

УДК 681.323, 621.397.6

УДАЛЕНИЕ ИМПУЛЬСНОГО ШУМА ИЗ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ РАНЖИРУЮЩЕЙ ФИЛЬТРАЦИИ

А. Л. Приоров, доцент ЯрГУ им. П. Г. Демидова, к. т. н.; andcat@yandex.ru

В. В. Хрящев, доцент ЯрГУ им. П. Г. Демидова, к. т. н.

Д. К. Куйкин, аспирант ЯрГУ им. П. Г. Демидова

Ключевые слова: обработка изображений, импульсный шум, фильтрация, ранговая статистика, оценка качества.

Введение. На практике часто встречаются изображения, искаженные импульсным шумом [1]. Причинами возникновения таких помех могут быть сбои в работе канального декодера, связанные с замиранием сигналов в канале связи или перемещением абонентов, шум видеодатчика, зернистость фото пленки и т. д. Применение линейной фильтрации в этом случае малоэффективно, так как каждый из входных импульсов дает отклик в виде импульсной характеристики фильтра, а их совокупность способствует распространению помехи на всю площадь кадра [2].

Действие импульсного шума заключается в замене некоторых случайно расположенных пикселей изображения шумовыми импульсами. Их величина может быть как случайным значением из некоторого непрерывного интервала, так и принимать ряд дискретных значений. При обработке изображений импульсный шум возникает, например, из-за ошибок декодирования, которые приводят к появлению черных и белых точек на изображении. Выбросы шума особенно заметны на очень темных или очень светлых участках изображений [3—9].

Можно выделить две наиболее распространенные модели импульсного шума: биполярный типа «соль и перец» и со случайными значениями амплитуд импульсов. Первая модель описывается следующим образом [1]:

$$\hat{f}(i, j) = \begin{cases} d_p, & \text{с вероятностью } p_p, \\ d_n, & \text{с вероятностью } p_n, \\ f(i, j), & \text{с вероятностью } 1 - (p_p + p_n) \end{cases},$$

где $f(i, j)$, $\hat{f}(i, j)$ — соответственно элементы исходного и искаженного изображений с координатами (i, j) , d_p, d_n — значения амплитуд положительных и отрицательных импульсов соответственно. При равенстве нулю хотя бы одного из значений p_p или p_n импульсный шум будет униполярным (однополярным). Частным случаем биполярного шума является шум, при котором параметр d_n соответствует минимальному значению яркости, а d_p — максимальному (для 8-битового изображения $d_n = 0, d_p = 225$), что связано с явлением переполнения при цифровой обработке изображений.

В случае импульсного шума со случайными значениями импульсов искажение изображения происходит по закону [1]:

$$\hat{f}(i, j) = \begin{cases} z, & \text{с вероятностью } p, \\ f(i, j), & \text{с вероятностью } (1 - p), \end{cases}$$

где z — случайное число, подчиненное некоторому закону распределения $F(z)$, $p \in [0..1]$ — вероятность появления импульсов на изображении (плотность шума).

Анализ последних публикаций показывает, что для такой модели шума могут использоваться фильтры с предварительным детектированием [3], итеративные процедуры [4], вариационный подход [5], нечеткая логика [6]. Однако наибольший интерес исследователей вызывает так называемая ранжирующая схема, впервые предложенная в [7] для удаления импульсного шума с фиксированными значениями импульсов из сильно зашумленных изображений.

В данной работе представлена модификация алгоритма ранжирующей фильтрации (РФ) с двумя состояниями детектора для удаления импульсного шума со случайными значениями импульсов, а также рассмотрена рекурсивная реализация данного алгоритма. Проводится сравнительный анализ предложенного алгоритма и его рекурсивной модификации (РРФ) с рядом других современных алгоритмов удаления импульсного шума: медианный фильтр (МФ) [2], адаптивный медианный фильтр (АМФ) [8], прогрессивный переключающийся медианный фильтр (ППМФ) [9]. Сравнение производится с использованием критерия качества восстановленных изображений пикового отношения сигнал/шум (ПОСШ) [10], а также с помощью визуального анализа восстановленных изображений.

