

# Исследование алгоритмов получения структурного шума в задаче обнаружения искажений на последовательности изображений

Н.И. Евдокимова<sup>1</sup>, В.В. Мясников<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

<sup>2</sup>Институт систем обработки изображений РАН - филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН, Молодогвардейская 151, Самара, Россия, 443001

**Аннотация.** В статье предлагается алгоритм обнаружения искажений на временной серии изображений, основанный на анализе структурного шума матрицы камеры. Характеристика распределения структурного шума камеры (в том числе шума, вызванного неоднородностью фотоотклика, PRNU) определяется путем извлечения шумовой составляющей изображений из серии неискаженных изображений. Для обнаружения искажений шумовая составляющая анализируемого изображения сравнивается со структурным шумом камеры. В рамках предложенного алгоритма исследуются различные алгоритмы выделения шума. Эффективность предлагаемого алгоритма исследуется в задаче обнаружения искажений типа 11дубликат11и задаче обнаружения вставок с других изображений, не включенных в серию.

## 1. Введение

Временные последовательности изображений описывают динамику сцены. Анализ временной серии изображений позволяет смоделировать изображение, которое может быть следующим в серии изображений, а также сделать вывод о подлинности изображения. Существует несколько подходов к обнаружению подделок изображений. Эти подходы могут использовать временные и пространственные корреляции [6], уникальные артефакты, возникающие в результате сжатия, и, наконец, уникальные артефакты, остающиеся камерой. Методы, использующие временные и пространственные корреляции, подразделяются на две категории. Методы, относящиеся к первой категории, основываются на анализе пикселей изображений [1], [2], [10], [7] в то время как методы из второй категории используют объектный уровень изображений [9].

В условиях доступности множества графических редакторов и простоты их использования даже обычному пользователю не требуются специальные знания и навыки для внесения фальсификаций в изображения. Искажения могут вноситься с целью добавления нового объекта в фиксируемую камерой сцену или же для скрытия существующих. Обнаружение искажений на изображении временной последовательности изображений имеет свои отличительные особенности по сравнению с выделением отличий между двумя изображениями, так как каждое изображение временной серии изображений фиксирует сцену в разные моменты времени. Два соседних изображения временной серии изображений могут

быть захвачены при различных условиях освещения, погодных или сезонных условиях. В настоящей работе предлагается алгоритм, инвариантный к условиям получения изображений серии.

Данная работа состоит из трех частей. В первой части рассматривается модель шума матрицы камеры и представляется метод определения структурного шума. Во второй части работы предлагается алгоритм обнаружения искажений на последовательности изображения, основанный на анализе уникального структурного шума камеры. Третья часть содержит экспериментальное исследование эффективности предлагаемого алгоритма в задаче обнаружения дублированных в пределах одного изображения фрагментов и в задаче обнаружения вставленных с изображения, не включенного в анализируемую серию, фрагментов.

## 2. Модель шума матрицы камеры

Когда матрица камеры фиксирует равномерно освещенную сцену, итоговое цифровое изображение будет содержать в себе некоторое количество пикселей, незначительно отличающихся по яркости от остальных. Данный факт связан со случайными компонентами шума, такими как шум считывания (величина флуктуации сигнала матрицы относительно среднего значения сигнала) или дробовой шум (случайные флуктуации напряжений и токов относительно их среднего значения), и детерминированным компонентом - структурным шумом. Структурный шум присутствует в каждом изображении, фиксирующемся матрицей, и остается примерно одинаковым для различных изображений одной и той же сцены.

Выходное изображение камеры может быть представлено в следующем виде [11]:

$$y(i, j) = f_{ij}(x(i, j) + \eta(i, j)) + c(i, j) + \varepsilon(i, j) \quad (1)$$

где  $\eta = \eta(i, j)$  - случайный дробовой шум,  $\varepsilon = \varepsilon(i, j)$  - шум считывания,  $c = c(i, j)$  - фиксированный структурный шум (FPN),  $x = x(i, j)$  - изображение сцены, фиксируемое матрицей (в условиях отсутствия шумов),  $f_{ij}$  - мультипликативный коэффициент, характеризующий структурный шум, вызванный неравномерностью фотоотклика.

