

## АНАЛИЗ И СИНТЕЗ СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ

УДК 004.932.2

### ОБНАРУЖЕНИЕ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ ИСКУССТВЕННЫХ ИЗМЕНЕНИЙ ЛОКАЛЬНОГО ПРОИСХОЖДЕНИЯ

Н. И. Глумов<sup>1</sup>, А. В. Кузнецов<sup>1, 2</sup>

<sup>1</sup> Учреждение Российской академии наук  
Институт систем обработки изображений РАН,  
443001, г. Самара, ул. Молодогвардейская, 151  
E-mail: nglu@smr.ru

<sup>2</sup> Государственное образовательное учреждение высшего профессионального образования  
«Самарский государственный аэрокосмический университет  
им. академика С. П. Королёва»,  
443086, г. Самара, Московское шоссе, 34  
E-mail: kuznetsoff.andrey@gmail.com

Предложено решение задачи обнаружения локальных искусственных изменений (фальсификаций) изображений. Рассмотрены основные свойства изображений (наличие дубликатов, ресэмплирование, применение JPEG-сжатия), на основе анализа которых можно выделить произведённые изменения. Известные методы обнаружения перечисленных свойств пока не удовлетворяют в полной мере требованиям к оценке достоверности фотографий ни по надёжности, ни по вычислительной сложности. Решается задача развития этих методов и улучшения их характеристик в целях возможного применения для обнаружения локальных искусственных изменений на крупноразмерных изображениях.

*Ключевые слова:* ресэмплирование, JPEG, дубликаты, преобразование Фурье — Меллина.

**Введение.** Искусственное изменение локальных областей на изображении может быть фальсификацией снимка, производимой в политических, рекламных, зачастую корыстных целях. Известны примеры фальсификаций исторических фотографий (рис. 1).

С появлением цифровых технологий обработки изображений возможности для создания фальсифицированных изображений значительно расширились. Не представляет трудности изменить часть изображения с помощью современных редакторов цифровых изображений (например, Adobe Photoshop). Применение таких алгоритмов обработки, как сглаживание границ, размытие области, увеличение и уменьшение контраста, приводит к тому, что даже опытный взгляд не распознаёт подделку.

Распространение фальсифицированных изображений может нанести значительный ущерб политическим, экономическим, научным интересам общества. В связи с этим актуальна задача разработки методов и алгоритмов выявления искусственных локальных изменений на изображениях. Именно цифровые алгоритмы анализа позволяют установить наличие изменений, локализовать их, определить (при необходимости) параметры применённых алгоритмов.

Ключевой момент при фальсификации изображения — замена части (фрагмента произвольной формы) исходного изображения, т. е. локальное встраивание нового фрагмента, в качестве которого могут использоваться как участки исходного изображения (например, фона или некоторой текстуры), так и фрагмент совершенно другого изображения. В соответствии с этими способами встраивания разрабатываются алгоритмы выявления изменений. В первом случае алгоритмы направлены на определение дублирующихся областей



Рис. 1

(дубликатов) на изображении (возможно, с небольшими изменениями яркости, геометрии), а во втором — на выявление отличающихся свойств исходного изображения и встроеного фрагмента. К таким свойствам относятся характеристики применённых к изображениям алгоритмов преобразований: ресэмплирование, JPEG-сжатие, цветовое преобразование.

Существующие методы выявления изменений [1], как правило, предназначены для анализа изображений небольшого размера и применяются исключительно для сравнения различных изображений между собой, но не для поиска локальных встраиваний. Ввиду этого при обработке используется больше системных ресурсов, что накладывает дополнительные ограничения на обработку. Такой подход не годится при анализе изображений, размер которых многократно превышает размер изменённой локальной области.

Цель данной работы — создание и исследование алгоритмов выявления локальных изменений на крупноразмерных изображениях. Преимуществом предлагаемых алгоритмов является то, что для их работы не требуется вмешательства оператора. В существующем алгоритме обнаружения JPEG-сжатия [1] описана только отличительная характеристика JPEG-изображений друг от друга по параметру кратности произведённых сжатий (далее требуется визуальный анализ для выявления отличий между изображениями).