Определение и структура ранжирующего фильтра, основанного на вычислении ранжированного среднего [7]. Блок-схема алгоритма представлена на рис. 1.

Рассмотрим вещественную последовательность пикселей изображения $\{x(n)\}$ и определим $w(n)$ как 8-элементный вектор с элементами окна 3×3 , центрированного вокруг $x(n)$ (исключая сам пиксель $x(n)$) так, что

$$w(n) = [x_1(n), x_2(n), \dots, x_8(n)].$$

В этом случае x_i соответствует отображению слева направо и сверху-вниз окна 3×3 в одномерный вектор, как показано на рис. 2, для нерекурсивного (а) и рекурсивного (б) случаев.

Элементы данного вектора могут быть упорядочены в ряд, который определяется вектором

$$r(n) = [r_1(n), r_2(n), \dots, r_8(n)],$$

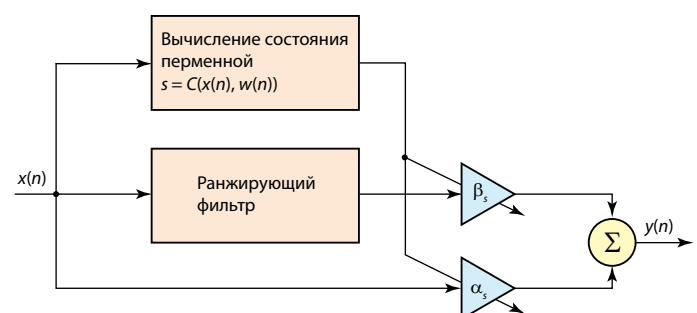


Рис. 1

$x_1(n)$	$x_2(n)$	$x_3(n)$	$y_1(n)$	$y_2(n)$	$y_3(n)$
$x_4(n)$	$x(n)$	$x_5(n)$	$y_4(n)$	$x(n)$	$x_5(n)$
$x_6(n)$	$x_7(n)$	$x_8(n)$	$x_6(n)$	$x_7(n)$	$x_8(n)$

Рис. 2

где $r_1(n), r_2(n), \dots, r_8(n)$ — элементы $w(n)$, расположенные в возрастающем порядке, т.е. $r_1(n), r_2(n), \dots, r_8(n)$. Ранжированное среднее

$$m(n) = \frac{r_4(n) + r_5(n)}{2}.$$

Заметим, что ранжированное среднее практически соответствует медиане для 9-элементного окна. Важное отличие состоит в том, что в данном случае $w(n)$ не включает центральный пиксель исходного окна 3×3 .

Классификатор C действует на текущее окно и распределяет его по категориям в один класс из множества классов M . Определим состояние переменной $s(n) = C(x(n), w(n))$ как выход этого классификатора и будем использовать его для управления операцией фильтрации F , определенной следующим образом [7]:

$$y(n) = F(x(n), w(n), s(n)) \equiv \alpha_{s(n)}x(n) + \beta_{s(n)}m(n),$$

где $\{\alpha_i; i = 1, \dots, M\}$ и $\{\beta_i; i = 1, \dots, M\}$ — скалярные коэффициенты, соответствующие каждому из возможных M состояний.

Функция переменной состояния нужна для вычисления вероятности наличия импульсного шума. При этом коэффициенты $\{\alpha_i\}$ и $\{\beta_i\}$ могут быть выбраны с необходимой точностью для аппроксимации реального значения пикселя. Ограничим каждую пару весовых коэффициентов α_i и β_i так, чтобы их суммы были нормализованы к единице, т.е.

$$\beta_i = 1 - \alpha_i, \quad i = 1, \dots, M,$$

что упрощает процесс, так как в этом случае только один коэффициент нуждается в оптимизации в каждом из состояний. Для двух состояний ($M=2$) задача классификатора — определить, является текущий пиксель поврежденным или нет.