### 2.1. Определение структурного шума камеры

Для уменьшения вклада в определяемую шумовую составляющую случайных компонентов шума  $\eta = \eta(i, j)$  и  $\varepsilon = \varepsilon(i, j)$  используется последовательность изображений одной сцены  $I_i(n, m)$ ,  $i = \overline{1, L}$ ,  $n = \overline{1, N}$ ,  $m = \overline{1, M}$ , зафиксированных камерой.

Для выделения высокочастотной составляющей шума камеры используется шумоподавляющий фильтр  $F(I)$  [8], [5]. Для каждого изображения последовательности  $I_i(n, m)$  можно определить матрицу структурного шума  $W_i(n, m)$  следующим образом:

$$W_i(n, m) = I_i(n, m) - F(I_i(n, m)). \quad (2)$$

Имея множество матриц структурного шума  $W_1(n, m)$ ,  $W_2(n, m)$ , ...,  $W_L(n, m)$ , можно определить матрицу матожидания выборки матриц шума и матрицу дисперсии с помощью 3 и 4 соответственно. И матрица матожидания, и матрица дисперсии имеют те же размерность и глубину, что и матрица шума и, соответственно, исходные изображения.

$$E\{W_0, W_1, \dots, W_L\} = \frac{1}{L} * \sum_{i=0}^{L-1} W_i(n, m) \quad (3)$$

$$D\{W_0, W_1, \dots, W_L\} = \frac{1}{L} * \sum_{i=0}^{L-1} (W_i(n, m) - E(n, m))^2 \quad (4)$$

Матожидание и дисперсия находятся для каждого значения пикселя по каждому каналу.

## 2.2. Выбор фильтра для выделения шума

Основным требованием к шумоподавляющему фильтру является высокое качество фильтрации областей вокруг контуров объектов. Данное требование предъявляется для того, чтобы матрицы шума содержали наименьшее количество следов сцены. В качестве исследуемых алгоритмов были выбраны медианный фильтр, фильтр Ли [3], фильтр Гаусса, фильтр нелокальных средних [4] и билатеральный фильтр.

## 3. Алгоритм обнаружения искажений

После получения характеристик распределения структурного шума камеры выделяется шумовая составляющая анализируемого на наличие искажений изображения. Пусть  $I_F$  - проверяемое изображение, фиксирующее ту же самую сцену той же камерой, не включенное в серию изображений, на основе которых вычислялся структурный шум, тогда матрица шума анализируемого изображения определяется следующим образом:

$$W_F(n, m) = I_F(n, m) - F(I_F(n, m)) \quad (5)$$

Алгоритм обнаружения искажений на основе анализа структурного шума может быть представлен в следующем виде:

1. Получение характеристик распределения структурного шума камеры на основе изображений временной последовательности изображений;
2. Получение матрицы шума анализируемого изображения. Для получения матрицы шума используется тот же фильтр с теми же самыми параметрами, что и для получения характеристик распределения структурного шума камеры;
3. Определение сходства элементов матрицы шумов проверяемого изображения и структурного шума камеры и построение соответствующей бинарной маски;
4. Постобработка бинарной маски.

Получение характеристик распределения структурного шума камеры осуществляется способом, описанным в предыдущей части настоящей работы.

