

УСОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ РАНГОВОЙ СТАТИСТИКИ

Хрящев В.В., Соколенко Е.А., Звонарев П.С., Куйкин Д.К.

Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова
150000, Россия, Ярославль, ул. Советская, 14., Тел. (0852) 79-77-75. E-mail: dcslab@uniyar.ac.ru

Для восстановления искаженных различными помехами изображений применяются цифровые фильтры, в простейшем случае – линейные. Их применение эффективно в случае гауссовского распределения сигналов, помех и наблюдаемых данных. Реальные изображения в подавляющем большинстве случаев не удовлетворяют этому условию, что обуславливает необходимость применения нелинейных и адаптивных алгоритмов фильтрации [1].

На практике часто встречаются изображения, искаженные импульсным шумом. Причинами возникновения таких помех могут быть сбои в работе канального декодера, связанные с замиранием сигналов в канале связи, шум видеодатчика, зернистость пленки и т.д. Для удаления импульсного шума в изображениях традиционно применяется алгоритм медианной фильтрации, достоинствами которого являются сохранение контрастных деталей изображения и достаточно высокая степень подавления импульсов. Однако данный метод обладает рядом недостатков: существенная нелинейность алгоритма, невысокая эффективность подавления других видов помех, сглаживание мелких деталей изображения [2].

Для устранения указанных недостатков медианного фильтра был предложен ряд его модификаций [3,4]. Они, обычно, улучшают качество восстановленного изображения, при этом вычислительная сложность таких алгоритмов возрастает в 2,5-3 раза по сравнению с классическим медианным фильтром [5]. В данной работе предлагается нейросетевая модификация алгоритма медианной фильтрации [6]. При этом используется следующая модель биполярного импульсного шума [7]:

$$g_i = \begin{cases} d_p & \text{с вероятностью } p_p; \\ d_n & \text{с вероятностью } p_n; \\ f_i & \text{с вероятностью } 1 - (p_p + p_n). \end{cases}$$

где f_i – значения неповрежденных пикселей, d_p – значения положительных импульсов, d_n – значения отрицательных импульсов, g_i – значения пикселей зашумленного изображения. Предполагается, что биполярный импульсный шум является симметричным, т.е. плотность шума - $p = 2p_n = 2p_p$.

Для оценки качества восстановленного изображения проводится статистический анализ алгоритмов на основе ранговой статистики, анализ среднеквадратичной ошибки восстановленных тестовых изображений, визуальный анализ восстановленных тестовых изображений, оценка вычислительных затрат на выполнение соответствующих алгоритмов. Для вычисления отношения сигнал/шум (SNR) для восстановленного изображения применяется формула:

$$SNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [f(x, y)]^2}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [f(x, y) - \tilde{f}(x, y)]^2} \right),$$

где (M, N) – размеры изображения, $f(x, y)$ – исходное изображение, $\tilde{f}(x, y)$ – восстановленное изображение.

Предлагаемый алгоритм нейросетевой медианной фильтрации базируется на идее предварительного обнаружения импульсного шума и последующего применения медианного фильтра или его модификации только к зашумленным пикселям изображения (рис.1). Идентификация искаженных пикселей осуществляется с помощью самоорганизующейся нейронной сети Кохонена на основании локальных статистических свойств пикселя. Чтобы выявить эти свойства, используется маска, проходящая поэлементно через все зашумленное изображение. При этом для каждого пикселя изображения формируется входной вектор сети s , содержащий два элемента: значение пикселя и медианное отклонение (разница между значением пикселя и медианой всех отсчетов внутри окна с центром на этом пикселе). То есть $s = (s_1, s_2)$, где $s_1 = g_i$, $s_2 = g_i - \text{median}(g_{i-w/2}, \dots, g_i, \dots, g_{i+w/2})$, w - размер маски.

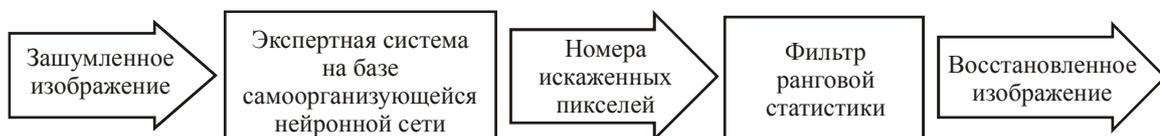


Рис. 1. Схема модифицированного алгоритма восстановления изображения на основе фильтра ранговой статистики

На основании этих векторов предварительно обученная нейронная сеть определяет номера зашумленных пикселей. После этого, изображение обрабатывается одним из алгоритмов ранговой статистики, причем преобразуются только те пиксели зашумленного изображения, которые были помечены как искаженные.