**Обнаружение дубликатов на изображении.** Одна из задач фальсификации — устранение на изображении некоторого объекта. Такая операция обычно производится путём замены соответствующей области изображения участками фона, окружающего удаляемый объект. Это легко сделать в современных системах обработки: например, с помощью инструмента Clone Stamp в Adobe Photoshop несложно убрать изображение человека с фотографии, закрыв его текстурой (морской пеной) (рис. 2, *a, b*) [2]. Следует отметить, что при замене одних фрагментов изображения другими могут осуществляться различные преобразования (яркостные, геометрические) дублируемых фрагментов.

Известные алгоритмы выявления дубликатов [2–4] основаны на разбиении анализируемого изображения на квадратные блоки (как правило, непересекающиеся) и их попарном сравнении. При таком подходе возникает множество проблем, основные среди которых:

1. Выбор размера блока. При малом размере блока число требуемых сравнений оказывается недопустимо большим для практической реализации алгоритма. При большом размере блока он может оказаться больше дублируемой области, что приведёт к невозможности её выявления.

2. Выбор схемы разбиения изображения на блоки. При использовании разбиения без перекрытий могут быть не выявлены дубликаты, расположенные на границе блоков. Использование же перекрытий ведёт к резкому увеличению числа блоков.

3. Выбор алгоритма сравнения. Непосредственное сравнение каждой пары блоков в пространственной или спектральной области недопустимо с вычислительной точки зрения.

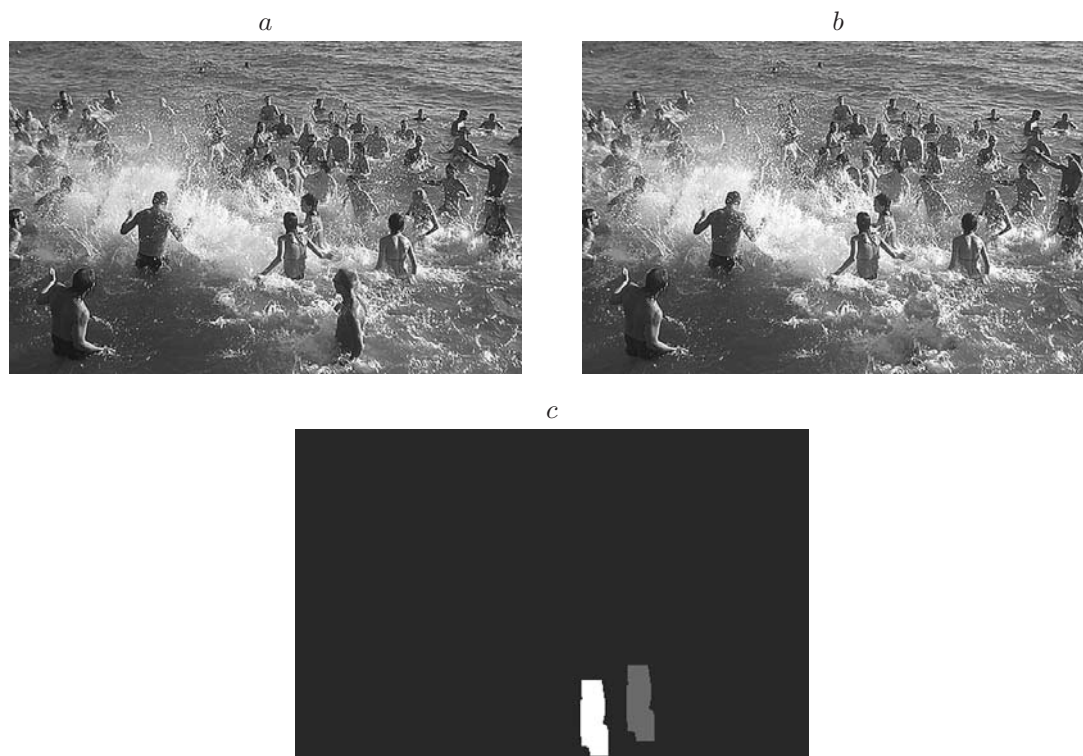


Рис. 2

Альтернативой может служить использование небольшого (по сравнению с количеством пикселей в блоке) числа признаков.