### 3.1. Определение сходства элементов матрицы шумов проверяемого изображения и структурного шума камеры

Матрица шума  $W_F(n, m)$ ,  $n = \overline{1, N}$ ,  $m = \overline{1, M}$  проверяемого изображения определяется с помощью формулы (5). Для трехканальных исходных изображений  $I_i(n, m)$ ,  $i = \overline{1, L}$ , и  $I_F(n, m)$  каждый элемент матрицы шума может быть представлен в виде вектора  $\vec{w}_{i,j} = (w_{i,j}^R, w_{i,j}^G, w_{i,j}^B)^T$ ,  $i = \overline{1, N}$ ,  $j = \overline{1, M}$ . Близость шума анализируемого изображения и распределения структурного шума камеры характеризуется расстоянием Махаланобиса. Расстояние Махаланобиса определяется для каждого элемента матрицы шума  $\vec{w}_{i,j}$  и соответствующего элемента матрицы матожиданий  $\vec{\mu}_{ij} = E(i, j) = (\mu_{ij}^R, \mu_{ij}^G, \mu_{ij}^B)^T$  с помощью (6).

$$d_M(\vec{w}_{ij}, \vec{\mu}_{ij}) = \sqrt{(\vec{w}_{ij} - \vec{\mu}_{ij})^T B_{ij}^{-1} (\vec{w}_{ij} - \vec{\mu}_{ij})}, \quad (6)$$

где  $B_{ij}$  - ковариационная матрица.

После определения расстояния Махаланобиса  $d_M(\vec{w}_{ij}, \vec{\mu}_{ij})$  для каждого элемента  $\vec{w}_{ij}$  образуется матрица расстояний  $D_M\{W_F, E\}$ . Для устранения пиковых значений в матрице расстояний Махаланобиса  $D_M$ , вызванных случайными шумами, производится ее усреднение в окне, размеры которого не превышают размеры искомой искаженной области.

### *3.2. Построение бинарной маски на основе матрицы расстояний*

Задача построения бинарной маски на основе матрицы расстояний Махаланобиса сводится к выбору порога и пороговой обработке матрицы расстояний Махаланобиса.

Выбор порога производится на основе анализа общей гистограммы матриц расстояний Махаланобиса, вычисленных для неискаженных изображений  $I_i(n, m)$ ,  $i = \overline{1, L}$  последовательности. Значение порога  $T$  выбирается в соответствии со стратегией Неймана-Пирсона: фиксируется ошибка  $p_0$  ложного отнесения пикселя к искаженным, а порог выбирается с учетом минимизации ошибки  $p_1$  пропуска искаженных пикселей.

### *3.3. Постобработка бинарной маски*

Постобработка бинарной маски заключается в выделении связных областей на маске [12] и их фильтрации по размеру. Связная область не считается искаженной, если ее размер не превышает  $1/1000$  размера исходного изображения. После отбора связных областей с необходимыми размерами вокруг каждой из них осуществляется построение минимальной выпуклой оболочки и ее заполнение.

## **4. Экспериментальное исследование предложенного алгоритма**

Эксперименты производились на стандартном ПК (Intel Core i5-4460, 16 GB RAM).

В качестве объектов исследования использовались десять временных последовательностей изображений. Каждая последовательность содержала 15 полноцветных изображений, на основе которых вычислялся структурный шум камеры, и два искаженных изображения. Одно искаженное изображение содержало дубликат. Во второе изображение был вставлен фрагмент изображения, не включенного в серию изображений. Все изображения имели размер  $4032 \times 3024$ .

На рисунке 1 представлены изображения выделенного структурного шума камеры для одной из последовательностей с помощью: а - медианного фильтра, б - фильтра Ли, в - фильтра Гаусса, г - фильтра нелокальных средних, д - билатерального фильтра. Изображения структурного шума камеры были преобразованы в полутоновые, а диапазон яркостей линейно преобразован до диапазона яркостей  $[0, 255]$ .

