

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Le Cun Y., Bengio Y. Convolutional networks for images, speech and time series // The handbook of brain theory and neural networks. – 1998. – V. 7. – № 1. – P. 255–258.
2. Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. Learning internal representations by error propagation // Parallel distributed processing. – 1986. – V. 1. – № 2. – P. 318–362.
3. Садыхов Р.Х., Ваткин М.Е. Модифицированный алгоритм обучения РБФ-сети для распознавания рукописных символов // Идентификация образов. – 2001. – Т. 1. – № 3. – P. 7–16.
4. Rowley H.A., Baluja S., Kanade T. Neural network-based face detection // Pattern anal. mach. Intell. – 2000. – V. 5. – P. 23–38.
5. Lin S., Kung S., Lin L. Face recognition detection by probabilistic decision-based neural network // Trans. neural networks. – 1997. – V. 8. – № 1. – P. 114–132.
6. Feraud R., Bernier O., Viallet J., Collobert M. A fast and accurate face detector based on neural networks // Transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2002. – V. 3. – № 23. – P. 42–53.
7. Rowley H., Baluja S., Kanade T. Rotation invariant neural network-based face detection // Proceedings of conference on computer vision and pattern recognition. – 1998. – V. 7. – № 8. – P. 38–44.
8. Sakai T., Nagao M., Fujibayashi S. Line extraction and pattern detection in a photograph // Pattern recognition. – 1969. – V. 1. – № 5. – P. 233–248.
9. Craw I., Ellis H., Lishman J. Automatic extraction of face features // Pattern recognition letters. – 1987. – V. 5. – P. 183–187.
10. Yu N., Notkin B.S., Sedov V.A. Neuro-iterative algorithm of tomographic reconstruction of the distributed physical fields in the fibre-optic measuring systems // Computer optics. – 2009. – V. 33. – № 4. – P. 446–455.
11. Wilson D.R., Martinez T.R. The general inefficiency of batch training for gradient descent learning // Neural Networks. – 2004. – V. 16. – № 4. – P. 1429–1451.

Поступила 23.12.2010 г.

УДК 004.932

## АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ИМПУЛЬСНОГО ШУМА НА ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Нгок Хоанг Фан, В.Г. Спицын

Томский политехнический университет  
E-mail: hoangpn285@gmail.com

Выполнен анализ способов обнаружения присутствия импульсного шума на цифровых изображениях. Приведены результаты сопоставления различных алгоритмов обнаружения пикселей, искаженных импульсным шумом.

### Ключевые слова:

Обработка изображения, импульсный шум, обнаружение шума.

### Key words:

Image processing, impulse noise, noise detection.

### Введение

Цифровые изображения часто искажаются шумами, появляющимися на этапах их получения и/или передачи. Причинами возникновения шумов на цифровых изображениях могут быть сбой в работе канала связи, шум видеодатчика и др. Одним из основных видов шумов является импульсный шум [1].

Пусть  $X_{i,j}$  – интенсивность пикселя  $(i, j)$  исходного изображения  $X$ ,  $[n_{\min}, n_{\max}]$  – динамический диапазон изображения  $X$ ,  $Y_{i,j}$  – интенсивность пикселя  $(i, j)$  зашумленного изображения  $Y$ . В этом случае выражение для интенсивности  $Y_{i,j}$  в результате воздействия импульсного шума имеет вид:

$$Y_{i,j} = \begin{cases} X_{i,j}, & 1-p \\ R_{i,j}, & p \end{cases}, \quad (*)$$

где  $p$  – вероятность импульсного шума;  $R_{i,j}$  – значение интенсивности пикселя  $(i, j)$ , искаженного импульсным шумом. При выполнении условия  $R_{i,j} \in [n_{\min}, n_{\max}]$ , изображение искажается импульсным шумом случайного значения (*Random-Valued*

*Impulse Noise* – RVIN). В случае  $R_{i,j} \in \{n_{\min}, n_{\max}\}$ , изображение искажается импульсным шумом фиксированного значения или шумом «соли и перца» (*Salt & Pepper Noise* – SPN).

