

УДК 621.3:681.34

**В.В. ЛУКИН, Н.Н. ПОНОМАРЕНКО, С.К. АБРАМОВ, А.А. ЗЕЛЕНСКИЙ***Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Украина***ПОТЕНЦИАЛЬНАЯ ЭФФЕКТИВНОСТЬ ФИЛЬТРАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ:  
ЕСТЬ ЛИ ПРЕДЕЛ И БЛИЗОК ЛИ ОН?**

*Проанализированы потенциальная эффективность фильтрации изображений, искаженных аддитивным пространственно-некоррелированным шумом, и результаты, достигнутые современными методами. Показано, что достигнутая на данный момент эффективность близка к предельной для изображений со сложной структурой, но для более простых изображений существует значительный резерв для дальнейшего улучшения. Рассмотрены основные проблемы современного этапа развития методов фильтрации изображений и сформулированы актуальные задачи дальнейших исследований.*

**Ключевые слова:** Фильтрация изображений, предел эффективности, критерии эффективности

**Введение**

Несмотря на постоянное совершенствование аппаратной части систем и устройств формирования изображений (СФИ), шумы неизбежно присутствуют в получаемых изображениях независимо от диапазона рабочих частот, условий и принципов работы СФИ [1 – 3]. Тип, статистические и пространственно-корреляционные характеристики помех, присутствующих в изображениях разнообразны, очень широк и круг возможных применений получаемых СФИ данных [1 – 5]. Уровень и характеристики шумов могут быть такими, что они вполне удовлетворяют конечных пользователей и практически не влияют или влияют в приемлемой степени на решение конечных задач визуального анализа, распознавания образов, классификации и т.д. Примерами могут быть цветные изображения, формируемые современными цифровыми фотоаппаратами в условиях нормальной освещенности. Даже ультразвуковые изображения, на которых присутствуют интенсивные сигнально-зависимые помехи, удовлетворяют многих врачей-специалистов, привыкших работать с ними и извлекать полезную информацию. Вместе с тем, часто с целью повышения качества используют фильтрацию изображений, которая является одним из основных этапов обработки для разнообразных приложений: медицины, дистанционного зондирования, видеонаблюдения и т.п.

Количество разработанных к настоящему времени фильтров огромно [1 – 3, 5 – 11], что связано с рядом аспектов. Один из них отмечен выше – это разнообразие типов и характеристик помех. Не существует, по крайней мере на данный момент, методов фильтрации, способных одинаково успешно подавлять, например, аддитивный и импульсный

шум. Второй аспект – это свойства информационной составляющей самих изображений, являющихся нестационарными двумерными или многомерными процессами, для описания которых используют разнообразные модельные представления (цепи Маркова, фракталы и т.д. [1, 12, 13]). Наконец, третий аспект – это критерии эффективности фильтрации. Несмотря на многообразие задач, решаемых в результате обработки изображений после их фильтрации, среднеквадратическая ошибка (СКОш) продолжает оставаться основным количественным критерием, характеризующим эффективность фильтров [14]. Тем не менее, до недавнего времени отсутствовали методы и алгоритмы, позволяющие определить потенциальную (минимально достижимую) СКОш после фильтрации при наличии истинного и зашумленного изображений при любых видах помех.

Возможность рассчитать потенциальную СКОш имеет не только теоретическое, но и практическое значение. Есть ряд причин, по которым такая возможность является желательной. Во-первых, интересна сама перспективность такого направления исследований как разработка новых фильтров для обработки изображений. Во-вторых, знание различий между потенциальной и достигнутой СКОш для изображений определенного класса может позволить принять решение, на каких практических ситуациях следует сосредоточить усилия для повышения эффективности фильтрации и на основе каких подходов такой результат может быть достигнут.

Недавно появились работы [15, 16], в которых для простейшей помеховой ситуации (воздействия аддитивного пространственно-некоррелированного гауссова шума) получены значения потенциальной СКОш. Кроме того, авторы предоставили программное средство, позволяющее при наличии за-

шумленного и исходного изображений самостоятельно рассчитать СКОш.

Целью данной работы является анализ потенциальной и достигнутой на данный момент эффективности фильтрации, а также обоснование задач дальнейшего развития фильтрации изображений.