Рассмотрим частный случай, когда классификатор действует на основе разностей между входным значением пикселя $x(n)$ и оставшимися ранжированными элементами в векторе $r(n)$. Эти ранжированные разности [7]

$$d_k(n) = \begin{cases} r_k(n) - x(n), & x(n) \leq m(n) \\ x(n) - r_{9-k}(n), & x(n) > m(n) \end{cases},$$

для $k = 1, \dots, 4$ (по определению, $d_i(n) \leq d_j(n)$ для всех n и $i < j$). В совокупности разности $d_1(n), \dots, d_4(n)$ дают необходимую информацию о присутствии поврежденных пикселей даже для случая, когда в окне есть несколько различных импульсов.

В данной работе для вычисления переменной состояния $x(n)$ предлагается использовать ряд пороговых значений

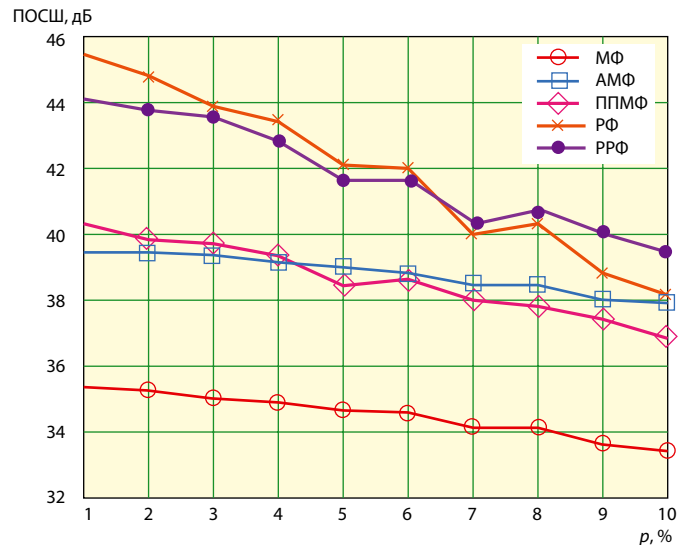


Рис. 3

$T_1 < T_2 < T_3 < T_4$, исходя из которого алгоритм считает $x(n)$ шумом и присваивает значение $s(n) = 1$, если выполняется хотя бы одно из неравенств:

$$d_k(n) > T_k, \quad k = 1, \dots, 4.$$

В противном случае алгоритм считает текущий пиксель $x(n)$ неповрежденным и устанавливает значение $s(n) = 2$.

Для практической реализации РФ необходимо задать пороговые значения T_1, T_2, T_3, T_4 . Анализ результатов моделирования показывает, что наилучшие результаты с точки зрения ПОСШ восстановленного изображения получаются при следующем выборе пороговых значений: $T_1 = 8-10$, $T_2 = 16-20$, $T_3 = 40$, $T_4 = 50$.

Результаты моделирования. При анализе алгоритмов использовался набор стандартных тестовых полутоновых изображений [11] размером 512×512 пикселей. На рис. 3 приведены результаты восстановления тестового изображения «Лена», искаженного импульсным шумом с фиксированными значениями импульсов.

Из представленных зависимостей видно, что предложенные алгоритмы РФ и РРФ демонстрируют лучшие среди всех рассмотренных алгоритмов результаты при малом уровне шума ($0-10\%$). С увеличением уровня шума эффективность предложенных модифицированных алгоритмов падает и при шуме $10-15\%$ они начинают уступать алгоритму АМФ. Сравнивая алгоритмы РФ и РРФ, можно отметить, что они практически с одинаковым качеством восстанавливают изображение, поврежденное импульсным шумом с фиксированным значением импульсов. При этом алгоритм РФ начинает уступать алгоритму РРФ по критерию ПОСШ при $p > 6\%$. Сравнительный анализ проведен на большом числе других изображений и получены похожие зависимости, подтверждающие результаты, представленные на рис. 3.

