

УДК 621.3: 681.34

А. С. РУБЕЛЬ, В. В. ЛУКИН

*Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского
«Харьковский авиационный институт», Украина*

ЛОКАЛЬНО-АДАПТИВНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕТРОЛЕТ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

Предложен локально-адаптивный фильтр, который основан на комбинации ДКП фильтра и тетролет-фильтра с применением детектора неоднородностей и процедуры взвешивания для обнаруженных областей, обеспечивающий высокую интегральную эффективность устранения шума наряду с сохранением границ и малоразмерных объектов. Проведена оптимизация параметров локально-адаптивного фильтра. Также проведен сравнительный анализ эффективности предложенного фильтра с ДКП фильтром в соответствии с метриками визуального качества. Показано, что предложенный фильтр обладает хорошей способностью сохранять границы, малоразмерные объекты и неоднородности.

Ключевые слова: локально-адаптивный фильтр, тетролет-фильтр, ДКП фильтр, аддитивные помехи, детектор неоднородностей.

Введение

Ежегодно в эксплуатацию вводятся новые системы дистанционного зондирования авиационного и космического базирования [1]. Они формируют изображения разного качества, в том числе и такие, которые искажены достаточно интенсивным шумом [1]. Поэтому фильтрация изображений является одним из этапов обработки данных дистанционного зондирования. Применение фильтрации способствует как улучшению визуального качества изображений, так и повышению надежности решения задач интерпретации и классификации изображений [1, 2].

На сегодняшний день разработано огромное количество фильтров [3-5, 7-11]. Их разнообразие связано с различием типов помех и изображений, а также приоритета требований к обработке и используемых критериев эффективности. Большинство фильтров ориентировано на подавление аддитивного белого гауссова шума (АБГШ). Среди них наиболее эффективными являются фильтры на основе ортогональных преобразований [3, 5, 9-11], а также нелокальные методы фильтрации [4, 7-9]. Одним из лучших представителей фильтров на основе ортогональных преобразований является ДКП фильтр [5, 10], работающий с использованием блоков фиксированного размера. Особенностью нелокальных фильтров является поиск подобных блоков и их совместная фильтрация. Однако нелокальные фильтры требуют значительных временных и вычислительных затрат. Эффективность ДКП фильтра с полным перекрытием блоков лишь незначительно

уступает нелокальным фильтрам и, в то же время, обладает высоким быстродействием и относительно невысокой сложностью [6].

Несмотря на многие достоинства, практически все фильтры сталкиваются с проблемой обработки неоднородных участков на изображениях, таких как границы и малоразмерные объекты [12]. Очень часто такие участки после фильтрации выглядят смазанными, несмотря на высокую интегральную эффективность подавления шума [13]. В связи с этим, для повышения качества обработки изображений целесообразно обнаруживать такие неоднородные участки и обрабатывать их, не теряя при этом полезную информацию. Поскольку границы и мелкие объекты играют ключевую роль в задачах классификации и распознавания, а также в оценивании визуального качества изображений [16], то желательно применять фильтры, которые вносят наименьшие искажения в такие участки изображений.

Одним из фильтров, способных эффективно сохранять границы и мелкие объекты после фильтрации является тетролет-фильтр [14, 15]. Однако интегральная эффективность подавления шума для данного фильтра заметно уступает ДКП фильтру. Поэтому для более эффективной фильтрации целесообразно применять комбинированный подход, сочетающий в себе преимущества ДКП фильтра и тетролет-фильтра. Целью данной статьи является разработка локально-адаптивного фильтра, способного эффективно устранять шум и, в то же время, сохранять границы и мелкие детали на изображении.

ях. Локально-адаптивные фильтры используют локальные особенности изображения и тем самым корректируют процедуру фильтрации, предотвращая, таким образом, внесение заметных искажений. В основе локально-адаптивной фильтрации лежит классификация участков изображения и выбор способа их обработки.

ДКП фильтр

ДКП фильтр работает в области дискретного косинусного преобразования в блоках размером 8×8 пикселей [5, 10]. При этом блоки могут выбираться с полным, частичным перекрытием либо без перекрытия. Главным принципом работы ДКП фильтра является жесткая пороговая обработка, которая происходит следующим образом. Изображение подвергается поблочному прямому ДКП преобразованию, после чего спектральные коэффициенты сравниваются с заранее установленным порогом и коэффициенты, которые не превышают порог, обнуляются. Значение порога выбирается исходя из характеристик шума, которые полагают заранее известными или точно оцененными. Рекомендуемым значением порога является $2,6\sigma$ [6, 10], где σ – локальное среднеквадратическое отклонение (СКО) шума, полагаемое постоянным для АБГШ. Последним этапом работы фильтра является выполнение обратного ДКП к преобразованным блокам изображения. В случае использования фильтрации с перекрытием блоков необходима их совместная обработка, которая состоит в следующем. Для каждого пикселя выполняется усреднение отфильтрованных значений, полученных для разных блоков, которые включают данный пиксель.