## 1. Потенциальный предел и достигнутая эффективность фильтрации

Тенденция развития методов фильтрации изображений в последние годы состоит в том, что большинство наиболее эффективных из них (в плане обеспечения наименьших значений СКОш) так или иначе используют подобие фрагментов (блоков, patches) обрабатываемых изображений [10, 17-20]. Такая тенденция обусловлена стремлением обойти принципиальные ограничения методов локально-адаптивной фильтрации [21, 22] и обработки изображений с использованием ортогональных преобразований [6-9, 23, 24] как невозможность снизить локальную СКОш помех на однородных участках более, чем в  $N$  раз (где  $N$  – число пикселей в скользящем окне или блоке фильтра на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП)) и еще более низкая эффективность подавления помех в окрестностях границ и на текстурных участках [21, 22]. Очевидно, что если в обрабатываемом изображении имеется достаточно большое количество подобных блоков, то есть изображение имеет фрактальную структуру, то это свойство целесообразно использовать при фильтрации.

Авторы [15, 16] используют стандартную линейную модель наблюдения вида

$$I^n(i,j) = I^t(i,j) + n(i,j), \quad (1)$$

где  $I^t(i,j), n(i,j)$  – истинное значение и шум в  $ij$ -м пикселе изображения, причем шум полагается гауссовым, с нулевым средним, пространственно-некоррелированным и не зависящим от сигнальной составляющей. Дисперсия шума полагается заранее известной и равной  $\sigma^2$ . При этом отмечается, что все фильтры [10, 17-20] являются нелинейными.

Имея в распоряжении истинное изображение, авторы [15, 16] определяют, насколько эффективно оно может быть в пределе отфильтровано, используя ограниченное число кластеров подобных блоков. В таком ограничении числа кластеров и их формировании просматривается узость подхода к определению предельной СКОш. Тем не менее, ни один из существующих на данный момент фильтров не превзошел рассчитанные в [15] значения предельных СКОш для широкого диапазона дисперсий помех и набора тестовых изображений. Поэтому, по нашему мнению, полученные результаты исключительно

важны и позволяют сделать интересные и практически ценные выводы.

Прежде всего, представим некоторые данные из таблицы II статьи [15], дополненные значениями СКОш для ДКП-фильтра [24], для трех стандартных тестовых изображений в градациях серого: Lena, Barbara, Baboon. Эти данные (значения СКОш для пяти фильтров и предельное значение СКОш) приведены в таблице 1. В статье [15] табличные значения СКОш даны только для очень большой дисперсии помех  $\sigma^2 = 625$ , для остальных (меньших) значений  $\sigma^2$  данные представлены в виде графиков.

Таблица 1  
Значения СКОш для различных методов фильтрации при  $\sigma^2 = 625$

Тест. Изобр.	Пред.	[24]	[20]	[18]	[17]	[19]
Lena	19,66	53,1	40,46	48,09	44,09	46,02
Barbara	50,24	81,2	55,62	72,39	87,91	111,6
Baboon	181,6	199,5	185,6	196,2	195,8	188,8

Анализ данных, представленных в табл. 1, показывает интересные закономерности:

1) предельные значения СКОш существенно отличаются для разных изображений в зависимости от степени сложности их структуры; отличия могут достигать одного или даже двух порядков [15];

2) для сложных изображений (например Baboon) при большой дисперсии помех предел эффективности фильтрации практически достигнут для многих современных фильтров, включая даже обычный ДКП-фильтр [24] с блоками размера  $8 \times 8$  пикселей и полным перекрытием блоков, для которого порог выбран фиксированным и равным  $2,6\sigma$ ;

3) для изображений средней сложности (например Barbara) предел эффективности фильтрации также почти достигнут, по крайней мере, для фильтра ВМЗД [20], который на данный момент обеспечивает лучший или один из лучших результатов обработки изображений, искаженных гауссовыми пространственно-некоррелированными помехами;

4) для относительно простых изображений (например Lena) имеется значительный резерв повышения эффективности фильтрации согласно критерия СКОш, однако при этом как потенциальное значение СКОш, так и достигнутые значительно меньше, чем для более сложных изображений;

5) относительно простой ДКП-фильтр [24], обладающий к тому же высоким быстродействием, по своей эффективности не уступает или уступает незначительно гораздо более сложным в плане практической реализации методам [17-20].

