

Устранение артефактов, возникающих при восстановлении дефокусированных изображений винеровским фильтром, на основе свертки с ядром геодезического расстояния.

В.Н.Карнаухов, В.И.Кобер, М.Г.Мозеров

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

Поступила в редколлегию 31.05.2019

Аннотация—Восстановление с помощью винеровского фильтра изображений, искаженных в процессе регистрации в оптических системах с неидеальными передаточными характеристиками, обычно ведет к возникновению специфических низкочастотных артефактов. В этой работе предложено устранять подобные артефакты на основе свертки с ядром геодезического расстояния. Основная идея статьи базируется на предположении, что паразитные низкочастотные выбросы и сопутствующий аддитивный шум в различных каналах не коррелируют друг с другом. В результате, пространство близости, сформированное на основе каналов сигнала дополнительных к фильтруемому, позволяет эффективно подавлять подобные артефакты. Эффективность предложенного фильтра сравнивается и измеряется по критерию отношения сигнал/шум.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: фильтр на основе геодезического расстояния, восстановление мультиспектральных изображений, винеровская фильтрация.

1. ВВЕДЕНИЕ

Одной из задач цифровой обработки многомерных данных является восстановление мультиспектральных искаженных изображений по наблюдаемым. Искажения возникают по различным причинам, связанным с неидеальностью оптико-технических характеристик изображающих систем. Типичными примерами таких искажений являются “смаз” на изображении, обусловленный относительным движением камеры и регистрируемого объекта в процессе экспозиции, некоторые виды дефокусировок: “геометрическая”, “гауссовская” и т.д. [1]. Эти искажения являются причиной ухудшения работы многих алгоритмов компьютерного зрения. Особенно критичны факторы дефокусировок для мэтчинговых методов: вычисление оптического потока [2] и стерео [3]. Цель восстановления таких изображений — максимально приблизить искаженное изображение к исходному. Объектом исследования данной работы являются изображения, искаженные в системах с гауссовской дефокусировкой [1]. Современные методы восстановления предполагают, что параметры искажений неизвестны [4–7]. при этом обычно предполагается, что параметры искажения неизменны в пределах рассматриваемого изображения [6–9]. Для случая неравномерного искажения используется модель локально-постоянного искажения [10, 11]. Поэтому первый шаг любого алгоритма восстановления обычно заключается в определении параметров дефокусировки [12, 13].

Однако, даже если параметры искажающего оператора определены, это не гарантирует идеального восстановления. Так восстановление изображений, искаженных дефокусировкой с помощью винеровского фильтра, обычно ведет к возникновению специфических низкочастотных артефактов. Так как подобные артефакты влияют и на восприятие изображения,

и на точности алгоритмов, использующих восстановленные изображения, то необходима дополнительная обработка, позволяющая подавить частично или полностью этот искажающий эффект восстановления при применении винеровской фильтрации. Целью данной статьи является разработка алгоритма пост обработки на основе свертки ядром геодезического расстояния. Исторически этот метод ведет свое начало от алгоритмов восстановления зашумленных изображений. Несмотря на то, что эти методы сильно отличались друг от друга в техническом плане, общим было то, что результат восстановления являлся функцией усреднения по некоторой пространственной окрестности [1].

Дальнейший прогресс в восстановлении зашумленных изображений связан, в первую очередь, с появлением билатеральных фильтров [14]. 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 [3, 15], стерео в движении [16, 17], оценка оптического потока [2], улучшение изображений и контрастирование [18]. В данной статье мы выбрали подкласс билатеральных фильтров, который использует ядро свертки на основе геодезического расстояния. Основанием для такого выбора является то, что такое ядро свертки допускает рекурсивное вычисление, а следовательно, быструю обработку изображений.