Тетролет-фильтр

Данный фильтр работает в спектральной области тетролет преобразования. Тетролет преобразованием является адаптивное вейвлет преобразование Хаара на основе тетрамино [14, 15]. Вейвлеты Хаара определены на этих тетрамино с образованием локального ортонормированного базиса. Тетрамино – геометрические фигуры, состоящие из четырех равных квадратов. Если не рассматривать зеркальные отражения фигур, то различных форм (“свободных”) тетрамино существует пять. Различные типы тетрамино показаны на рис. 1.

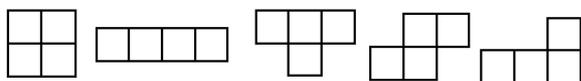


Рис. 1. Различные типы тетрамино

Тетролет преобразование выполняется в блоках размером 4×4 пикселей. Каждый блок 4×4 покрывается с использованием тетрамино, которые адаптированы к геометрии изображения в каждом блоке. Всего существует 117 комбинаций покрытия блока 4×4 с использованием четырех неперекрывающихся тетрамино [14]. После этого к блоку применяется преобразование Хаара для генерации четырех средних коэффициентов и двенадцати детализирующих. Преобразование Хаара применяется к каждому из четырех блоков размером 2×2 пикселей. Оптимальным способом покрытия блока (“разряженным представлением”) с помощью тетрамино является то, при котором генерируется минимальная сумма абсолютных значений всех детализирующих коэффициентов, а такие коэффициенты называются тетролет коэффициентами. Для восстановления изображения необходимо хранить информацию о выбранном способе покрытия тетрамино в каждом блоке. Алгоритм декомпозиции выглядит следующим образом [14, 15]:

- 1) разделить изображение на блоки размером 4×4 пикселя (блоки могут полностью или частично перекрываться);
- 2) найти в каждом блоке “разреженное” тетролет-представление;
- 3) переупорядочить низкочастотные и высокочастотные коэффициенты каждого блока в блок размером 2×2 ;
- 4) сохранить тетролет-коэффициенты (высокочастотные);
- 5) применить шаги 1-4 к низкочастотному изображению.

Подобно ДКП-фильтру, основным механизмом подавления шума тетролет-фильтра также является жесткая пороговая обработка. После соответствующего количества шагов разложения к тетролет коэффициентам применяется жесткая пороговая обработка, функция которой выглядит следующим образом:

$$S_{\text{вых}}(x) = \begin{cases} x, & |x| \geq \beta\sigma, \\ 0, & |x| < \beta\sigma, \end{cases} \quad (1)$$

где x – тетролет-коэффициент,

β – пороговый параметр, который влияет на качество фильтрации,

σ – СКО шума.

В работе [15] показано, что оптимальный пороговый параметр β находится в диапазоне от 3,5 до 4, причем для достижения более эффективного подавления шума рекомендуется выбирать блоки с полным перекрытием. Важно, что фильтр на основе тетролет преобразования более эффективно обраба-

тывает блоки, содержащие неоднородности в соответствии с локальными значениями метрик MSE (среднеквадратическая ошибка) и MSE-HVS [17, 19].

Локально-адаптивный фильтр и его эффективность

Рассмотрим структуру предлагаемого локально-адаптивного фильтра (ЛАФ). Основными принципами работы фильтра являются классификация локальных участков изображения и выбор способа фильтрации для каждого случая согласно результату классификации. Перейдем к детальному описанию данных принципов. На первом этапе для зашумленного изображения определяются блоки, которые с большой вероятностью содержат границы, малые объекты и остальные неоднородные участки. Классификация блоков изображения на однородные и неоднородные осуществляется согласно правилу:

$$\sigma_{ij}^2 > Th \cdot \sigma^2, \quad (2)$$

где σ_{ij}^2 – локальная дисперсия в ij -ом блоке размером 8×8 пикселей,

Th – пороговый параметр,

σ^2 – дисперсия шума.

Затем обнаруженные неоднородные блоки независимо обрабатываются ДКП фильтром и фильтром на основе тетролет преобразования. После этого выполняется взвешивание отфильтрованных блоков. В результате чего, выходные значения обнаруженных неоднородных блоков определяются как взвешенная сумма выходных значений соответствующих блоков:

$$V_{\text{вых}} = w \cdot V_{\text{tetro}} + (1-w) \cdot V_{\text{dct}}, \quad (3)$$

где $V_{\text{вых}}$ – выходное значение отфильтрованного блока,

w – весовой коэффициент ($w \leq 1$),

V_{tetro} – выходное значение блока, обработанного тетролет-фильтром,

V_{dct} – выходное значение блока, обработанного ДКП фильтром. Заметим, что остальные блоки изображения (однородные) обрабатываются только ДКП фильтром.

