

## ДВА МЕТОДА АДАПТИВНОЙ МЕДИАННОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ИМПУЛЬСНОГО ШУМА НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Н.И. Червяков<sup>1</sup>, П.А. Ляхов<sup>1</sup>, А.Р. Оразаев<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Северо-Кавказский федеральный университет, Ставрополь, Россия

### Аннотация

В статье предложены два новых метода адаптивной медианной фильтрации импульсного шума в изображениях. Первый метод основан на совместном применении итеративной обработки и преобразования результата медианной фильтрации на основе распределения Лоренца. Вторым методом используется альтернативные маски медианного фильтра, рассчитанные с использованием метрики Евклида. Такой подход позволил уменьшить размер обрабатываемой области без потери качества обработки для шумов с низкой интенсивностью. В экспериментальной части статьи приведены результаты сравнения качества работы предложенных методов с известными. Для моделирования были использованы 3 различных изображения, искаженные импульсным шумом с вероятностями искажения пикселей от 1% до 99% включительно. Численная оценка качества очистки изображений от шума на основе пикового отношения сигнала к шуму (PSNR) и индекса структурного сходства (SSIM) показала, что предложенные методы показывают лучший результат обработки во всех рассмотренных случаях по сравнению с известными подходами. Полученные в статье результаты могут найти широкое практическое применение в обработке спутниковых и медицинских изображений, геофизических данных и других приложениях цифровой обработки изображений.

**Ключевые слова:** обработка изображений, шум в системах визуализации, импульсный шум, фильтры, медианный фильтр, адаптивный фильтр.

**Цитирование:** Червяков, Н.И. Два метода адаптивной медианной фильтрации импульсного шума на изображениях / Н.И. Червяков, П.А. Ляхов, А.Р. Оразаев // Компьютерная оптика. – 2018. – Т. 42, № 4. – С. 667-678. – DOI: 10.18287/2412-6179-2018-42-4-667-678.

### Введение

При получении или передаче цифровые изображения подвергаются воздействию шумов, что приводит к ухудшению визуального качества и потере участков изображений. Необходимость исправления поврежденных пикселей перед основной обработкой является важной задачей цифровой обработки изображений [1]. В настоящее время существует большое количество методов очистки изображений от шума, зависящих от типа шумового воздействия. В данной работе мы рассмотрим методы удаления импульсного шума, который также известен как шум «соль и перец» [2].

На изображении, искаженном импульсным шумом, наблюдаются белые и черные точки, хаотически разбросанные по кадру. В настоящее время существуют различные методы фильтрации для удаления импульсного шума. Известно, что применение линейных фильтров для этой цели вызывает сильное размытие участков изображения, приводящее к потере деталей и контуров изображения [3]. Для преодоления этого недостатка была предложена медианная фильтрация, которая заменяет пиксели изображения на соответствующие значения медиан некоторой окрестности [4]. Медианные фильтры также приводят к размытию изображения, которое, однако, значительно менее заметно, по сравнению с результатами обработки линейными фильтрами. Это становится особенно заметным при обработке изображений, искаженных импульсным шумом с высокой интенсивностью. Для уменьшения этого негативного эффекта сначала были предложены медианные фильтры с весовыми коэффициентами [5], а затем и новые подхо-

ды, основанные на адаптивной фильтрации [6, 7]. Кроме того, в работе [8] предложен метод нелинейной обработки изображений, основанный на двухступенчатой процедуре формирования взвешенных сумм, вычисляемых по вариационному ряду неискаженных пикселей в окне обработки.

При адаптивной медианной фильтрации сначала устанавливается факт наличия импульсного искажения пикселя, после чего осуществляется его исправление. В настоящее время существуют весьма эффективные методы определения пикселей, искаженных импульсным шумом [9, 10], и разные подходы для их исправления. В работе [7] предлагается увеличивать маску медианного фильтра до тех пор, пока не будет получено приемлемое значение результата. Модификация этого метода, основанная на дополнительном использовании усредняющего фильтра, предложена в [11]. Другим примером совместного использования медианных и усредняющих фильтров в контексте обработки цветных изображений является работа [12]. В статье [6] предлагается итеративное исправление искаженных пикселей квадратной маской размера  $3 \times 3$  с исключением значений искаженных пикселей из обработки. Данная идея получила свое развитие в работе [13], где была предложена дополнительная обработка пикселей на основе нечетких множеств. Другой модификацией метода [6] является использование окон других размеров, которые определяются на основе анализа обрабатываемого изображения [14]. В работе [15] предложен метод на основе нелинейной обработки результата медианной фильтрации с использованием распределения Лоренца. Однако

этот подход использует квадратные маски большого размера вместо итеративной обработки малыми масками, что не позволяет качественно восстанавливать пиксели на границах объектов изображения.

В данной работе мы предлагаем новый подход к адаптивной медианной очистке изображений от импульсного шума, который одновременно использует итеративную обработку изображения масками небольшого размера с нелинейной обработкой результата на основе распределения Лоренца. Кроме того, мы предлагаем использовать маски «круглой» формы, в смысле Евклидовой метрики ( $L_2$ ). Это позволяет уменьшить обрабатываемую область без потери качества обработки для шумов с невысокой интенсивностью. Идея использования Евклидовой метрики при адаптивной медианной фильтрации была предложена в [16]. Авторы указанной статьи использовали жесткие пороговые ограничения на яркость обрабатываемых пикселей, что, на наш взгляд, является недостатком, который в предложенных нами методах устранен за счет использования нелинейной функции Лоренца. Мы покажем результаты применения известных и предложенных методов для обработки изображений, искаженных импульсным шумом с интенсивностью до 99 % включительно.

Основное содержание статьи организовано следующим образом. Существующие методы адаптивной медианной фильтрации приведены в параграфе 1. В параграфе 2 мы излагаем предложенные методы. В параграфе 3 приведено сравнение результатов работы предложенных методов с известными подходами с обсуждением полученных данных.

**1. Адаптивная медианная фильтрация изображений**

Будем считать, что цифровые изображения представляются набором пикселей со значениями интенсивности  $x_{ij}$ , у которых координаты  $(i,j)$  изменяются по некоторому подмножеству  $Z^2$ , где  $Z$  – множество целых чисел. Для простоты описания будем рассматривать изображения в оттенках серого, у которых значения интенсивности закодированы 8-битными числами и изменяются от 0 (черный цвет) до 255 (белый цвет).

В настоящее время существует несколько моделей импульсного шума, которые изложены, например, в работе [10]. Различие между этими моделями имеет значение лишь при установлении факта наличия искажения в пикселе изображения. В данной статье мы не будем подробно касаться методов обнаружения импульсных искажений в общем случае, так как для этих целей разработаны эффективные алгоритмы, изложенные в [9, 10, 17]. Вместо этого мы ограничимся рассмотрением наиболее простой модели, при которой под импульсным шумом понимается искажение сигнала импульсами, т. е. выбросами с очень большими положительными или отрицательными значениями и малой длительностью. При воздействии такого шума на 8-битное изображение в оттенках серого каждый пиксель (независи-

мо от остальных) с вероятностью  $p$  превращается в одно из двух фиксированных значений: 0 или 255. Если через  $x_{i,j}$  обозначить значения интенсивности пикселей искаженного изображения, то функция плотности распределения вероятностей импульсного шума  $f(x)$  задается выражением

$$f(x) = \begin{cases} p_0 & \text{при } x_{i,j} = 0; \\ 1 - p_0 - p_{255} & \text{при } 0 < x_{i,j} < 255; \\ p_{255} & \text{при } x_{i,j} = 255, \end{cases} \quad (1)$$

где  $p_0$  – вероятность искажения пикселя значением 0, а  $p_{255}$  – вероятность искажения пикселя значением 255, причем  $p_0 + p_{255} = p$ .

