

## Реконструкционная прорисовка с помощью фильтра нелокального среднего

В.Н. Карнаухов\*, В.И. Кобер\*, М.Г. Мозеров\*, Л.В. Зимина\*\*

\* *Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, Россия*

\*\* *Московский политехнический университет, Москва, Россия*

Поступила в редколлегию 10.12.2021

**Аннотация**—Если необходимо заполнить области изображения, искаженные артефактами, текстурой из неискаженных областей, то такая задача называется реконструкционной прорисовкой (impainting). Реконструкционная прорисовка (РП) используется как для улучшения визуального восприятия изображения, так и в классических задачах распознавания и робототехники с целью убрать нерелевантную информацию с изображения. Современные методы реконструкционной прорисовки используют нейронные сети. Однако у этих подходов существует недостатки, не позволяющие использовать данные алгоритмы в практике компьютерного зрения. В этой статье мы предлагаем использовать фильтр нелокального среднего (НЛС), который отлично зарекомендовал себя в задачах шумоподавления на изображениях. Основой нашей мотивации является тот факт, что целью РП, как и любого метода восстановления изображений, искаженных шумом, является минимизация расстояния (или ошибки по некоторому критерию) между исходным изображением и восстановленным. Результат компьютерных экспериментов показал, что предложенный метод реконструкционной прорисовки превосходит другие методы по критерию PSNR. Эффективность предложенного фильтра продемонстрирована с помощью иллюстраций к статье, чтобы читатель мог сравнить качество различных вариантов обработки визуально.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** Реконструкционная прорисовка, фильтр нелокального среднего, восстановление изображений, улучшение и контрастирование деталей изображения

**DOI:** 10.53921/18195822\_2021\_21\_4\_244

### 1. ВВЕДЕНИЕ

Одной из задач цифровой обработки изображений является улучшение качества деталей изображений для визуализации. Искажения, ухудшающие восприятие изображения, возникают по различным причинам, связанным с техническими характеристиками оптических систем, движением регистрирующей камеры или объекта и т.д. Похожая проблема реконструкционной прорисовки (impainting) в компьютерном зрении возникает в случае необходимости заполнить области изображения, искаженные артефактами, текстурой из неискаженных областей. Наиболее часто встречающимися артефактами является атрибутивный текст на изображениях и случайные объекты визуальной сцены, которые необходимо удалить из поля зрения. Реконструкционная прорисовка используется как для улучшения визуального восприятия изображения, так и в классических задачах распознавания и робототехники с целью удаления нерелевантной информации с изображения. В процессе удаления текста с изображений и видео часто возникает множество визуальных артефактов, которые можно заметить. В решении этой проблемы важную роль играет классическая техника реконструкционной прорисовки [1–4].

В работе [5] представлено контекстно-зависимое отображение изображения на основе патчей с использованием фильтрации Габора и методов случайного поля Маркова. Однако скорость

метода, как и других алгоритмов, связанных с MRF, невысока и часто приводит к артефактам, связанным с глобальной минимизацией энергии.

Наиболее эффективные методы реконструкционной прорисовки используют нейронные сети [6, 7]. Однако у этих подходов существует, как минимум, три существенных недостатка: необходимость специального оборудования в виде GPU, гигантские объёмы информации кода (параметрические веса алгоритма достигают десятков ГБайт), зависимость от баз данных, на которых производилась обучение конкретной нейронной-сети.

Прогресс в восстановлении зашумленных изображений и улучшении качества деталей связан, в первую очередь, с появлением билатеральных фильтров [8]. В этом случае окрестность усреднения определяется не только пространственной близостью к восстанавливаемому пикселу, но и близостью в области значений. Такие фильтры широко используются в задачах обработки изображения и компьютерного зрения, таких как стерео [9, 10], стерео в движении [11, 12], оценка оптического потока [13], улучшение изображений и контрастирование [14–16], видео абстракция и устранение мозаичного эффекта demosaicing [17, 18]. Существенным недостатком фильтров с билатеральным ядром является квадратичная зависимость вычислительной сложности от числа пикселей на изображении. И хотя были предложены быстрые методы [19–22], они достаточно сложны в реализации, выход фильтра является неточной аппроксимацией истинного билатерального фильтра, и вычислительная сложность зависит от параметров фильтра.

