

УДК 621.391.2

ТРЕХМЕРНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ, ИСКАЖЕННЫХ СМЕШАННЫМ МУЛЬТИПЛИКАТИВНО-АДДИТИВНЫМ ШУМОМ

© 2020 г. В. Ф. Кравченко^{1,2,3,*}, В. И. Пономарев^{4,**},
академик РАН В. И. Пустовойт^{2,3,***}, А. Паласиос-Энрикес^{4,****}

Поступило 21.08.2020 г.

После доработки 21.08.2020 г.

Принято к публикации 24.08.2020 г.

Впервые обоснована и реализована процедура фильтрации изображений, искаженных смешанным (мультипликативно-аддитивным) шумом. Новый метод характеризуется следующими этапами: формирование сходных структур в трехмерном пространстве, голоморфное преобразование, фильтрация изображения в трехмерном пространстве дискретного косинусного преобразования (DCT), обратное голоморфное преобразование и заключительный этап обработки, где корректируются погрешности и восстанавливаются контуры и детали изображений. Дана физическая интерпретация процедуры фильтрации в условиях смешанных шумов и разработана структурная схема фильтрации. Моделирование предложенного метода фильтрации изображений подтвердило преимущество новой схемы фильтрации в терминах общепризнанных критериев: оценки структурного индекса схожести, пикового отношения сигнал/шум, а также при визуальном сравнении профильтрованных изображений.

Ключевые слова: изображение, фильтрация, аддитивный шум, мультипликативный шум, голоморфное преобразование, отношение сигнал/шум

DOI: 10.31857/S2686954320050367

ВВЕДЕНИЕ

Восстановление и улучшение качества изображений и видеопоследовательностей (ВП) усложнено из-за их искажений в канале передачи информации, а также при их приеме и регистрации вследствие шумов различной природы, смазывания деталей и контуров. Сложная и меняющаяся структура реальных изображений и ВП не позволяет эффективно отфильтровывать и выделять искаженные детали изображений. Это часто приводит к неправильным решениям в приложениях:

дистанционное зондирование, распознавание образов, медицина, ультразвуковая диагностика, управление объектами и т.д. Различные шумы, как аддитивные, так и мультипликативные (спектральные шумы), присутствующие в конкретных физических моделях, могут в дальнейшем быть дополнены импульсным шумом. Используемые процедуры подавления шумов часто зависят от применений, где они применяются, что не позволяет их применение в других условиях. Подавление шумов в изображениях и ВП является обязательным элементом, позволяющим восстановить контуры и детали, а также улучшить структуру и качество изображений [1–12]. Ряд эффективных подходов, применяемых в фильтрации, включает применение стохастических методов [1–8] в сочетании с дисперсным представлением изображений или ВП в базисах различных преобразований (вейвлет, контурлет, DCT, др.), позволяющих отличать мелкие детали, контуры, хроматические и структурные характеристики в изображениях от зашумленных пикселей [5–12].

В литературе приводится ряд алгоритмов обработки изображений в присутствии шумов различной физической природы, где, как правило, для различных типов шума (мультипликативного, импульсного или аддитивного) используются разные математические методы и подходы, кото-

¹ *Институт радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова Российской академии наук, Москва, Россия*

² *Научно-технологический центр уникального приборостроения Российской академии наук, Москва, Россия*