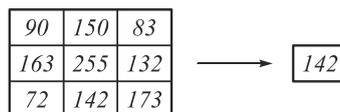


Рис. 1. Пример получения пикселя изображения после применения медианного фильтра с окном 3×3. Исходный массив значений {90, 150, 83, 163, 255, 132, 72, 142, 173}; упорядоченный по возрастанию массив {72, 83, 90, 132, 142, 150, 163, 173, 255}

Наиболее простым нелинейным фильтром для очистки изображений от импульсного шума является стандартный медианный фильтр (СМФ) [4]. Фильтрация на основе СМФ осуществляется посредством движения окна (маски фильтра) вдоль последовательности дискретных отсчетов с присваиванием медианы массива значений внутри маски результирующему отсчету сигнала. Чтобы выполнить медианную фильтрацию для пикселя изображения, необходимо сначала упорядочить по возрастанию значения пикселей внутри окрестности, затем найти значение медианы и, наконец, присвоить полученное значение обрабатываемому элементу. Так, для окрестности 3×3 элементов медианой будет пятое значение по величине, для окрестности 5×5 – тринадцатое значение и так далее. На рис. 1 приведён пример получения пикселя изображения при применении медианного фильтра с маской 3×3.

Поскольку СМФ обрабатывает все пиксели, то, помимо шума, удаляются также и детали изображения. В качестве средства устранения недостатков СМФ были предложены различные подходы, которые можно разделить на две основные группы: (а) взвешенные медианные фильтры (ВМФ) и (б) адаптивные медианные фильтры [18].

ВМФ использует весовые коэффициенты (обычно для центрального пикселя), которые показывают вклад каждого пикселя в упорядочиваемый массив значений [19–21]. Более высокие веса, назначенные центральному пикселю, уменьшают эффект сглаживания и улучшают качество фильтрации при сохранении четкости изображения [5, 22, 23]. Однако, подобно СМФ, взвешенная медианная фильтрация выполняется по всем пикселям в изображении: как по поврежденным, так и по неповрежденным.

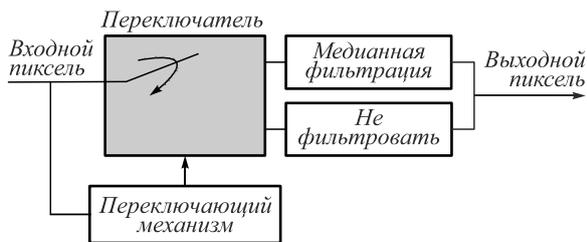


Рис. 2. Схема работы адаптивного медианного фильтра

Адаптивные медианные фильтры являются общим названием для группы фильтров, которые обрабатывают только те пиксели изображения, в которых присутствует импульсное искажение, а неповрежденные пиксели остаются неизменными [7]. При выполнении адаптивной медианной фильтрации необходимо сначала определить, является ли пиксель изображения искаженным или нет. На рис. 2 представлена общая схема адаптивной медианной фильтрации пикселя изображения. При использовании модели импульсного шума (1) мы будем считать пиксели со значениями 0 или 255 искаженными, а все остальные – неискаженными.

В работе [7] предложен адаптивный медианный фильтр, который при обнаружении искаженного пикселя предполагает увеличение размеров обрабатываемой окрестности. Процесс повторяется до тех пор, пока либо не будет найдена медиана, отличная от импульсного значения, либо размеры окрестности не достигнут максимального разрешенного размера. Такой метод показывает хорошие практические результаты для шумов с низкой вероятностью  $p$ , в то время как для высоких значений  $p$  он теряет способность к исправлению искажений.

Метод из [6] предполагает итеративное выполнение операций медианной фильтрации маской фильтра размером  $3 \times 3$ . Важным отличием этого метода является нахождение медианы массива, составленного только из неискаженных пикселей. Если же в окне  $3 \times 3$  все пиксели оказались искаженными (что весьма вероятно для высоких значений  $p$ ), то пиксель не считается исправленным. Если в результате обработки изображения некоторые пиксели остались искаженными, то полученный результат нужно обработать еще раз, и так до тех пор, пока все пиксели не станут исправленными.

В работе [15] предлагается использовать квадратную маску с размером, зависящим от вероятности  $p$ . Как и в методе из [6], для нахождения медианы в упорядочиваемый массив отбираются только неискаженные значения пикселей. Однако найденная медиана не присваивается в качестве полученного значения пикселя, а используется для его оценки на основе распределения Лоренца следующим образом. Пусть при обработке искаженного пикселя  $x_{ij}$  маской  $W \times W$  был сформирован массив  $M$ , состоящий из неискаженных пикселей  $m_k$ , и пусть количество элементов в массиве  $M$  равно  $\mu$ . Обозначим через  $\text{median } M$  медиану массива  $M$ . Если массив  $M$  состоит из нечетного числа элементов, то медиана  $\text{median } M$  равна

элементу с номером  $(\mu+1)/2$  для упорядоченного по возрастанию (убыванию) массива  $M$ . Если массив  $M$  состоит из четного числа элементов, то медиана  $\text{median } M$  равна среднему арифметическому элементов с номерами  $\mu/2$  и  $\mu/2+1$  для упорядоченного по возрастанию (убыванию) массива  $M$ .

Для каждого пикселя  $m_k$  рассчитаем величину

$$d_k = m_k - \text{median } M \tag{2}$$

Для каждого  $d_k$  найдем значение функции Лоренца из [24] по формуле

$$\psi(d_k) = \frac{2d_k}{2\sigma^2 + d_k^2}, \tag{3}$$

где  $\sigma$  – уровень отклонения, зависящий от дисперсии изображения. Исправленному значению пикселя  $y_{i,j}$  присваивается значение

$$y_{i,j} = \frac{\sum_k \frac{m_k \psi(d_k)}{d_k}}{\sum_k \frac{\psi(d_k)}{d_k}} \tag{4}$$

Недостатком метода, предложенного в работе [15], является необходимость обработки большими масками для больших уровней шума  $p$ , что может привести к искажению полученного результата. В дальнейшем мы покажем, как можно использовать методы из [7] и [15] совместно для улучшения качества обработки.

## 2. Методы итеративной адаптивной медианной фильтрации

### 2.1. Первый предложенный метод

Первый предложенный нами метод основан на итерационном выполнении фильтрации с расчётом полученного значения пикселя по формулам (2) – (4).

Пусть  $\{\{y_{i,j}^{(0)}\}, \{y_{i,j}^{(1)}\}, \dots, \{y_{i,j}^{(n)}\}\}, \dots$  – последовательность изображений в оттенках серого, а  $\{\{g_{i,j}^{(0)}\}, \{g_{i,j}^{(1)}\}, \dots, \{g_{i,j}^{(n)}\}\}, \dots$  – последовательность карт искаженных пикселей, в которых значения  $g_{i,j}^{(n)}$  определяются в зависимости от наличия искажения в пикселе  $y_{i,j}^{(n)}$  следующим образом:

$$g_{i,j}^{(n)} = \begin{cases} 0, & \text{если } y_{i,j}^{(n)} \text{ не искажен;} \\ 1, & \text{если } y_{i,j}^{(n)} \text{ искажен.} \end{cases} \tag{5}$$

В последовательности изображений в оттенках серого  $\{y_{i,j}^{(0)}\}$  мы используем для обозначения пикселей в исходном зашумленном изображении и используем  $\{y_{i,j}^{(n)}\}$  для обозначения значения пикселя в позиции  $i$  после  $n$ -й итерации. В последовательности карт искаженных пикселей  $\{g_{i,j}^{(n)}\}$  значение  $g_{i,j}^{(n)} = 0$  свидетельствует о том, что пиксель с координатами  $(i,j)$  не искажен, а пиксель с координатами  $(i,j)$  искажен и его требуется подвергнуть фильтрации. При

использовании модели импульсного шума (1) начальные значения  $g_{i,j}^{(0)}$  устанавливаются равными 1, если  $y_{i,j}^{(0)} = 0$  или  $y_{i,j}^{(0)} = 255$ , и устанавливаются равными 0, если  $0 < y_{i,j}^{(0)} < 255$ .