За основу мы взяли реализацию фильтра предложенную в [19]. Заметим, что подход, предложенный в [19] не применялся непосредственно в задачах восстановления и был тестирован на чёрно-белых изображениях. Тогда как в этой работе, рассматриваются мультиспектральные изображения, с использованием стандарта RGB (КЗС) для примера. Идея предложенного метода базируется на предположении, что паразитные низкочастотные выбросы и сопутствующий аддитивный шум в различных каналах не коррелируют друг с другом. Поэтому мы модифицировали алгоритм [19] таким образом, чтобы пространство близости было сформировано на основе каналов сигнала дополнительных к фильтруемому. Это позволяет эффективно подавлять артефакты, возникающие при восстановлении винеровским фильтром. Эффективность предложенного фильтра сравнивается и измеряется по критерию отношения сигнал/шум (PSNR) в dB.

Статья организована следующим образом: в разделе 2 предложен новый алгоритм подавления артефактов, основанный на свертке с ядром геодезического расстояния, в разделе 3 приведены экспериментальные результаты и наконец, раздел заключение суммирует наши выводы.

2. УЛУЧШЕНИЕ КАЧЕСТВА ВОССТАНОВЛЕНИЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ФИЛЬТРА ГЕОДЕЗИЧЕСКОГО РАССТОЯНИЯ

Вначале рассмотрим теоретические принципы фильтрации, основанной на свертке с ядром геодезического расстояния:

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

где $p, q, k, l \in V$ — вершины графа изображения G , множество $\varepsilon = (k, l) \in E$ — границы этого графа $G = \{V, E\}$. Веса ядра свёртки $e^{-ad_{p,q}}$ в (1) определены через геодезическое расстояние между вершинами (p, q) , которое может быть определено на изображении I_p с использованием регулярной решетки дискретизации:

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

где $P_{p,q}$ — кратчайший путь между точками (p, q) и δ — компонента обычного евклидова расстояния. Фильтруемый сигнал f_p в (1) может совпадать с изображением I_p , однако чаще это изображение I_p только определяет пространство близости и, в конечном итоге, тип ядра свертки.

Заметим, что параметры фильтра a и δ в (1) и (2) приблизительно соответствуют параметрам классического билатерального фильтра следующим образом:

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

где σ_r^2 и σ_s^2 — дисперсия в области значений сигнала и дисперсия в пространстве изображения, соответственно.

Если искаженное изображение используется в качестве основы для создания пространства близости фильтра, то в некоторых случаях удобно использовать префильтрацию. По этой причине авторы [19] предложили использовать свертку с ядром функции Гаусса перед тем как вычислять пространство близости. То есть сначала фильтруется изображение I_p

$$G_q = \frac{1}{W_q^G} \sum_{p \in V} I_p e^{-\frac{|p-q|^2}{2\sigma_G^2}},$$

$$W_q^G = \sum_{p \in V} e^{-\frac{|p-q|^2}{2\sigma_G^2}}, \quad (4)$$

где σ_G^2 — дисперсия ядра свертки. Затем функция G_q используется для вычисления пространства близости в (2), чтобы использовать это пространство непосредственно в основном фильтре (1), где f_p — искаженное изображение, а F_q — восстановленное. Однако, метод, предложенный в статье [19] включает в себя независимую фильтрацию каждого канала. Известно, что сигнал в разных каналах цветного изображения сильно коррелирует между собой, тогда как шум нет. Поэтому мы предлагаем преобразовать мультиспектральный сигнал в одно изображение, путем сложения, и фильтровать это изображение с помощью ядра уравнения (4) при $\sigma_G = 1$ и уже только затем создавать на основе этого изображения пространство близости основного фильтра.

Перед тем как перейти к экспериментальной части нашего исследования, определим параметры всех фильтров, включенных в процесс восстановления и последующей обработки. Мы предполагаем, что искажение дефокусировки моделируется с помощью фильтра (4) с некоторой дисперсией σ_B . Как правило дефокусированное изображение дополнительно искажено шумом:

$$\tilde{I}_k = \hat{I}_k + n_\sigma, \quad (5)$$

где n_σ в наших экспериментах всегда составляет 1% относительно сигнала искаженного изображения.

