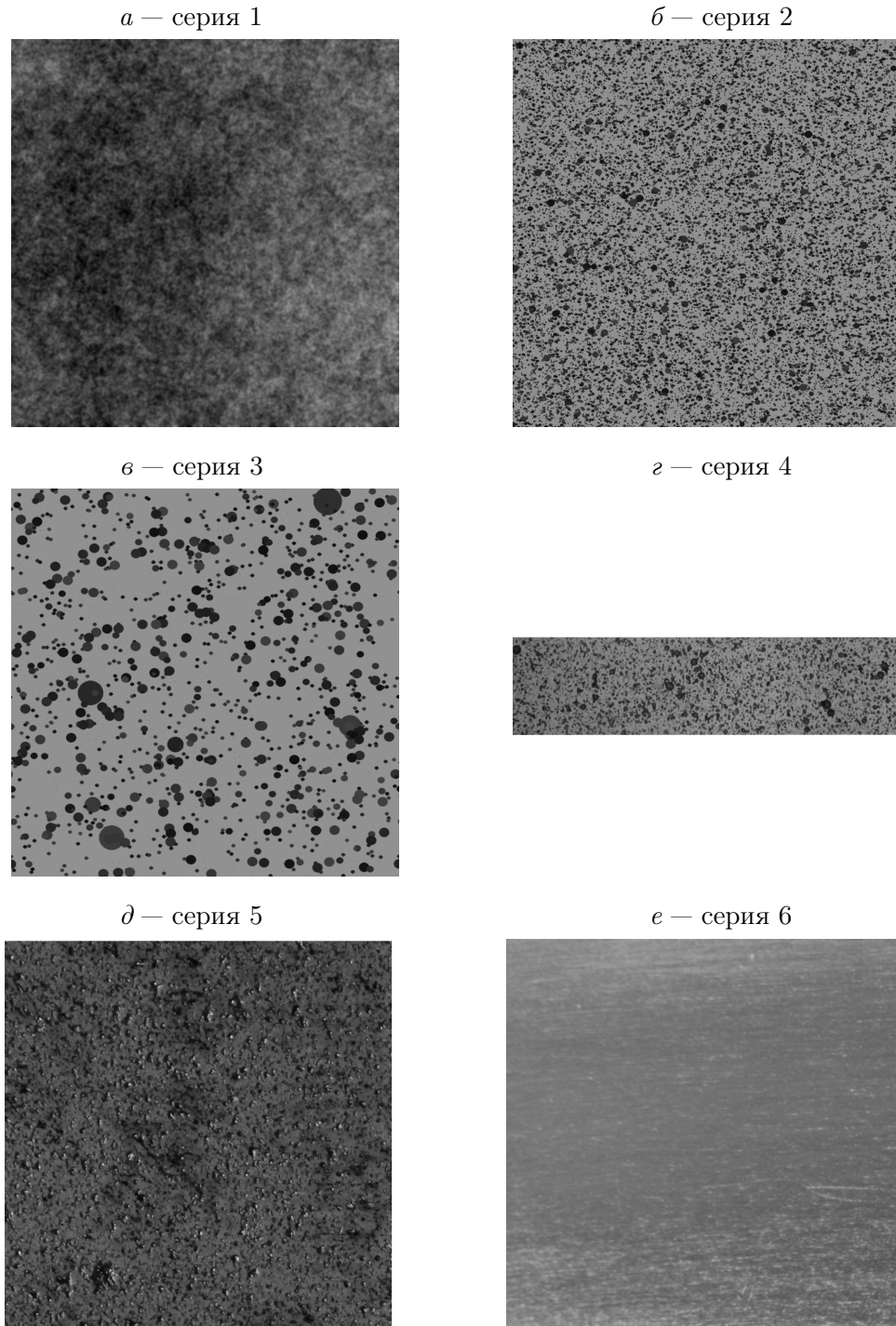


Рис. 3. Примеры модельных ($a-e$) и экспериментальных ($г-e$) изображений

бикубическим B -сплайном. Второй слой формируется аналогично первому, но перед увеличением своего размера он складывается попиксельно с первым. Итеративно генерируются несколько слоев, и на каждой итерации конечный размер изображения увеличивается в два раза. После генерации всех слоев проводятся масштабирование и нормировка яркости в диапазоне от 0 до 255. Таким образом, имея начальный слой размером 4×4 пиксела, после восьми итераций получаем модельное изображение размером 1024×1024 пикселей.

