

Восстановление зашумленных мультиспектральных изображений с помощью фильтра геодезического расстояния¹

В.Н. Карнаухов*, М.Г. Мозеров*

Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, 127051, Россия

Поступила в редколлегию 18.09.2017

Аннотация—В последнее время был предложен ряд алгоритмов фильтрации изображений на основе ядра геодезического расстояния. Использование некоторых из них для восстановления зашумленных изображений демонстрирует уровень лучших современных алгоритмов. В статье предложен алгоритм этого класса, позволяющий улучшить результат восстановления для мультиспектральных изображений. Алгоритм использует ядро свертки на основе геодезического расстояния и обладает рядом преимуществ, так как допускает рекурсивное вычисление, следовательно, быструю обработку изображений. Качество восстановления изображений предложенным алгоритмом возрастает в зависимости от числа каналов изображения, что важно для решения задачи восстановления мультиспектральных изображений. Для оценки качества восстановления изображений в статье используются несколько критериев.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: восстановление мультиспектральных изображений, билатеральный фильтр

1. ВВЕДЕНИЕ

Восстановление зашумленных изображений играет важную роль в обработке изображений на протяжении последних десятилетий [1]. Предложено много оригинальных алгоритмов, основанных на сходстве окрестности восстанавливаемой точки на изображении с окрестностями других точек изображения. Базовый принцип такой фильтрации был предложен в статье [2] и получил дальнейшее развитие в алгоритмах, эксплуатирующих эту идею [3–7]. В настоящее время все эти алгоритмы являются лучшими.

Однако специфика алгоритмов, основанных на нахождении сходных малых окрестностей в пределах значительно большей окрестности ядра свертки, делает такие алгоритмы медленными. Так сложность базового алгоритма нелокального среднего равна $7 \times 7 \times 21 \times 21$ операций на точку изображения. С другой стороны, за последнее время было предложено много быстрых алгоритмов, основанных на поточечном сходстве, так называемые билатеральные фильтры. Билатеральные фильтры (или фильтры сглаживания с сохранением границ), впервые предложенные в 90х годах прошлого века [8, 9], широко используются в задачах обработки изображения и компьютерного зрения, таких как стерео [10, 11], стерео в движении [12–14], оценка оптического потока [15], улучшение изображений и контрастирование [16].

Тем не менее, прямое использование билатеральных фильтров дает точность восстановления, значительно уступающую алгоритмам, использующим принцип нелокального усреднения. В статье [17] была предложена предварительная фильтрация билатерального ядра свертки. Если использовать подобную модификацию ядра, то можно получить результаты сравнимые,

¹ Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 14-50-00150)

а для некоторых классов изображений даже превосходящие по точности алгоритмы, основанные на принципе нелокального среднего. При таком подходе обычно рассматриваются цветные изображения (так как все классические билатеральные методы работают именно с мультиспектральными изображениями). Однако предложенный в статье [17] подход не разрабатывался напрямую для задачи восстановления изображений, и его апробация осуществлялась, прежде всего, на одноканальных изображениях.

В этой статье мы рассматриваем мультиспектральные изображения на примере стандартных “Красный-Зелёный-Синий” (КЗС) данных. Взяв за основу тестовый алгоритм [17], мы модифицировали предварительную свёртку ядра. В тестовом алгоритме [17] пре-фильтрация ядра свёртки (а фактически копии самого изображения) выполняется независимо в каждом канале. В предложенном алгоритме все три канала суммируются и только затем фильтруются. В результате точность восстановления значительно увеличилась по сравнению с тестовым алгоритмом. Для оценки качества в статье используется несколько критериев, в том числе пиковое отношение сигнала к шуму (PSNR) и индекс структурного сходства (SSIM) [18]. В экспериментальной части статьи показано, что предложенный алгоритм, превосходит тестовый метод как по критерию PSNR так и по метрике SSIM.

Статья организована следующим образом: в разделе 2 предложен новый алгоритм восстановления зашумленных мультиспектральных изображений, основанный на пре-фильтрации ядра геодезического расстояния, в разделе 3 приведены экспериментальные результаты по восстановлению зашумленных мультиспектральных изображений. В разделе 4 даются заключительные выводы статьи.

2. ВОССТАНОВЛЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ПОМОЩЬЮ ФИЛЬТРА ГЕОДЕЗИЧЕСКОГО РАССТОЯНИЯ

Рассмотрим сначала принцип фильтрации на основе геодезического расстояния. Обычно такой фильтр выбирается в форме, позволяющей вычислять его рекурсивно:

$$\begin{aligned} F_q &= \frac{1}{W_q} \sum_{p \in V} e^{-ad_{p,q}} f_p, \\ W_q &= \sum_{p \in V} e^{-ad_{p,q}}, \end{aligned} \quad (1)$$

где (и далее в этой статье) $p, q, k, l \in V$ соответствует точкам изображения, представленным как вершины некоторого графа G , а множество $\varepsilon = (k, l) \in E$ соответствует границам или связям этого же графа изображения: $G = \{V, E\}$.

В уравнении (1) вес $e^{-ad_{p,q}}$ определяет меру близости между любыми двумя точками на изображении (p, q) и W_q нормализующий множитель. Переменная $d_{p,q}$ в (1) обозначает геодезическое расстояние между точками на изображении (p, q) , которое может быть определено на этом изображении I_p , используя дискретную сетку, следующим образом:

$$\begin{aligned} d_{p,q} &= \min_{P_{p,q}} \sum_{\varepsilon \in P_{p,q}} u_\varepsilon, \\ u_{\varepsilon=(k,l)} &= \|I_k - I_l\| + \delta, \end{aligned} \quad (2)$$

где $P_{p,q}$ – кратчайший путь между точками изображения (p, q) и δ – пространственная компонента. Сигнал, подлежащий фильтрации f_p в (1), может совпадать с самим изображением I_p ,

но в большинстве приложений I_p только определяет пространство близости, а следовательно, и вид ядра свертки фильтра.

Заметим, что собственные параметры фильтра a и δ в (2) приблизительно соответствуют параметрам классического билатерального фильтра с ядром Гаусса как:

$$a = \frac{2}{\sigma_r^2}, \quad \delta = \frac{\sigma_r^2}{\sigma_s^2}, \quad (3)$$

где σ_r^2 и σ_s^2 – дисперсия в области значений и в пространственной области соответственно. Если использовать для построения пространства близости (что эквивалентно расчёту локально-адаптивного ядра свертки фильтра) зашумленное изображение, то точность восстановления такого фильтра будет сильно уступать точности лучших современных алгоритмов восстановления. Поэтому в статье [17] для построения пространства близости фильтра было предложено использовать не зашумлённое изображение, а предварительно фильтрованное с помощью обычного ядра Гаусса. То есть сначала мы фильтруем I_p

$$G_q = \left(\sum_{p \in V} e^{-\frac{|p-q|^2}{2\sigma_G^2}} \right)^{-1} \sum_{p \in V} I_p e^{-\frac{|p-q|^2}{2\sigma_G^2}}, \quad (4)$$

где σ_G – дисперсия ядра Гаусса. Затем функция G_q используется для построения пространства близости в (2). Наконец, это пространство близости используется в фильтре (1), где f_p – зашумленное изображение и F_q – восстановленное изображение. Однако предложенный в [17] метод, предполагает независимую фильтрацию каждого канала а затем использование этого изображения, как мультиспектрального в построении адаптивного ядра основного фильтра восстановления. Как известно, сигналы каждого канала мультиспектральных изображений сильно коррелируют, тогда как шум некоррелирован. Поэтому мы предлагаем преобразовать мультиспектральное изображение в одноканальный сигнал обычным сложением всех каналов. Затем осуществить фильтрацию с помощью (4), результат которой использовать для построения адаптивного ядра фильтра.

3. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

В экспериментальной части нашей работы сравнивается результат работы алгоритма, предложенного в данной статье, с тестовым алгоритмом [17]. Для сравнения мы выбрали диапазон белого шума от $\sigma_{noise} = 10$ до $\sigma_{noise} = 80$. При этом максимум сигнала в каждом канале был равен 255. Для проведения эксперимента было использовано шесть стандартных цветных изображений: Parrots, Lena, Airplane, Peppers, Fruits, Baboon. Сравнение приводится по двум критериям: PSNR и SSIM. Результаты сравнения представлены в двух таблицах: Таблица 1 и Таблице 2 соответственно. Параметры фильтров обоих сравниваемых методов рассчитываются по следующим формулам:

$$\sigma_G = \gamma \frac{\sqrt{2}\sigma_{noise}}{\sigma_{\Delta I}}, \quad \sigma_s = \sigma_r = \lambda + \mu\sigma_{noise}, \quad (5)$$

где $\sigma_{\Delta I}$ – дисперсия градиента зашумленного изображения I , другие константы выбраны следующим образом: $\gamma = 1.2$, $\lambda = 3$ и $\mu = 0.3$. В нашем случае мы изменили лишь значение параметра $\gamma = 0.85$, что связано с меньшей зашумлённостью суммы каналов по сравнению с каждым каналом в отдельности.

Таблица 1. Сравнение на основе критерия PSNR качества восстановления зашумленных изображений предложенным алгоритмом и тестовым алгоритмом [17].

Noise	Parrots		Lena		Airplane		Peppers		Fruits		Baboon	
	Тест	Наш	Тест	Наш	Тест	Наш	Тест	Наш	Тест	Наш	Тест	Наш
$\sigma_{noise} = 10$	35.13	36.70	33.21	34.13	32.68	35.01	31.73	31.86	33.07	34.71	28.46	29.27
$\sigma_{noise} = 20$	32.06	33.59	30.43	31.69	30.38	32.38	29.26	29.87	30.68	31.75	25.24	26.28
$\sigma_{noise} = 40$	28.59	30.02	27.63	28.83	27.98	29.24	26.78	27.38	27.41	28.18	22.57	22.98
$\sigma_{noise} = 60$	26.30	27.05	25.68	26.28	26.01	26.18	24.87	24.91	25.17	25.40	21.04	21.08
$\sigma_{noise} = 80$	24.19	24.36	23.79	23.68	23.56	23.18	22.92	22.67	23.01	22.89	19.92	19.68

Таблица 2. Сравнение на основе критерия SSIM качества восстановления зашумленных изображений предложенным алгоритмом и тестовым алгоритмом [17].

Noise	Parrots		Lena		Airplane		Peppers		Fruits		Baboon	
	Тест	Наш	Тест	Наш	Тест	Наш	Тест	Наш	Тест	Наш	Тест	Наш
$\sigma_{noise} = 10$	0.907	0.939	0.853	0.873	0.845	0.915	0.781	0.788	0.851	0.902	0.825	0.856
$\sigma_{noise} = 20$	0.877	0.917	0.802	0.835	0.834	0.897	0.690	0.696	0.831	0.869	0.729	0.769
$\sigma_{noise} = 40$	0.830	0.877	0.749	0.797	0.817	0.871	0.627	0.648	0.789	0.831	0.584	0.593
$\sigma_{noise} = 60$	0.817	0.869	0.732	0.774	0.816	0.850	0.603	0.618	0.744	0.808	0.478	0.479
$\sigma_{noise} = 80$	0.812	0.854	0.730	0.759	0.815	0.826	0.591	0.597	0.772	0.791	0.410	0.409

Из приведённых в таблицах сравнений результатов видно, что предложенный метод значительно улучшает качество восстановления для мультиспектральных изображений особенно для шума до $\sigma_{noise} = 60$. Отметим интересную особенность, связанную с двумя различными критериями оценки качества: PSNR и SSIM. Критерий SSIM в большей степени коррелирует с субъективным восприятием человека. Если посмотреть на качество восстановления изображения для шума $\sigma_{noise} = 80$ по критерию PSNR, то в целом предложенный алгоритм незначительно уступает тестовому алгоритму. Однако по критерию SSIM и для такого шума наш алгоритм превосходит тестовый. Для четырёх изображений из шести качество восстановления нашего алгоритма для шума $\sigma_{noise} = 80$ по критерию SSIM превосходит качество восстановления тестового метода для шума $\sigma_{noise} = 40$.