На  $n$ -й итерации ( $n=1, 2, \dots$ ) для каждого  $g_{i,j}^{(n-1)} = 0$ , соответствующего неискажённому пикселю  $y_{i,j}^{(n-1)}$ , нужно выполнить присваивание  $y_{i,j}^{(n)} = y_{i,j}^{(n-1)}$ . Для каждого  $g_{i,j}^{(n-1)} = 1$ , соответствующего искажённому пикселю  $y_{i,j}^{(n-1)}$ , формируется массив  $M$  следующим образом. Просматривается множество координат

$$A = \{(i-1, j-1), (i-1, j), (i-1, j+1), (i, j-1), (i, j+1), (i+1, j-1), (i+1, j), (i+1, j+1)\}, \quad (6)$$

соответствующее маске фильтра размером  $3 \times 3$  (табл. 1, из которого исключён центральный пиксель, так как он в любом случае искажён в силу того, что  $g_{i,j}^{(n-1)} = 1$ ). Если какие-то из элементов множества  $A$  принимают недопустимые значения (выходят за границы изображения), то для соответствующих координат в массив  $M$  не добавляется ничего. Для оставшихся элементов множества  $A$  проверяется значение в карте  $g^{(n-1)}$  с соответствующей координатой. Если оно равно 1, то в массив  $M$  не добавляется ничего, если оно равно 0, то в массив  $M$  добавляется элемент  $m_k$ , равный значению пикселя с соответствующей координатой из изображения  $y^{(n-1)}$ . Если в результате просмотра всех элементов множества  $A$  оказалось, что массив  $M$  остался пустым, то необходимо присвоить  $g_{i,j}^{(n)} = 1$  (означающее, что пиксель с координатами  $(i, j)$  остался искажённным). Если в массиве  $M$  есть хотя бы один элемент, то необходимо найти его медиану  $\text{median } M$ , а также присвоить  $g_{i,j}^{(n)} = 0$ . Далее для массива  $M$  необходимо рассчитать значение  $y_{i,j}$  по формулам (2) – (4) и присвоить его пикселю  $y_{i,j}^{(n)}$ .

Процедура останавливается после  $N$ -й итерации, на которой не осталось искажённных пикселей, то есть

$$\sum_i \sum_j g_{i,j}^{(N)} = 0. \quad (7)$$

Изображение  $\{y_i^{(N)}\}$  считается восстановленным выходным изображением.

Множество  $A$  в предложенном методе состоит из 8 элементов, что приводит к обработке массива  $M$ , содержащего до 8 элементов. Однако на практике оказывается, что для обработки импульсного шума с низким значением  $p$  нет необходимости анализировать столь большую окрестность, а при обработке импульсного шума с высокими значениями  $p$  лучшее качество может быть достигнуто при анализе увеличенной окрестности пикселя за одну итерацию. Для учёта особенно-

стей адаптивной медианной фильтрации импульсного шума различной интенсивности мы предлагаем использовать следующий метод, отличительной особенностью которого являются другие формы и размеры масок для формирования множества  $A$ .

### 2.2. Второй предложенный метод

Второй предложенный метод отличается от первого видоизмененной маской фильтра. В табл. 1 показана маска, использованная в первом предложенном методе, с учётом того, что центральный пиксель является искажённным и потому априори исключен из рассмотрения.

Табл. 1. Маска фильтра в первом предложенном методе

$i-1, j-1$	$i-1, j$	$i-1, j+1$
$i, j-1$	$i, j$	$i, j+1$
$i+1, j-1$	$i+1, j$	$i+1, j+1$

Маска, представленная в табл. 1, представляет собой множество пикселей, координаты которых удалены от центрального пикселя на расстояние не большее 1 в смысле метрики  $L_\infty$  («шахматная доска»). Во втором предложенном методе мы предлагаем использовать Евклидову метрику ( $L_2$ ) для построения масок адаптивного медианного фильтра с «круглой» формой. Метрика  $L_2$  отражает интуитивные свойства расстояния между точками и наиболее удобна для зрительного восприятия результата обработки [25]. Расстояние  $R(x_{ij}, x_{i'j'})$  между пикселями  $x_{ij}$  и  $x_{i'j'}$  в метрике  $L_2$  определяется по формуле

$$R(x_{ij}, x_{i'j'}) = \sqrt{(i-i')^2 + (j-j')^2}. \quad (8)$$

Во втором методе мы предлагаем использовать маску фильтра, представляющую собой множество пикселей, координаты которых удалены от центрального пикселя на расстояние, не большее некоторого наперед заданного значения  $R$ . На рис. 3 показана схема расположения окрестных пикселей с подписанными значениями квадратов расстояния  $R^2$  до центрального пикселя, который подписан как 0.

					25				
				20	17	16	17	20	
		18	13	10	9	10	13	18	
	20	13	8	5	4	5	8	13	20
	17	10	5	2	1	2	5	10	17
25	16	9	4	1	0	1	4	9	16
	17	10	5	2	1	2	5	10	17
	20	13	8	5	4	5	8	13	20
		18	13	10	9	10	13	18	
				20	17	16	17	20	
						25			

Рис. 3. Значения  $R^2$  для пикселей из окрестности центрального пикселя, подписанного 0

В табл. 2 предложены значения  $R^2$  для построения масок адаптивного медианного фильтра, обеспечивающие лучшее качество очистки изображения от импульсного шума и полученные экспериментальным путем. Из

табл. 2 видно, что для шумов с  $p \leq 0,75$  достаточно использовать маску, охватывающую лишь по одному пикселю сверху, снизу, слева и справа. Это позволяет ускорить процесс расчёта медианы и формул (2) – (4) на практике за счёт необходимости обработки массива из 4 элементов вместо массива из 8 элементов в первом предложенном методе. Проблема ускорения адаптивной медианной фильтрации для обработки изображений в режиме реального времени является весьма актуальной, что подтверждается разработкой специализированных аппаратных решений в данной области [26].

Далее будут представлены результаты моделирования очистки изображений от импульсного шума с использованием как первого, так и второго предложенного

метода и проведено сравнение с результатами, полученными при использовании известных методов.

Табл. 2. Величина  $R^2$  для расчёта окна во втором предложенном методе

Уровень шума	$R^2$
$0 < p \leq 0,75$	1
$0,75 < p \leq 0,9$	4
$0,9 < p$	25

### 3. Моделирование

Для моделирования были использованы полутонные изображения «Лена», «горы» и «собака», которые представлены на рис. 4.



Рис. 4. Изображения, использованные при моделировании: «Лена» (а); «горы» (б); «собака» (в)

Для оценки качества очистки изображения от шума была использована характеристика PSNR (пиковое отношение сигнал-шум), которая вычисляется по формуле:

$$PSNR = 10 \lg \left( \frac{N^2}{MSE} \right), \tag{9}$$

где

$$MSE = \frac{\sum_i \sum_j (y_{i,j} - s_{i,j})^2}{D_1 \cdot D_2} \tag{10}$$

среднеквадратическая ошибка восстановленного изображения  $y_{i,j}$  в сравнении с исходным изображением  $s_{i,j}$   $N$  – максимальная величина пикселя изображения, равная 255 в рассматриваемых случаях;  $D_1$  и  $D_2$  – ширина и высота изображения. Величина PSNR имеет логарифмическую природу, и единицей ее измерения является децибел (дБ). Чем больше величина PSNR, тем лучше качество восстановленного изображения, и для тождественно равных изображений  $PSNR = \infty$ .

