

МЕТОДЫ ВОССТАНОВЛЕНИЯ РАСФОКУСИРОВАННЫХ И СМАЗАННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

А.В. Констандогло

konstandogloa@student.bmstu.ru
SPIN-код: 3490-6705

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

Аннотация

Выполнены обзор и анализ общих методов восстановления искаженных изображений. Проанализированы методы инверсной фильтрации, фильтрации Винера, Тихонова, Люси – Ричардсона, слепой деконволюции. Проведено имитационное моделирование восстановления искусственно равномерно размытого и зашумленного изображения в среде MATLAB с использованием описанных алгоритмов. Показано, что основную сложность представляет поиск параметров искажения. Для частных случаев существуют методы быстрой оценки этих параметров, но в общем случае данная задача нетривиальна. В качестве ее решения рассмотрен итерационный пирамидальный подход нахождения параметров искажения. На основе результатов анализа выделены основные ограничения методов восстановления.

Ключевые слова

Восстановление изображения, расфокусировка, смаз движения, функция рассеяния точки, фильтр Винера, метод регуляризации Тихонова, деконволюция Люси-Ричардсона, слепая деконволюция

Поступила в редакцию 04.05.2020
© МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2020

Введение. Системы фото- и видеосъемки используются в различных сферах деятельности: в микроэлектронике, исследованиях космоса, в военных и других целях. Однако многие снимки после их получения нуждаются в обработке, поскольку подвергаются искажениям. Причины возможных дефектов разнообразны: в случае смаза — относительное движение камеры и объекта съемки при длинной выдержке, в случае равномерной размытости — расфокусированность оптики, в случае шумов — темновые токи, тип фотоматрицы, температура и др. Установлено, что размытие из-за неправильной фокусировки фотооборудования и смаз — наиболее частые дефекты при фотосъемке. Именно эти типы искажений, в отличие от дисторсии или неправильной экспозиции, затрудняют восприятие деталей изображения.

Искаженное двумерное изображение представимо в виде функции

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + n(x, y), \quad (1)$$

где $f(x, y)$ — функция неискаженного изображения; $h(x, y)$ — функция рассеяния точки, также ее называют ядром искажающего оператора; $n(x, y)$ — аддитивный шум; $*$ — оператор свертки [1, с. 406].

Будем считать, что шум имеет нормальное распределение и не коррелирует с изображением. Задача состоит в нахождении наилучшего приближения функции $f(x, y)$. Характер искажения задается только функцией $h(x, y)$, поэтому в общем случае нет необходимости различать расфокусированность и смаз. Ее поиск представляет основную сложность в решении задачи [2].

Наиболее известные методы восстановления — фильтрация Винера и Тихонова, а также итерационный метод Люси – Ричардсона. Во всех этих методах учитывается наличие шума на изображении [3]. Для восстановления изображения этими методами желательно иметь априорную информацию о характере искажений. В случаях, когда ее нет, применяют методы слепой деконволюции.

Не существует универсальных способов восстановления изображений. Результат применения любого алгоритма требует экспертной оценки. В случае неудовлетворительного результата возможно изменение параметров и повторное применение алгоритма. Автоматизировать этот процесс можно, введя оценку контрастности изображения в случае хорошей сходимости метода [4].

Для проведения имитационного моделирования работы описанных алгоритмов использован математический пакет MATLAB, в который входит библиотека IPT (Image Processing Toolbox), содержащая функции цифровой обработки изображений [5].

Целью статьи является анализ методов восстановления изображений.

Инверсная фильтрация. Вначале рассмотрим методы восстановления при известном ядре искажающего оператора.

Чтобы получить приближение $f(x, y)$ из равенства (1), нужно применить операцию деконволюции (развертки). Свертка из выражения (1) представима следующим образом:

$$h(x, y) * f(x, y) = \sum_{i=\frac{1-m}{2}}^{\frac{m-1}{2}} \sum_{j=\frac{1-n}{2}}^{\frac{n-1}{2}} h(i, j) f(x+i, y+j), \quad (2)$$

где $m \times n$ — размер ядра искажающего оператора.