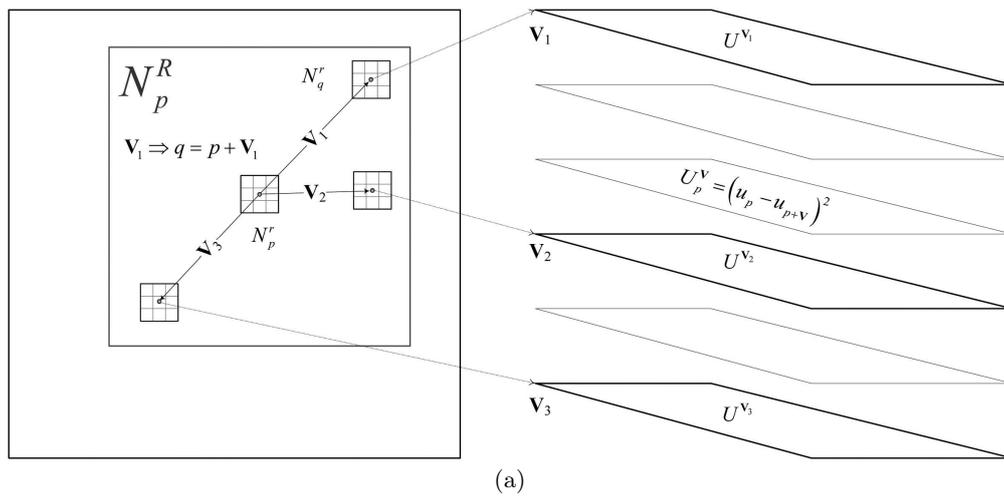
Однако основным недостатком билатеральных фильтров в задачах РП является отсутствие знания о значении сигнала в точке восстановления. Поэтому в этой статье мы предлагаем использовать фильтр нелокального среднего (НЛС) [23], который отлично зарекомендовал себя в задачах шумоподавления на изображениях и который является логическим продолжением подхода билатеральных фильтров. Для алгоритма НЛС близость окрестности значений расширяется до близости не только самого значения обрабатываемого пиксела (который считается неизвестным), но и всех других значений в небольшой пространственной окрестности этого пиксела. Такая окрестность называется заплатой (или patch по-английски). Качество восстановления НЛС алгоритма превзошло ранее разработанные алгоритмы и до сих пор входит в число лучших методов денойзинга [24–26]. Кроме того, восстановление с помощью НЛС практически лишено побочных артефактов, которые негативно сказываются на восприятии восстановленного изображения зрительной системой человека. За основу мы взяли быструю реализацию фильтра НЛС предложенную в [27]. Компьютерное моделирование показало, что метод РП на основе фильтра НЛС превосходит наиболее простые и быстрые алгоритмы по критерию PSNR.

Статья организована следующим образом: в разделе 2 предложен алгоритм РП на основе фильтра НЛС, в разделе 3 приведены экспериментальные результаты и наконец, раздел заключение суммирует наши выводы.

## 2. МЕТОД НЕЛОКАЛЬНОГО СРЕДНЕГО И БЫСТРАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ АЛГОРИТМА

Чтобы понять, как работает предложенный алгоритм, необходимо прежде всего объяснить принцип оригинального алгоритма НЛС. Фильтрация НЛС принадлежит к классу нелинейных фильтров, усредняющих значения текущего зашумленного сигнала  $u_p$  по некоторой окрестности подобия следующим образом:

$$\tilde{u}_p = \frac{\sum_{q \in N_p^R} w_{p,q} u_q}{\sum_{q \in N_p^R} w_{p,q}}, \quad (1)$$



ТЕКСТ

(б)

**Рис. 1.** (а) — Схема работы фильтра НЛС и его быстрой реализации. (б) — Очередность шагов заполнения областей прорисовки.