SSIM, или индекс структурного сходства между двумя изображениями, определяется на основе полного сопоставления исходного и полученного изображений [27]. Данная характеристика вычисляется по формуле:

$$SSIM(y, s) = \frac{(2\mu_y \mu_s + c_1)(2\sigma_{ys} + c_2)}{(\mu_y^2 + \mu_s^2 + c_1)(\sigma_y^2 + \sigma_s^2 + c_2)}, \tag{11}$$

где  $\mu_y$  – среднее  $y$ ,  $\mu_s$  – среднее  $s$ ,  $\sigma_y^2$  – дисперсия  $y$ ,  $\sigma_s^2$  – дисперсия  $s$ ,  $\sigma_{ys}$  – ковариация  $y$  и  $s$ ,  $c_1 = (k_1 L)^2$ ,  $c_2 = (k_2 L)^2$  – две переменные,  $L$  – динамический диапа-

зон пикселей, равный 255 в рассматриваемых случаях,  $k_1 = 0,01$  и  $k_2 = 0,03$  – константы. Величина SSIM находится в пределах между 0 и 1 и равна 1 для тождественно равных изображений.

Изображения, представленные на рис. 4, были искажены импульсным шумом с интенсивностями  $p = 0,01; 0,1; 0,25; 0,5; 0,75; 0,99$  при помощи команды «imnoise» программного пакета Matlab 2015b с параметрами, заданными по умолчанию. Это означает, что была использована модель импульсного шума (1), в которой  $p_0 = p_{255}$ , то есть импульсный шум был биполярным [1]. Стоит отметить, что предложенные методы не зависят от полярности шума в модели (1), так как искажения пикселей значениями 0 или 255 учитываются одинаковым способом. Для проведения моделирования каждое изображение подвергалось каждому уровню шумового воздействия 10 раз, после чего выполнялась обработка каждого из 10 зашумленных изображений. Очистка сгенерированных изображений производилась с использованием первого и второго предложенных методов, а также с использованием известных подходов: СМФ [4] и методов из работ [6], [7], [8] и [15]. Максимальный размер маски фильтра при реализации метода [7] был установлен равным  $7 \times 7$ , согласно его интерпретации, предложенной в [1]. Программный код реализованных методов доступен в сети Internet по ссылке [28].

Для получения результатов обработки с использованием первого и второго предложенных методов, а также метода из [15] необходимо находить значения функции Лоренца по формуле (3). В табл. 3–5 приведены логарифмы величин  $2\sigma^2$  из формулы (3), которые были использованы при моделировании. Эти значения были получены на основе анализа качества

обработки в каждом случае при варьировании величины  $2\sigma^2$  от  $10^1$  до  $10^6$ .

Табл. 3. Значения  $lg(2\sigma^2)$ , использованные при моделировании фильтрации импульсного шума для изображения «Лена»

p	Метод		
	[15]	первый предложенный	второй предложенный
0,01	2,6	2,6	3,8
0,10	3,2	3,2	3,9
0,25	3,2	3,7	4,5
0,50	2,8	4,7	5,8
0,75	3,3	5,2	5,0
0,90	3,0	5,6	5,1
0,99	4,3	6,0	5,0

В табл. 6–11 приведены средние значения результатов очистки тестовых изображений от импульсных шумов различной интенсивности. Значения характеристик PSNR для изображений после применения соответствующих методов показаны в табл. 6–8.

Табл. 4. Значения  $lg(2\sigma^2)$ , использованные при моделировании фильтрации импульсного шума для изображения «горы»

p	Метод		
	[15]	первый предложенный	второй предложенный
0,01	3,5	3,5	3,5
0,10	3,6	3,6	4,0
0,25	3,6	3,1	4,3
0,50	3,6	4,3	5,4
0,75	4,2	5,7	5,0
0,90	3,8	6,0	4,0
0,99	4,5	5,5	3,9

Значения характеристик SSIM для изображений после применения соответствующих методов показаны в табл. 9–11. Поскольку в статье [15] приведены параметры адаптивного медианного фильтра для очистки изображений от импульсных шумов с вероятностями  $p \leq 0,98$ , то при моделировании очистки изображений от импульсного шума с  $p \leq 0,99$  на основе этого метода мы использовали параметры адаптивно-

го медианного фильтра, указанные авторами для  $p \leq 0,98$ . Данное обстоятельство помечено в соответствующих ячейках таблиц звездочкой \*.

Табл. 5. Значения  $lg(2\sigma^2)$ , использованные при моделировании фильтрации импульсного шума для изображения «собака»

p	Метод		
	[15]	первый предложенный	второй предложенный
0,01	3,2	3,2	3,5
0,10	3,4	3,4	4,3
0,25	3,2	3,9	5,4
0,50	3,2	4,6	5,4
0,75	3,7	5,6	5,1
0,90	3,9	5,7	4,9
0,99	4,8	5,8	5,5

Из табл. 6–11 видно, что наилучшие результаты получены при использовании предложенных методов. Можно отметить, что первый предложенный метод показал наилучший результат при обработке импульсных шумов с интенсивностью  $0,5 \leq p \leq 0,9$  (в зависимости от использованной для оценки характеристики). Второй предложенный метод показал лучшие результаты при обработке импульсных шумов с низкой интенсивностью  $p < 0,5$  и экстремально высокой интенсивностью  $p > 0,9$ .

На рис. 5–7 приведены примеры обработки тестовых изображений. На рис. 5 показаны результаты обработки изображения «Лена», искаженного импульсным шумом с  $p = 0,75$ . Из рис. 5в видно крайне низкое качество обработки при использовании СМФ. Рис. 5г демонстрирует недостаточную очистку от шума при использовании метода [7]. Рис. 5д–з уже имеют достаточно высокое визуальное качество, что подтверждается соответствующими значениями из табл. 6 и 9. На рис. 6 показаны результаты обработки изображения «горы», искаженного импульсным шумом с  $p = 0,9$ . Низкое качество применения СМФ и метода из [7] здесь видно еще более отчетливо. На рис. 6д видно размытие деталей изображения, обработанного по методу [15].

Табл. 6. Значения PSNR различных моделей импульсного шума для изображения «Лена»

p	Известные методы					Предложенные методы	
	[4]	[7]	[15]	[6]	[8]	первый	второй
0,01	34,47	52,07	53,19	53,06	52,15	53,18	<b>54,03</b>
0,10	32,52	40,18	42,40	42,24	42,00	42,40	<b>43,35</b>
0,25	26,02	33,63	35,84	37,47	37,64	37,81	<b>38,32</b>
0,50	15,25	28,09	30,83	32,75	33,27	<b>33,32</b>	33,11
0,75	9,03	19,01	28,09	29,07	29,32	<b>29,37</b>	29,10
0,90	6,63	10,50	24,22	25,68	25,95	25,98	<b>26,08</b>
0,99	5,53	5,91	16,28*	19,91	20,05	20,06	<b>20,53</b>

Табл. 7. Значения PSNR различных моделей импульсного шума для изображения «горы»

p	Известные методы					Предложенные методы	
	[4]	[7]	[15]	[6]	[8]	первый	второй
0,01	28,40	46,35	47,07	46,95	46,84	47,07	<b>48,25</b>
0,10	27,52	35,68	36,84	36,64	36,64	36,84	<b>37,78</b>
0,25	23,81	30,26	30,49	32,12	32,38	32,32	<b>33,01</b>
0,50	14,57	25,22	26,21	28,12	28,50	<b>28,54</b>	28,40
0,75	8,54	17,92	24,00	24,75	24,95	<b>24,96</b>	24,80
0,90	6,18	9,96	21,21	21,89	22,10	22,12	<b>22,13</b>
0,99	5,11	5,49	15,19*	17,57	17,71	17,70	<b>18,07</b>

Табл. 8. Значения PSNR различных моделей импульсного шума для изображения «собака»

p	Известные методы					Предложенные методы	
	[4]	[7]	[15]	[6]	[8]	первый	второй
0,01	29,46	46,25	47,33	47,24	46,89	47,33	<b>48,55</b>
0,10	28,32	35,82	37,84	37,70	37,47	37,85	<b>38,80</b>
0,25	24,44	30,44	30,95	32,97	33,19	33,34	<b>33,90</b>
0,50	14,92	25,27	26,65	28,73	29,18	<b>29,25</b>	29,11
0,75	8,82	17,93	24,35	25,29	25,53	<b>25,58</b>	25,38
0,90	6,48	10,15	21,18	22,20	22,42	22,44	<b>22,52</b>
0,99	5,36	5,74	15,02*	17,16	17,28	17,28	<b>17,77</b>