Модель спекла (окрашенной поверхности). При создании модельного изображения спекла (рис. 3, б) стояла задача формирования изображения, подобного экспериментально получаемым при фотографировании образца (рис. 3, з). Для этого изображение “заливали” цветом, близким к цвету поверхности образца на экспериментально регистрируемых фотографиях. Затем в “случайно” заданных (по нормальному закону распределения) участках генерировали окружности (имитирующие капли распыляемой краски — пятна спекла) радиусом от 0 до 10 пикселей, уровень (градация) серого которых задавался случайным образом.

Модель спекла. Размер пятен увеличен в четыре раза (рис. 3, в).

Последующие три серии изображений (рис. 3, з – е) были сформированы из экспериментально полученных при нагружении материалов.

Алюминиевый сплав А2024 с напыленным спеклом. Изображение (рис. 3, з) записано при растяжении образца алюминиевого сплава А2024, на поверхности которого с помощью аэрозольных баллонов с черной и серой краской была сформирована спекл-картина.

Углерод-углеродный композит с напыленным спеклом (рис. 3, д). Данный материал представляет собой псевдоизотропный композит из слоев однонаправленных углеродных лент, спеченный в углеродной матрице. Процесс получения изображений поверхности описан в [16].

Алюминиевый сплав Д16АТ без напыленного спекла (рис. 3, е). Изображение образца получено при проведении механических испытаний на растяжение [17].

Формирование серии изображений модельной поверхности с учетом приращения деформации. С целью моделирования изменений на поверхности при нагружении по схеме одноосного растяжения задавали смещение каждой точки модельной поверхности. Яркость каждого пиксела изображения пересчитывали для заданного приращения деформации. В результате из начального изображения получали серию с заданным конечным приращением деформации и известным распределением векторов перемещений. Таким образом, из начального изображения формируется вся серия, состоящая из заданного количества кадров и отражающая схему одноосного растяжения.

В результате сгенерировано шесть серий изображений, каждая из которых содержит шесть кадров, отражающих растяжение образца с приращением деформации 1 % при конечном удлинении 5 %. Далее в тексте серии изображений для краткости будем называть “серия 1”, “серия 2” и т. д.

2.2. Оценка ошибки определения деформации

Так как в работе выбрана схема одноосного растяжения, для получения количественной оценки “точности” оценки деформации достаточно оценить ошибку расчета продольной компоненты тензора дисторсии ε_{xx} . Кроме того, поскольку растяжение равномерное, заданная и экспериментально рассчитанная величины ε_{xx} должны быть константами по всему полю. Поэтому ошибку оценивали через среднеарифметическую поэлементную абсолютную разность полей деформации — заданную (модельную) и расчетную ε_{xx} :

$$\delta\varepsilon_{xx} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N |\varepsilon_{xx_{\text{мод}i}} - \varepsilon_{xx_{\text{расч}i}}|. \quad (2)$$

3. Результаты расчетов и их обсуждение

На рис. 4, *a* показаны графики изменения параметров FS , N , P (см. разд. 2) для модели многослойного изображения (см. рис. 3, *a*). Видно, что при малых значениях n указанные параметры характеризуются максимальными значениями (от 30 до 1000), после чего их значения снижаются и остаются на примерно постоянном низком уровне.