где  $u_p$  — исходный зашумленный сигнал,  $\tilde{u}_p$  — выход фильтра,  $p, q \in \mathcal{V}$  — множество пикселей (или вершин) и множество границ  $\varepsilon = (p, q) \in \mathcal{E}$  составляют граф изображения  $\mathcal{G} = \{\mathcal{V}, \mathcal{E}\}$ ,  $N_p^R$  — нелокальная окрестность пикселя  $p$ . Знаменатель уравнения (1) нормализует выходной сигнал таким образом, чтобы области значения входного и выходного сигнала фильтра совпадали. Веса  $w_{p,q}$  отражают степень влияния значения  $u_q$  на выходное значение  $\tilde{u}_p$  и в случае линейной фильтрации такие веса зависят только от расстояния между пикселями  $p$  и  $q$ . Для НЛС фильтра веса  $w_{p,q}$  являются степенью близости значений входной функции  $u_p$  в некоторой окрестности пикселей  $p$  и  $q$ :

$$w_{p,q} = e^{-\frac{\|u(N_p^R) - u(N_q^R)\|_{2,a}^2}{h^2}}, \quad (2)$$

где условное расстояние по окрестности выражено следующей суммой:

$$\|u(N_p^R) - u(N_q^R)\|_{2,a}^2 = \sum_{\hat{p}, \hat{q} \in N_p^R, N_q^R} (u_{\hat{p}} - u_{\hat{q}})^2, \quad (3)$$

где окрестность  $N_p^R$  и есть заплата, по которой определяют близость пикселей  $p$  и  $q$ .

Как вычисляются веса для фильтра НЛС иллюстрируется в левой части Рис. 1 (а). Из этой иллюстрации и уравнения (3) следует, что для вычисления одной весовой величины  $w_{p,q}$  требуется  $|N_p^R|$  больших операций (совокупность элементарных операций с одним обращением к значению входной функции). В оригинальном алгоритме окрестность  $N_p^R$  представляет собой квадратную заплату  $7 \times 7$  вокруг пикселя  $p$ , а значит величина  $|N_p^R|$  равна 49.

Идея предложенного быстрого алгоритма — вычислять величины  $w_{p,q}$  рекурсивно, и таким образом сократить значение операций на одну весовую величину до 4. Как это можно сделать показано на Рис. 1 (а). Заметим, что между каждой парой пикселей  $p, q$  в окрестности усреднения  $N_p^R$  существует свой вектор смещения  $\mathbf{V}_l \Rightarrow q = p + \mathbf{V}_l$  и число таких векторов  $l \in L = |N_p^R|$  в случае оригинального алгоритма НЛС равно  $21 \times 21$ . Следовательно, для каждой пары пикселей  $p, q$ , удовлетворяющей условию  $\mathbf{V}_l \Rightarrow q = p + \mathbf{V}_l$ , можно переписать уравнение (3) следующим образом:

$$\sum_{\hat{p}, \hat{q} \in N_p^R, N_q^R} (u_{\hat{p}} - u_{\hat{q}})^2 = \sum_{\hat{p} \in N_p^R} (u_{\hat{p}} - u_{\hat{p} + \mathbf{V}})^2 = \sum_{\hat{p} \in N_p^R} U_{\hat{p}}^{\mathbf{V}}. \quad (4)$$

Как видно из уравнения (4), правая часть представляет собой усреднение величины  $U_p^{\mathbf{V}}$  по квадратной окрестности. Такое усреднение допускает рекурсивное вычисление. Если обозначить  $\bar{U}_p^{\mathbf{V}} = \sum_{q \in N_p^R} U_q^{\mathbf{V}}$ , то значение весов для каждого вектора  $w_{p,q}$  равно:

$$w_{p, p + \mathbf{V}_l} = w_{p, \mathbf{V}_l} = e^{-\frac{\bar{u}_p^{\mathbf{V}_l}}{h^2}}. \quad (5)$$