4. Выбор признаков, инвариантных к возможным искажениям дублируемого фрагмента изображения.

5. Выбор решающего правила для выявления идентичности блоков и определение его параметров, т. е. параметрическая настройка по известным образцам изображений с дубликатами.

В работах по данной тематике [2–4] не уделяется достаточного внимания всем этим проблемам: они либо неполно описаны, либо выбраны конкретные решения без надлежащего обоснования и не всегда удовлетворяющие всем требованиям к алгоритму по надёжности и вычислительной сложности.

Предлагаемый подход включает в себя решение всех поставленных вопросов. Он основан на следующих принципах, обеспечивающих оптимизацию задачи в координатах «надёжность решения — вычислительная сложность»:

1. Применение преобразования Фурье — Меллина [5, 6] для вычисления признаков, инвариантных к повороту и масштабированию фрагмента изображения, которые используются при сравнении блоков. Инвариантность к линейным преобразованиям яркости легко обеспечивается предварительной обработкой блока изображения.

2. Использование схемы с перекрытиями блоков (повышает надёжность алгоритма) и режима скользящего окна для рекурсивного вычисления спектра Фурье (снижает вычислительную сложность).

Пусть  $X(m, n)$  — блок исходного изображения размером  $N \times N$ , а  $X'(m, n)$  — его повернутая на угол  $\alpha$  масштабированная с коэффициентом  $\sigma$  и сдвинутая на  $(m_0, n_0)$  копия:

$$X'(m, n) = X(\sigma(m \cos \alpha + n \sin \alpha) + m_0, \sigma(-m \sin \alpha + n \cos \alpha) + n_0).$$

Тогда спектры исходного и преобразованного блоков связаны соотношением

$$|F'(f_m, f_n)| = |\sigma|^{-2} |F(\sigma^{-1}(f_m \cos \alpha + f_n \sin \alpha), \sigma^{-1}(-f_m \sin \alpha + f_n \cos \alpha))|,$$

или в лог-полярных координатах

$$|F'(\rho, \theta)| = |\sigma|^{-2} |F(\rho - \log \sigma, \theta - \alpha)|.$$

Алгоритм формирования признаков для блока состоит из следующих процедур:

1. Яркостной нормализации блока, т. е. приведения яркостных характеристик (математического ожидания  $M_X$  и дисперсии  $D_X$ ) к заданным:

$$Y(m, n) = \frac{X(m, n) - M_X}{\sqrt{D_X}}.$$

2. Обрезания блока в целях устранения влияния его углов при повороте:

$$Z(m, n) = \begin{cases} Y(m, n), & \text{если } m^2 + n^2 < (N/2)^2, \\ 0 & \text{иначе.} \end{cases}$$

3. Вычисления для блока преобразования Фурье  $F(f_m, f_n)$ .

4. Высокочастотной фильтрации спектра.

5. Перевода спектра в лог-полярные координаты  $(\rho, \theta) = (e^r, \theta)$ , где  $(r, \theta)$  — координаты в лог-полярной системе координат.

6. Проецирования полученного  $2D$ -массива на ось  $\theta$ :

$$g(\theta_1) = \sum_{\rho} \sum_{\theta \in \Delta\theta_1} \log(|F(\rho, \theta)|),$$

где  $\Delta\theta_1 = \left[ \frac{2\pi l}{L}, \frac{2\pi(l+1)}{L} \right]$ ,  $L$  — длина одномерного массива.

7. Вычисления для полученного одномерного массива обратного преобразования Фурье.

В результате для каждого блока создаётся вектор, состоящий из  $L/2$  признаков (модулей коэффициентов Фурье). Путём попарного сравнения всех блоков по критерию евклидова расстояния между их векторами признаков формируется набор наиболее похожих друг на друга блоков.

Предполагая, что размеры встроенной области превышают размеры блока, далее производим окончательный отбор похожих блоков с учётом их расположения на изображении, а именно по критерию их группировки по смещению друг относительно друга. Для этого строим гистограмму смещений блоков  $d_{mn}(i, j) = (|m_i - m_j|, n_i - n_j)$ . На гистограмме  $H(d_{mn}(i, j))$  значения, превышающие некоторый порог, определяют группы блоков, соответствующие копируемой области (остальные блоки считаем ложно обнаруженными и игнорируем их).