Из описанной выше структуры ЛАФ видно, что есть два параметра, которые необходимо выбрать или оптимизировать Th (порог для классификации блоков) и w (весовой коэффициент). Значения этих параметров могут зависеть от многих аспектов, таких как сложность изображения и интенсивность

шума. Проведем исследование эффективности фильтрации, варьируя значения этих параметров в широких пределах на примере четырех тестовых изображений (все изображения имеют размер 512×512 пикселей и представлены в градациях серого). Примеры тестовых изображений показаны на рис. 2. В качестве критериев эффективности фильтрации используются как стандартные метрики (PSNR, MSE), так и метрики визуального качества – PSNR-HVS-M [17], MS-SSIM [18] и FSIM [16]. Кроме того, модель помехи представлена АБГШ с $\sigma = 15$.

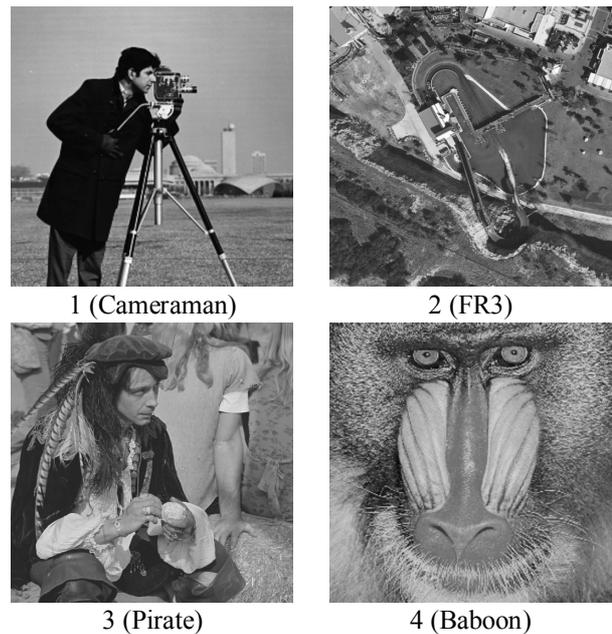


Рис. 2. Пример тестовых изображений

Для изображения Cameraman на рис. 3 показана зависимость метрики FSIM (большие значения соответствуют лучшему визуальному качеству) от Th и w . В этом случае оптимальными значениями параметров являются $Th = 1,2$ и $w = 0,25$.

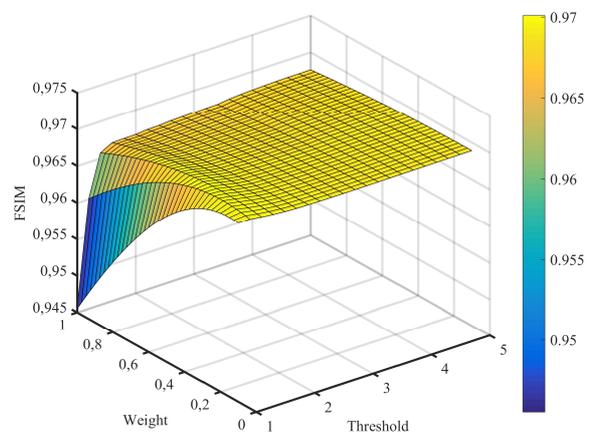


Рис. 3. Зависимость метрики FSIM от порога (Th) и весового коэффициента (w) при $\sigma = 15$

В табл. 1 представлены оптимальные значения параметров ЛАФ для остальных изображений и метрик. Отметим, что результат оптимизации зависит от используемой метрики и тестового изображения. В частности, видно, что для высоко текстурного изображения Baboon порог для классификации блоков Th минимален, а оптимальное значение весового коэффициента несколько выше, чем для более простых по структуре изображений.

Таблица 1
Оптимальные значения параметров ЛАФ

№	Параметр	PSNR	PSNR-HVS-M	MS-SSIM	FSIM
1	Th	1,6	1,4	1,4	1,2
	w	0,1	0,275	0,175	0,25
2	Th	1,6	1,4	1,4	1
	w	0,325	0,375	0,375	0,275
3	Th	1,4	1,4	1,4	1,2
	w	0,2	0,3	0,275	0,3
4	Th	1	1	1	1
	w	0,1	0,35	0,275	0,5

На рис. 4 показана зависимость метрики FSIM от порога Th и весового коэффициента w для изображения Pirate, искаженного АБГШ с $\sigma = 20$. В данном случае оптимальными значениями являются $Th = 1,2$ и $w = 0,275$, что практически совпадает с оптимальными значениями в случае СКО шума 15 (см. табл. 1). В общем, оптимальные значения параметров в случае СКО шума 20 и 15 достаточно близки. В то же время, при менее интенсивном шуме ($\sigma = 7$) порог Th ниже, чем при $\sigma = 15$ (за исключением изображения Cameraman), а весовой коэффициент лишь незначительно отличается.