Из выражения (2) следует, что деконволюция сводится к решению системы алгебраических уравнений. Решение этой системы — весьма трудоемкая задача из-за ее больших размеров. Проще выполнять вычисления в частотной области [1, с. 406], где, согласно теореме о свертке, фурье-образ свертки функций равен произведению их фурье-образов. Таким образом, равенство (3) эквивалентно выражению (1), где $G(u, v)$, $H(u, v)$, $F(u, v)$, $N(u, v)$ — фурье-образы функций $g(x, y)$, $h(x, y)$, $f(x, y)$, $n(x, y)$ соответственно.

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) + N(u, v). \quad (3)$$

Оценку фурье-образа $F(u, v)$ можно получить, поделив равенство (3) на $H(u, v)$, как показано в выражении

$$\hat{F}(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)} = F(u, v) + \frac{N(u, v)}{H(u, v)}. \quad (4)$$

Выражение (4) описывает суть метода инверсной фильтрации. Оценка $\hat{F}(u, v)$ является оценкой изображения, но она редко применима на практике, так как содержит в себе компоненту шума [6].

Для демонстрации работы данного метода используется синтетически размытое изображение. Радиус размытия составляет 15 пикселей, аддитивный шум имеет нормальное распределение с дисперсией $D = 0,000001$ и нулевым средним значением.

Как видно на рис. 1, даже при малом шуме, который незаметен на размытом изображении, появляются значительные помехи на восстановленном. При увеличении дисперсии шума на порядок восстановленное изображение уже не будет поддаваться зрительному восприятию.

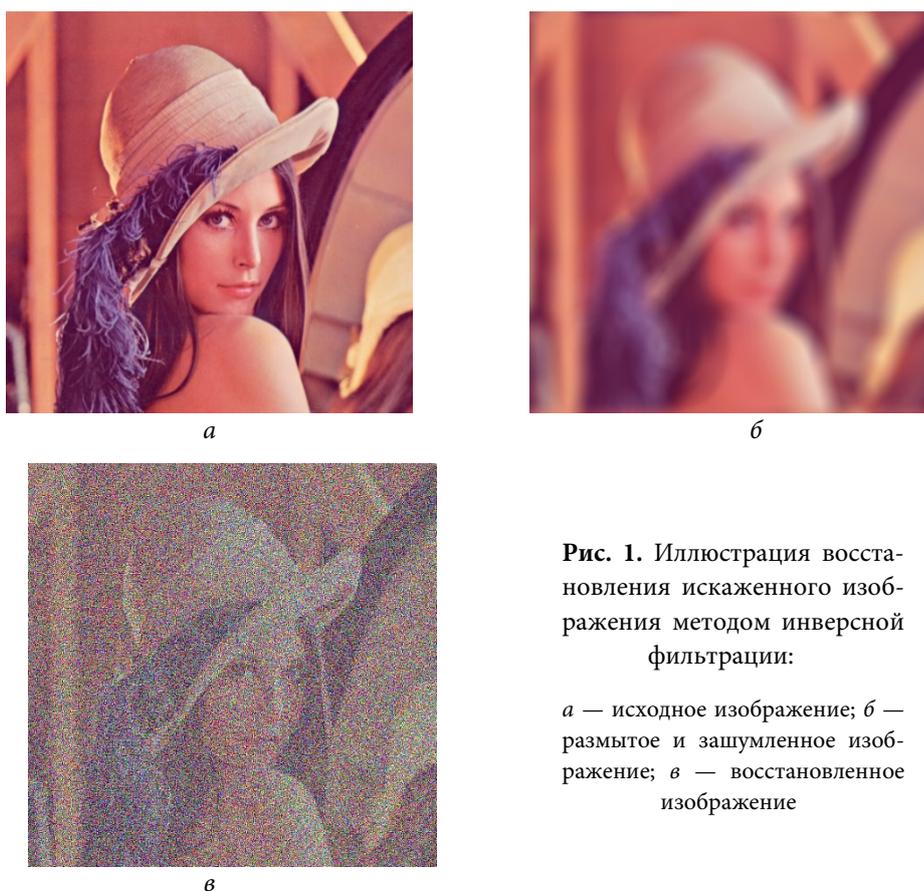


Рис. 1. Иллюстрация восстановления искаженного изображения методом инверсной фильтрации:

a — исходное изображение; *б* — размытое и зашумленное изображение; *в* — восстановленное изображение