Рис. 5. а) Исходное изображение «Лена» в оттенках серого; б) изображение, искаженное импульсным шумом с интенсивностью  $p = 0,75$ ; в) результат восстановления методом [4]; з) результат восстановления методом [7]; д) результат восстановления методом [15]; е) результат восстановления методом [6]; ж) результат восстановления методом [8]; з) результат восстановления первым предложенным методом; и) результат восстановления вторым предложенным методом

Табл. 9. Значения SSIM различных моделей импульсного шума для изображения «Лена»

p	Известные методы					Предложенные методы	
	[4]	[7]	[15]	[6]	[8]	первый	второй
0,01	0,9261	0,9990	0,9992	0,9991	0,9991	0,9992	<b>0,9994</b>
0,10	0,9123	0,9881	0,9912	0,9908	0,9907	0,9912	<b>0,9933</b>
0,25	0,7968	0,9568	0,9637	0,9737	0,9748	0,9756	<b>0,9795</b>
0,50	0,2293	0,8758	0,9046	0,9327	0,9380	0,9388	<b>0,9401</b>
0,75	0,0340	0,5510	0,8335	0,8625	0,8675	<b>0,8685</b>	0,8602
0,90	0,0111	0,0710	0,7145	0,7598	0,7686	<b>0,7697</b>	0,7689
0,99	0,0064	0,0065	0,4632*	0,5617	0,5697	0,5708	<b>0,5932</b>

Табл. 10. Значения SSIM различных моделей импульсного шума для изображения «горы»

p	Известные методы					Предложенные методы	
	[4]	[7]	[15]	[6]	[8]	первый	второй
0,01	0,8493	0,9983	0,9985	0,9984	0,9984	0,9985	<b>0,9989</b>
0,10	0,8320	0,9801	0,9840	0,9832	0,9834	0,9840	<b>0,9874</b>
0,25	0,7397	0,9351	0,9315	0,9522	0,9546	0,9549	<b>0,9618</b>
0,50	0,2817	0,8168	0,8153	0,8803	0,8877	0,8888	<b>0,8914</b>
0,75	0,0499	0,5003	0,6804	0,7572	0,7636	<b>0,7651</b>	0,7477
0,90	0,0147	0,0813	0,4840	0,5941	0,6028	<b>0,6047</b>	0,5991
0,99	0,0054	0,0057	0,2688*	0,3316	0,3387	0,3394	<b>0,3552</b>

Табл. 11. Значения SSIM различных моделей импульсного шума для изображения «собака»

p	Известные методы					Предложенные методы	
	[4]	[7]	[15]	[6]	[8]	первый	второй
0,01	0,8610	0,9980	0,9984	0,9983	0,9983	0,9984	<b>0,9988</b>
0,10	0,8418	0,9793	0,9848	0,9842	0,9840	0,9848	<b>0,9884</b>
0,25	0,7496	0,9327	0,9295	0,9536	0,9554	0,9568	<b>0,9635</b>
0,50	0,2888	0,8086	0,8077	0,8811	0,8894	0,8908	<b>0,8942</b>
0,75	0,0526	0,4939	0,6698	0,7555	0,7632	<b>0,7650</b>	0,7464
0,90	0,0171	0,0854	0,4686	0,5804	0,5894	<b>0,5921</b>	0,5886
0,99	0,0049	0,0055	0,2847*	0,3024	0,3080	0,3098	<b>0,3287</b>

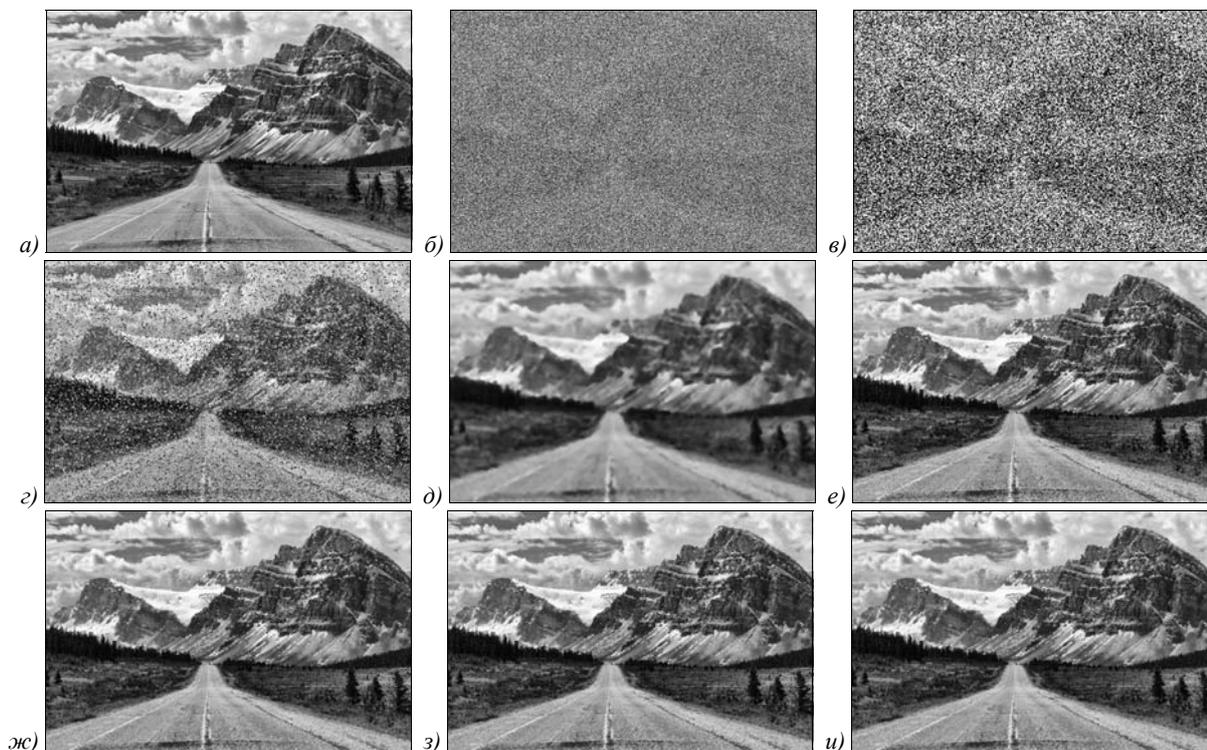


Рис. 6. Исходное изображение «горы» в оттенках серого (а); изображение, искаженное импульсным шумом с интенсивностью  $p = 0,9$  (б); результат восстановления методом [4] (в); результат восстановления методом [7] (г); результат восстановления методом [15] (д); результат восстановления методом [6] (е); результат восстановления методом [8] (ж); результат восстановления первым предложенным методом (з); результат восстановления вторым предложенным методом (и)

На рис. 7 представлены результаты обработки изображения «собака», искаженного импульсным шумом с  $p = 0,99$ . На рис. 7б–г не видно никакой информации об изображении. Подпись к рис. 7д помечена звездочкой \*, по аналогии с данными, приведенными в табл. 6–11. Из рис. 7д видно, что параметры метода из [15] для  $p = 0,98$  не вполне подходят для очистки от шума с  $p = 0,99$ . Рис. 7е–з позволяют извлечь некоторую информацию об изображении, хотя она уже существенно искажена, что неудивительно при попытке восстановления изображения лишь по 1% неповрежденных пикселей.