В работе [15] результаты численного анализа представлены для большего числа тестовых изобра-

жений, но выводы совпадают с представленными выше. Кроме того, в [15] показано, что резерв повышения эффективности фильтрации (меньшие значения отношения  $СКОш_{пот}/СКОш_{ф}$ , где  $СКОш_{пот}$  и  $СКОш_{ф}$  – потенциальная  $СКОш$  и  $СКОш$  на выходе фильтра) возрастает при уменьшении  $\sigma^2$ .

Таким образом, складывается несколько парадоксальная ситуация, когда отношение  $СКОш_{пот}/СКОш_{ф}$  оказывается наибольшим для сложных по своей структуре изображений и для больших дисперсий шума, то есть для случая, когда дальнейшее повышение эффективности фильтрации является наиболее желательным и кажется возможным. А для более простых изображений и при малых  $\sigma^2$ , когда повышение качества этих изображений за счет их фильтрации не столь актуально, есть значительный резерв. В целом же создается впечатление, что дальнейшие исследования в области разработки новых фильтров, мягко говоря, не слишком актуальны.

Воспользовавшись программой, любезно предоставленной авторами [15] для общего пользования, нами были получены значения  $СКОш_{пот}$  для трех компонент нескольких цветных изображений базы TID2008 [4], которые искажены пространственно-некоррелированными гауссовыми помехами с более типичными для практики значениями дисперсии  $\sigma^2=65$  и 130. В качестве примера в таблице 2 представлены данные только для красной компоненты рассмотренных изображений (для других компонент данные аналогичны, см. данные в табл. 3 и 4). Значения  $СКОш_{ф}$  приведены для ДКП-фильтра [24] с фиксированным порогом, равным  $2,6\sigma$ .

Таблица 2

Сравнение предельно достижимых результатов фильтрации по критерию  $СКОш$  с результатами фильтрации нашим методом при  $\sigma^2=65$  и  $\sigma^2=130$

№ изобр.	$\sigma^2=65$		$\sigma^2=130$	
	$СКОш_{пот}$	$СКОш_{ф}$	$СКОш_{пот}$	$СКОш_{ф}$
5	27,5	30,4	48,0	52,4
8	23,2	32,5	40,8	53,7
13	41,0	46,6	72,8	80,5
14	20,7	31,0	35,6	50,5
18	21,4	28,7	37,7	47,1

Очевидно, что наибольшие значения  $СКОш_{пот}$  и  $СКОш_{ф}$ , а также отношения  $СКОш_{пот}/СКОш_{ф}$  (порядка 0,9) имеют место для наиболее текстурных изображений №№ 13 и 8 (рис. 1). Для других изображений, характерных для практики, значения  $СКОш_{пот}/СКОш_{ф}$  имеют порядок 0,6...0,7, то есть имеется определенный резерв для повышения эффективности фильтрации. Эти результаты, в целом, подтверждают выводы, сделанные в данном разделе ранее. При этом возникает логичный вопрос – а сто-

ит ли прилагать усилия и тратить время на разработку еще более эффективных фильтров, которые к тому же вряд ли будут относительно простыми и обладающими высоким быстродействием.



Рис. 1. Тестовые изображения номер 5 (а), 8 (б), 13 (в), 14 (г) и 18 (д)

## 2. Возможные пути развития теории и практики фильтрации изображений

Методика и результаты, приведенные в работе [15], безусловно, представляют собой значительный шаг вперед и дают долгожданные ответы на многие вопросы. Однако продолжает оставаться ряд вопросов и появляются новые. Напомним, что потенциальные значения  $СКОш$  в [15] рассчитаны для изображений в градациях серого, искаженных пространственно-некоррелированными аддитивными помехами с гауссовой плотностью распределения вероятности (ПРВ). Авторы [15] утверждают, что возможно получение результатов и для помех с другими ПРВ, но не это является самым важным.

Во-первых, несмотря на распространенность рассматриваемой модели помех [2, 3], ее практическая ценность ограничена. Даже для оптических изображений, для которых в подавляющем большинстве работ предполагается, что шум является аддитивным и пространственно-некоррелированным, все шире используются более адекватные модели сигнально-зависимых помех [25, 26]. Сигнально-зависимые помехи характерны и для ряда других приложений обработки изображений: радиолокаци-

онных данных дистанционного зондирования [5, 11], медицинских СФИ [27], мульти- и гиперспектральных систем ДЗ [28]. Поэтому желательно найти способ воспользоваться методикой [15] или разработать ее модификации с целью анализа эффективности подавления сигнально-зависимых помех.