³ *Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия*

⁴ *Национальный политехнический институт Мексики, Мехико, Мексика*

*E-mail: kvf-ok@mail.ru

**E-mail: vponomar@ipn.mx

***E-mail: vlad_pst@yahoo.com

****E-mail: alfredoepe@yahoo.com.mx

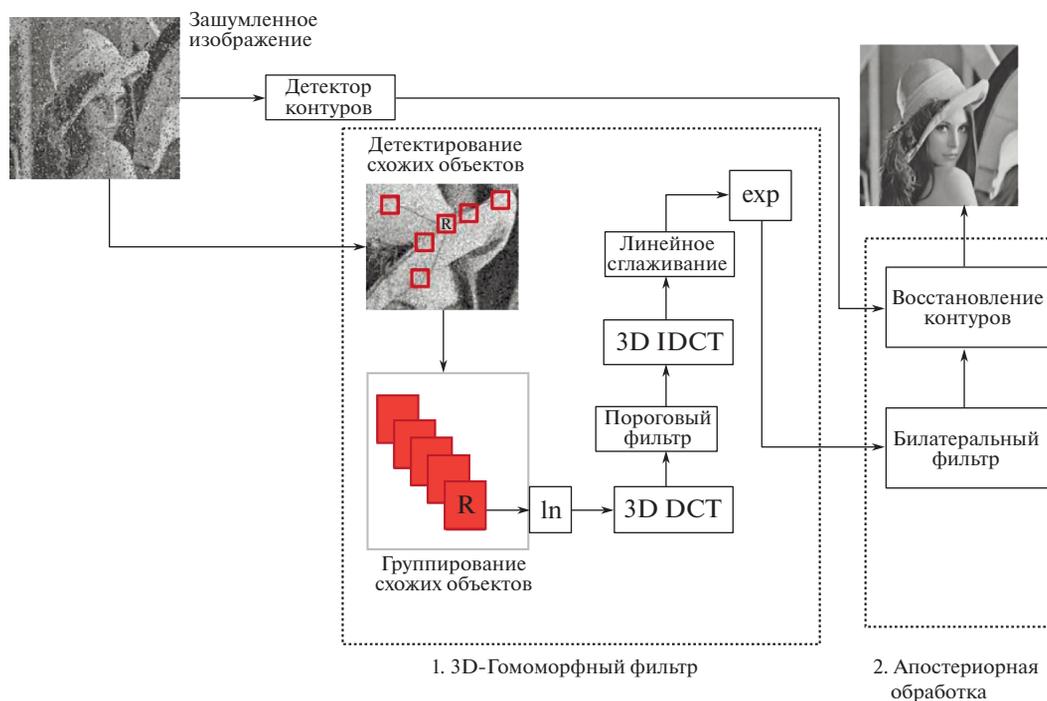


Рис. 1. Блок-схема метода фильтрации мультипликативных шумов.

рые не позволяют реализовать эффективную фильтрацию изображений или ВП, искаженных шумом сложной структуры [5–13]. Большинство известных алгоритмов требует априорных статистических данных о шумах, изображениях или ВП.

На основе идей, изложенных в работах [1–9, 15], в настоящей работе предложен и обоснован оригинальный подход к фильтрации изображений, искаженных смешанным шумом (смесь мультипликативного и аддитивного). Новый метод сочетает процедуры теории гомоморфной фильтрации и стохастический подход к фильтрации изображений в дисперсном его представлении. Метод содержит два этапа: на первом этапе реализуется поиск объектов со схожими структурными свойствами, которые выделяются на основе выбранного критерия подобия. Каждый выделенный объект подвергается гомоморфному преобразованию (\ln), которое формирует новые структуры в 3D. В дальнейшем изображение фильтруется в трехмерном пространстве дискретного косинусного преобразования (DCT), где схожие объекты образуют третью координату в DCT, существенно увеличивая объем выборки и улучшая качество фильтрации. Первый этап обработки завершается линейным сглаживанием и обратным гомоморфным преобразованием (\exp). На втором, заключительном этапе обработки изображений проводится фильтрация с целью коррекции погрешностей предыдущих этапов, восстановления контуров и деталей изображений. Критериями,

используемыми при сравнении предложенных алгоритмов с известными в литературе, являются пиковое отношение сигнал–шум в децибеллах (PSNR) и оценка структурного индекса схожести (SSIM) [1–5, 8, 14].

Результаты многочисленных численных экспериментов в условиях различных интенсивностей шумов на тестовых изображениях подтверждают эффективность нового метода, позволяющего очистить изображение от спекл-шума, характеристики которого могут быть неизвестными, восстанавливая мелкокомасштабные детали изображений и улучшая их качество.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ И МЕТОД РЕШЕНИЯ

Предложенная процедура фильтрации включает в себя два этапа обработки (см. рис. 1).