Поскольку FS , N , P различаются по абсолютной величине, для более наглядного отображения была проведена их нормировка до диапазона от 0 до 1 (см. рис. 4, *б-ж*). Нормировка представляет собой преобразование вида

$$x_{\text{норм}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (3)$$

где x_{\min} — минимальное, x_{\max} — максимальное значения величины. Максимальные значения FS , N , P при малых величинах n объясняются малым количеством контрастных объектов (неоднородностей) на изображении, которые лежат в пределах площадки корреляции. Из этого следует:

- количество пар участков на изображениях с коэффициентом корреляции, близким к единице, достаточно велико (для параметра P);
- число малоконтрастных областей также велико (для параметра N);
- на распределении автокорреляционной функции присутствует множество пиков с амплитудой больше 0.5, что приводит к высокому итоговому значению параметра FS .

Последующий спад параметров FS , N , P по мере увеличения n является следствием возрастания числа лежащих в пределах площадки корреляции объектов (неоднородностей) изображения (например, пятен спекла). Соответственно число пар участков, имеющих коэффициент корреляции, близкий к 1 (параметр P), стремится к единице. Количество малоконтрастных областей будет стремиться к нулю (параметр N); количество пиков на распределении автокорреляционной функции стремится к единице, в то время как ширина пика должна иметь минимальное значение (параметр FS). На рис. 4 наблюдается различная крутизна спада характеристик FS , N , P : для серий 1, 3, 6 — пологий спад; для серий 2, 4, 5 — более резкий. Это объясняется степенью контрастности изображений и числом объектов (неоднородностей) на изображении (например, размером пятен спекла, рельефом на поверхности материала и пр.).

Для изображений с достаточно малой контрастностью текстуры (серии 1, 6), а также содержащих относительно крупные малоконтрастные области (объекты) (серия 3) необходимо большее значение n для того, чтобы FS , N , P достигли минимальных значений. По этой причине характер изменения этих параметров по мере возрастания n более плавный. И, наоборот, для более контрастных изображений (серии 4, 5) и изображений с малым размером пятен спекла (серия 2) уже при относительно небольших значениях n параметры FS , N , P достигают минимума. В результате наблюдается резкий спад графиков FS , N , P . В частности, параметр CA возрастает с 10 до 48 (см. таблицу) при увеличении в 4 раза размера пятен спекла в модели окрашенной поверхности (серии 2 и 3), что связано с повышением площади малоконтрастных областей (пятен спекла). Для серии 6, как и для серии 3, характерны большая величина CA и плавное снижение числа малоконтрастных областей (см. рис. 4, *г, ж*), что ожидаемо, так как поверхность образца серии 6 не окрашена. В то же время для образца с нанесенным спеклом (серия 4) модели окрашенной поверхности (серия 2) и изображений с контрастной