На рис. 2, *с* показан результат применения предлагаемого алгоритма для выявления дубликатов на изображении, представленном на рис. 2, *б*. Проведённые исследования алгоритма позволили определить диапазон изменения параметра масштабирования дубликата (0–15 %), при котором обеспечивается точность обнаружения дубликата 80–90 %. Преимуществом разработанного алгоритма является инвариантность к углу поворота дубликата благодаря разработанной схеме построения векторов-признаков.

**Выделение ресэмплированных областей.** При встраивании в изображение фрагмента другого изображения обычно производится изменение размера фрагмента, его поворот или более сложное преобразование (например, аффинное). Любое геометрическое преобразование реализуется с помощью алгоритма интерполяции (например, бикубической), при которой значение выходного пикселя формируется как взвешенная сумма значений окружающих пикселей на фрагменте (до интерполяции). В этом случае значительно возрастает корреляция между соседними пикселями ресэмплированного фрагмента, т. е. значение каждого пикселя зависит от его окружения:

$$X(m, n) = \sum_{(k, l) \neq (0, 0)} X(m - k, n - l) \alpha(k, l), \quad (1)$$

где  $\alpha(k, l)$  — коэффициенты, не меняющиеся внутри ресэмплированной области.

В известном алгоритме выделения ресэмплированных областей [1, 7] анализируемое изображение делится на блоки, для каждого из которых производится оценка корреляционной зависимости между пикселями с помощью EM-алгоритма (Expectation-Maximization). Вводятся две гипотезы принадлежности пикселя в блоке к классам  $M_1$  и  $M_2$ . К первому классу относятся пиксели, коррелирующие с соседними, ко второму классу — остальные пиксели. По правилу Байеса вычисляются вероятности попадания того или иного пикселя в один из классов  $M_1$  или  $M_2$ . Данный алгоритм итерационный, с каждой итерацией коэффициенты зависимости (1) уточняются до тех пор, пока её погрешность не станет ниже допустимой (с учётом разделения пикселей на классы  $M_1$  и  $M_2$ ). Полученные данные образуют матрицу вероятностей, на которой в ресэмплированных областях наблюдается периодическая структура, легко обнаруживаемая с помощью преобразования Фурье. На рис. 3, *a* представлено изображение с ресэмплированными областями, а на рис. 3, *b* — его матрица вероятностей, где выделены фрагменты, соответствующие встроенному с ресэмплированием и исходному изображениям. Для этих фрагментов на рис. 4, *a, b* показаны спектры Фурье, на спектре от матрицы вероятностей для встроенного блока хорошо выделяются яркие пики, по которым в общем случае можно определить параметры применённого геометрического преобразования (коэффициентов масштабирования и поворота).

При практическом применении алгоритма выделения ресэмплированных областей на изображении их расположение неизвестно, такие области могут и отсутствовать. Поэтому важным этапом алгоритма является локализация на матрице вероятностей ресэмплированных областей. Предлагается алгоритм локального анализа спектра, вычисляемого рекурсивным образом (что многократно снижает вычислительную сложность алгоритма) в скользящем окне. В спектре с помощью пикового фильтра [8] выделяются выбросы и путём сравнения их с порогом (определённым на этапе настройки алгоритма) принимается решение о наличии ресэмплированной области. Таким образом, производится анализ спектра для всех блоков изображения с учётом их возможного смещения, что гарантирует более точную локализацию ресэмплированной области. На рис. 3, *c* показана выделенная ресэмплированная область.

Алгоритм выделения таких областей может быть применён не только для решения рассмотренной задачи обнаружения встроенных областей с геометрическими искажениями. Как известно, в большинстве систем формирования изображений (цифровых фотоаппаратах, сканерах) применяются ПЗС-матрицы. В целях упрощения и удешевления конструкции обычно используется только одна ПЗС-матрица даже для формирования трёх компонент (R, G, B) цветного изображения. При этом в ПЗС-матрице различные элементы, расположенные в заданном порядке, воспринимают оптический сигнал в одном из трёх спектральных диапазонов. Например, в соответствии с фильтром Байера в каждом наборе элементов  $2 \times 2$  элементы по диагонали предназначены для зелёного цвета и по одному