Фильтр Винера. Существуют подходы, учитывающие наличие шума на изображении. Один из самых известных подходов основан на применении фильтра Винера. Он базируется на рассмотрении изображения и шума как случайных процессов и нахождении такой функции $\hat{F}(u, v)$, которая минимизирует средний квадрат отклонения оценки от неискаженного изображения [1, с. 414]. Оптимальную оценку в частотной области находят по формуле

$$\hat{F}(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)} \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + S_n(u, v) / S_f(u, v)},$$

где $S_n(u, v)$ $S_n(u, v)$ — спектральная плотность шума; $S_f(u, v)$ — спектральная плотность исходного изображения. Поскольку ни одна из этих функций заранее не известна, их отношение можно заменить константой. В случае отсутствия шума его спектральная плотность равна нулю, тогда этот метод эквивалентен инверсной фильтрации.

На рис. 2 показан результат восстановления искаженного изображения (см. рис. 1, б) при разных значениях дисперсии шума. Цветное изображение с разрешением $M \times N$ воспринимается в данном случае как дискретная случайная величина. Каждый пиксель характеризуется тремя значениями (интенсивность красной, зеленой и синей составляющих) от 0 до 1. Поэтому в общем случае эта величина принимает $3 \times M \times N$ значений. В качестве отношения спектральных плотностей шума и исходного изображения принято отношение дисперсий шума и дискретной случайной величины, характеризующей искаженное изображение.



а

б

Рис. 2. Изображения, восстановленные методом фильтрации Винера:

а — изображение, восстановленное из искажённого с параметром шума $D = 0,000001$;

б — изображение, восстановленное из искажённого с параметром шума $D = 0,0001$

Сравнивая результаты, можно заметить, что фильтр Винера значительно лучше подавляет шумы. Осциллирующие помехи на восстановленном изображении вызваны краевыми эффектами [7].

Фильтрация по Тихонову. Далее рассматривается метод фильтрации по Тихонову. В некоторых источниках его называют сглаживающей фильтрацией методом наименьших квадратов со связью, а также тихоновской регуляризацией [1, с. 420]. Суть метода состоит в формулировке задачи восстановления в матричном виде и решении соответствующей задачи оптимизации. Найти оптимальную оценку в частотной области можно по формуле

$$\hat{F}(u,v) = \frac{G(u,v)H^*(u,v)}{|H(u,v)|^2 + \gamma|P(u,v)|^2},$$

где $H^*(u,v)$ — функция, комплексно сопряженная $H(u,v)$; γ — параметр регуляризации, $P(u,v)$ — фурье-образ оператора Лапласа. При обращении параметра γ в нуль данный метод сводится к инверсной фильтрации.

Как видно на рис. 3, оптимальное в смысле минимизации сглаживающего функционала со связью изображение в общем случае не является «лучшим» в смысле визуального качества [3].

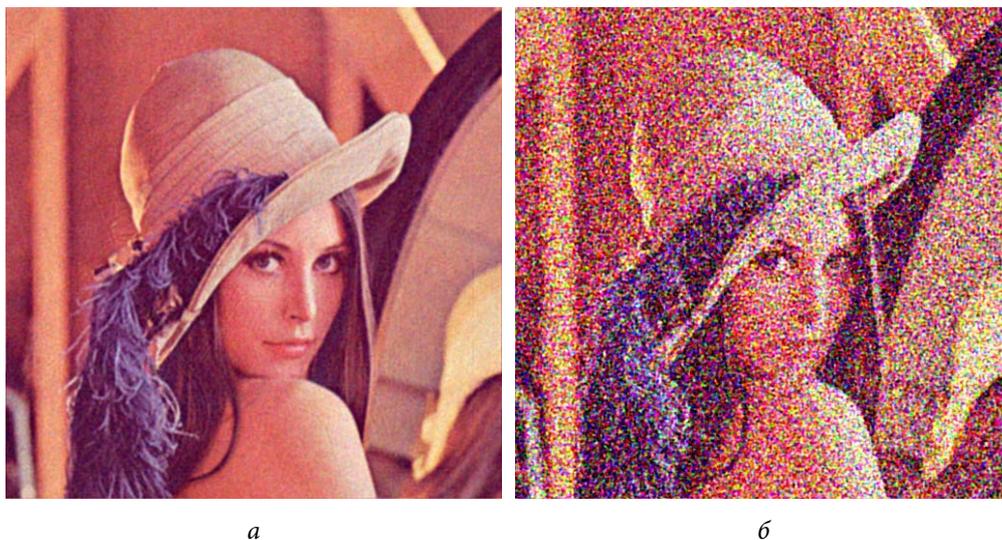


Рис. 3. Изображения, восстановленные методом Тихоновской регуляризации:

- a* — изображение, восстановленное из искажённого с параметром шума $D = 0,000001$;
- б* — изображение, восстановленное из искажённого с параметром шума $D = 0,0001$

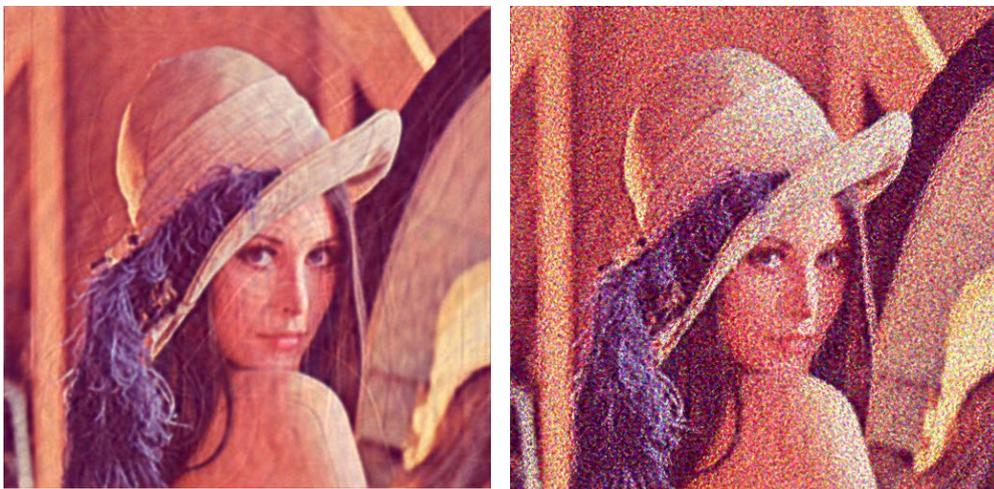
Фильтр Люси – Ричардсона. Существуют также итерационные методы восстановления изображений. Наиболее известным является метод фильтрации Люси – Ричардсона. Его идея состоит в использовании метода максимального правдоподобия, для которого предполагается, что изображение подчиняется

распределению Пуассона [6]. Вычисления проводятся в пространственной области. Сам итерационный процесс описывается следующей формулой:

$$\hat{f}_{k+1}(x, y) = \hat{f}_k(x, y) \left(h(-x, -y) * \frac{g(x, y)}{h(x, y) * \hat{f}_k(x, y)} \right),$$

где $*$ — оператор свертки; $\hat{f}_{k+1}(x, y)$ — оценка изображения на шаге k [6].

Данный метод широко используется в программах для обработки астрономических фотографий, например, в Astra Image. Его вычислительная сложность зависит от количества итераций. На рис. 4 приведен пример восстановления для 100 итераций. Осциллирующие помехи, как и на рис. 2, вызваны краевыми эффектами [3].



а

б

Рис. 4. Изображения, восстановленные методом фильтрации Люси-Ричардсона:

а — изображение, восстановленное из искажённого с параметром шума $D = 0,000001$;

б — изображение, восстановленное из искажённого с параметром шума $D = 0,0001$

Слепая деконволюция. Во всех перечисленных выше методах функция размытия точки была известна, поэтому без учета влияния шума восстановленные изображения были в достаточной мере схожи с исходным. Однако на практике это не так, эту функцию можно определить лишь приблизительно по характеру видимых искажений.

На рис. 5 представлена графическая интерпретация различных функций размытия точки. Назовем их ядрами размытия. Чем больше ее значение, тем ярче соответствующий пиксель на изображении ядра. Искаженное изображение, используемое для демонстрации работы вышеперечисленных методов, имело ядро, похожее на рис. 5, а. Ядра на рис. 5, б и в характерны для расфокусировки и смаза соответственно.