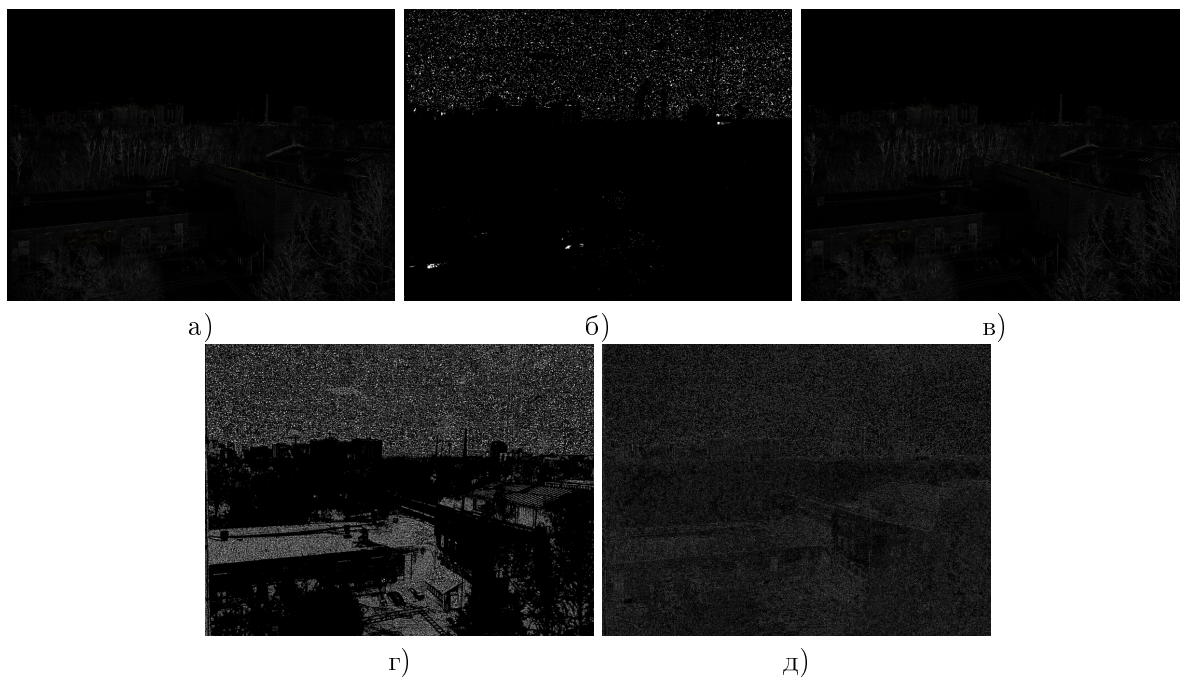
Первая часть экспериментов была направлена на определение эффективности обнаружения дубликатов с помощью предлагаемого алгоритма.

### *4.1. Эффективность обнаружения дубликатов*

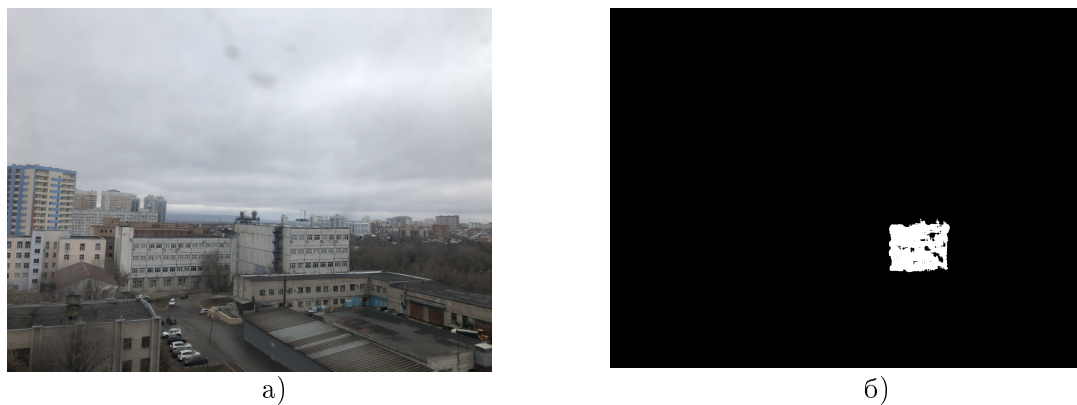
Результаты экспериментов, направленных на обнаружение дублированных в пределах одного изображения фрагментов, приведены в таблице 1. Пример изображения, содержащего дубликаты, а также результат обнаружения искажений на данном изображении с использованием билатерального фильтра приведены на рисунке 2(а) и 2(б) соответственно.