Во-вторых, пространственная некоррелированность помех также является идеализацией. Для большинства изображений, встречающихся на практике, помехи в той или иной степени характеризуются пространственной коррелированностью шума [29, 30]. Подавление таких помех является более сложной задачей, чем обработка при некоррелированных помехах [29, 31-33]. По-видимому, предельные значения СКОш для пространственно-коррелированных помех будут выше и они должны зависеть от пространственного спектра шума.

В-третьих, СКОш на выходе фильтра не всегда является наилучшей метрикой (критерием) [4, 14, 31, 34]. Хотя уменьшение СКОш, в среднем, приводит к улучшению визуального качества обработанных изображений и повышению надежности их классификации, параметры фильтров с точки зрения оптимальности относительно различных критериев также различны [34, 35].

Наконец, в-четвертых, практически приложения, для которых характерна обработка одноканальных изображений, - это некоторые типы медицинских и радиолокационных изображений, а также видеонаблюдение с использованием черно-белых видеокамер с целью экономии объема регистрируемых данных или средств.

Остальные типы изображений, для которых целесообразно или желательно использовать фильтрацию, являются в подавляющем большинстве многоканальными. Таковыми, в частности, являются упомянутые ранее мульти- и гиперспектральные изображения [28], многоканальные (многочастотные и поляризационные) радиолокационные изображения [5], цветные изображения [2]. Для большинства таких многоканальных изображений характерно наличие существенной корреляции информационной составляющей данных в разных каналах [2, 36, 37], которую целесообразно использовать при обработке многоканальных изображений в векторном виде [2, 8, 36, 38, 39], но невозможно использовать при фильтрации одноканальных изображений или раздельной обработке многоканальных изображений.

Покажем, что использование такой межканальной корреляции может быть эффективно для снижения СКОш на выходе фильтра. В качестве примера применим векторный (трехмерный) ДКП-фильтр [38] к наиболее текстурным изображениям № 13 и 5 базы TID2008, искаженным аддитивным шумом с дисперсиями 65 и 130. Полученные значения СКОш

представлены в табл. 3 и 4.

Таблица 3

Предельно достижимые результаты фильтрации по критерию СКОш и результаты фильтрации методом [38] при  $\sigma^2=65$  и  $\sigma^2=130$  (изображение № 13)

Цвет. комп.	$\sigma^2=65$		$\sigma^2=130$	
	СКОш <sub>пот</sub>	СКОш <sub>ф</sub>	СКОш <sub>пот</sub>	СКОш <sub>ф</sub>
R	41,0	22,0	72,8	38,9
G	42,6	22,6	75,6	40,8
B	37,2	24,6	66,7	42,1

Таблица 4

Предельно достижимые результаты фильтрации по критерию СКОш и результаты фильтрации методом [38] при  $\sigma^2=65$  и  $\sigma^2=130$  (изображения № 5)

Цвет. комп.	$\sigma^2=65$		$\sigma^2=130$	
	СКОш <sub>пот</sub>	СКОш <sub>ф</sub>	СКОш <sub>пот</sub>	СКОш <sub>ф</sub>
R	27,6	17,3	48,0	29,1
G	28,0	17,3	48,8	29,4
B	26,4	17,5	45,9	29,2

Анализ этих данных показывает, что значения СКОш<sub>ф</sub> почти в 2 раза меньше, чем соответствующие значения СКОш<sub>пот</sub>. Это не свидетельствует о том, что значения СКОш<sub>пот</sub> рассчитаны неправильно или что нам удалось превзойти потенциальный предел. Основной вывод состоит в том, что для случая фильтрации многоканальных изображений еще предстоит определить потенциальный предел эффективности фильтрации, который должен учитывать факты независимости помех и коррелированности сигнальных составляющих в таких данных. Отметим также то, что как значения СКОш<sub>пот</sub>, так и значения СКОш<sub>ф</sub> практически равны для разных цветовых компонент.