Дефокусированные изображения $\hat{I}_k$ восстанавливаются с помощью винеровского фильтра:

$$R_k = WNR \left(\hat{I}_k, \sigma_{Bk} \right)$$

$$\tilde{R}_k = WNR \left(\tilde{I}_k, \sigma_{Bk} \right), \quad (6)$$

где R_k и $\tilde{R}_k$ — результат восстановления дефокусированных изображений без шума и с шумом, соответственно.

Предлагаемый в статье метод способен в той или иной мере подавлять артефакты, возникающие при восстановлении винеровским фильтром, таким образом улучшая качество восстанавливаемого изображения и приближая его к исходному. Чтобы продемонстрировать это мы провели ряд компьютерных экспериментов и сравнили полученный результат на выходе нашего фильтра с результатом восстановления без постобработки и со стандартной постобработкой с применением свертки с ядром функции Гаусса. То есть на выходе наших экспериментов представлено два разных изображения P_k^{GF} и P_k^{GDF} свертка с ядром функции Гаусса и свертка с ядром геодезического расстояния соответственно:

$$\begin{aligned} P_k^{GF} &= GF(R_k, \sigma) \\ P_k^{GDF} &= GDF(R_k, \sigma_r, \sigma_s) \\ \tilde{P}_k^{GF} &= GF(\tilde{R}_k, \sigma) \\ \tilde{P}_k^{GDF} &= GDF(\tilde{R}_k, \sigma_r, \sigma_s) \end{aligned} \quad (7)$$

В наших экспериментах параметры фильтров выбраны как: $\sigma = 1$ для стандартной постобработки. Для предложенного фильтра: $\sigma_r = \sigma_s = 8 + 2\sigma_{Bk}$ для восстановленного из дефокусированного с шумом и $\sigma_r = \sigma_s = \sigma_{Bk}$.

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 геодезического расстояния для постобработки изображений, восстановленных с помощью винеровской фильтрации;
- часть результатов экспериментов представлена в иллюстрациях статьи чтобы читатель мог сравнить качество постобработки визуально.

3.1. Эксперименты с численным анализом результатов

В этой части экспериментальной секции, результат, полученный с помощью предложенного фильтра P_k^{GDF} сравнивается с восстановленным изображением R_k , а так же с результатом стандартной постобработки восстановленного изображения P_k^{GF} . Результаты сравниваются по критерию отношения сигнал/шум (PSNR) в dB по отношению к неискаженному изображению. В Таблице 1 представлены результаты трех экспериментальных серий с различными параметрами исходной дефокусировки восстанавливаемого изображения $\hat{I}_k$: $\sigma_{B1} = 2$ $\sigma_{B2} = 4$, $\sigma_{B3} = 6$. Сравниваемые результаты и параметры используемых фильтров описаны в (7).

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 дефокусированному изображению. В то же время стандартная постобработка на основе свертки с ядром функции Гаусса ухудшает точность восстановления.

3.2. Результаты экспериментов для визуального анализа

В этой части экспериментальной секции результат, полученный с помощью предложенного фильтра P_k^{GDF} сравнивается с восстановленным изображением R_k , а так же с результатом стандартной постобработки восстановленного изображения P_k^{GF} .