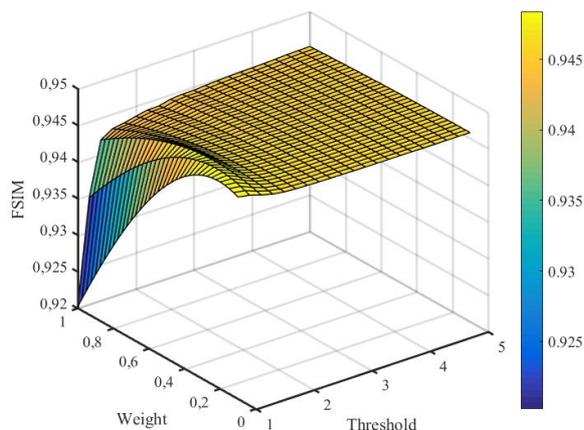


Рис. 4. Зависимость метрики FSIM от порога (Th) и весового коэффициента (w) для изображения Pirate при $\sigma = 20$

Выполним сравнение эффективности фильтрации ЛАФ с оптимальными параметрами и ДКП также фильтром в соответствии с вышеупомянутыми метриками. Полученные результаты для четырех тестовых изображений при СКО шума, равном 15, приведены в табл. 2. Как видно из результатов сравнения эффективности обработки, практически по всем метрикам наблюдается выигрыш благодаря применению локально-адаптивного фильтра. Отметим, что также исследовалась эффективность фильтрации при СКО шума 7, результаты которой показали, что применение ЛАФ не обеспечивает выигрыш по сравнению с ДКП фильтром.

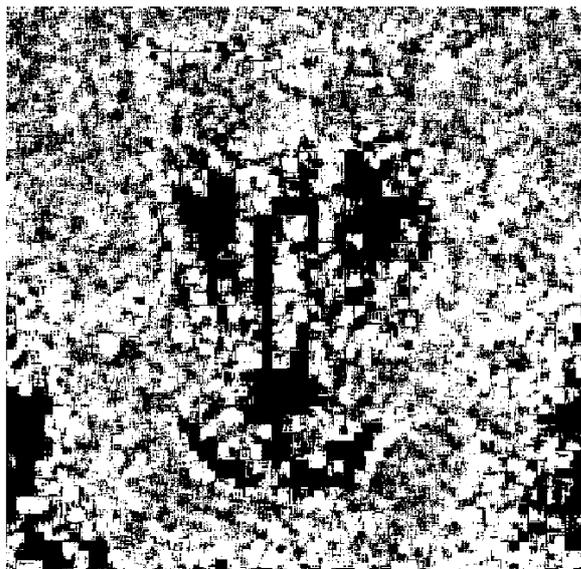
Таблица 2
Сравнение эффективности фильтрации

№	Фильтр	PSNR, дБ	PSNR-HVS-M, дБ	MS-SSIM	FSIM
1	ДКП	34,76	32,869	0,9726	0,9689
	ЛАФ	34,75	32,997	0,973	0,97
2	ДКП	29,126	30,229	0,966	0,9663
	ЛАФ	29,316	30,469	0,968	0,9676
3	ДКП	31,288	30,923	0,9658	0,9624
	ЛАФ	31,388	31,1	0,967	0,963
4	ДКП	30,51	29,71	0,966	0,9611
	ЛАФ	30,514	29,996	0,9678	0,967

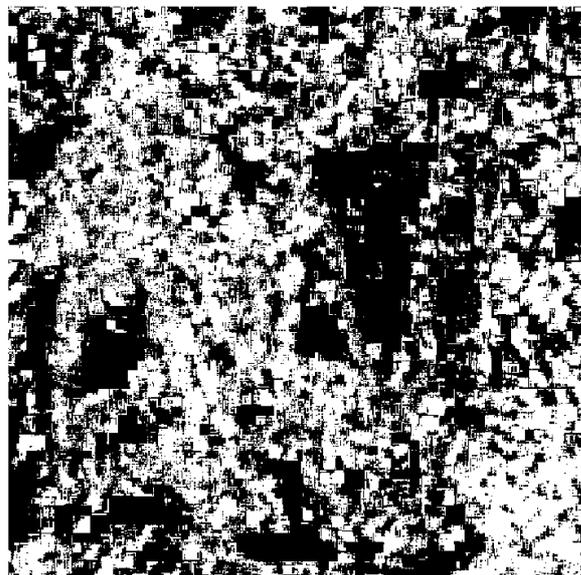
Перейдем теперь к анализу эффективности фильтрации ЛАФ и ДКП фильтра в плане сохранения границ и малоразмерных объектов. Анализ проведем путем сравнения локальных значений MSE-HVS с соответствующими значениями, полученными для ДКП фильтра (меньшие значения соответствуют лучшему качеству обработки). Напомним, что MSE-HVS является локальной среднеквадратической ошибкой, вычисленной в области ДКП для блока размером 8x8 и способной учитывать особенности зрительной системы человека [17, 19]. На рис. 5 показаны примеры бинарных карт локальных оценок MSE-HVS для изображений Pirate и Baboon. Отметим, что белые пиксели показывают блоки с меньшими значениями локальных оценок MSE-HVS для локально-адаптивного фильтра.