Подводя итог о результатах моделирования, представленных в табл. 6–11 и на рис. 5–7, можно сделать вывод о том, что предложенные в статье методы позволяют получать лучшее качество адаптивной медианной очистки изображений от импульсного шума по сравнению с применением известных методов. Эти методы могут найти широкое практическое применение в обработке спутниковых и медицинских изображений, геофизических

данных и других приложениях цифровой обработки изображений.

### Заключение

В работе предложены два новых метода очистки изображений от импульсного шума, которые позволяют улучшить качество обработки по сравнению с известными подходами. Численная оценка результатов моделирования на основе PSNR и SSIM позволяет сделать вывод о том, что разработанные методы лучше справляются как с очисткой от шумов с низкой интенсивностью, так и с очисткой от экстремальных шумов с интенсивностью 90–99%. Визуальное сопоставление результатов обработки позволяет сделать вывод о том, что предложенные методы не только хорошо справляются с восстановлением искаженных пикселей, но и позволяют сохранить детали изображения. Полученный результат позволяет решать проблему очистки от импульсного шума с более высокой эффективностью.

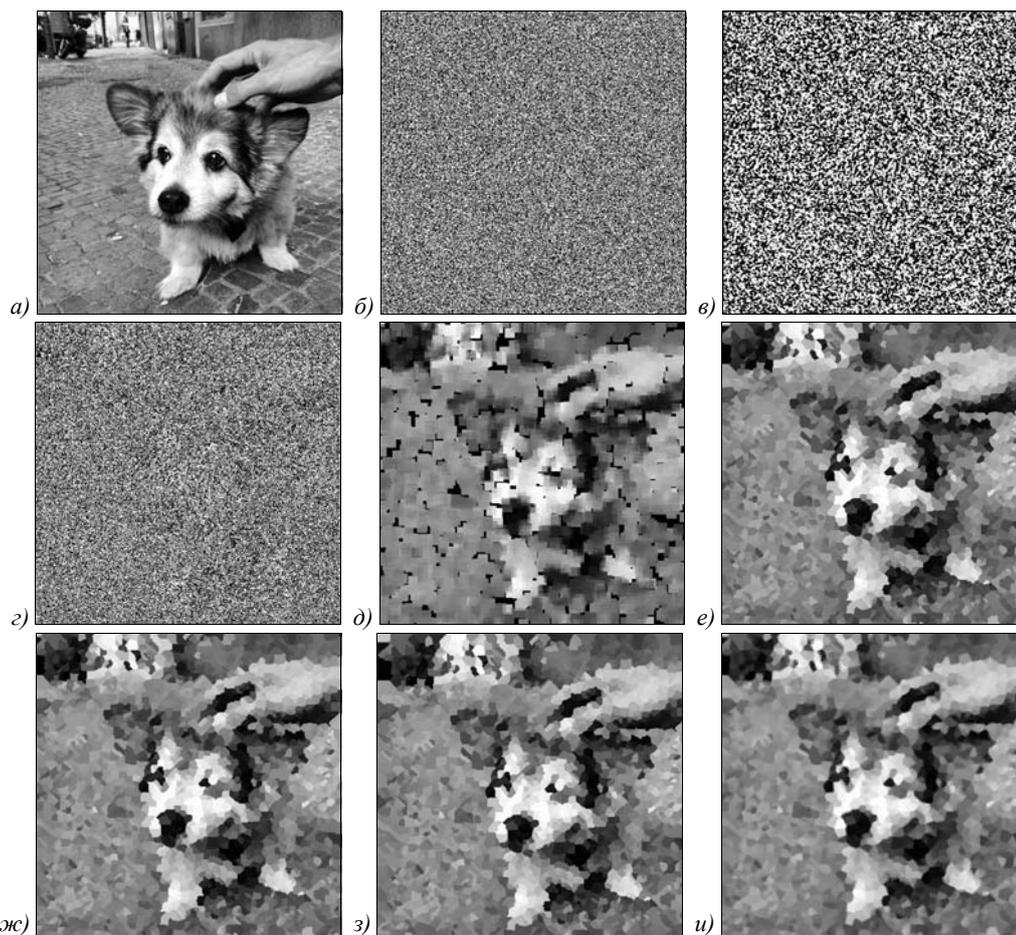


Рис. 7. а) Исходное изображение «собака» в оттенках серого; б) изображение, искаженное импульсным шумом с интенсивностью  $p = 0,99$ ; в) результат восстановления методом [4]; г) результат восстановления методом [7]; д) результат восстановления методом [15]\*; е) результат восстановления методом [6]; ж) результат восстановления методом [8]; з) результат восстановления первым предложенным методом; и) результат восстановления вторым предложенным методом

Интересным направлением дальнейших исследований является применение предложенных методов в практических приложениях цифровой обработки изображений, например, для обработки визуальных данных в медицинской диагностике.

#### Благодарности

Работа выполнена при финансовой поддержке: базовой части государственного задания №2.6035.2017/БЧ; РФФИ, проект №18-07-00109 А; совета по грантам Президента Российской Федерации, проект СП-2245.2018.5.

#### Литература

1. **Gonzalez, R.C.** Digital image processing / R.C. Gonzalez, R.E. Woods. – 3<sup>rd</sup> ed. – Upper Saddle River: Pearson Prentice Hall, 2007. – P. 976. – ISBN: 978-0-13-168728-8.
2. **Gonzalez, R.C.** Digital image processing using MATLAB / R.C. Gonzalez, R.E. Woods, S.L. Eddins. – 2<sup>nd</sup> ed. – Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, Inc., 2010. – P. 344. – ISBN: 978-0-9820854-0-0.
3. **Bovik, A.C.** Handbook of image and video processing / A.C. Bovik. – Orlando, FL: Academic Press, 2010. – P. 1372. – ISBN: 978-0-12-119792-6.
4. **Tukey, J.W.** Exploratory data analysis / J.W. Tukey. – Reading, MA: Pearson, 1977. – ISBN: 978-0-201-07616-5.

5. **Ko, S.-J.** Center weighted median filters and their applications to image enhancement / S.-J. Ko, Y.H. Lee // IEEE Transactions on Circuits and Systems. – 1991. – Vol. 38, Issue 9. – P. 984-993. – DOI: 10.1109/31.83870.
6. **Wang, Z.** Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images / Z. Wang, D. Zhang // IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing. – 1999. – Vol. 46, Issue 1. – P. 78-80. – DOI: 10.1109/82.749102.
7. **Hwang, H.** Adaptive median filters: new algorithms and results / H. Hwang, R.A. Haddad // IEEE Transactions on Image Processing. – 1995. – Vol. 4, Issue 4. – P. 499-502. – DOI: 10.1109/83.370679.
8. **Lu, C.-T.** Removal of salt-and-pepper noise in corrupted image using three-values-weighted approach with variable-size-window / C.-T. Lu, Y.-Y. Chen, L.-L. Wang, C.-F. Chang // Pattern Recognition Letters. – 2016. – Vol. 80. – P. 188-199. – DOI: 10.1016/j.patrec.2016.06.026.
9. **Fabijańska, A.** Noise adaptive switching median-based filter for impulse noise removal from extremely corrupted images / A. Fabijańska, D. Sankowski // IET Image Processing. – 2011. – Vol. 5, Issue 5. – P. 472-480. – DOI: 10.1049/iet-ipr.2009.0178.
10. **Ng, P.-E.** A switching median filter with boundary discriminative noise detection for extremely corrupted images / P.-E. Ng, K.-K. Ma // IEEE Transactions on Image Process-