Различие между SPN и RVIN представлено на рис. 1. В случае SPN значение  $R_{i,j}$  в формуле (\*) может принимать только два значения:  $n_{\min}(0)$  или  $n_{\max}(255)$ . Для RVIN случайное значение  $R_{i,j}$  имеет равномерный закон распределения в пределах от  $n_{\min}$  до  $n_{\max}$ .

Одной из основных задач обработки изображения является подавление шумов. Для удаления шумов, как правило, используют фильтры. Обычно процесс фильтрации цифровых изображений включает два этапа: классификацию (обнаружение зашумленных пикселей) и реконструкцию (замену значений интенсивности обнаруженных пикселей на прогнозируемые значения).

В данной статье рассматриваются алгоритмы обнаружения импульсного шума «соли и перца» на цифровых изображениях. Проведен анализ работы этих алгоритмов и осуществлено сравнение полученных результатов.

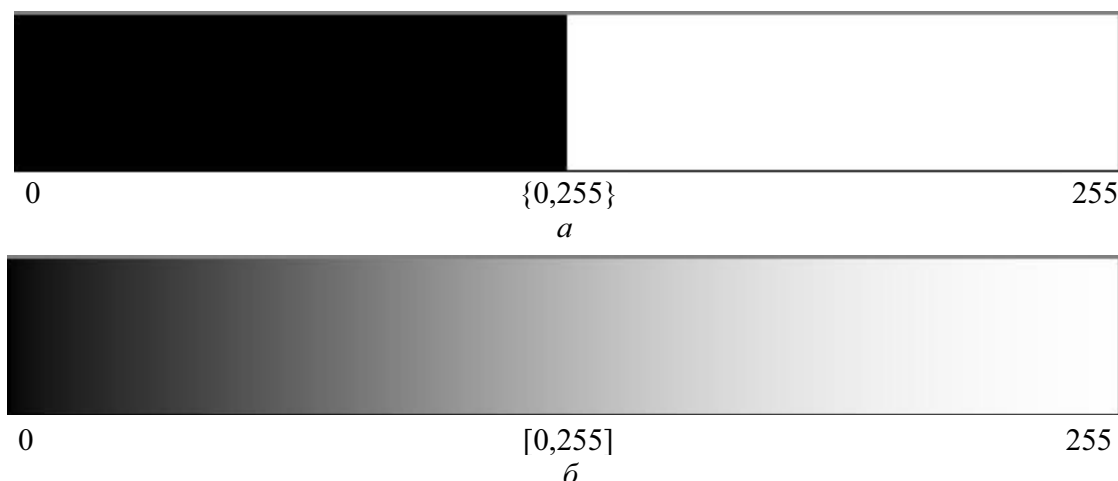


Рис. 1. Представление а) шума «соли и перца» со значением  $R_{ij} \in \{n_{\min}, n_{\max}\}$ , б) импульсного шума со значением  $R_{ij} \in [n_{\min}, n_{\max}]$

### Алгоритмы обнаружения импульсного шума

В [2] предложен алгоритм обнаружения импульсного шума «соли и перца» на цифровых изображениях с использованием адаптивного медианного фильтра (АМФ). Пусть  $Z$  – изображение, полученное после применения АМФ к зашумленному изображению  $Y$ . В соответствии с (\*) значение  $Y_{ij}$  зашумленного пикселя равно  $R_{ij} \in \{n_{\min}, n_{\max}\}$ , следовательно, множество зашумленных SPN пикселей можно определить следующим образом:

$$M = \{(i, j) \in Y : Y_{i,j} \neq Z_{i,j} \text{ и } Y_{i,j} \in \{n_{\min}, n_{\max}\}\}.$$

В [3] предложен другой алгоритм обнаружения импульсного шума на основе применения  $\beta$  – масштабного параметра, который определяется на основе изменения значений интенсивности в окрестности пикселя. Этот параметр представляет собой разницу между значениями интенсивности центрального пикселя  $Y_{ij}$  и его соседних пикселей  $Y_{m,n}$  в окрестности. Одной из формул, предложенных для масштабной оценки, является формула для среднего значения  $(Y_{ij} - Y_{m,n})^2$  в окрестности

$$\beta_{x(i,j)} = \frac{1}{N-1} \sum_{x(m,n) \in A} (Y_{i,j} - Y_{m,n}),$$

где  $A$  – множество  $N-1$  соседних пикселей.