Из представленных бинарных карт явно видно, что блоки, находящиеся на границах объектов и других неоднородностях, имеют меньшие значения MSE-HVS в случае использования ЛАФ. Таким образом, бинарные карты локальных оценок MSE-HVS (см. рис. 5) показывают несомненный выигрыш при обработке локально-адаптивным фильтром блоков, относящихся к неоднородным участкам изображения и, соответственно, ЛАФ вносит меньшие искажения в эти участки, чем ДКП фильтр.

На рис. 6 показаны фрагменты изображений FR3 и Baboon на выходе анализируемых фильтров.



а



б

Рис. 5. Бинарные карты локальных оценок MSE-HVS для изображений Baboon (а) и Pirate (б)

Анализируя приведенные фрагменты изображений, видно, что предложенный ЛАФ обеспечивает лучшее сохранение контрастных границ, чем ДКП фильтр. Особенно хорошо это видно при сравнении фрагментов изображения FR3 (см. рис. 6 в, г), в частности, после применения ДКП фильтра наблюдается сглаживание малоразмерных объектов и мелких деталей.

Заключение

Для повышения эффективности фильтрации, в частности лучшей обработки неоднородных участков изображений, предложен локально-адаптивный фильтр, основанный на комбинированной обработке ДКП фильтром и фильтром на основе тетролет-

преобразования. Предложенный подход наряду с эффективным подавлением аддитивного белого гауссова шума, обеспечивает хорошее сохранение границ, малоразмерных объектов и текстур. Помимо этого, данный фильтр обладает достаточно высоким быстродействием.

Данный способ фильтрации состоит из обнаружения неоднородных участков и последующей процедуры взвешивания для обнаруженных участков соответствующих выходных значений, полученных в результате применения ДКП фильтра и тетролет-фильтра. Проведена оптимизация параметров локально-адаптивного фильтра. Также выполнено сравнение эффективности фильтрации предложенного локально-адаптивного фильтра с ДКП фильтром в плане сохранения границ. Показано, что предложенный фильтр в соответствии с бинарными картами локальных оценок MSE-HVS эффективнее обрабатывает блоки, относящиеся к неоднородным участкам изображения.

Литература

1. Schowengerdt, R. *Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing [Text]* / R. Schowengerdt. – Academic Press, 2006. – 560 p.
2. Pratt, W. K. *Digital Image Processing. Fourth Edition [Text]* / W. K. Pratt. – New York : Wiley-Interscience, USA, 2007. – 1429 p.
3. *Image Filtering: Potential efficiency and current problems [Text]* / V. Lukin, S. Abramov, N. Ponomarenko, K. Egiazarian, J. Astola // *Proceedings of ICASSP*. – May 2011. – P. 1433-1436.
4. *Secrets of image denoising cuisine [Text]* / M. Lebrun, M. Colom, A. Buades, J. M. Morel // *Acta Numerica*. – 2012. – Vol. 21, No. 1. – P. 475-576.
5. Pogrebnyak, O. *Wiener discrete cosine transform-based image filtering [Text]* / O. Pogrebnyak, V. Lukin // *Journal of Electronic Imaging*. – 2012. – Vol. 21, no. 4. – 14 p.
6. *Efficiency analysis of DCT-based filters for color image database [Text]* / D. Fevrlev, V. Lukin, N. Ponomarenko, S. Abramov, K. Egiazarian, J. Astola // *Proceedings of SPIE Conference Image Processing: Algorithms and Systems VII, San Francisco, USA*. – 2011. – Vol. 7870. – P. 953-964.
7. Buades, A. *A non-local algorithm for image denoising [Text]* / A. Buades, B. Coll, J. M. Morel // *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) IEEE Computer Society Conference*. – 2005. – Vol. 2. – P. 60-65.
8. *Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering [Text]* / K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, K. Egiazarian // *IEEE Transactions on*