## Заключение

Показано, что потенциальная эффективность фильтрации, характеризуемая СКОш<sub>пот</sub>, может быть определена для изображений, искаженных аддитивными пространственно-некоррелированными помехами. При этом для наилучших современных фильтров значения СКОш<sub>пот</sub> практически достигнуты для сложных (текстурных) изображений, искаженных шумом с большой дисперсией. Вместе с тем, остаются нерешенными вопросы определения СКОш<sub>пот</sub> для практически важных ситуаций сигнально-зависимых и/или коррелированных помех, а также для многоканальных изображений.

## Литература

1. Bovik A. *Handbook of Image and Video Processing* / A. Bovik. – Academic Press, 2000. – 1429 p.
2. Plataniotis K.N. *Color Image Processing and Applications* / K.N. Plataniotis, A.N. Venetsanopoulos. –

NY.: Springer-Verlag (USA), 2000. – 355 p.

3. Pratt W.K. *Digital Image Processing. Fourth Edition.* / W.K. Pratt. – NY.: Wiley-Interscience (USA), – 2007. – 807 p.

4. TID2008 – A Database for Evaluation of Full-Reference Visual Quality Assessment Metrics / N. Ponomarenko, V. Lukin, A. Zelensky, K. Egiazarian, J. Astola, M. Carli, F. Battisti // *М.: Успехи современной радиоэлектроники.* – No 10. – 2009. – С. 30-45.

5. Oliver C. *Understanding Synthetic Aperture Radar Images* / C. Oliver, S. Quegan. – SciTech Publishing, 2004. – 464 p.

6. Sendur L. *Bivariate Shrinkage Functions for Wavelet Based Denoising Exploiting Interscale Dependence* / L. Sendur, I. W. Selesnick // *IEEE Trans. on Signal Proc.* – 2002. – Vol. 50, No. 11. – PP. 2744-2756.

7. Foi A. *Pointwise Shape-Adaptive DCT Image Filtering and Signal-Dependent Noise Estimation: Thesis for the degree of Doctor of Technology* / A. Foi. – Tampere University of Technology, Tampere, (Finland). – 2007. – P. 194.

8. Benazza-Benyahia A. *Building Robust Wavelet Estimators for Multicomponent Images Using Stein's Principle* / A. Benazza-Benyahia, J.-C. Pesquet // *IEEE Transactions on Image Processing.* – 2005. – Vol. 14, No 11. – PP. 1814-1830.

9. *Advances in Signal Transforms: Theory and Applications* / edited by J. Astola, L. Yaroslavsky. – Hindawi Publishing Corporation, 2007. – 419 p.

10. Kervrann C. *Local adaptivity to variable smoothness for exemplar-based image regularization and representation* / C. Kervrann, J. Boulanger // *International Journal of Computer Vision.* – 2008. – Vol. 79, No 1. – PP. 45-69.

11. Touzi R. A. *Review of Speckle Filtering in the Context of Estimation Theory* / R. A. Touzi // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.* – 2002. – Vol. 40, No 11. – PP. 2392-2404.

12. Dubes R.C. *Random field models in image analysis* / R.C. Dubes, A.K. Jain // *Journal of Applied Statistics.* – 1989. – Vol. 16. – PP. 131-164.

13. Falconer K. *Fractal Geometry: Mathematical Foundations and Applications* / K. Falconer. – John Wiley & Sons Ltd., 2003. – 367 p.

14. Wang Z. *Mean squared error: love it or leave it? – A new look at signal fidelity measures* / Z. Wang, A.C. Bovik // *IEEE Signal Processing Magazine.* – 2009. – PP. 98-117.

15. Chatterjee P. *Is Denoising Dead?* / P. Chatterjee, P. Milanfar // *IEEE Transactions on Image Processing.* – 2010. – Vol. 19, No 4. – PP. 895-911.

16. Chatterjee P. *Fundamental Limits in Image denoising: Are We There Yet?* / P. Chatterjee, P. Milanfar // *ICASSP: Proc of Int. conf., 2010.* – PP. 1358-1361.

17. Takeda H. *Kernel regression for image processing and reconstruction* / H. Takeda, S. Farsin, P. Milanfar // *IEEE Transactions on Image Processing.* – 2007. – Vol. 16, No 2. – PP. 349-366.