Регистрируемое искаженное изображение $E(i, j)$ в случае мультипликативного $\varepsilon(i, j)$ и аддитивного $n_{ad}(i, j)$ шумов имеет вид

$$E(i, j) = \varepsilon(i, j) \circ e(i, j) + n_{ad}(i, j). \quad (1)$$

Оно анализируется с целью обнаружения и формирования групп подобных объектов, используя процесс детектирования схожих блоков (block-matching: BM). Процесс BM позволяет найти похожие структуры путем минимизации критерия подобия SAD

$$\text{SAD}(i, j) = \sum_{p=1}^{M_i} \sum_{q=1}^{N_j} |A(i, j) - A(i + p, j + q)|, \quad (2)$$

где M_i и N_j – размеры блоков изображения, выделенные в процессе поиска схожих объектов, а $A(i, j)$ – выделенный опорный блок схожести. Для каждого такого блока $A(i, j)$ все найденные схожие блоки $A_L(i, j)$, $L = 1, \dots, K$, образуют массив 3D-данных, которые определяют трехмерную структуру, упорядоченную с учетом степени схожести согласно критерию SAD. В дальнейшем каждый выделенный объект подвергается гомоморфному преобразованию (ln), которое формирует новые структуры в 3D. Данное преобразование обосновывается тем, что в областях, где интенсивности объектов в изображении $\varepsilon(i, j) \circ e(i, j)$ значительно превосходят интенсивность аддитивных шумов $n_{ad}(i, j)$, может быть показано, что гомоморфное преобразование (1) позволяет вычислить

$$\begin{aligned} \ln[E(i, j)] &\approx \\ &\approx \ln[\varepsilon(i, j)] + \ln[e(i, j)] + \left[\frac{n_{ad}(i, j)}{\varepsilon(i, j)e(i, j)} \right]. \end{aligned} \quad (3)$$

Таким образом, удается мультипликативную шумовую модель свести к ее аддитивному варианту. В дальнейшем изображение (3) фильтруется в трехмерном пространстве DCT, где схожие объекты формируют третью координату, существенно увеличивая объем выборки и улучшая качество фильтрации (рис. 1).

Преобразование, примененное к 3D-структурам, формирует в пространстве DCT массив данных $S(i, j, L)$, который подвергается пороговой фильтрации. Здесь на основе процедуры сегментации по алгоритму K -средних (K -means) выделяются области с плавным изменением интенсивности ($\alpha = 1$) и области с границами или мелкими деталями ($\alpha = 2$). Для каждой структуры 3D производится ограничение коэффициентов (пороговая фильтрация) в пространстве DCT:

$$\hat{S}(i, j, L) = \begin{cases} S(i, j, L), & S(i, j, L) \geq T_\alpha, \\ \alpha = 1 \text{ для сглаживания;} \\ 0, & S(i, j, L) < T_\alpha; \\ \alpha = 2 \text{ для деталей.} \end{cases} \quad (4)$$

Затем к массиву данных $\hat{S}(i, j, L)$ применяется обратное 3D-преобразование (IDCT), формируя первую аппроксимацию блоков $\hat{A}_L(i, j)$, $L = 1, \dots, K$. Процесс 3D-обработки завершается линейной фильтрацией, которая реализует финальную оценку блоков схожести, используя линейный фильтр с весами, зависящими от дистанции SAD:

$$\hat{A}(i, j) = \frac{\sum_{L=1}^K \hat{A}_L(i, j) q_L}{\sum_{L=1}^K q_L}, \quad (5)$$

$$q_L = 1 - \text{SAD}[A_L(i, j), A_1(i, j)].$$

Первый этап обработки завершается обратным гомоморфным преобразованием (exp), целью которого является вернуть профильтрованные данные в исходную реальную плоскость изображений.

На следующем этапе фильтрации шумов производится коррекция эффектов, которые внесены на предыдущих этапах. В частности, восстанавливаются сглаженные контуры и мелкие детали изображений с использованием билатеральной фильтрации [11] и восстановления контуров (рис. 1).