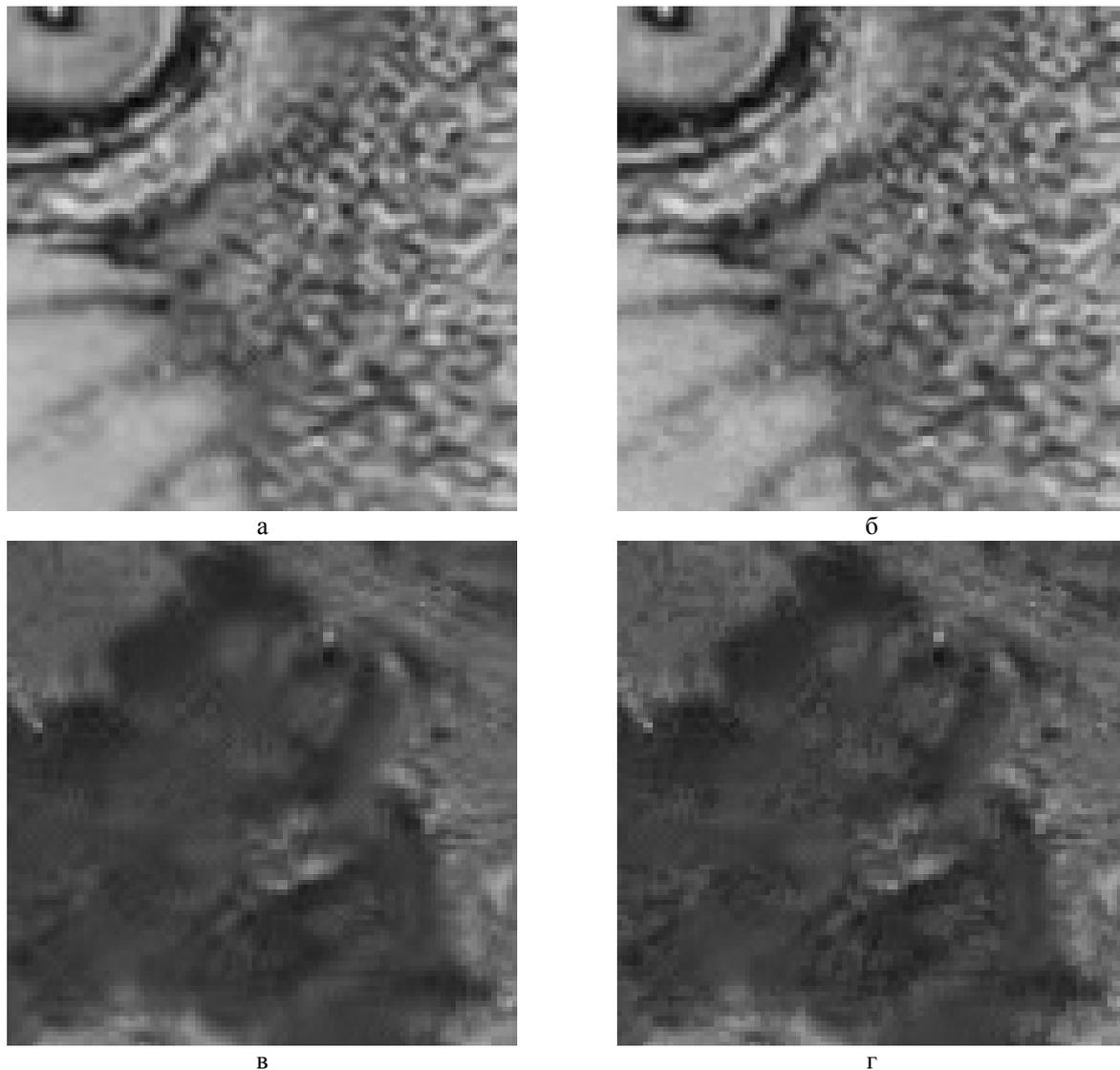


Рис. 6. Примеры фильтрации зашумленных фрагментов изображений Baboon (а, б) и FR3 (в, г) ДКП фильтром (а, в) и ЛАФ (б, г)

Image Processing. – 2007. – Vol. 16, no. 8. – P. 2080-2095.

9. Pižurica, A. *Image Denoising Algorithms: From Wavelet Shrinkage to Nonlocal Collaborative Filtering* [Text] / A. Pižurica // *Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering*. – 2017. – 17 p.

10. *Image filtering based on discrete cosine transform* [Text] / V. Lukin, R. Oktem, N. Ponomarenko, K. Egiazarian // *Telecommunications and Radio Engineering*. – 2007. – Vol. 66, no. 18. – P. 1685-1701.

11. *Image denoising using scale mixtures of gaussians in the wavelet domain* [Text] / J. Portilla, V. Strela, M. Wainwright, E. Simoncelli // *IEEE Transactions on Image Processing*. – Now. 2003. – Vol. 12, no. 11. – P. 1338-1351.

12. *Efficiency of texture image filtering and its prediction* [Text] / O. Rubel, V. Lukin, S. Abramov, B. Vozel, K. Egiazarian, O. Pogrebnyak // *Signal, Image*

and Video Processing. – Now. 2016. – Vol. 10, no. 8. – P. 1543-1550.

13. Rubel, A. *Analysis of visual quality for denoised images* [Text] / A. Rubel, O. Rubel, V. Lukin // *14th International Conference The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics (CADSM)*, Lviv, Ukraine. – 2017. – P. 92-96.