Если значение  $\beta$  пикселя меньше порогового значения, то он не является искаженным пикселем. В противном случае пиксель является искаженным. В [3] использовалась окрестность размером  $3 \times 3$  пикселей ( $N=9$ ), и по результатам экспериментов пороговое значение было принято равным 90.

В [4] предложен другой алгоритм обнаружения импульсного шума на основе учета интенсивности и приближения локальной непрерывности. Первое правило сформулировано по значению интенсивности. Пусть  $t_1$  – порог для обнаружения импульсного шума. Пиксели, значения интенсивности которых меньше значения  $t_1$  или больше, чем  $(n_{\max} - t_1)$ , с большей вероятностью являются искаженными. Множество всех этих пикселей можно определить следующим образом:

$$N_1 = \{(i, j) : Y_{i,j} \leq t_1 \text{ или } Y_{i,j} \geq n_{\max} - t_1\}.$$

Второе правило сформулировано на основе применения приближения локальной непрерывности. В соответствии с этим правилом, если характер изменения значений пикселей в локальной окрестности достаточно гладкий, то текущий пиксель имеет меньшую вероятность искажения импульсным шумом. Пусть  $Y_{ij}$  – значение интенсивности текущего пикселя,  $Y_{m,n}$  – значение интенсивности восьми соседних пикселей окрестности,  $t_2$  и  $t_3$  соответственно пороговое значение разницы интенсивности и пороговое значение пропорции (в %). Множество этих пикселей описывается соотношением:

$$N_2 = \left\{ (i, j) : \frac{\text{count}(|Y_{i,j} - Y_{m,n}| \geq t_2)}{8} \geq t_3 \right\}.$$

Множество пикселей, искаженных импульсным шумом, является пересечением двух предыдущих множеств и определяется как:

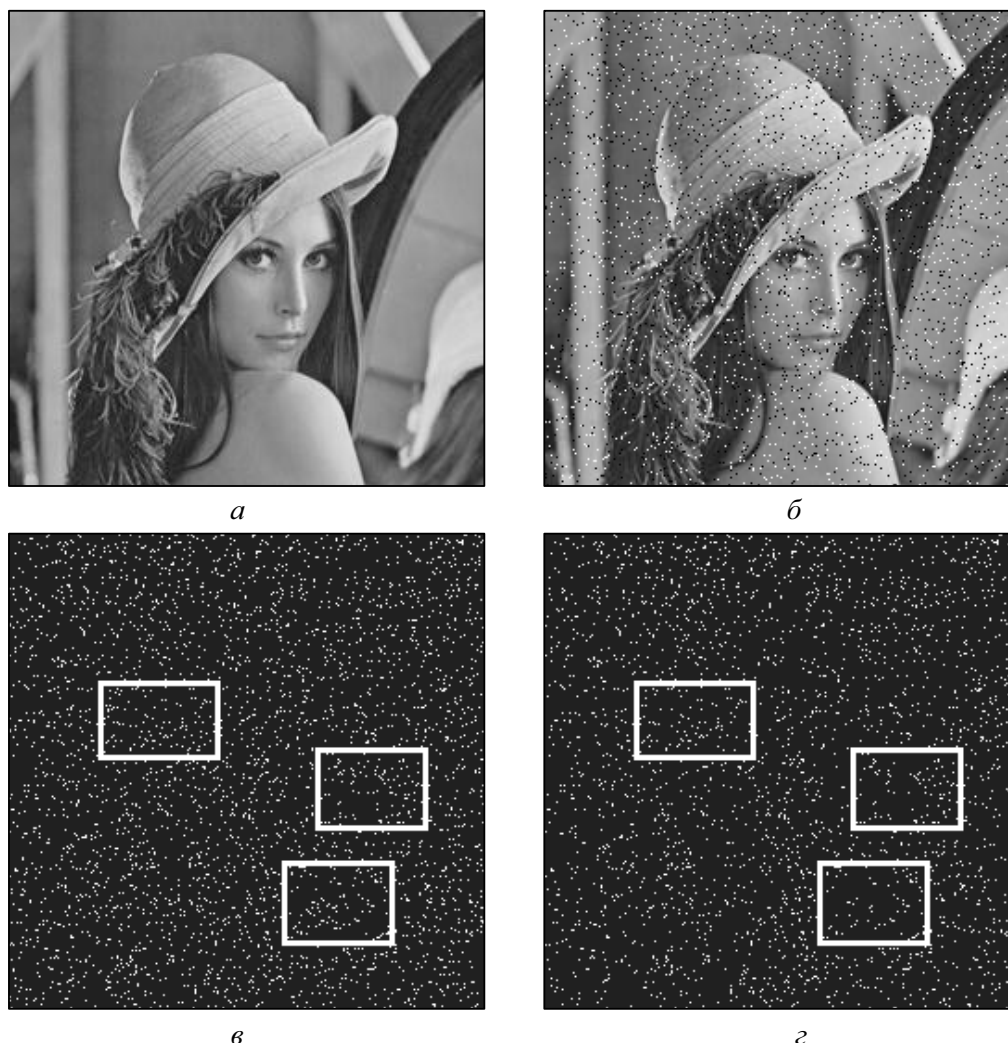
$$N = N_1 \cap N_2.$$

В качестве значений порогов  $t_1$ ,  $t_2$  и  $t_3$  были приняты 0,15, 0,3 и 0,8 в соответствии с результатами экспериментов [4].

### Результаты экспериментов

В данной работе выполнен анализ алгоритмов обнаружения импульсного шума «соли и перца» на цифровых изображениях. Проведено сравнение результатов работы указанных алгоритмов. Оценка результатов определяется по количеству неправильно обнаруженных и необнаруженных зашумленных пикселей. Введем следующие обозначения. Алгоритмы, основанные на АМФ с максимальным размером  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$  и  $7 \times 7$  пикселей, назовем AdapMed $3 \times 3$ , AdapMed $5 \times 5$  и AdapMed $7 \times 7$ . Алгоритм, основанный на параметре  $\beta$ , назовем Beta. Алгоритм, основанный на порогах  $t_1$ ,  $t_2$  и  $t_3$ , назовем Threshold123.

Указанные выше алгоритмы были применены для изображения «Лена» с различными плотностями им-



**Рис. 2.** Результаты обнаружения импульсного шума с плотностью 5 %: а) исходное изображение; б) зашумленное изображение; в) AdapMed7×7; г) Beta

пульсного шума. На рис. 2, а, б, представлены исходное изображение «Лена» и это же изображение, искаженное импульсным шумом с плотностью 5 %. Результаты обработки алгоритмами AdapMed7×7 и Beta изображения «Лена» (рис. 2, б) приведены на рис. 2, в, г. Белые точки на рисунках обозначают правильно обнаруженные указанными алгоритмами зашумленные пиксели. Сопоставление количества белых точек в соответствующих прямоугольниках на рис. 2, в, г, показывает, что алгоритм AdapMed7×7 дает большее количество правильно обнаруженных зашумленных пикселей, чем алгоритм Beta.

В таблице представлено количество неправильно обнаруженных и необнаруженных пикселей при использовании различных алгоритмов для обработки изображений. В первом столбце таблицы указаны значения плотности импульсного шума. Во втором и третьем столбцах показано количество неправильно обнаруженных и необнаруженных пикселей при использовании алгоритма AdapMed3×3. В последующих столбцах таблицы представлены результаты применения других алгоритмов для анализа изображений.

**Таблица.** Количество неправильно обнаруженных пикселей (НОП) и количество необнаруженных пикселей (НП)

Плотность, %	Adap-Med3×3		Adap-Med5×5		Adap-Med7×7		Threshold 123		Beta	
1	0	7	0	1	0	0	0	9	4	162
2	0	10	0	0	0	0	0	14	3	291
3	0	7	0	0	0	0	0	35	8	425
4	0	9	0	0	0	0	0	62	7	587
5	0	17	0	1	0	0	0	83	15	671
6	0	24	0	0	0	0	0	153	20	838
7	0	25	0	2	0	0	0	188	27	969
8	0	15	0	0	0	0	0	303	48	1139
9	0	33	0	1	0	0	0	353	40	1267
10	0	26	0	2	0	0	0	455	74	1337
15	0	44	0	1	0	0	0	1267	141	2055
20	0	131	0	0	0	0	0	2668	395	2760
25	0	228	0	0	0	0	0	4437	708	3300
30	0	552	0	0	0	0	0	7145	1435	3925
35	0	981	0	8	0	0	0	9737	2182	4345
40	0	1829	0	26	0	0	0	13171	3246	5061
45	0	2931	0	61	0	0	0	17111	4560	5709
50	0	4736	0	220	0	1	0	21173	6310	6256