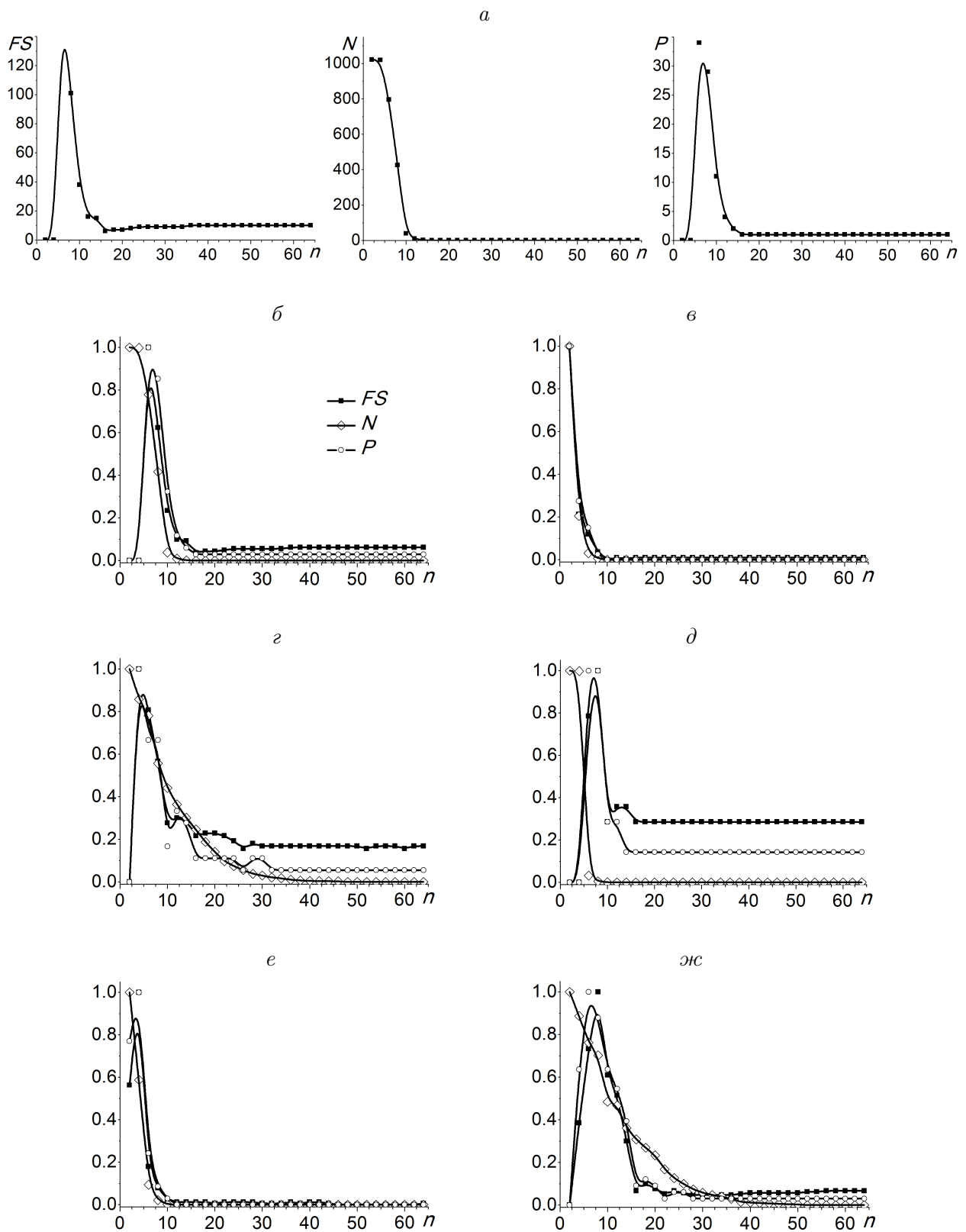


Рис. 4. Зависимости параметров FS , N , P от размера площадки корреляции n : *a*, *б* — серия 1, *в* — серия 2, *г* — серия 3, *д* — серия 4, *е* — серия 5, *ж* — серия 6

Результаты расчета размера CA по параметрам алгоритма и минимальной ошибке ε_{xx}

Серия изображений	P	N	FS	Минимум $\delta\varepsilon_{xx}$	Итог
1	16	16	16	14	16
2	10	10	10	10	10
3	26	48	48	46	48
4	14	12	16	12	16
5	12	12	12	10	12
6	22	52	52	42	52

поверхностью (серии 1 и 5) наблюдается резкий спад рассчитываемых параметров, что свидетельствует о более помехоустойчивом определении размера CA . Таким образом, прослеживается четкая связь между степенью контрастности изображений, характером текстуры на поверхности материала и изменением параметров FS , N , P по мере увеличения n .

Анализ полученных графиков (см. рис. 4) позволяет выбрать оптимальное значение параметра n в соответствии с предлагаемым алгоритмом (см. разд. 1). Для подтверждения оптимальности выбора размера CA были произведены расчеты зависимости ошибки (см. подразд. 2.1) измерения деформации от величины n , на основании которых определены размеры площадки корреляции при наименьшей ошибке измерения деформации (см. таблицу). На рис. 5 приведена зависимость только для серии 4, так как остальные зависимости имеют подобный характер и отличаются только по абсолютным величинам. Из рисунка видно, что малым значениям n соответствуют большие значения ошибки. С увеличением n последняя уменьшается до некоторого значения ($2 \cdot 10^{-3}$) и при последующем росте n остается примерно постоянной. Это объясняется малой контрастностью изображения в пределах площадки корреляции при малых ее размерах. Дальнейшее увеличение n не сопровождается уменьшением ошибки, поскольку количество объектов (неоднородностей) на изображении, приходящихся на единицу площади, уже не возрастает.