### *4.2. Эффективность обнаружения вставок*

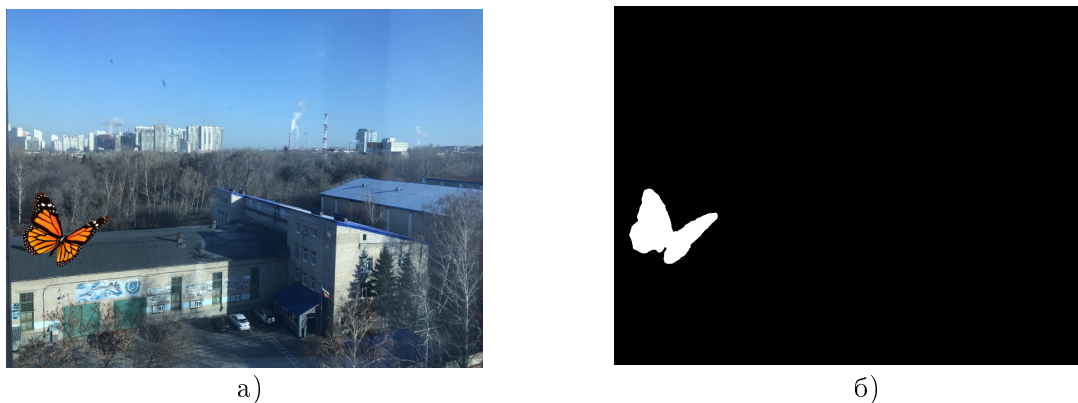
Результаты экспериментов, направленных на обнаружение вставленных с изображения, не включенного в серию, фрагментов, приведены в таблице 2. Пример изображения, содержащего вставку, а также результат обнаружения искажений на данном изображении с использованием билатерального фильтра приведены на рисунке 3(а) и 3(б) соответственно.



**Рисунок 1.** Выделенный с помощью различных алгоритмов фильтрации структурный шум камеры.



**Рисунок 2.** Результат обнаружения дубликатов на изображении.



**Рисунок 3.** Результат обнаружения вставки на изображении.

**Таблица 1.** Значение метрики  $F1$  результатов обнаружения дублированных в пределах одного изображения фрагментов.

Номер серии	Медианный фильтр	Фильтр Ли	Фильтр Гаусса	Нелокальный фильтр	Билатеральный фильтр
1	0.24	0.03	0.56	0.46	0.87
2	0.36	-	0.43	0.64	0.93
3	0.29	-	0.37	0.25	0.77
4	0.44	0.02	0.42	0.33	0.69
5	0.38	0.01	0.30	0.15	0.86
6	0.42	-	0.14	0.14	0.87
7	-	0.03	0.19	0.31	0.74
8	0.49	-	0.27	0.21	0.94
9	-	-	0.07	0.07	0.92
10	0.53	0.01	0.86	0.00	0.92

**Таблица 2.** Значение метрики  $F1$  результатов обнаружения вставленных с изображения, не включенного в серию, фрагментов.