- ing. – 2006. – Vol. 15, Issue 6. – P. 1506-1516. – DOI: 10.1109/TIP.2005.871129.
11. **Peixuan, Z.** A new adaptive weighted mean filter for removing salt-and-pepper noise / Z. Peixuan, L. Fang // IEEE Signal Processing Letters. – 2014. – Vol. 21, Issue 10. – P. 1280-1283. – DOI: 10.1109/LSP.2014.2333012.
  12. **Roy, A.** Combination of adaptive vector median filter and weighted mean filter for removal of high-density impulse noise from colour images / A. Roy, J. Singha, L. Manam, R.H. Laskar // IET Image Processing. – 2017. – Vol. 11, Issue 6. – P. 352-361. – DOI: 10.1049/iet-ipr.2016.0320.
  13. **Toh, K.K.V.** Noise adaptive fuzzy switching median filter for salt-and-pepper noise reduction / K.K.V. Toh, N.A.M. Isa // IEEE Signal Processing Letters. – 2010. – Vol. 17, Issue 3. – P. 281-284. – DOI: 10.1109/LSP.2009.2038769.
  14. **Hsieh, M.-H.** Fast and efficient median filter for removing 1-99% levels of salt-and-pepper noise in images / M.-H. Hsieh, F.-C. Cheng, M.-C. Shie, S.-J. Ruan // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2013. – Vol. 26, Issue 4. – P. 1333-1338. – DOI: 10.1016/j.engappai.2012.10.012.
  15. **Vijaykumar, V.R.** High density impulse noise removal using robust estimation based filter / V.R. Vijaykumar, P.T. Vanathi, P. Kanagasabapathy, D. Ebenezer // IAENG International Journal of Computer Science. – 2008. – Vol. 35, Issue 3. – P. 259-266.
  16. **Jourabloo, A.** New algorithms for recovering highly corrupted images with impulse noise / A. Jourabloo, A.H. Feghahati, M. Jamzad // Scientia Iranica. – 2012. Vol. 19, Issue 6. – P. 1738-1745. – DOI: 10.1016/j.scient.2012.07.016.
  17. **Chen, Y.** Structure-adaptive fuzzy estimation for random-valued impulse noise suppression / Y. Chen, Y. Zhang, J. Yang, H. Shu, L. Luo, J. Coatrieux, Q. Feng, // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. – 2018. – Vol. 28, Issue 2. – P. 414-427. – DOI: 10.1109/TCSVT.2016.2615444.
  18. **Srinivasan, K.S.** A new fast and efficient decision-based algorithm for removal of high-density impulse noises / K.S. Srinivasan, D. Ebenezer // IEEE Signal Processing Letters. – 2007. – Vol. 14, Issue 3. – P. 189-192. – DOI: 10.1109/LSP.2006.884018.
  19. **Brownrigg, D.R.K.** The weighted median filter // Communications of the ACM. – 1984. – Vol. 27, Issue 8. – P. 807-818. – DOI: 10.1145/358198.358222.
  20. Yin, L. Weighted median filters: a tutorial / L. Yin, R. Yang, M. Gabbouj, Y. Neuvo // IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing. – 1996. – Vol. 43, Issue 3. – P. 157-192. – DOI: 10.1109/82.486465.
  21. **Zhou, H.** Weighted FIR median hybrid filters for image processing / H. Zhou, B. Zeng, Y. Neuvo // Proceedings of the International Conference on Circuits and Systems. – 1991. – P. 793-796. – DOI: 10.1109/CICCAS.1991.184480.
  22. **Chen, T.** Adaptive impulse detection using center-weighted median filters / T. Chen, H.R. Wu // IEEE Signal Processing Letters. – 2001. – Vol. 8, Issue 1. – P. 1-3. – DOI: 10.1109/97.889633.
  23. **Chan, R.H.** An iterative procedure for removing random-valued impulse noise / R.H. Chan, Ch. Hu, M. Nikolova // IEEE Signal Processing Letters. – 2004. – Vol. 11, Issue 12. – P. 921-924. – DOI: 10.1109/LSP.2004.838190.
  24. **Black, M.J.** On the unification of line processes, outlier rejection, and robust statistics with applications in early vision / M.J. Black, A. Rangarajan // International Journal of Computer Vision. – 1996. – Vol. 19, Issue 1. – P. 57-91. – DOI: 10.1007/BF00131148.
  25. **Jähne, B.** Digital image processing / B. Jähne. – Berlin, Heidelberg: Springer, 2005. – P. 584. – ISBN: 978-3-540-24035-8.
  26. **Jelodari, P.T.** FPGA implementation of an adaptive window size image impulse noise suppression system / P.T. Jelodari, M.P. Kordasiabi, S. Sheikhaei, B. Forouzandeh // Journal of Real-Time Image Processing. – 2017. – P. 1-12. – DOI: 10.1007/s11554-017-0705-4.
  27. **Wang, Z.** Image quality assessment: from error visibility to structural similarity / Z. Wang, A.C. Bovik, H.R. Sheikh, E.P. Simoncelli // IEEE Transactions on image processing. – 2004. – Vol. 13, Issue 4. – P. 600-612. – DOI: 10.1109/TIP.2003.819861.
  28. Bitbucket [Электронный ресурс]. – URL: [https://bitbucket.org/anzor\\_orazaev/mmm/src/master/](https://bitbucket.org/anzor_orazaev/mmm/src/master/) (дата обращения 25.04.2018).

#### Сведения об авторах

**Червяков Николай Иванович**, 1935 года рождения, в 1965 году окончил Харьковское высшее командно-инженерное училище. В 1972 г. защитил кандидатскую диссертацию, защитил докторскую диссертацию в 1987 г. Получил звание доцента в 1974 г., звание профессора – в 1989 г. Заведующий кафедрой прикладной математики и математического моделирования ИМЕН ФГАОУ ВПО «Северо-Кавказский федеральный университет». Область научных интересов: цифровая обработка изображений, искусственный интеллект, компьютерная арифметика, цифровые устройства. E-mail: [k-fmf-primath@stavsru.ru](mailto:k-fmf-primath@stavsru.ru).

**Ляхов Павел Алексеевич**, 1988 года рождения, в 2009 году окончил Ставропольский государственный университет по специальности «Математика», доцент кафедры прикладной математики и математического моделирования ИМЕН ФГАОУ ВПО «Северо-Кавказский федеральный университет», кандидат физико-математических наук. Область научных интересов: цифровая обработка изображений, искусственный интеллект, компьютерная арифметика, цифровые устройства. E-mail: [ljahov@mail.ru](mailto:ljahov@mail.ru).

**Оразаев Анзор Русланович**, 1995 года рождения. Студент магистратуры, ИМЕН ФГАОУ ВПО «Северо-Кавказский федеральный университет». Область научных интересов: цифровая обработка изображений, искусственный интеллект, адаптивная фильтрация сигналов. E-mail: [anz.orazaev95@gmail.com](mailto:anz.orazaev95@gmail.com).

ГРНТИ: 28.23.15

Поступила в редакцию 22 декабря 2017 г. Окончательный вариант – 17 июля 2018 г.

## TWO METHODS OF ADAPTIVE MEDIAN FILTERING OF IMPULSE NOISE IN IMAGES

N.I. Chervyakov<sup>1</sup>, P.A. Lyakhov<sup>1</sup>, A.R. Ozaev<sup>1</sup>  
<sup>1</sup> North-Caucasus Federal University, Stavropol, Russia

**Abstract**

Two new methods of adaptive median filtering of impulse noise in images are proposed in the paper. The first method is based on the joint application of iterative processing and transformation of the result of median filtering using the Lorentzian function. The second method uses alternative masks of median filter, calculated using the Euclidean metric. This approach has made it possible to reduce the size of the processed area without the loss in quality for low-intensity noise. The experimental part of the article shows the results of comparison of the performance of the proposed methods with the known methods. We used three different images distorted by impulse noise with pixel distortion probabilities ranging from 1% up to 99%. The numerical evaluation of the quality of image denoising based on the peak signal to noise ratio (PSNR) and the structural similarity (SSIM) has shown that the proposed method shows a better result of processing in all the cases considered, as compared with the known approaches. The results obtained in the paper may find wide practical applications when processing satellite and medical imagery, geophysical data, and in other areas of digital image processing.