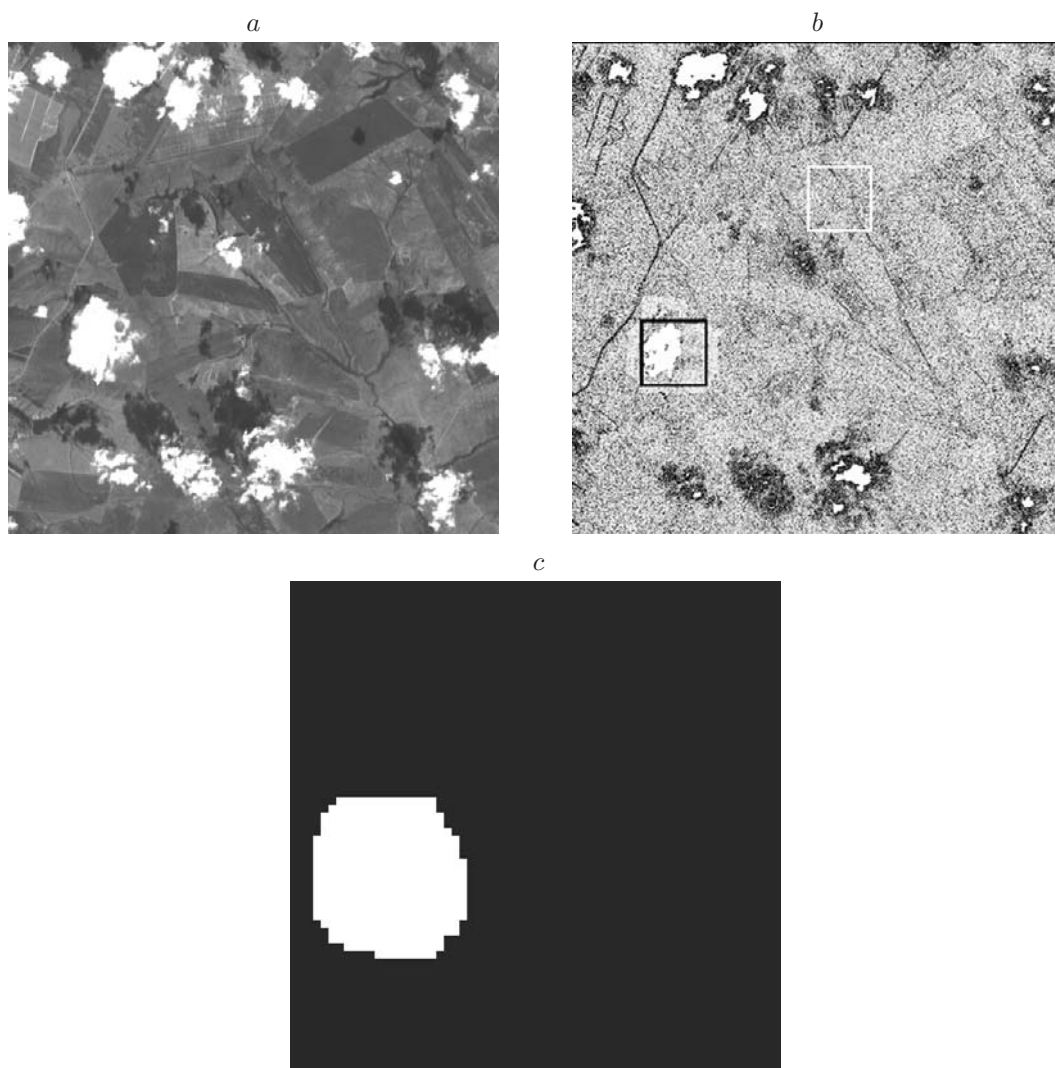


Рис. 3

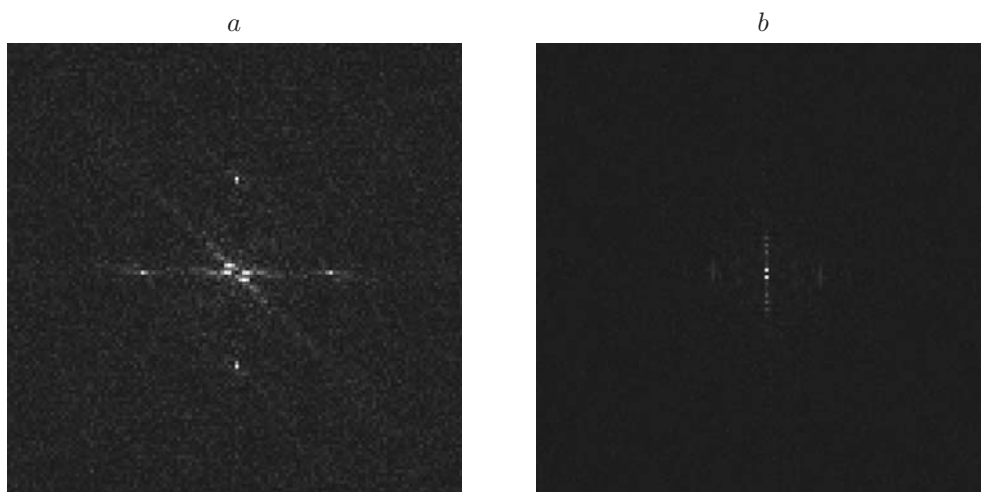


Рис. 4

элементу — для красного и синего цвета. Таким образом, регистрируются прореженные компоненты цветного изображения и из них с помощью интерполяции окончательно синтезируются полноценные компоненты изображения.

При встраивании фрагмента одного цветного изображения в другое параметры ресэмплирования могут отличаться. Следовательно, предлагаемый алгоритм выделения ресэмплированных областей может быть применён и для обнаружения встроенных областей на цветном изображении, которое отличается от исходного способом формирования.

**Выявление JPEG-сжатия.** При встраивании фрагмента в другое изображение существует большая вероятность, что для них ранее производилась различная обработка, в частности сжатие изображения с помощью алгоритма JPEG на основе косинусного преобразования. JPEG-сжатие происходит с потерями, т. е. вносит в изображение весьма существенные искажения, зависящие от управляющего параметра — коэффициента качества  $Q$  ( $0 < Q \leq 100$ ). Этот параметр непосредственно управляет квантованием коэффициентов дискретного косинусного преобразования (ДКП), вычисляемых по блокам изображения размером  $8 \times 8$ . На рис. 5 результат применения JPEG-сжатия хорошо виден на гистограммах коэффициентов