Из таблицы видно, что количество необнаруженных пикселей при использовании алгоритма AdapMed7×7, устойчиво не превышает 1, а количество необнаруженных пикселей при использовании других алгоритмов увеличивается в соответствии с повышением плотности импульсного шума. Увеличение количества неправильно обнаруженных пикселей с ростом плотности наблюдается почти для всех алгоритмов.

#### Выводы

1. Разработана и реализована на языке C# программа для анализа работы алгоритмов по об-

наружению импульсного шума «соли и перца» на цифровых изображениях.

2. Показано, что использование алгоритма на основе адаптивного медианного фильтра с максимальным размером окна 7×7 пикселей дает возможность эффективного обнаружения импульсного шума «соли и перца» на цифровых изображениях.

*Работа выполнена при финансовой поддержке гранта РФФИ № 09–08–00309.*

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital image processing. – Boston, MA: Addison-Wesley. 2001. – 813 p.
2. Chan R., Ho C., Nikolova M. Salt-and-pepper noise removal by median-type noise detectors and detail-preserving regularization // IEEE Transactions on Image Processing. – 2005. – V. 14. – № 10. – P. 1479–1485.
3. Kam H.S., Tan W.H. Noise detection fuzzy (NDF) filter for removing salt and pepper noise // Intern. Visual Informatics Conf. 2009. – Lecture Notes in Computer Science. – 2009. – V. 5857. – P. 479–486.
4. Najeer A.J., Rajamani V. Design of hybrid filter for denoising images using fuzzy network and edge detecting // American Journal of Science Research. – 2009. – Iss. 3. – P. 5–14.

*Поступила 25.02.2011 г.*

УДК 004.932

## РАЗЛОЖЕНИЕ ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ПОМОЩЬЮ ДВУМЕРНОГО ДИСКРЕТНОГО ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ И БЫСТРОГО ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ХААРА

Тхи Тху Чанг Буй, В.Г. Спицын

Томский политехнический университет  
E-mail: trangbt.084@gmail.com

*Рассматриваются перспективы применения двумерного дискретного вейвлет-преобразования и быстрого преобразования Хаара для разложения цифровых изображений. Представлены формулы и результаты применения быстрого преобразования Хаара для разложения цифровых изображений.*

#### Ключевые слова:

*Обработка изображения, двумерное дискретное вейвлет-преобразование, быстрое преобразование Хаара.*

#### Key words:

*Image processing, two-dimensional discrete wavelet transform, fast Haar wavelet transform.*

#### Введение

Простота использования и экономическая эффективность способствовали растущей популярности цифровых систем обработки изображений. Однако низкое пространственное разрешение подобных изображений относительно традиционных пленочных фотоаппаратов все еще является недостатком. Главной задачей в каждом виде обработки изображений является нахождение эффективного представления, которое позволяет отобразить его в компактной форме. В современной теории и практике сигналов активно используются сигналы специального вида – вейвлеты, показавшие свою эффективность в спектральном анализе сигналов [1, 2].

В работах [3–5] представлены теория и практические применения различных вейвлетов. Практически важные вейвлеты традиционно определяются как функции одной вещественной переменной с вещественными значениями. В зависимости от математической модели (структуры области определения, структуры области возможных значений и вида преобразований) различаются дискретные и непрерывные вейвлеты. Так как разложение сигналов в базисе вейвлетов осуществляется с использованием арифметики с плавающей точкой, то возникают ошибки, величина которых зависит от степени приближения сигнала.

Двумерное дискретное вейвлет-преобразование (2D) – один из самых важных инструментов. 2D