Теперь основное уравнение фильтрации (1) можно переписать следующим образом:

$$\tilde{u}_p = \frac{\sum_{l \in L} w_{p, \mathbf{V}_l} u_{p + \mathbf{V}_l}}{\sum_{l \in L} w_{p, \mathbf{V}_l}}. \quad (6)$$

Так как из представленного выше ясно, что вес  $w_{p, \mathbf{V}_l}$  можно вычислить рекурсивно, то это означает что предложенный алгоритм — быстрый. Компьютерная реализация быстрого алгоритма разъясняется в статье [27].

**Таблица 1.** Результаты сравнения по критерию отношения сигнал/шум (PSNR) в dB по отношению к неискаженному изображению. Здесь представлены результаты работы трех алгоритмов: алгоритм локального среднего (ЛС), алгоритм, описанный в статье [4], и предложенный алгоритм с применением фильтра НЛС.

Изображения:	Barbara	Lena	Baboon	Peppers
Алгоритмы:				
ЛС	21.85	21.56	18.35	21.15
[4]	22.36	21.86	18.93	22.56
НЛС	25.88	24.21	20.31	23.86

До сих пор мы описывали классическую версию применения алгоритма НЛС. Однако реализация этого фильтра для задачи РП принципиально не отличается от классической. Тем не менее необходимо описать эти отличия формально. Первое отличие касается определения двух окрестностей  $N_p^R$  в уравнении (1) и  $N_p^r$  в уравнении (3). Эти окрестности не должны включать точки, подлежащие восстановлению. Второе отличие касается очередности восстановления точек на изображении. Прорисовка осуществляется не одновременно во все точках, о которых исходная информация отсутствует, а пошагово. Такая очередность шагов заполнения областей прорисовки показана на Рис. 1 (б). Кроме того, после каждого шага заполнения, заполненные точки считаются информативными и их значения могут быть использованы в окрестностях  $N_p^R$  в уравнении (1) и  $N_p^r$  в уравнении (3). Зоны шагов прорисовки получаются в результате морфологической операции эрозии к первоначальной области, подлежащей прорисовке.