ДКП, найденных для фиксированных компонент спектра по блокам изображения (исходное изображение (a), сжатое изображение при  $Q = 30$  (b) и при  $Q = 70$  (c), дважды сжатое изображение при  $Q = 70$  и 90 (d)).

Анализируя гистограммы коэффициентов ДКП, можно определить факт применения JPEG-сжатия для целого изображения. При этом возможны ситуации: JPEG-сжатие не производилось, производилось однократно, производилось неоднократно с различными параметрами качества. Решение задачи определения факта JPEG-сжатия изображения описано в работах [1, 9].

Предлагаемый алгоритм выявления JPEG-сжатия (в отличие от известных) направлен на решение более сложной задачи выявления локальных областей на изображении, отличающихся JPEG-свойствами, т. е. параметрами применённого JPEG-сжатия или его отсутствием. Алгоритм состоит из двух этапов. На первом этапе производится глобальная оценка изображения. При этом используется гипотеза о том, что большая часть изображения имеет одинаковые JPEG-свойства. Сначала определяется смещение  $(\Delta x, \Delta y)$  разбиения изображения на блоки (исходное изображение после JPEG-сжатия могло быть кадрировано). Для каждого возможного смещения  $0 \leq \Delta x, \Delta y < 8$  определяется правдоподобность применения JPEG-сжатия для большей части изображения и выбирается наи-