Рис. 1 иллюстрирует работу алгоритма для визуального сравнения. В этом эксперименте мы использовали четыре стандартных цветных тестовых изображения с разным уровнем зашумлённости: Baboon $\sigma_{noise} = 20$; Lena $\sigma_{noise} = 30$; Peppers $\sigma_{noise} = 40$; Fruits $\sigma_{noise} = 60$. На Рис. 1 первая строка изображений – исходные, вторая – зашумленные, третья – восстановленные с помощью тестового алгоритма [17] и четвертая строка – изображения, восстановленные с помощью предложенного метода.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В этой статье мы предлагаем модификацию алгоритма [17] для случая мультиспектральных изображений, который, в свою очередь, демонстрирует уровень лучших современных алгоритмов (state-of-the-art results). В экспериментальной части статьи мы показали, что предложенная модификация алгоритма значительно превосходит тестовый алгоритм по качеству восстановления. Оценка качества проводилась по двум критериям: PSNR и SSIM.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Yaroslavsky L. Digital holography and digital image processing: principles, methods, algorithms. Springer Science & Business Media, 2013.

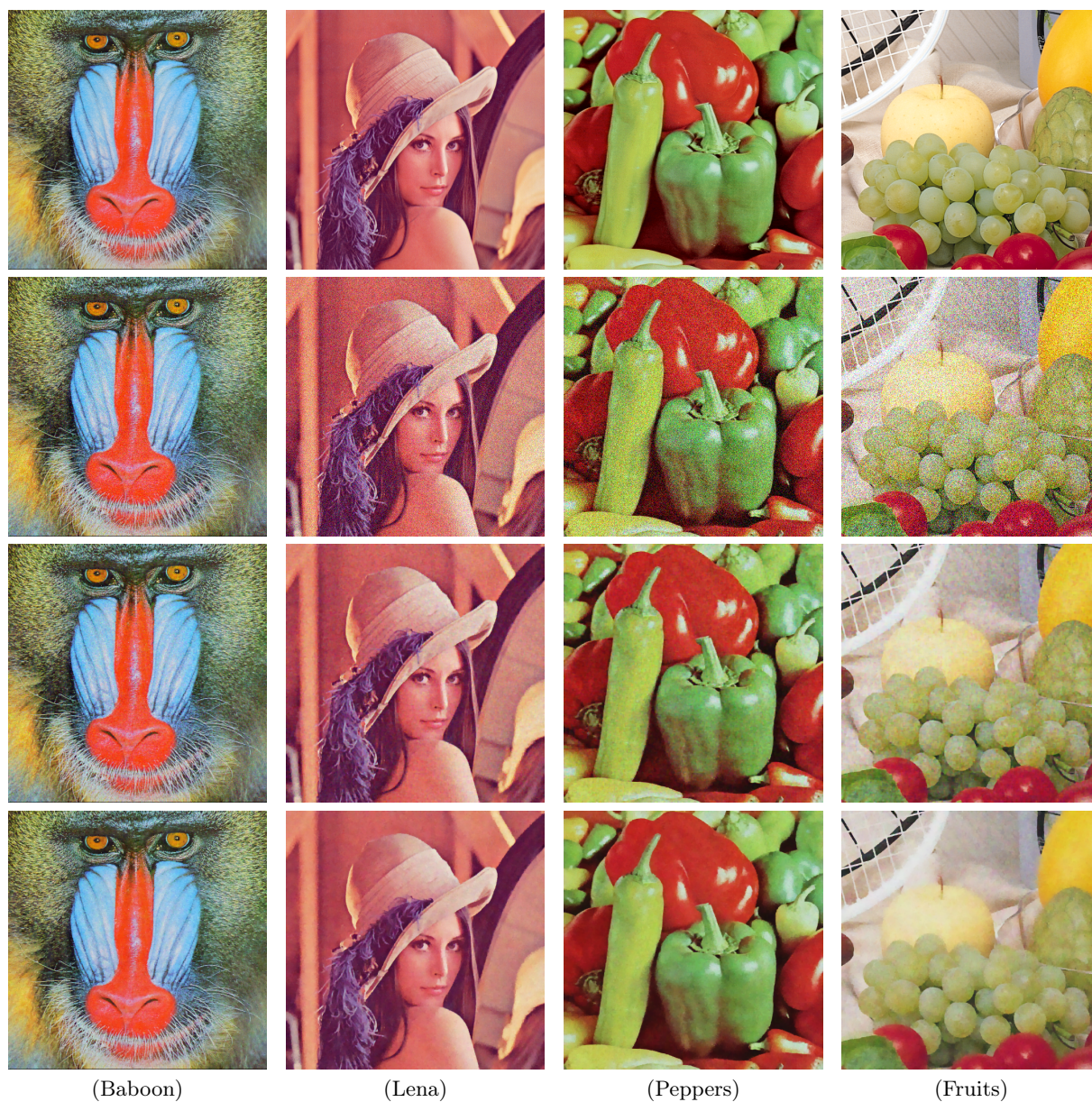


Рис. 1. Иллюстрация работы тестового и предложенного алгоритмов для визуального сравнения. В эксперименте использовались четыре изображения с разным уровнем зашумлённости: Baboon $\sigma_{noise} = 20$; Lena $\sigma_{noise} = 30$; Peppers $\sigma_{noise} = 40$; Fruits $\sigma_{noise} = 60$. Первая строка изображений – исходные, вторая – зашумленные, третья – восстановленные с помощью тестового фильтра [17] и четвертая строка – изображения, восстановленные с помощью предложенного метода.

2. 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.
3. 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.
4. 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.
5. Deledalle C.-A., Denis L., Tupin F. Iterative weighted maximum likelihood denoising with probabilistic patch-based weights // IEEE Transactions on Image Processing. 2009. Vol. 18, no. 12. P. 2661–2672.
6. Dong W., Li X., Zhang L., Shi G. Sparsity-based image denoising via dictionary learning and structural clustering // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on / IEEE. 2011. P. 457–464.
7. 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.