Оптимизация параметров нейросетевого медианного фильтра включает рассмотрение следующих вопросов:

- выбор числа нейронов слоя Кохонена;
- выбор числа эпох обучения нейронной сети;
- анализ числа пикселей, выбранных нейронной сетью как зашумленные, при разных плотностях импульсного шума p ;

- анализ числа пикселей, выбранных нейронной сетью как зашумленные в зависимости от типа обрабатываемого изображения (особенностей гистограммы, количества мелких деталей, существования других типов шумов и др.).

Указанная оптимизация параметров нейронной сети производится на основе моделирования действия данного фильтра на различные изображения и при различных значениях плотности импульсного шума p .

Соответствующие модифицированные алгоритмы на основе нейронной сети нами были обозначены как: нейросетевой медианный фильтр (НМФ), нейросетевой адаптивный медианный фильтр (НАМФ), нейросетевой взвешенный медианный фильтр (НВМФ). Усредненные по 20 измерениям временные затраты на обработку тестового изображения размером 186×230 пикселей при размере маски 3×3 представлены в табл. 1.

Табл. 1. Время восстановления тестового изображения при различных плотностях импульсного шума, с

p	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
МФ	5.92	5.92	6.08	5.92	5.90
АМФ	16.87	16.81	16.78	16.71	16.62
ВМФ	19.23	19.28	20.77	19.23	19.23
НМФ	6.61	6.57	6.59	6.58	6.59
НАМФ	17.81	17.59	17.55	17.51	17.45
НВМФ	21.99	21.80	21.76	21.76	21.77

Полученные результаты показывают, что модификация алгоритмов ранговой статистики путем добавления нейросетевой экспертной системы увеличивает вычислительную сложность алгоритма всего на 5-10 %.

Среднеквадратичная ошибка восстановления тестового изображения рассмотренными нейросетевыми алгоритмами при размере маски 5×5 приведена на рис. 2.

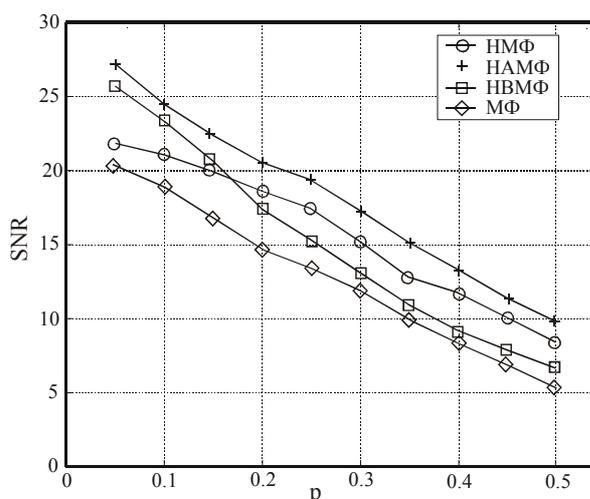


Рис. 2. Ошибка восстановления при использовании различных алгоритмов, дБ

Сравнение нейросетевых алгоритмов удаления импульсного шума с алгоритмами медианной, взвешенной медианной и адаптивной медианной фильтрации изображений показывает, что:

- алгоритм НМФ с точки зрения отношения вычислительная сложность/качество обработанного изображения превосходит известные алгоритмы МФ, АМФ, ВМФ;

• алгоритм НАМФ позволяет достичь минимальной среднеквадратичной ошибки восстановленного изображения при небольшой плотности вносимого импульсного шума. При этом вычислительная сложность данного алгоритма по сравнению с алгоритмом АМФ возрастает на 5-10%.

Литература

1. Pitas I. and Venetsanopoulos A. Nonlinear Digital Filters: Principles and Applications - Boston, MA: Kluwer, 1990.
2. Gonzalez R., Woods R. Digital Image Processing. Prentice-Hall, 2002.
3. Yin L., Yang R., Gabbouj M., Neuvo Y. Weighted Median Filters: A Tutorial // IEEE Trans. on Circuits and Systems, V. 43. No. 3, pp. 157-192, 1996.
4. Hwang H., Haddad R. Adaptive Median Filters: New Algorithms and Results // IEEE Trans. On Image Processing, V. 4, No. 4, pp. 499-502, 1995.
5. Mitra S., Sicuranza G. Nonlinear Image Processing. Academic Press, 2000.
6. Yin L., Astola J., Neuvo Y. A New Class of Nonlinear Filters — Neural Filters // IEEE Trans. on Signal Processing, V. 41. No. 3, pp. 1201-1222, 1993.
7. Kong H., Guan L. A Neural Network Adaptive Filter for the Removal of Impulse Noise in Digital Images // Neural Networks, Vol.9, No. 3, pp.373-378, 1996.