Номер серии	Медианный фильтр	Фильтр Ли	Фильтр Гаусса	Нелокальный фильтр	Билатеральный фильтр
1	0.25	-	0.30	0.21	0.95
2	0.44	-	0.43	0.15	0.96
3	-	-	0.54	0.28	0.87
4	0.37	-	0.36	0.13	0.54
5	0.22	-	0.27	0.17	0.92
6	-	-	0.01	0.01	0.95
7	0.21	-	0.26	0.30	0.91
8	0.13	-	0.47	-	0.86
9	0.81	-	0.83	0.21	0.93
10	-	-	0.39	0.17	0.83

## 5. Литература

- [1] Евдокимова, Н.И. Локальные шаблоны в задаче обнаружения дубликатов / Н.И. Евдокимова, А.В. Кузнецов // Компьютерная оптика. – 2017. – Т. 41, №1. – С. 79-87.
- [2] Кузнецов, А.В. Алгоритм обнаружения искаженных дубликатов на цифровых изображениях с использованием бинарных градиентных контуров / А.В. Кузнецов, В.В. Мясников // Компьютерная оптика. – 2016. – Т. 40, №2. – С. 284-293.
- [3] Методы компьютерной обработки изображений / под ред. В.А. Сойфера. – М.: Физматлит, 2001. – 784 с.
- [4] Buades, A. A non-local algorithm for image denoising / A. Buades, B. Coll, J.-M. Morel // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2005. – Vol. 2. – P. 60-65.
- [5] Chen, M. Determining image origin and integrity using sensor noise / M. Chen, J. Fridrich, M. Goljan, J. Lukas // IEEE Transactions on Information Forensics and Security. – 2008. – Vol. 3(1). – P. 74-90.

- [6] Chiistian, A. Digital video forgery detection and authentication technique - a review / A. Chiistian, R. Sheth // International Journal of Scientific Research in Science and Technology. – 2016. – Vol. 2(6). – P. 138-143.
- [7] Evdokimova, N.I. Detecting forgery in image time series based on anomaly detection / N.I. Evdokimova, V.V. Myasnikov // CEUR Workshop Proceedings, 2018. – Vol. 2210. – P. 184-192.
- [8] Fahmy, M.F. A new morphological based forgery detection scheme / M.F. Fahmy, O.M. Fahmy // National Radio Science Conference, NRSC, Proceedings, 2016. – P. 212-216.
- [9] Hussain, M. Change detection from remotely sensed images: from pixel-based to object-based approaches / D. Chen, A. Cheng, H. Wei, D. Stanley // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. – 2013. – Vol. 80. – P. 91-106.
- [10] Kuznetsov, A.V. A fast plain copy-move detection algorithm based on structural pattern and 2Dabin-kaip rolling hash / A.V. Kuznetsov, V.V. Myasnikov // Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 2014. – Vol. 8814. – P. 461-468.
- [11] Lukas, J. Detecting digital image forgeries using sensor pattern noise / J. Lukas, J. Fiidich, M. Goljan // Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering. – 2006. – Vol. 6072. – P. 60720Y.
- [12] Solomon C. Fundamentals of digital image processing / C. Solomon, T. Bieckon // Wiley-Black Well, 2011.

### **Благодарности**

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта №18-01-00748-а и поддержке Министерства науки и высшего образования РФ в рамках выполнения работ по Государственному заданию ФНИЦ "Кристаллография и фотоника" РАН (соглашение №007-ГЗ/Ч3363/26).

## The image series forgery detection algorithm based on the camera pattern noise analysis

N.I. Evdokimova<sup>1</sup>, V.V. Myasnikov<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Samara National Research University, Moskovskoe Shosse 34A, Samara, Russia, 443086

<sup>2</sup>Image Processing Systems Institute of RAS - Branch of the FSRC "Crystallography and Photonics" RAS, Molodogvardejskaya street 151, Samara, Russia, 443001

**Abstract.** In the paper, the image series forgery detection algorithm based on analysis of camera pattern noise is proposed. Distribution characteristics of the camera pattern noise are obtained by extracting the noise component of images from the non-tampered image series. A noise residual of a forgery image is compared with the camera pattern noise. We compare various noise filtering algorithms to choose the one that achieves the best performance of the proposed method. The proposed algorithm is tested both on examples of copy- move forgeries and forgery fragments which were inserted from an image not included into the image series.