Также было замечено, что результаты выбора размера CA не зависят от величины деформации (в рамках проведенных экспериментов и используемого в них диапазона ее изменения), что подтверждается графиками на рис. 5. Видно, что для различных экспериментов по растяжению образцов ошибка измерения деформации достигает минимальной величины при одном и том же значении n .

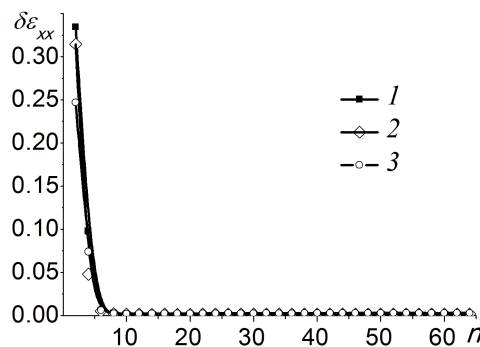


Рис. 5. Зависимости средней ошибки расчета деформации $\delta\varepsilon_{xx}$ от параметра n при следующих значениях деформации: 1 — 1%, 2 — 3%, 3 — 5%

Из таблицы следует, что определенные в результате работы алгоритма размеры площадки корреляции совпадают со значениями, соответствующими минимальной ошибке ε_{xx} , или незначительно превышают их. При этом если размер площадки больше значения, соответствующего минимальной ошибке ε_{xx} , то удастся получить даже меньшую ошибку определения деформации по сравнению со случаем использования меньшего размера площадки. Это связано с тем, что уменьшение размеров CA приводит к появлению большего количества ложных пиков на автокорреляционной функции (см. график автокорреляционной функции на рис. 1, б).

Из проведенного исследования видно, что алгоритм позволяет успешно проводить обработку как модельных, так и экспериментальных изображений. Модельному изображению (серия 3) и экспериментальному с малой контрастностью (серия б) соответствуют более пологие графики зависимостей параметров FS , N , P от CA . Остальные серии изображений, как модельные, так и экспериментальные с более контрастной текстурой, имеют более круто меняющиеся зависимости. Таким образом, на основании полученных данных (см. рис. 4, 5 и таблицу) и их анализа можно сделать вывод, что предлагаемый алгоритм может быть эффективно использован на практике.

Помимо основных выводов, связанных с работой алгоритма, можно заключить, что характер текстуры поверхности (включая размер пятен спекла) и степень контрастности изображения оказывают существенное влияние на подбор оптимальных параметров алгоритмов построения векторного поля, а значит, и на точность и достоверность измерения деформации материалов методом корреляции цифровых изображений. В частности, очевидна прямая зависимость между размером пятен спекла и размером площадки корреляции: при радиусе пятен 0–10 пикселей в серии 2 оптимальный размер CA равен 10, а при радиусе 0–40 пикселей в серии 3 составляет 48 (причем из проведенных авторами расчетов, не вошедших в статью, для серий с большим радиусом пятен спекла данная линейная зависимость сохранялась). Следует отметить, что полученные ниспадающие зависимости ошибки расчета деформации от размера площадки корреляции согласуются с исследованиями, изложенными в [12], как по характеру изменения кривой, так и по большим абсолютным ошибкам для менее контрастных изображений.

Заключение

Предложен алгоритм автоматического выбора размера площадки корреляции в задаче построения векторных полей при оценке деформации методом корреляции цифровых изображений. Работа алгоритма исследована на модельных и экспериментальных данных. По результатам выполнения алгоритма для шести серий изображений с различным характером текстуры определены размеры площадки корреляции, обеспечивающие минимальную ошибку оценки деформации.