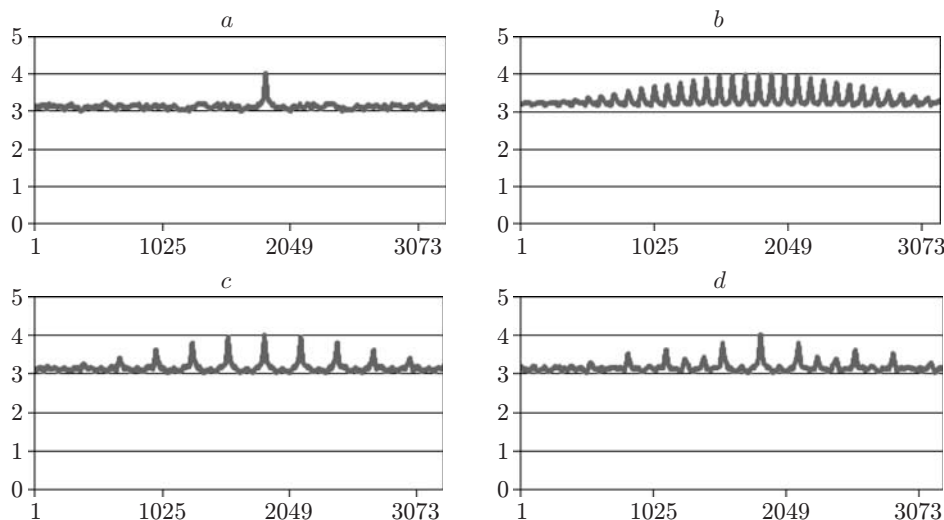


Рис. 5

большая. Ключевым звеном алгоритма является использование признака периодичности гистограмм коэффициентов ДКП, который вычисляется как дисперсия разности координат, выделенных на гистограмме соседних пиков  $\text{Peak}H$ :

$$D = D\{\arg(\text{Peak}H_i) - \arg(\text{Peak}H_{i-1})\}.$$

На втором этапе используется итерационный алгоритм кластеризации блоков изображения (с учётом найденного смещения) на различные классы, отличающиеся JPEG-свойствами. Сначала производится предварительное разделение блоков изображения на два класса: «фон» (блоки преобладающей части изображения) и «не фон» (остальные блоки). Изображение делится на макроблоки (не менее  $64 \times 64$  пикселей), для которых по гистограммам коэффициентов ДКП вычисляются вышеприведённый признак периодичности и признак монотонности:

$$M = \sqrt{\sum_i \left( \frac{\text{Peak}H_i}{\text{Peak}H_{i-1}} \right)^2}.$$

По этим признакам выделяются похожие макроблоки, которые и составляют первый класс. Далее для каждого класса формируются гистограммы коэффициентов ДКП и оцениваются вероятности соответствия каждого блока изображения одному из классов. Если наибольшая по классам вероятность превышает заданный порог, то блок переходит в соответствующий класс, а если для всех классов она ниже порога, то формируется новый класс. На каждой итерации гистограммы классов пересчитываются и проверка соответствия блоков текущим классам повторяется. Итерации прекращаются, когда стабилизируется процесс перетекания блоков из класса в класс. Окончательно для найденных классов по их гистограммам и признакам периодичности и монотонности делается вывод о произведённом ранее сжатии (проводилось одно- или двукратное сжатие или вообще не проводилось). Таким образом, на изображении выделяются области с различающимися JPEG-свойствами, что может сигнализировать о возможной подделке изображения.

На рис. 6 приведены пример такого комбинированного изображения с различными JPEG-свойствами: в исходное изображение встроены однократно ( $Q = 70$ ) и двукратно ( $Q = 30$  и  $Q = 70$ ) сжатые области (a) и результат выделения областей (b).