8. Aurich V., Weule J. Non-linear gaussian filters performing edge preserving diffusion // Mustererkennung 1995. Springer, 1995. P. 538–545.
9. Tomasi C., Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images // In CVPR. 1998. P. 839–846.
10. Mozerov M., Gonzalez J., Roca X., Villanueva J. J. Trinocular stereo matching with composite disparity space image // ICIP. 2009. P. 2089–2092.
11. Mozerov M. G., van de Weijer J. Accurate stereo matching by two-step energy minimization // Image Processing, IEEE Transactions on. 2015. Vol. 24, no. 3. P. 1153–1163.
12. Mozerov M., Kober V., Choi T. S. Improved motion stereo matching based on a modified dynamic programming // Opt. Eng. 2001. Vol. 40(10). P. 2234–2239.
13. 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.
14. Ershov E., Karnaukhov V., Mozerov M. Stereovision algorithms applicability investigation for motion parallax of monocular camera case // Journal of Communications Technology and Electronics. 2016. Vol. 61, no. 6. P. 695–704.
15. Mozerov M. Constrained optical flow estimation as a matching problem // IEEE Transactions on Image Processing. 2013. Vol. 22, no. 5. P. 2044–2055.
16. 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.
17. 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.
18. Wang Z., Bovik A. C., Sheikh H. R., Simoncelli E. P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity // IEEE transactions on image processing. 2004. Vol. 13, no. 4. P. 600–612.

Restoration of noisy multispectral images with improved geodesic distance based filter

Karnaukhov V., Mozerov M.

Recently, a number of algorithms for image filtering based on the geodetic distance kernel have been proposed. Using some of them to restore noisy images demonstrates the level of the best modern algorithms. This article proposes an algorithm of this class that allows improving of the restoration result for multispectral images. The algorithm uses the convolution kernel based on the geodetic distance and has a number of advantages, since it allows recursive computation, hence, rapid image processing. The quality of image restoration by the proposed algorithm increases depending on the number of image channels that is important for solving the problem of restoration multispectral noisy images. Several criteria are used to estimate and compare the quality of image restoration.

KEYWORDS: multispectral image restoration, bilateral filter.