### 3. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

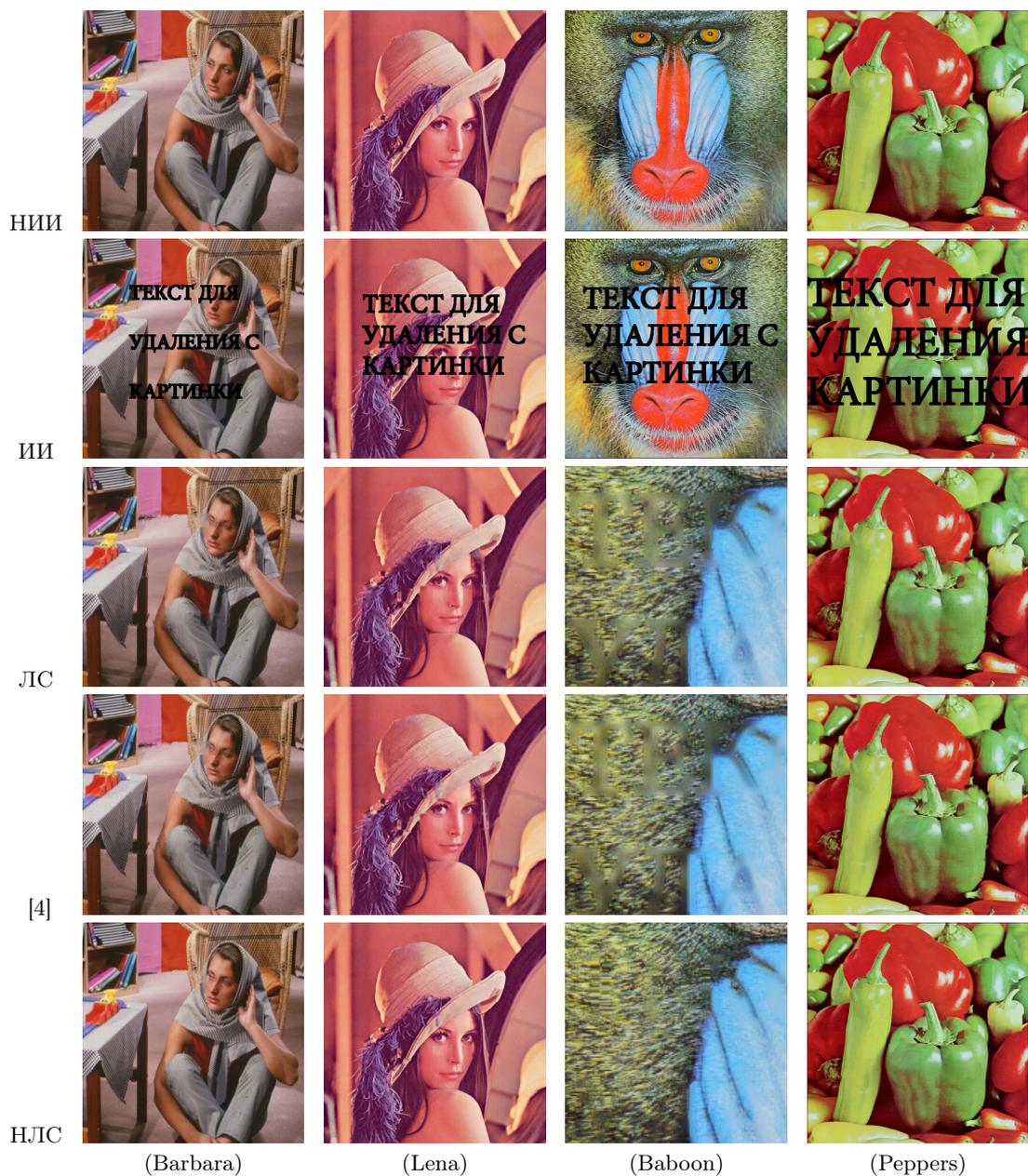
Экспериментальная часть была задумана таким образом, чтобы показать основные достоинства предлагаемого алгоритма. Экспериментальная секция нашей работы поделена на две части где:

- мы анализируем численные результаты и преимущества использования фильтра НЛС для задачи РП.
- часть результатов экспериментов представлена в иллюстрациях статьи для того, чтобы читатель мог сравнить качество восстановления визуально.

#### 3.1. Эксперименты с численным анализом результатов

Здесь представлены результаты работы трех алгоритмов: алгоритм локального среднего (ЛС), алгоритм, описанный в статье [4], и предложенный алгоритм с применением фильтра НЛС. В этой части экспериментальной секции, результат, полученный с помощью предложенного фильтра, сравнивается с восстановленным изображением методом локального среднего и методом, описанным в статье [4]. В Таблице 1 представлены результаты сравнения по критерию отношения сигнал/шум (PSNR) в dB по отношению к неискаженному изображению.

Анализируя результат в Таблице 1, мы можем сказать что предложенный в статье алгоритм постобработки улучшает точность восстановления особенно в реалистичном сценарии когда небольшой шум 1% добавлен к смазанному изображению. В то же время, стандартная постобработка на основе свертки с ядром функции Гаусса уменьшает точность восстановления.



**Рис. 2.** Результат прорисовки различными алгоритмами для визуального сравнения. Здесь представлены результаты работы трех алгоритмов: алгоритм локального среднего (ЛС), алгоритм, описанный в статье [4], и предложенный алгоритм с применением фильтра НЛС. НИИ — неискаженное исходное изображение; ИИ — искаженное изображение.