14. Krommweh, J. *Tetrolet transform: A new adaptive Haar wavelet algorithm for sparse image representation* [Text] / Jens Krommweh // *Journal of Visual Communication and Image Representation*. – 2010. – Vol. 21, no. 4. – P. 364-374.

15. Рубель, А. С. *Анализ эффективности фильтрации на основе тетролет преобразования при подавлении аддитивного шума на изображениях* [Текст] / А. С. Рубель, В. В. Лукин // *Радіоелектронні і комп'ютерні системи*. – 2017. – № 1 (81). – С. 4-20.

16. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment [Text] / L. Zhang, L. Zhang, X. Mou, D. Zhang // *IEEE Transactions on Image Processing*. – Aug. 2011. – Vol. 20, no. 8. – P. 2378-2386.

17. On between-coefficient contrast masking of DCT basis functions [Text] / N. Ponomarenko, F. Silvestri, K. Egiazarian, M. Carli, J. Astola, V. Lukin // *Proc. of the Third Int. Workshop on Video Processing and Quality Metrics*. – Scottsdale, Arizona, USA, Jan. 2007. – 4 p.

18. Wang, Z. Multi-scale structural similarity for image quality assessment [Text] / Z. Wang, E. P. Simoncelli, A. C. Bovik // *IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, USA*. – Nov. 2003. – Vol. 2. – P. 1398-1402.

19. HVS-based local analysis of denoising efficiency for DCT-based filters [Text] / O. Rubel, N. Ponomarenko, V. Lukin, J. Astola, K. Egiazarian // *Second International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T), Kharkiv, Ukraine*. – Oct. 2015. – P. 189-192.

References

1. Schowengerdt, R. *Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing*. Academic Press Publ., 2006. 506 p.

2. Pratt, W. K. *Digital Image Processing*. Fourth Edition. N. Y., Wiley-Interscience Publ., USA, 2007. 1429 p.

3. Lukin, V., Abramov, S., Ponomarenko, N., Egiazarian, K., Astola, J. Image Filtering: Potential efficiency and current problems. *Proceedings of ICASSP*, May 2011, pp. 1433-1436.

4. Lebrun, M., Colom, M., Buades, A., Morel, J. M. Secrets of image denoising cuisine. *In Acta Numerica*, vol. 21, no. 1, 2012, pp. 475-576.

5. Pogrebnnyak, O., Lukin, V. Wiener discrete cosine transform-based image filtering. *Journal of Electronic Imaging*, no. 4, 2012. 14 p.

6. Fevrale, D., Lukin, V., Ponomarenko, N., Abramov, S., Egiazarian, K., Astola, J. Efficiency analysis of DCT-based filters for color image database. *Proceedings of SPIE Conference Image Processing: Algorithms and Systems VII*, San Francisco, USA, vol. 7870, 2011, pp. 953-964.

7. Buades, A., Coll, B., Morel, J. M. A non-local algorithm for image denoising. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) IEEE Computer Society Conference*, vol. 2, 2005, pp. 60-65.

8. Dabov, K., Foi, A., Katkovnik, V., Egiazarian, K., Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, no. 8, 2007, pp. 2080-2095.

9. Pižurica, A., Image Denoising Algorithms: From Wavelet Shrinkage to Nonlocal Collaborative Filtering. *Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering*, 2017. 17 p.

10. Lukin, V., Oktem, R., Ponomarenko, N., Egiazarian, K. Image filtering based on discrete cosine transform. *Telecommunications and Radio Engineering*, vol. 66, no. 18, 2007, pp. 1685-1701.

11. Portilla, J., Strela, V., Wainwright, M., Simoncelli, E., Image denoising using scale mixtures of gaussians in the wavelet domain. *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 12, no. 11, Nov. 2003, pp. 1338-1351.

12. Rubel, O., Lukin, V., Abramov, S., Vozel, B., Egiazarian, K., Pogrebnnyak, O., Efficiency of texture image filtering and its prediction. *Signal, Image and Video Processing*, vol. 10, no. 8, Nov. 2016, pp. 1543-1550.

13. Rubel, A., Rubel, O., Lukin, V., Analysis of visual quality for denoised images. *14th International Conference The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics (CADSM)*, Lviv, Ukraine, 2017, pp. 92-96.

14. Krommweh, J. Tetrolet transform: A new adaptive Haar wavelet algorithm for sparse image representation. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 21, no. 4, 2010, pp. 364-374.

15. Rubel, A. S., Lukyn, V. V., Analiz efektyvnosti fyl'tratsyy na osnove tetrolet preobrazovaniya pry podavlenyy addytyvnoho shuma na yzobrazhenyakh [Efficiency analysis of tetrolet transform-based filtering by removal of additive noise in images]. *Radioelektronni i komp'yuterni systemy* [Radioelectronic and computer systems], no. 1(81), 2017, pp. 4-20.