Билатеральный фильтр определяется двумя весовыми функциями гауссовского типа, где первая $d(i, j; k, l) = \exp\left[-\frac{(i-k)^2 + (j-l)^2}{2\sigma_D^2}\right]$ зависит от геометрического расстояния между пикселями, центральным (i, j) , подлежащим фильтрации, и соседним (k, l) в окне обработки, а вторая весовая функция вводит нелинейную обработку с весами, которые зависят от разности радиометрических значений (интенсивностей) пикселей

$$R[A(i, j); A(k, l)] = \exp\left[-\frac{[A(i, j) - A(k, l)]^2}{2\sigma_g^2}\right].$$

Таблица 1. Усредненные по 100 изображениям значения PSNR и SSIM из базы данных в случае применения алгоритмов фильтрации Lee, Frost, Kuan, Anisotropic Diffusion и предложенного алгоритма F-MNSR-DCT

σ	10	20	30	40	50	10	20	30	40	50
Lee	31.09	29.21	25.73	19.16	14.54	0.7308	0.7290	0.7254	0.7200	0.7132
Frost	32.93	29.94	25.86	19.09	14.55	0.8770	0.8589	0.8312	0.7982	0.7434
Kuan	29.76	28.32	25.27	19.02	14.48	0.8959	0.8098	0.7016	0.7833	0.7431
Anisotropic	29.88	26.38	23.63	19.81	15.40	0.8988	0.8572	0.8393	0.7963	0.7617
F-MNSR-DCT	33.80	30.19	26.61	21.48	19.76	0.9043	0.8885	0.8414	0.8295	0.8006