### 3.2. Результаты экспериментов для визуального анализа

В этой части экспериментальной секции, представлен результат прорисовки различными алгоритмами для визуального сравнения. Результаты работы трех алгоритмов: алгоритм локального среднего, алгоритм, описанный в статье [4], и предложенный алгоритм с применением фильтра НЛС. НИИ — неискаженное исходное изображение; ИИ — искаженное изображение. Результаты представлены на Рис. 2 для визуального сравнения. Для более точного понимания разницы работы алгоритмов, для изображения Baboon взят небольшой фрагмент картинка, и увеличен с помощью программного зума.

Анализируя результат, представленный на Рис. 2, мы можем сказать, что предложенный в статье алгоритм РП лучше восстанавливает текстуру в областях с неизвестными значениями, если сравнивать с другими рассмотренными методами.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В этой работе мы предложили реализацию фильтра НЛС для задачи РП, который отлично зарекомендовал себя в задачах шумоподавления на изображениях. Основой нашей мотивации является тот факт, что целью РП, как и любого метода восстановления изображений искаженных шумом является минимизация расстояния (или ошибки по некоторому критерию) между исходным изображением и восстановленным. Результат компьютерных экспериментов показал, что предложенный метод реконструкционной прорисовки превосходит другие методы по критерию PSNR. Кроме того, достоинство применения предложенного фильтра в задаче РП также показано с помощью иллюстраций к статье для того, чтобы читатель мог сравнить качество различных вариантов обработки визуально.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Hirani A. N., Totsuka T. Combining frequency and spatial domain information for fast interactive image noise removal // *Proceedings of the 23rd annual conference on Computer graphics and interactive techniques*. 1996. P. 269–276.
2. Efros A. A., Leung T. K. Texture synthesis by non-parametric sampling // *Proceedings of the seventh IEEE international conference on computer vision / IEEE*. Vol. 2. 1999. P. 1033–1038.
3. Heeger D. J., Bergen J. R. Pyramid-based texture analysis/synthesis // *Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques*. 1995. P. 229–238.
4. Karras D., Mertziou G. Discretization schemes and numerical approximations of pde inpainting models and a comparative evaluation on novel real world mri reconstruction applications // *2004 IEEE International Workshop on Imaging Systems and Techniques (IST)(IEEE Cat. No. 04EX896) / IEEE*. 2004. P. 153–158.
5. Ružić T., Pižurica A. Context-aware patch-based image inpainting using markov random field modeling // *IEEE transactions on image processing*. 2014. Vol. 24, no. 1. P. 444–456.
6. Demir U., Unal G. Patch-based image inpainting with generative adversarial networks // *arXiv preprint arXiv:1803.07422*. 2018.
7. Yeh R. A., Chen C., Yian Lim T. et al. Semantic image inpainting with deep generative models // *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2017. P. 5485–5493.
8. Tomasi C., Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images // *In CVPR*. 1998. P. 839–846.
9. Mozerov M., van de Weijer J. Accurate stereo matching by two-step energy minimization // *IEEE Transactions on Image Processing*. 2015. Vol. 24, no. 3. P. 1153–1163.
10. Mozerov M. G., van de Weijer J. One-view occlusion detection for stereo matching with a fully connected crf model // *IEEE Transactions on Image Processing*. 2019. Vol. 28, no. 6. P. 2936–2947.