16. Zhang, L., Zhang, L., Mou, X., Zhang, D. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 20, no. 8, Aug. 2011, pp. 2378-2386.

17. Ponomarenko, N., Silvestri, F., Egiazarian, K., Carli, M., Astola, J., Lukin, V. On between-coefficient contrast masking of DCT basis functions. *Proc. of the Third Int. Workshop on Video Processing and Quality Metrics*, Scottsdale, Arizona, USA, Jan. 2007. 4 p.

18. Wang, Z. Multi-scale structural similarity for image quality assessment. *IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, USA*, vol. 2, Nov. 2003, pp. 1398-1402.

19. Rubel, O., Ponomarenko, N., Lukin, V., Astola, J., Egiazarian, K. HVS-based local analysis of denoising efficiency for DCT-based filters. *Second International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T)*. Kharkiv, Ukraine, Oct. 2015, pp. 189-192.

Поступила в редакцию 28.08.2017, рассмотрена на редколлегии 14.09.2017

ЛОКАЛЬНО-АДАПТИВНА ФІЛЬТРАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕТРОЛЕТ ПЕРЕТВОРЕННЯ

А. С. Рубель, В. В. Лукін

Запропоновано локально-адаптивний фільтр, який засновано на комбінації ДКП фільтра і тетролет-фільтра з застосуванням детектора неоднорідностей і процедури зважування для виявлених областей, що забезпечує високу інтегральну ефективність усунення шуму поряд зі збереженням меж і малорозмірних об'єктів. Проведено оптимізацію параметрів локально-адаптивного фільтра. Також проведено порівняльний аналіз ефективності запропонованого фільтра з ДКП фільтром відповідно до метрик візуальної якості. Показано, що запропонований фільтр має гарну здатність зберігати межі, малорозмірні об'єкти і неоднорідності.

Ключові слова: локально-адаптивний фільтр, тетролет-фільтр, ДКП фільтр, адитивні перешкоди, детектор неоднорідностей.

LOCALLY ADAPTIVE FILTERING OF IMAGES WITH USING TETROLET TRANSFORM

A. S. Rubel, V. V. Lukin

Image filtering is one of the main tasks in image processing. Images are inevitably subject to noise during image formation and subsequent transmission. Thus, it is desirable to remove noise. Image denoising (filtering) improves visual appearance and facilitates subsequent automatic processing (segmentation, classification, detection of edges). A large number of filters has been developed so far. Among them, filters based on orthogonal transforms as well as non-local filters are the most effective. One of the representatives of filters based on orthogonal transforms is the standard sliding window DCT filter. Its effectiveness differs only slightly from the best non-local filters. Non-local filters use search of similar blocks in order to perform collaborative filtering for collected blocks. Due to this, non-local filters require significant computational costs. However, practically all filters run into difficulties in edge/detail preserving. Very often heterogeneous image regions (such as edges, fine details and textures) after denoising seem smeared despite the high noise suppression efficiency. Such a problem is of great importance for segmentation and classification tasks. Because of this, it is expedient to detect such regions and process them without losing useful information. One of techniques able to efficiently preserve edges is the tetrolet transform based filter, nevertheless its noise suppression efficiency is significantly inferior to the DCT filter. In this paper, we propose a locally adaptive filter able to efficiently suppress additive white Gaussian noise and, at the same time, to preserve edges and fine details. The proposed filter is a combination of the DCT filter and tetrolet-based filter, where edge-detail blocks are processed using tetrolet-based filter. In particular, this approach consists of heterogeneity detection and weighting of DCT based and tetrolet transform based filter outputs for the detected areas. Optimization of the locally adaptive filter parameters is carried out. Performance analysis of proposed filter and the DCT filter is done using visual quality metrics. It is demonstrated that the proposed filter provides good edge and fine details preservation capability.

Keywords: locally adaptive filter, tetrolet-filter, DCT filter, additive noise, heterogeneity detector.

Рубель Андрей Сергеевич – аспирант каф. «Приема, передачи и обработки сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина, e-mail: rubel.andrew@gmail.com.

Лукін Владимир Васильевич – д-р техн. наук, проф., заведующий каф. «Приема, передачи и обработки сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина, e-mail: lukin@ai.kharkov.com.

Rubel Andrej Sergeevich – PhD student of Dept. of Transmitters, Receivers and Signal Processing, National Aerospace University «Kharkiv Aviation Institute», Kharkov, Ukraine, e-mail: rubel.andrew@gmail.com.

Lukin Vladimir Vasilyevich – Doctor of Technical Science, Professor, Head of Dept. of Transmitters, Receivers and Signal Processing, National Aerospace University «Kharkiv Aviation Institute», Kharkov, Ukraine, e-mail: lukin@ai.kharkov.com.