На рис. 4, представлены результаты восстановления тестового изображения «Лена», искаженного импульсным шумом со случайными значениями импульсов, для малых (а) и больших (б) степеней зашумления.

Анализ рис. 4, а показывает, что алгоритмы РФ и РРФ превосходят известный алгоритм ППМФ по критерию ПОСШ восстановленного изображения приблизительно на 2-4 дБ, если плотность шума относительно невысока ($1-10\%$). При ее увеличении эффективность алгоритма ППМФ постепенно приближается к показателям предло-

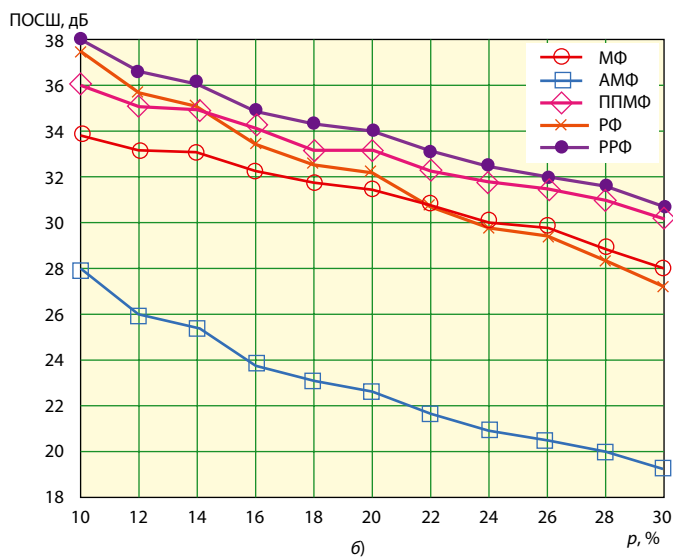
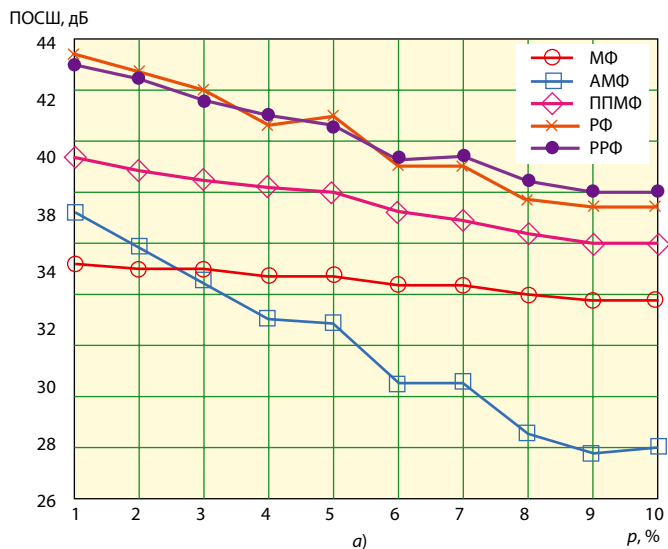


Рис. 4

женных алгоритмов и при $p > 15\%$ результаты алгоритма ППМФ становятся лучше, чем результаты, демонстрируемые алгоритмом РФ. Результаты также свидетельствуют об относительно низкой эффективности применения алгоритмов МФ и АМФ для удаления импульсного шума со случайными значениями импульсов.

Сравнение нерекурсивной и рекурсивной реализаций ранжирующего фильтра показывает, что при относительно малых значениях плотности шума (рис. 4, а) РРФ не уступает РФ, а при $p > 10\%$ (рис. 4, б) превосходит РФ на 1—2 дБ по критерию ПОСШ.

На рис. 5 изображены визуальные результаты и оценки ПОСШ восстановления различными алгоритмами фрагмента изображения «Лена», зашумленного 20% импульсным шумом со случайными значениями импульсов.