11. Ershov E., Karnaukhov V., Mozerov M. Probabilistic choice between symmetric disparities in motion stereo matching for a lateral navigation system // *Optical Engineering*. 2016. Vol. 55, no. 2. P. 023101–023101.
12. Mozerov M., van de Weijer J. Improved recursive geodesic distance computation for edge preserving filter // *IEEE Transactions on Image Processing*. 2017. Vol. 26, no. 8. P. 3696–3706.
13. Mozerov M. Constrained optical flow estimation as a matching problem // *IEEE Transactions on Image Processing*. 2013. Vol. 22, no. 5. P. 2044–2055.
14. Fattal R., Agrawala M., Rusinkiewicz S. Multiscale shape and detail enhancement from multi-light image collections // *ACM Transactions on Graphics (TOG)* / ACM. Vol. 26. 2007. P. 51.
15. Farbman Z., Fattal R., Lischinski D., Szeliski R. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation // *ACM Transactions on Graphics (TOG)* / ACM. Vol. 27. 2008. P. 67.
16. Karnaukhov V., Mozerov M. Restoration of multispectral images by the gradient reconstruction method and estimation of the blur parameters on the basis of the multipurpose matching model // *Journal of Communications Technology and Electronics*. 2016. Vol. 61, no. 12. P. 1426–1431.
17. Ramanath R., Snyder W. E. Adaptive demosaicking // *J. Electron. Imag.* 2003. Vol. 12, no. 4. P. 633–642.
18. Winnemöller H., Olsen S., Gooch B. Real-time video abstraction // *ACM Transactions on Graphics*. 2006. Vol. 25, no. 3. P. 1221–1226.
19. Paris S., Durand F. A fast approximation of the bilateral filter using a signal processing approach // *Proc. European Conf. on Computer Vision*. 2006. P. 568–580.
20. Adams A., Baek J., Davis M. Fast high-dimensional filtering using the permutohedral lattice // *Computer Graphics Forum*. 2010. Vol. 29, no. 2. P. 753–762.
21. Gastal E., Oliveira M. Domain transform for edge-aware image and video processing // *ACM Transactions on Graphics*. 2011. Vol. 30, no. 4. P. 69.
22. Mozerov M. G., van de Weijer J. Global color sparseness and a local statistics prior for fast bilateral filtering // *Image Processing, IEEE Transactions on*. 2015. Vol. 24, no. 12. P. 5842–5853.
23. Buades A., Coll B., Morel J.-M. A non-local algorithm for image denoising // *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on / IEEE*. Vol. 2. 2005. P. 60–65.
24. Dabov K., Foi A., Katkovnik V., Egiazarian K. Image denoising by sparse 3-d transform-domain collaborative filtering // *IEEE Transactions on image processing*. 2007. Vol. 16, no. 8. P. 2080–2095.
25. Zuo W., Zhang L., Song C., Zhang D. Texture enhanced image denoising via gradient histogram preservation // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2013. P. 1203–1210.
26. Liu G., Zhong H., Jiao L. Comparing noisy patches for image denoising: A double noise similarity model // *IEEE Transactions on Image Processing*. 2015. Vol. 24, no. 3. P. 862–872.
27. Karnaukhov V., Mozerov M. Fast non-local mean filter algorithm based on recursive calculation of similarity weights // *Journal of Communications Technology and Electronics*. 2018. Vol. 63, no. 12. P. 1475–1477.

**Impainting with non-local means filter****V.N. Karnaukhov, V.I. Kober, M.G. Mozerov, L.V. Zimina**

If one need to fill areas of an image distorted by artifacts with texture from undistorted areas, then this task is called impainting. Impainting is used both to improve the visual perception of an image and in classical recognition and robotics problems in order to remove irrelevant information from an image. Modern methods of reconstruction drawing use neural networks. However, these approaches have drawbacks that do not allow the use of these algorithms in the practice of computer vision. In this article, we propose to use a non-local means (NLM) filter, which has proven itself to be excellent in image noise reduction tasks. The basis of our motivation is the fact that the goal of the NLM, like any method for recovering images distorted by noise, is to minimize the distance (or error by some criterion) between the original image and the reconstructed one. The result of computer experiments showed that the proposed method of reconstruction drawing is superior to other methods according to the PSNR criterion. The effectiveness of the proposed filter is also shown with the help of illustrations to the article, so that the reader can compare the quality of different processing options visually.

**KEYWORDS:** Impainting, non-local means filter, image restoration, enhancement and contrasting of image details. english