18. Elad M. *Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries* /

M. Elad, M. Aharon // *IEEE Transactions on Image Processing.* – 2006. – Vol. 15, No 12. – PP. 3736-3745.

19. Chatterjee P. *Clustering-based denoising with locally learned dictionaries* / P. Chatterjee, P. Milanfar // *IEEE Transactions on Image Processing.* – 2009. – Vol. 18, No 7. – PP. 1438-1451.

20. *Image denoising by sparse 3D transform domain collaborative filtering* / K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, K. Egiazarian // *IEEE Trans. on Image Processing.* – 2007. – Vol. 16, No 8. – PP. 2080-2095.

21. Лукин В.В. *Цели, методы и алгоритмы локально-адаптивной устойчивой фильтрации радиолокационных изображений* / В.В. Лукин // *Космическая наука и технология.* – 1998. – N 2/3. – С. 39-50.

22. *Three-state Locally Adaptive Texture Preserving Filter for Radar and Optical Image Processing* / O.V. Tsymbal, V.V. Lukin, N.N. Ponomarenko, A.A. Zelensky, K.O. Egiazarian, J.T. Astola // *EURASIP Journal on Applied Signal Processing.* – 2005. – No 8. – PP. 1185-1204.

23. *Locally Adaptive DCT Filtering for Signal-Dependent Noise Removal* / R. Oktem, K. Egiazarian, V. Lukin, N. Ponomarenko, O. Tsymbal // *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing.* – 2007. – Article ID 42472. – 10 p.

24. *Image filtering based on discrete cosine transform* / V.V. Lukin, R. Oktem, N. Ponomarenko, K. Egiazarian // *Telecommunications and Radio Engineering.* – 2007. – Vol. 66, No 18. – PP. 1685-1701.

25. *Practical Poissonian-Gaussian Noise Modeling and Fitting for Single Image Raw Data* / A. Foi, M. Trimeche, V. Katkovnik, K. Egiazarian // *IEEE Transactions on Image Processing.* – 2008. – Vol. 17, No 10. – PP. 1737-1754.

26. *Noise estimation from a single image* / C. Liu, W.T. Freeman, R. Szeliski, S.B. Kang // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition: Proc. of Int. conf., June 2006.* – PP. 901-908.

27. *Adaptive filtering approaches for colour image and video restoration* / R.K. Deergha, M.N.S. Swamy, E.I. Plotkin // *Vision, Image and Signal Processing.* – 2003. – Vol. 150, No. 3. – PP. 168-177.

28. *Noise modelling and estimation of hyperspectral data from airborne imaging spectrometers* / B. Aiazzi, L. Alparone, A. Barducci, S. Baronti, P. Marcoionni, I. Pippi, M. Selva // *Annals of Geophysics.* – 2006. – Vol. 49, No 1. – PP. 1-9.

29. *Filtering of radar images based on blind evaluation of noise characteristics* / V.V. Lukin, N.N. Ponomarenko, S.K. Abramov, B. Vozel, K. Chehdi, J. Astola // *Image and Signal Processing for Remote Sensing XIV [Электронный ресурс]: Proc. of Int. conf., Cardiff (UK), Sept. 2008.* – SPIE Vol. 7109. – 12 p. 1 электрон. опт. диск (CD-ROM); 12 см.

30. *Segmentation-based method for blind evaluation of noise variance in images* / V. Lukin, S. Abramov, B. Vozel, K. Chehdi, J. Astola // *SPIE Journal on Applied Remote Sensing.* – 2008. – Vol. 2. – 15 p.

31. *Исследование эффективности фильтрации цветных изображений с использованием различных*

метрик / С.К. Абрамов, В.В. Лукин, Н.Н. Пономаренко, Д.В. Феврелев // Радиоэлектронные и компьютерные системы. – 2010. – N2 (43). – С. 97-107.

32. Pre-filtering of multichannel remote sensing data for agricultural bare soil field parameter estimation / N. Ponomarenko, V. Lukin, I. Djurovic, M. Simeunovic // BioSense [Электронный ресурс]: Proc. of Int. conf., Novi Sad (Serbia), Oct. 2009. – 4 p. 1 электрон. опт. диск (CD-ROM); 12 см.

33. Пономаренко Н.Н. Метод слепой оценки на изображениях характеристик аддитивного Гауссова шума с неравномерным спектром // Авиационно-космическая техника и технология. – 2009. – N2 (59). – С. 82-90.