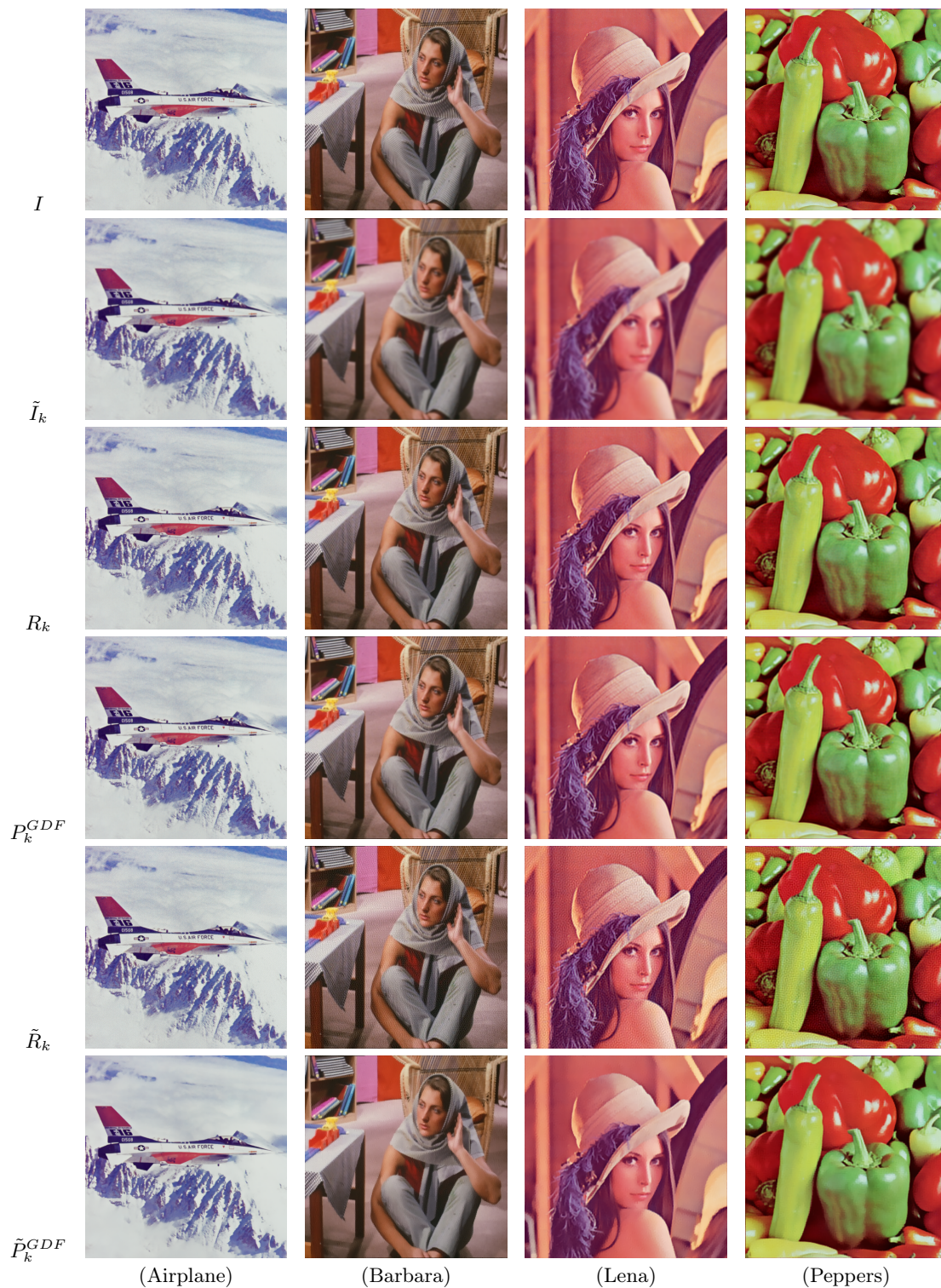


Рис. 1. Результат подавления артефактов для визуального сравнения. Значение параметра дефокусировки для изображения Airplane $\sigma_B = 2$, для Barbara $\sigma_B = 4$ и для обоих изображений Lena и Peppers $\sigma_B = 6$. Сравнимые результаты и параметры используемых фильтров описаны в (7).



Рис. 2. Результат подавления артефактов для визуального сравнения. В этом случае мы сравниваем предложенный алгоритм со стандартной постобработкой P_k^{GF} . Значение параметра дефокусировки для изображения Airplane $\sigma_B = 2$, для Barbara $\sigma_B = 4$ и для обоих изображений Lena и Peppers $\sigma_B = 6$. Сравнимые результаты и параметры используемых фильтров описаны в (7).