Проведено сравнение выявленных в результате применения алгоритма размеров площадок корреляции с размерами, при которых ошибка определения деформации достигает минимального значения. Найдены значения размера площадки корреляции, которым соответствует минимум ошибки. При сравнении значений, определенных с помощью алгоритма, и значений, соответствующих минимальной ошибке, установлено незначительное отклонение первых в большую сторону. Таким образом, разработанный алгоритм эффективен при измерении деформации материалов, имеющих различный рельеф, включая обработку изображений как подготовленных (с напыленным спеклом), так и неподготовленных (малоконтрастных) поверхностей.

Благодарности. Работа выполнена в рамках проектов фундаментальных исследований РАН, гранта РФФИ № 13-07-00009 “Развитие быстродействующих и помехоустойчивых алгоритмов обработки и анализа оптических и акустических сигналов для комбинированного метода контроля состояния нагруженных материалов”.

Список литературы / References

- [1] **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.
- [2] **Xu, L., Jia, J., Matsushita, Y.** Motion detail preserving optical flow estimation // PAMI. 2012. Vol. 34(9). P. 1744–1757.
- [3] **Sun, D., Sudderth, E., Black, M.J.** Layered segmentation and optical flow estimation over time // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE. 2012. P. 1768–1775.
- [4] **Wang, Z., Li Li'an, Wang, S.** Optimization of Speckle Size in Digital Image Correlation Method[OL]. [5 February 2010] http://www.paper.edu.cn/en_releasepaper/content/39956.
- [5] **Horn, B.K.P., Schunck, B.G.** Determining optical flow // Artificial Intelligence. 1981. Vol. 17. P. 185–203.
- [6] **Lucas, B.D., Kanade, T.** An iterative image registration technique with an application to stereo vision // Proc. of Image Understanding Workshop. 1981. P. 121–130.
- [7] **Anandan, P.** A computational framework and an algorithm for the measurement of visual motion // Intern. J. of Comput. Vision. 1989. Vol. 2, iss. 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. Т. 49, № 2. С. 57–67.
Panin, S.V., Titkov, V.V., Lyubutin, P.S. Efficiency of vector field filtration algorithms in estimating material strain by the method of digital image correlation // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. 2013. Vol. 49, iss. 2. P. 155–163.
- [9] **Панин С.В., Титков В.В., Любутин П.С.** Сглаживание векторных полей с использованием поверхности Безье при оценке деформации методом корреляции цифровых изображений // Автометрия. 2014. Т. 50, № 1. С. 74–81.
Panin, S.V., Titkov, V.V., Lyubutin, P.S. Smoothing of vector fields by using the bezier surface for strain estimation by the method of digital image correlation // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. 2014. Vol. 50, iss. 1. P. 61–67.
- [10] **Hanna, K.** Direct multi-resolution estimation of ego-motion and structure from motion // IEEE Workshop on Visual Motion. Princeton. New Jersey, 1991. P. 156–162.
- [11] **Stein, G.P., Shashua, A.** Model-based brightness constraints: On direct estimation of structure and motion // IEEE Conf. on Comput. Vision and Pattern Recognition. San-Juan, 1997. P. 400–406.
- [12] **Пан, В., Xie, H., Wang, Z., Qian, K., Wang, Z.** Study on subset size selection in digital image correlation for speckle patterns // Opt. Express. 2008. Vol. 16(10). P. 7037–7048.
- [13] **Панин С.В., Сырямкин В.И., Любутин П.С.** Оценка деформации твердых тел по изображениям поверхности // Автометрия. 2005. Т. 41, № 2. С. 44–58.
Panin, S.V., Syryamkin, V.I., Lyubutin, P.S. Estimating the strain of solids by surface images // Optoelectronics, Instrumentation and Data Proc. 2005. Vol. 41, iss. 2. P. 42–53.