Визуальный анализ показывает следующее:

- классический медианный фильтр хотя и удаляет импульсы, но вносит значительные, заметные глазу искажения в исходное изображение, что проявляется в размывании контуров объектов и смазывании изображения;
- применение более сложного алгоритма ППМФ дает худшие результаты по сравнению с классическим фильтром, визуально на изображении наблюдается значительное размытие мелких деталей;



Рис. 5

- предложенный алгоритм РФ удаляет практически весь шум, сохраняя четкость границ;
- алгоритм РРФ восстанавливает изображение наилучшим образом среди всех рассматриваемых алгоритмов, визуально удаляя весь импульсный шум из изображения и внося при этом относительно небольшое количество искажений.

Выводы. 1. Анализ ПОСШ восстановленных тестовых изображений показывает, что ранжирующий фильтр является наилучшим алгоритмом удаления импульсного шума с малой плотностью (0—10%). Этот результат справедлив для импульсного шума как с фиксированными, так и со случайными значениями импульсов.

2. Применение рекурсивной реализации алгоритма РФ позволяет добиться увеличения ПОСШ восстановленного изображения на 1—2 дБ в случае относительно высокой плотности импульсного шума со случайными значениями импульсов (10—30%).

3. В целом предложенный модифицированный алгоритм, по сравнению с традиционно применяемыми для этой цели, демонстрирует заметное увеличение эффективности удаления импульсного шума как со случайными, так и с фиксированными значениями импульсов, если плотность импульсного шума не превышает 10%.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Гонсалес Р., Вудс Р.** Цифровая обработка изображений. — М.: Техносфера, 2005.
2. **Pratt W.** Digital Image Processing//Third Edition. — Wiley, 2001.
3. **Kondo K., Haseyama M., Kitajima H.** Efficient fixed-valued and random-valued impulse detection for accurate image restoration//Proc. of the 3rd international symposium on image and signal processing and analysis (ISPA'03).— 2003.— V. 2.— P. 1009—1012.
4. **Chan R., Hu C., Nikolova M.** An iterative procedure for removing random-valued impulse noise//IEEE Signal processing letters.— 2004.— V. 11.— P. 921—924.
5. **Hu C., Lui S.** Variational approach for restoring random-valued impulse noise//LNCS.— 2005.— V. 3401.— P. 312—319.
6. **Schulte S., De Witte V., Nachtegael M., Van der Weken D., Kerre E.** Fuzzy random impulse noise reduction method//Fuzzy sets and systems.— 2007.— V. 158.— № 3.— P. 270—283.
7. **Abreu E., Mitra S.** A signal-dependent rank ordered mean (SD-ROM) filter — a new approach for removal of impulses from highly corrupted images//International conference on acoustics, speech, and signal processing (ICASSP'95). — 1995.— V. 4.— P. 2371—2374.
8. **Hwang H., Haddad R.** Adaptive median filters: new algorithms and results//IEEE Trans. on image processing.— 1995.— V. 4.— № 4.— P. 499—502.
9. **Luo W.** Efficient removal of impulse noise from digital images//IEEE Trans. on consumer electronics.— 2006.— V. 52.— № 2.— P. 523—527.
10. **Wang Z., Bovik A., Sheikh H., Simoncelli E.** Image quality assessment: from error measurement to structural similarity//IEEE Transactions on image processing.— 2004.— V. 13.— № 4.— P. 600—612.
11. The USC-SIPI image database (<http://sipi.usc.edu/database/index.html>).

Получено 2.10.09

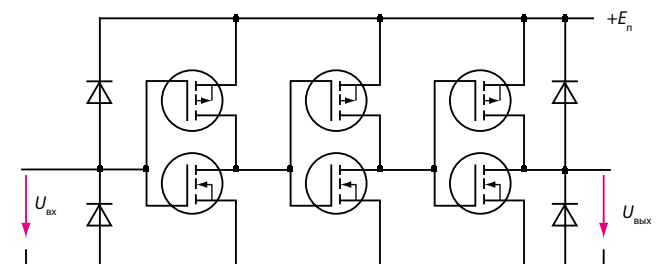


Рис. 1