**Keywords:** image processing, noise in imaging systems, impulse noise, filters, median filter, adaptive filter.

**Citation:** Chervyakov NI, Lyakhov PA, Ozaev AR. Two methods of adaptive median filtering of impulse noise in images. *Computer Optics* 2018; 42(4): 667-678. DOI: 10.18287/2412-6179-2018-42-4-667-678.

**Acknowledgments:** This work was supported by the Government of the Russian Federation (state order no. 2.6035.2017/BCh), the Russian Foundation for Basic Research (project no. 18-07-00109 A), and by the Presidential Grant of the Russian Federation (project no. SP-2245.2018.5).

**References**

- [1] Gonzalez RC, Woods RE. Digital image processing. Upper Saddle River: Pearson Prentice Hall; 2007. ISBN: 978-0-13-168728-8.
- [2] Gonzalez RC, Woods RE, Eddins SL. Digital image processing using MATLAB. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, Inc; 2010: 344. ISBN: 978-0-9820854-0-0.
- [3] Bovik AC. Handbook of image and video processing. Orlando, FL: Academic Press; 2010: 1372. ISBN: 978-0-12-119792-6.
- [4] Tukey JW. Exploratory data analysis. Reading, MA: Pearson; 1977. ISBN: 978-0-201-07616-5.
- [5] Ko S-J, Lee YH. Center weighted median filters and their applications to image enhancement. *IEEE Transactions on Circuits Systems*; 1991, 38(9): 984-993. DOI: 10.1109/31.83870.
- [6] Wang Z, Zhang D. Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II* 1999; 46(1): 78-80. DOI: 10.1109/82.749102.
- [7] Hwang H, Haddad RA. Adaptive median filters: new algorithms and results. *IEEE Transactions on Image Processing* 1995; 4(4): 499-502. DOI: 10.1109/83.370679.
- [8] Lu C-T, Chen Y-Y, Wang L-L, Chang C-F. Removal of salt-and-pepper noise in corrupted image using three-values-weighted approach with variable-size-window. *Pattern Recognition Letters* 2016; 80: 188-199. DOI: 10.1016/j.patrec.2016.06.026.
- [9] Fabijańska A, Sankowski D. Noise adaptive switching median-based filter for impulse noise removal from extremely corrupted images. *IET Image Processing* 2011; 5(5): 472-480. DOI: 10.1049/iet-ipr.2009.0178.
- [10] Ng P-E, Ma K-K. A switching median filter with boundary discriminative noise detection for extremely corrupted images. *IEEE Trans Image Process* 2006; 15(6): 1506-1516. DOI: 10.1109/TIP.2005.871129.
- [11] Peixuan Z, Fang L. A new adaptive weighted mean filter for removing salt-and-pepper noise. *IEEE Signal Processing Letters* 2014; 21(10): 1280-1283. DOI: 10.1109/LSP.2014.2333012.
- [12] Roy A, Singha J, Manam L, Laskar RH. Combination of adaptive vector median filter and weighted mean filter for removal of high-density impulse noise from colour images. *IET Image Processing* 2017; 11(6): 352-361. DOI: 10.1049/iet-ipr.2016.0320.
- [13] Toh KKV, Isa NAM. Noise adaptive fuzzy switching median filter for salt-and-pepper noise reduction. *IEEE Signal Processing Letters* 2010; 17(3): 281-284. DOI: 10.1109/LSP.2009.2038769.
- [14] Hsieh MH, Cheng FH, Shie MC, Ruan SJ. Fast and efficient median filter for removing 1–99% levels of salt-and-pepper noise in images. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 2013; 26(4): 1333-1338. DOI: 10.1016/j.engappai.2012.10.012.
- [15] Vijaykumar VR, Vanathi PT, Kanagasabapathy P, Ebenezer D. High density impulse noise removal using robust estimation based filter. *IAENG International Journal of Computer Science* 2008; 35(3): 259-266.
- [16] Jourabloo A, Feghahati AH, Jamzad M. New algorithms for recovering highly corrupted images with impulse noise. *Scientia Iranica* 2012; 19(6): 1738-1745. DOI: 10.1016/j.scient.2012.07.016.
- [17] Chen Y, Zhang Y, Yang , Shu H, Luo L, Coatrieux JL, Feng Q. Structure-Adaptive Fuzzy Estimation for Random-Valued Impulse Noise Suppression. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* 2018; 28(2): 414-427. DOI: 10.1109/TCSVT.2016.2615444.
- [18] Srinivasan KS, Ebenezer D. A new fast and efficient decision-based algorithm for removal of high-density impulse

- noises. *IEEE Signal Processing Letters* 2007; 14(3): 189-192. DOI: 10.1109/LSP.2006.884018.
- [19] Brownrigg DRK. The weighted median filter. *Communications of the ACM* 1984; 27(8): 807-818. DOI: 10.1145/358198.358222.
- [20] Yin L, Yang R, Gabbouj M, Neuvo Y. Weighted median filters: a tutorial. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing* 1996; 43(3): 157-192. DOI: 10.1109/82.486465.
- [21] Zhou H, Zeng B, Neuvo Y. Weighted FIR median hybrid filters for image processing. *Proc Int Conf Circuits and Syst* 1991: 793-796. DOI: 10.1109/CICCAS.1991.184480.
- [22] Chen T, Wu HR. Adaptive impulse detection using center-weighted median filters. *IEEE Signal Process Lett* 2001; 8(1): 1-3. DOI: 10.1109/97.889633.
- [23] Chan RH, Hu Chen, Nikolova M. An iterative procedure for removing random-valued impulse noise. *IEEE Signal Process Lett* 2004; 11(12): 921-924. DOI: 10.1109/LSP.2004.838190,
- [24] Black MJ, Rangarajan A. On the unification of line processes, outlier rejection, and robust statistics with applications in early vision. *Int J Comput Vision* 1996; 19(1): 57-91. DOI: 10.1007/BF00131148.
- [25] Jahne B. *Digital image processing*. Berlin, Heidelberg: Springer; 2005. ISBN: 978-3-540-24035-8.
- [26] Jelodari PT, Kordasiabi MP, Sheikhaei S, Forouzandeh B. FPGA implementation of an adaptive window size image impulse noise suppression system. *Journal of Real-Time Image Processing*; 2017: 1-12. DOI: 10.1007/s11554-017-0705-4.
- [27] Wang Z, Bovik AC, Sheikh HR, Simoncelli EP. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on image processing*; 2004, 13(4): 600-612. DOI: 10.1109/TIP.2003.819861.
- [28] Bitbucket. Source: ([https://bitbucket.org/anzor\\_orazaev/mm/src/master/](https://bitbucket.org/anzor_orazaev/mm/src/master/)).

---

#### *Author's information*

**Nikolay Ivanovich Chervyakov** (b. 1935) graduated from Kharkov Higher Command and Engineering School in 1965. Since 1972 is the Candidates of Technical Sciences, 1987 – the Doctor of Technical Sciences. Received the title of associate professor in 1974, the title of professor – in 1989. Head of Applied Mathematics and Mathematical Modeling department, North-Caucasus Federal University, Doctor of Technical Sciences. Research interests are digital image processing, artificial intelligence, computer arithmetic and digital circuits. E-mail: [k-fmf-primath@stavsru.ru](mailto:k-fmf-primath@stavsru.ru) .

**Pavel Alekseyevich Lyakhov** (b. 1988) graduated from Stavropol State University, specialty "Mathematics" in 2009. Assistant Professor of Applied Mathematics and Mathematical Modeling department, North-Caucasus Federal University. Research interests are digital image processing, artificial intelligence, computer arithmetic and digital circuits. E-mail: [ljahov@mail.ru](mailto:ljahov@mail.ru) .

**Anzor Ruslanovich Orazhev** (b. 1995) master student, North-Caucasus Federal University. Research interests are digital image processing, artificial intelligence and adaptive filtering of signals. E-mail: [anz.orazaev95@gmail.com](mailto:anz.orazaev95@gmail.com) .

---

*Received December 22, 2017. The final version – July 17, 2018.*

---