Таблица 1. Результаты сравнения по критерию отношения сигнал/шум (PSNR) в dB по отношению к неискаженному изображению. Здесь представлены результаты трех экспериментальных серий с различными параметрами исходной дефокусировки восстанавливаемого изображения $\hat{I}_k$: $\sigma_{B1} = 2$ $\sigma_{B2} = 4$, $\sigma_{B3} = 6$. Сравниваемые результаты и параметры используемых фильтров описаны в (7).

Images:	Average	Airplane	Baboon	Barbara	Girl	Lake	Lena	Peppers
Process step:								
$\hat{I}_1$	31.35	33.75	23.65	29.15	39.72	29.84	32.78	30.56
R_1	41.76	44.86	35.46	42.64	49.90	40.05	40.52	38.86
P_1^{GF}	30.88	32.21	23.31	28.86	40.09	28.95	31.96	30.80
P_1^{GDF}	41.84	44.81	35.69	42.83	49.61	40.26	40.62	39.05
$\tilde{R}_1$	32.74	36.01	25.30	31.37	42.15	30.98	32.44	30.96
$\tilde{P}_1^{GF}$	30.82	32.17	23.28	28.82	39.95	28.91	31.90	30.71
$\tilde{P}_1^{GDF}$	34.40	37.43	27.68	33.85	39.43	33.51	34.99	33.89
$\hat{I}_2$	27.07	27.94	20.87	25.93	33.90	25.18	28.46	27.20
R_2	32.33	35.84	24.22	29.26	41.44	31.08	33.48	31.02
P_2^{GF}	29.99	31.56	22.48	27.80	39.04	28.24	31.20	29.59
P_2^{GDF}	32.53	36.06	24.45	29.48	41.51	31.31	33.68	31.24
$\tilde{R}_2$	28.21	30.15	20.86	25.81	36.26	26.88	29.53	27.96
$\tilde{P}_2^{GF}$	29.59	31.10	22.25	27.54	38.24	27.90	30.81	29.28
$\tilde{P}_2^{GDF}$	30.40	33.39	22.60	28.12	37.18	29.37	31.83	30.35
$\hat{I}_3$	25.11	25.46	20.00	24.50	30.94	23.06	26.43	25.39
R_3	29.73	31.83	22.06	27.66	38.12	28.22	31.00	29.19
P_3^{GF}	28.85	30.19	21.57	27.09	37.33	27.09	30.09	28.57
P_3^{GDF}	29.96	32.08	22.29	27.89	38.32	28.46	31.23	29.42
$\tilde{R}_3$	26.57	27.44	20.04	25.56	33.68	24.83	27.69	26.74
$\tilde{P}_3^{GF}$	27.95	29.04	21.10	26.53	35.72	26.22	29.13	27.88
$\tilde{P}_3^{GDF}$	28.56	30.51	21.29	27.02	35.41	27.08	29.88	28.73

Результаты представлены на Рис. 1 и Рис. 2 для визуального сравнения. Рис. 1 и Рис. 2 представляют результаты трех экспериментальных серий с различными параметрами исходной дефокусировки восстанавливаемого изображения $\hat{I}_k$: $\sigma_{B1} = 2$ $\sigma_{B2} = 4$, $\sigma_{B3} = 6$. Сравниваемые результаты и параметры используемых фильтров описаны в (7).

Анализируя результаты, представленные на Рис. 1 и Рис. 2, мы можем сказать что предложенный в статье алгоритм постобработки улучшает визуальное качество восстановления особенно в реалистичном сценарии, когда небольшой шум 1% добавлен к дефокусированному изображению. В то же время стандартная постобработка на основе свертки с ядром функции Гаусса не демонстрирует улучшения визуального качества.