- [14] **Giachetti, A.** Matching techniques to compute image motion // Image and Vision Comput. 2000. Vol. 18. P. 247–260.
- [15] **Панин С.В., Титков В.В., Любутин П.С.** Инкрементный подход к определению перемещений фрагментов изображений при построении векторных полей // Автометрия. 2014. Т. 50, № 2. С. 39–49.
Panin, S.V., Titkov, V.V., Lyubutin, P.S. Incremental approach to determination of image fragment displacements during vector field construction // Optoelectronics, Instrumentation and Data Proc. 2014. Vol. 50, iss. 2. P. 139–147.
- [16] **Панин С.В., Бурков М.В., Бяков А.В. и др.** Стадийность деформации и разрушения при испытании на срез образцов углерод-углеродного композиционного материала по данным акустической эмиссии, корреляции цифровых изображений и тензометрии // Изв. вузов. Физика. 2012. Т. 55, № 5-2. С. 228–233.
Panin, S.V., Burkov, M.V., Byakov, A.V. et al. Stage pattern of deformation and failure under shear tests of carbon-carbon composite material by data of acoustic emission, digital image correlation and strain gauging // Izv. Vuzov. Fizika. 2012. Vol. 55, No. 5-2. P. 228–233. (in Russ.)
- [17] **Панин С.В., Бяков А.В., Гренке В.В., Шакиров И.В., Юсиф С.А.К.** Многомасштабное исследование стадийности локализованной пластической деформации при растяжении образцов сплава Д16АТ с надрезами акустико-эмиссионным и оптико-телевизионным методами // Физ. мезомеханика. 2009. Т. 12, № 6. С. 63–72.
Panin, S.V., Byakov, A.V., Grenke, V.V., Shakirov, I.V., Yussif, S.A.K. Multiscale monitoring of localized plastic strain evolution stages in notched aluminum AA 2024 alloy tension specimens by acoustic emission and television-optical techniques // Phys. Mesomech. 2010. Vol. 13, No. 3–4. P. 203–211.

*Поступила в редакцию 30 декабря 2014 г.,
с доработки — 11 февраля 2015 г.*

Automatic determination of subset size in the problem of estimation of material strain by digital image correlation method

PANIN, SERGEY V.^{1,2,*}, TITKOV, VLADIMIR V.¹, LYUBUTIN, PAVEL S.^{1,2}

¹Institute of Strength Physics and Material Science SB RAS, Tomsk, 634021, Russia

²National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk, 634050, Russia

*Corresponding author: Panin, Sergey V., e-mail: svp@ispms.tsc.ru

An algorithm for the subset size (correlation kernel) estimation in construction of the displacement vector for application in digital image correlation method is offered. The algorithm is based on the calculation and subsequent analysis of the autocorrelation function that is determined for the central region of an image of $n \times n$ pixels size. The value of n is changed from 2 up to 64. The algorithm estimates the following parameters of the autocorrelation functions: width of the autocorrelation function at the 0.5 level (in pixels), the number of low-contrast regions in the image, number of the peaks in the autocorrelation function above the 0.5 level.

The algorithm was tested with the help of model and experimental optical images which are characterized by different texture. Six series of images, three of which were

the model ones were investigated. Synthetic images were divided into two types: a model of multi-layer image and speckle pattern. Multilayer model image was generated from a predetermined quantity of layers of random numbers. Within this approach each layer corresponds to a specific spatial frequency. Synthetic image, simulating the speckle pattern was generated by random selection of circles with different radius and brightness (by normal distribution) that emulate the sprayed drop — speckle spots.

The influence of the subset size and texture image on robustness for the estimation of displacements was investigated. It is shown that the proposed algorithm can determine the subset size that provides the minimum error for estimation of displacement and deformation.

The subset size for the six series of images with different texture pattern that provides minimum error for strain calculation was estimated using the proposed algorithm. It is shown that the algorithm is efficient in estimating the deformation of materials with different relief, including the processing of both prepared (with sprayed speckle) and unprepared (low contrast) image surfaces.

Keywords: subset size, displacement vector field, shear strain intensity, digital image correlation.

Acknowledgements. The research was performed within programs of fundamental research of State Academies of Sciences (2013–2020) and under the support of RFBR research grant No. 13-07-00009 “Development of fast and robust algorithms for optical and acoustic signal processing and analysis for combined technique for monitoring of conditions of loaded materials”.

Received 30 December 2014

Received in revised form 11 February 2015