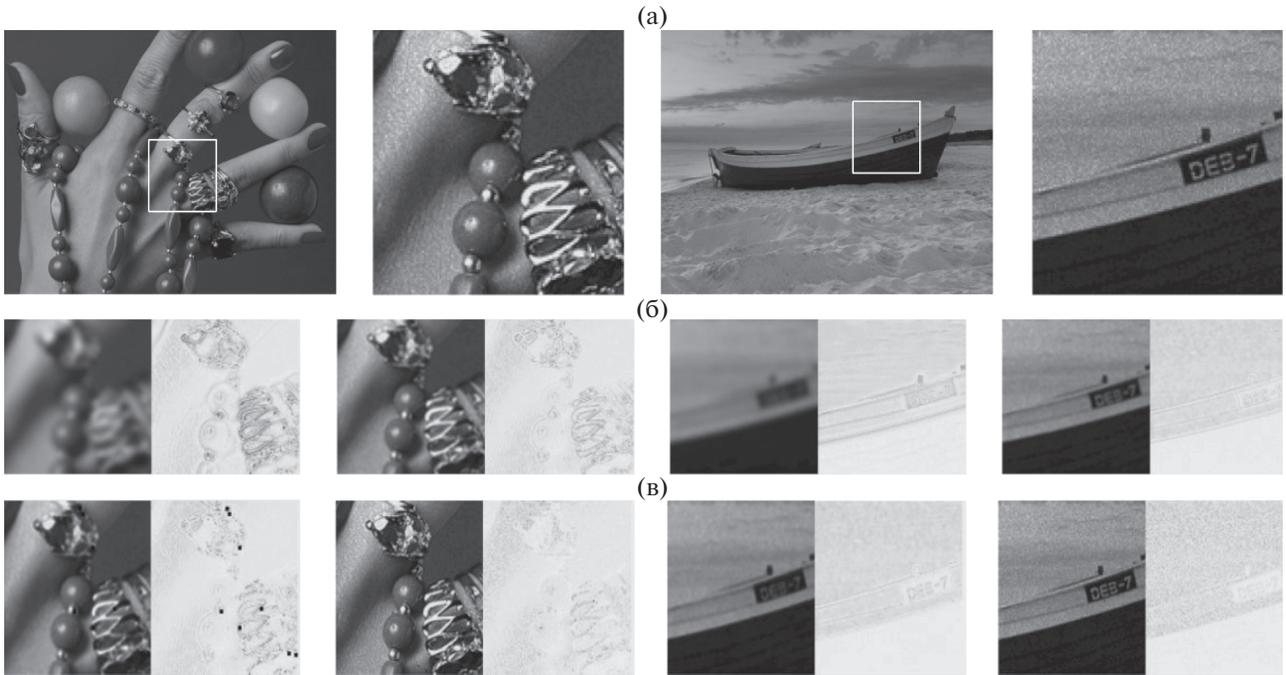


Рис. 2. Профильтрованные изображения и инвертированные ошибки фильтрации разными методами для *pic015* и *pic091* в случае мультипликативных (спекл) шумов с интенсивностями (СКО = 30 для *pic015*, СКО = 40 для *pic091*); а – незашумленные изображения, слева направо: *pic015*; увеличенное *pic015*; *pic091*; увеличенное *pic091*; б – профильтрованные фильтрами и инвертированные ошибки, слева направо: Lee, *pic015*; Kuan, *pic015*; Lee, *pic091*; Kuan, *pic091*; в – профильтрованные фильтрами и инвертированные ошибки, слева направо: Anisotropic Diffusion, *pic015*; F-MNSR-DCT, *pic015*; Anisotropic Diffusion, *pic091*; F-MNSR-DCT, *pic091*.

РЕЗУЛЬТАТЫ ЧИСЛЕННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Свойства нового метода фильтрации смешанных шумов, названного F-MNSR-DCT, а также известных наилучших по качеству алгоритмов Lee, Frost, Kuan, Anisotropic Diffusion [5–7, 9] были исследованы на основе стандартных численных критериев PSNR и SSIM, а также используя визуальный субъективный анализ профильтрованных изображений. Значения критерия PSNR вычисляются по следующей формуле:

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [E(i, j) - \hat{E}(i, j)]^2}, \quad (6)$$

величины SSIM-критерия определяются так:

$$SSIM(E, \hat{E}) = \frac{(2\mu_E \mu_{\hat{E}} + C_1)(\sigma_{E, \hat{E}} + C_2)}{(\mu_E^2 + \mu_{\hat{E}}^2 + C_1)(\sigma_E^2 + \sigma_{\hat{E}}^2 + C_2)}. \quad (7)$$

В формуле (7) μ_E и $\mu_{\hat{E}}$ определяют локальные средние для E и \hat{E} соответственно; σ_E^2 и $\sigma_{\hat{E}}^2$ являются локальными значениями дисперсий для E и \hat{E} и $\sigma_{E, \hat{E}}$ это локальная функция ковариации для E и \hat{E} . Константы $C_n \ll 1$ выбираются такими, чтобы избежать нестабильности [14].

Тестовые изображения из базы данных [13] были искажены мультипликативным шумом разной интенсивности (СКО шума σ : 10–50) и в дальнейшем обработаны фильтрами. Представленные в табл. 1 усредненные по 100 изображениям из базы данных значения PSNR и SSIM в случае применения алгоритмов фильтрации Lee, Frost, Kuan, Anisotropic Diffusion и предложенного алгоритма F-MNSR-DCT, а также визуальный анализ рис. 2 подтверждают, что новый алгоритм превосходит лучшие из известных согласно полученным результатам в широком диапазоне интенсивностей шумов. Эффективная фильтрация изображений *pic 015* и *pic 091* (*Boat*), в которых наблюдается много мелких деталей и контуров, и вариации интенсивности, подтверждает робастность предложенного метода для шумов различной интенсивности (рис. 2).

ВЫВОДЫ

Теоретическое обоснование и анализ физических результатов численного моделирования нового метода фильтрации изображений в условиях их искажений мультипликативным шумом позволяют сделать ряд важных выводов:

1. Предложенный метод, который основан на дисперсном представлении данных с использова-

нием 3D-дискретного косинусного преобразования, эффективно восстанавливает сложные структуры в изображениях.