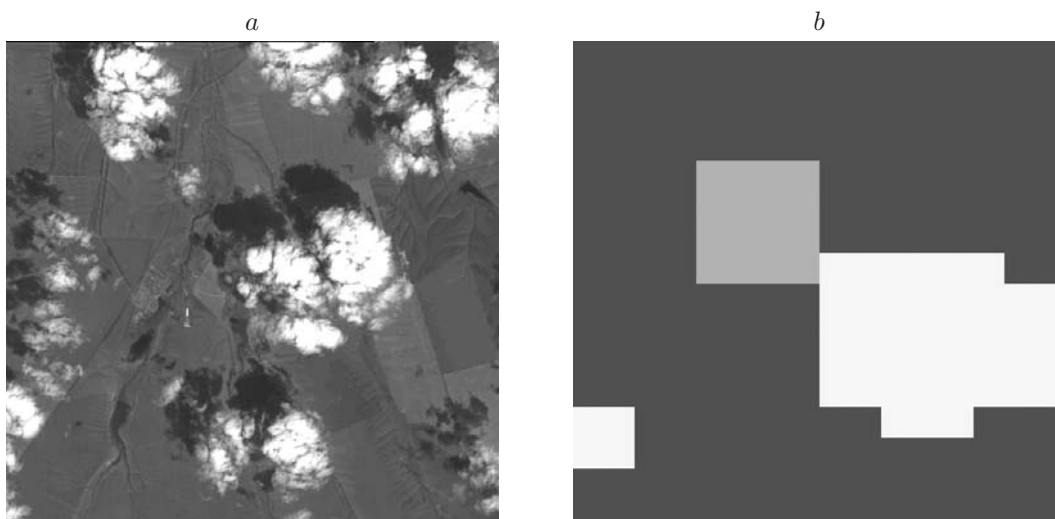


Рис. 6



**Заключение.** В настоящее время в связи с общественной и научной значимостью задачи оценки достоверности фотографий методы выявления искусственных изменений изображений (фальсификаций) стали активно развивающимся направлением в области цифровой обработки изображений. В последние годы появился ряд работ по этой тематике, где определены основные свойства изображений, при анализе которых можно выделить произведённые изменения на изображении. Однако известные методы пока не удовлетворяют в полной мере требованиям к оценке достоверности фотографий ни по надёжности, ни по вычислительной сложности. В данной работе решалась задача развития этих методов, улучшения их характеристик в целях возможного применения для обнаружения локальных искусственных изменений на крупноразмерных изображениях. Применение рекурсивных методов обработки в скользящем окне позволило значительно ускорить обработку изображений, а применение новых признаков при анализе — повысить надёжность выделения изменений, а также устойчивость алгоритмов к искажениям изображений.

Кроме рассмотренных локальных свойств изображений (дубликаты, ресэмплирование, JPEG-свойства) для анализа могут быть использованы и другие, обусловленные системой формирования изображения, такие как характеристики шума, размытия. Также могут быть выделены «следы» других алгоритмов обработки, например цветового преобразования компонент изображения. В результате встраивания в изображение инородных фрагментов изменяются локальные характеристики, по которым можно судить о фальсификации изображения. Разработка и исследование алгоритмов анализа этих характеристик является предметом дальнейших исследований.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Popescu A. C.** Statistical tools for digital image forensics: PhD Thesis. Dartmouth College, Department of Computer Science. Hanover, USA, 2005. P. 11–102.
2. **Bayram S., Sencar H. T., Memon N.** A survey of copy-move forgery detection techniques // IEEE Western New York Image Processing Workshop. N. Y., 2008. P. 1–2.
3. **Popescu A. C., Farid H.** Exposing digital forgeries by detecting duplicated image regions // Technical Report, TR2004-515. Dartmouth College, Department of Computer Science. Hanover, USA, 2004. P. 1–2.
4. **Bayram S., Sencar H. T., Memon N.** An efficient and robust method for detecting copy-move forgery // Proc. of the IEEE Intern. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP'2009). P. 1053–1056.  
URL: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.140.5154> (дата обращения: 06.04.2011).
5. **Sheng Y., Arsenault H. H.** Experiments on pattern recognition using invariant Fourier—Mellin descriptors // JOSA A. 1986. **3**, N 6. P. 771–780.
6. **Lin C. Y., Wu M., Bloom J. A. et al.** Rotation, scale, and translation resilient watermarking for images // IEEE Trans. Image Process. 2001. **10**, N 5. P. 767–782.
7. **Popescu A. C., Farid H.** Exposing digital forgeries by detecting traces of re-sampling // IEEE Trans. Signal Process. 2005. **53**, N 2. P. 758–767.
8. **Методы компьютерной оптики** /Под ред. В. А. Сойфера. М.: Физматлит, 2003. 688 с.
9. **Fridrich J., Lukas J.** Estimation of primary quantization matrix in double compressed JPEG images // Digital Forensic Research Workshop. 2003. P. 1–2.

*Поступила в редакцию 22 февраля 2011 г.*