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В этой работе мы предложили реализацию фильтра, основанного на свертке с ядром геодезического расстояния, для подавления артефактов, возникающих при восстановлении дефокусированного изображения винеровским фильтром. Основная идея статьи базируется на предположении, что паразитные низкочастотные выбросы и сопутствующий аддитивный шум в различных каналах не коррелируют друг с другом. Как показал численный и визуальный анализ экспериментальной секции статьи, пространство близости, сформированное на основе каналов сигнала дополнительных к фильтруемому, позволяет эффективно подавлять подобные артефакты.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Yaroslavsky L. Digital holography and digital image processing: principles, methods, algorithms. Springer Science & Business Media, 2013.
2. Mozerov M. Constrained optical flow estimation as a matching problem // IEEE Transactions on Image Processing. 2013. Vol. 22, no. 5. P. 2044–2055.
3. 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.
4. Yitzhaky Y., Boshusha G., Levy Y., Kopeika N. S. Restoration of an image degraded by vibrations using only a single frame // Optical engineering. 2000. Vol. 39, no. 8. P. 2083–2091.
5. Rav-Acha A., Peleg S. Restoration of multiple images with motion blur in different directions // Applications of Computer Vision, 2000, Fifth IEEE Workshop on. / IEEE. 2000. P. 22–28.
6. Oliveira J. P., Figueiredo M. A., Bioucas-Dias J. M. Blind estimation of motion blur parameters for image deconvolution // Pattern Recognition and Image Analysis. Springer, 2007. P. 604–611.
7. Oliveira J. P., Figueiredo M. A., Bioucas-Dias J. M. Parametric blur estimation for blind restoration of natural images: linear motion and out-of-focus // Image Processing, IEEE Transactions on. 2014. Vol. 23, no. 1. P. 466–477.
8. 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.
9. Karnaukhov V., Mozerov M. Motion blur estimation based on multitarget matching model // Optical Engineering. 2016. Vol. 55, no. 10. P. 100502.
10. Kober V., Karnaukhov V. Restoration of multispectral images degraded by non-uniform camera motion // Journal of Communications Technology and Electronics. 2015. Vol. 60, no. 12. P. 1366–1371.
11. Karnaukhov V., Kober V. A fast preview restoration algorithm for space-variant degraded images // Applications of Digital Image Processing XXXIX / International Society for Optics and Photonics. Vol. 9971. 2016. P. 99712W.
12. Karnaukhov V., Kober V. Blind identification of linear degradation operators in the fourier domain // Applications of Digital Image Processing XXXVIII / International Society for Optics and Photonics. Vol. 9599. 2015. P. 95992I.
13. Karnaukhov V., Kober V. Analysis of linear distortion characteristics in problems of restoration of multispectral images // Journal of Communications Technology and Electronics. 2017. Vol. 62, no. 12. P. 1464–1469.
14. Tomasi C., Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images // In CVPR. 1998. P. 839–846.
15. Mozerov M., Gonzalez J., Roca X., Villanueva J. J. Trinocular stereo matching with composite disparity space image // ICIP. 2009. P. 2089–2092.
16. Mozerov M. G., Kober V. I., Ovseyevich I. A., Choi T. S. Motion stereo matching using a modified dynamic programming // Pattern Recognition And Image Analysis. 2000. Vol. 10, no. 1. P. 90–96.
17. 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.
18. 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.
19. Karnaukhov V., Mozerov M. Restoration of noisy multispectral images with a geodetic distance filter // Journal of Communications Technology and Electronics. 2018. Vol. 63, no. 6. P. 612–615.

Artifact suppression with geodesic kernel filter for defocused images restored by Wiener filtering

Karnaukhov V.N., Kober V.I., Mozerov M.G.

The Wiener filter restoration of images degraded by defocus blur usually causes the specific low frequency artifacts. In this work, we propose to suppress these low frequency artifacts with a filter based on the geodesic distance affinity. Because the multispectral signal model is considered, the main idea of the proposed algorithm is based on assumption that low frequency outliers and the additional noise in the different image channels are not correlate to each other. Thus the affinity space formed by of the opposite channels can effectively suppress the Wiener filter restoration artifacts. The performance of the proposed filter analyzed and compared in terms of the PSNR accuracy.

KEYWORDS: geodesic distance filter, multispectral image restoration, Wiener filtering.