2. Гомоморфное преобразование сформированной последовательности схожих объектов позволяет реализовать фильтрацию спекл шумов с использованием дисперсных методов фильтрации.

3. 3D-фильтрация с весами, зависящими от степени схожести объектов, улучшает качество обработанных изображений.

4. Билатеральная фильтрация совместно с восстановленными контурами изображений, примененная на этапе апостериорной обработки, приводит к улучшению качества восстановления мелких деталей и контуров.

5. Новый метод подтвердил наилучшее качество как в значениях критериев (PSNR и SSIM), так и при визуальном анализе профильтрованных изображений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Guan D., Xiang D., Tang X., Kuang G. // IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens. 2018. V. 57. № 6. P. 3472–3489.
2. Huang T., Dong W., Xie X., Shi G., Bai X. // IEEE Trans. Image Proces. 2017. V. 26. № 7. P. 3171–3186.
3. Rubel O., Lukin V., Egiazarian K. // Elect. Imag. 2019. V. 2019. № 11. P. 1–11.
4. Wang G., Pan Z., Zhang Z. // Multimedia Tools and App. 2019. V. 78. № 20. P. 29 007–29 019.
5. Sagheer S.V.M., George S.N., Kurien S.K // Biomed. Signal Proces. Cont. 2019. V. 54. № 101595. P. 1–14.
6. Кравченко В.Ф., Пономарев В.И., Пустовойт В.И., Паласиос-Энрикес А. // ДАН. 2017. Т. 475. № 6. С. 629–633.
7. Кравченко В.Ф., Пономарев В.И., Пустовойт В.И. // ДАН. 2018. Т. 481. № 4. С. 375–380.
8. Palacios-Enriquez A., Ponomaryov V., Reyes-Reyes R., Sadovnychiy S. // Circuits, System & Signal Proces. 2018. V. 37. № 12. P. 5389–5416.
9. Ponomaryov V., Montenegro H., Gallegos F., Pogrebnyak O., Sadovnychiy S. // Neurocomputing. 2015. V. 155. P. 225–246.
10. Dabov K., Foi A., Katkovnik V., Egiazarian K. // IEEE Trans. Image Process. 2007. V. 16. № 8. P. 2080–2095.
11. Zhang Y., Tian X., Ren P. // Neurocomputing. 2014. V. 140. P. 299–316.
12. Jiang J., Zhang L., Yang J. // IEEE Trans. Image Proces. 2014. V. 23. № 6. P. 2651–2662.
13. Malinski L., Smolka B. // J. Real-Time Image Proces. 2016. V. 11. № 3. P. 427–444.
14. Wang Z., Bovik A. // IEEE Signal Process. Mag. 2009. V. 26. № 1. P. 98–117.
15. Кравченко В.Ф., Кравченко О.В. Конструктивные методы алгебры логики, атомарных функций, вейвлетов, фракталов в задачах физики и техники. Под ред. В.Ф. Кравченко. М.: Техносфера, 2018. 696 с.

3D FILTERING IN IMAGES CORRUPTED BY ADDITIVE-MULTIPLICATIVE NOISE

V. F. Kravchenko^{a,b,c}, V. I. Ponomaryov^d, Academician of RAS V. I. Pustovoit^{b,c}, and A. Palacios-Enriquez^d

^a Kotelnikov Institute of Radioengineering and Electronics of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russian Federation

^b Scientific and Technological Center of Unique Instrumentation of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russian Federation

^c Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

^d Instituto Politecnico Nacional de Mexico, Ciudad de Mexico, Mexico

Novel filtering method in images that are contaminated by mixture speckle-additive noise consisting of multiplicative and additive noises is designed in this paper. Proposed method consists of several stages: 3D filtering approach based on sparse representation in DCT, homomorphic transformation, and final post-processing that uses bilateral filter and edge reconstruction. During numerous experiments, the developed method has confirmed superiority of novel approach in term of visual image quality via human perception as well as in better criteria values, such as PSNR and SSIM for different test images corrupted by complex noise.

Keywords: filtering, multiplicative noise, additive noise, homomorphic transformation, peak signal/noise ratio