34. Classification of DCT based Filtered Multichannel Images / D. Fevrale, V. Lukin, S. Krivenko, N. Ponomarenko, A. Kurekin // Modern Problems of Radioengineering, Telecommunications and Computer Science (TCSET) [Электронный ресурс]: Proc. of Int. conf., Lviv-Slavsko (Ukraine), Feb. 2010. – 7 p. 1 электрон. опт. диск (CD-ROM); 12 см.

35. Christophe E. Quality criteria benchmark for hyperspectral imagery / E. Christophe, D. Leger, C. Mailhes // IEEE Trans. on Geoscience and Remote

Sensing. – 2005. – Vol. 43, No 9. – PP. 2103-2114.

36. Astola J. Vector median filters / J. Astola, Y. Neuvo // IEEE Symp. on Circuits and Systems: Proc. of Int. symp., 1990. – Vol. 78. – PP. 678-689.

37. Preliminary automatic analysis of characteristics of hyperspectral AVIRIS images / N. Ponomarenko, V. Lukin, M. Zriakhov, A. Kaarna // MMET: Proc. of Int. conf., Kharkov (Ukraine), 2006. – PP. 158-160.

38. 3D DCT Based Filtering of Color and Multichannel Images / N.N. Ponomarenko, V.V. Lukin, A.A. Zelensky, P.T. Koivisto, K.O. Egiazarian // Telecommunications and Radio Engineering. – 2008. – No 15. – PP. 1369-1392.

39. Comparison of component and vector filter performance with application to multichannel and color image processing / Kurekin A.A., Lukin V.V., Zelensky A.A., Koivisto P.T., Astola J.T., Saarinen K.P. // IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing: Proc. of Int. workshop, Antalya (Turkey), June 1999. – P. 38-42.

40. Набор тестовых изображений [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://ponomarenko.info/testset1.zip>

Поступила в редакцию 30.08.2010

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф., проф. каф. "Проектирование радиоэлектронных систем летательных аппаратов" В.К. Волосюк, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", Харьков.

### ПОТЕНЦІЙНА ЕФЕКТИВНІСТЬ ФІЛЬТРАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ: ЧИ ІСНУЄ МЕЖА І ЧИ БЛИЗЬКО ВОНА?

**В.В. Лукін, М.М. Пономаренко, С.К. Абрамов, О.О. Зеленський**

Проаналізовано потенційну ефективність фільтрації зображень, спотворених адитивною завадою, що просторово некорельована, й результати, що досягнуті сучасними методами. Показано, що досягнута на даний момент ефективність близька до граничної для зображень зі складною структурою, але для більш простих зображень існує значний резерв для подальшого покращення. Розглянуто основні проблеми сучасного етапу розвитку методів фільтрації зображень й сформульовано актуальні задачі подальших досліджень.

**Ключові слова:** Фільтрація зображень, межа ефективності, критерії ефективності

### POTENTIAL EFFICIENCY OF IMAGE FILTERING: DOES THE BOUND EXIST AND HOW IS IT CLOSE?

**V.V. Lukin, N.N. Ponomarenko, S.K. Abramov, A.A. Zelensky**

Potential efficiency of filtering images corrupted by additive spatially uncorrelated noise and the results provided by modern filtering methods are studied. It is shown that efficiency of such methods is close to the potential limit for quite complex images but for simple images an essential room for improvement exists. The main problems of modern stage of development of filters are discussed and the main tasks of future researches are formulated.

**Keywords:** Image filtering, potential limit of filtering efficiency, criteria of efficiency

**Лукин Владимир Васильевич** – д-р техн. наук, проф., проф. каф. приема, передачи и обработки сигналов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: [lukin@xai.kharkov.ua](mailto:lukin@xai.kharkov.ua)

**Пономаренко Николай Николаевич** – канд. техн. наук, докторант каф. приема, передачи и обработки сигналов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: [uagames@mail.ru](mailto:uagames@mail.ru)

**Абрамов Сергей Клавдиевич** – канд. техн. наук, доц. каф. приема, передачи и обработки сигналов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: [ask379@mail.ru](mailto:ask379@mail.ru)

**Зеленский Александр Алексеевич** – д-р техн. наук, проф., зав. каф. приема, передачи и обработки сигналов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: [zelensky@xai.kharkov.ua](mailto:zelensky@xai.kharkov.ua)