Для частных случаев ядра искажения существуют методы для их определения. Если известно, что искажение является следствием равномерного движения камеры по отношению к объекту съемки вдоль прямой (см. рис. 5, в), то достаточно определить только угол и длину смаза. Для этого существуют три основные группы алгоритмов: кепстральные методы; алгоритмы поворачивающихся фильтров; алгоритмы, основанные на преобразовании Радона [8].

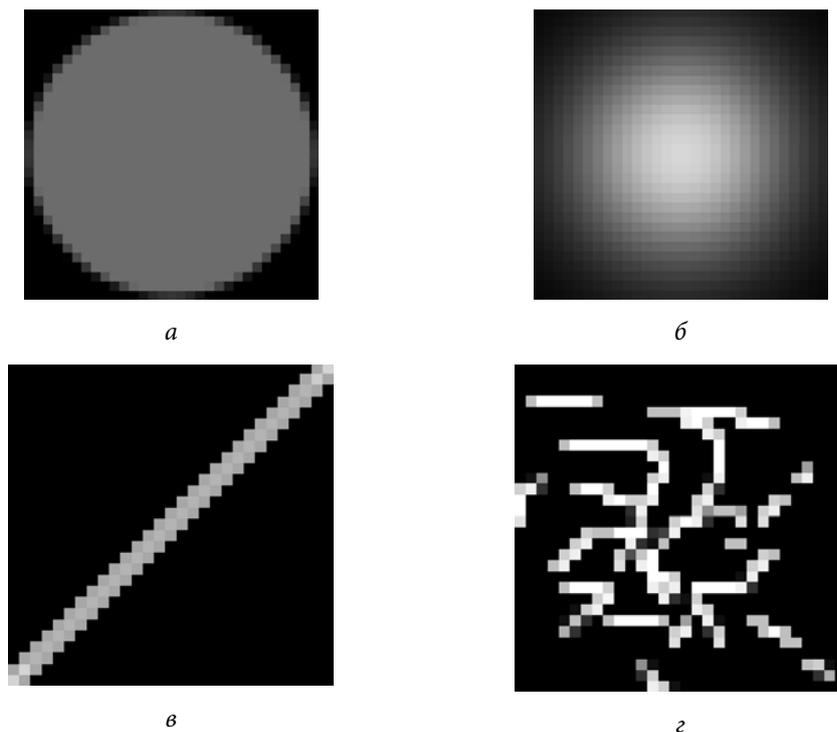


Рис. 5. Примеры ядер размытия:

a — равномерное размытие с заданным радиусом; *б* — размытие по Гауссу;
в — линейное размытие; *г* — произвольное размытие

Методы слепой деконволюции, в отличие от уже рассмотренных, позволяют учитывать отсутствие априорных данных о ядре размытия.

Чтобы оценить степень искаженности изображения, нужно иметь представление о том, какие изображения являются априори более вероятными. Исследования показали, что, несмотря на сильные различия пикселей по их абсолютным цветовым составляющим, их градиенты имеют вид распределения с «тяжелым хвостом» [4]. Такое распределение, в отличие от нормального, имеет намного большие вероятности значений, отличных от среднего. Искаженные изображения имеют распределение градиентов с более узким разбросом значений. Таким образом получен инструмент для оценки искаженности изображения.

Задача восстановления сводится к задаче оптимизации, в которой требуется минимизировать разницу между гистограммой градиентов изображения и теор-

ретическим распределением с «тяжелым хвостом». В процессе решения значения ядра искажения и дисперсии шума должны постепенно приближаться к оптимальным [9].

Для решения можно использовать пирамидальный подход [10]. Вначале из искаженного изображения строится пирамида изображений с разным разрешением. Далее начинается обработка самого маленького из них. Предполагается, что ядро размытия (также небольшого размера) имеет гауссовское распределение, а шум имеет достаточно высокую дисперсию. Решается задача оптимизации для изображения с данным размером, таким образом улучшается оценка ядра искажения, а также дисперсии шума. На следующей итерации ядро увеличивается путем пропорционального растяжения текущего для дальнейшей оценки с использованием изображения большего размера. Значение дисперсии также является оценкой из предыдущей итерации. Пример работы данного алгоритма показан на рис. 6 [10]. Рассматривались только полутоновые черно-белые изображения. Для обработки полноцветного изображения достаточно повторить все необходимые шаги для каждого из цветовых каналов.

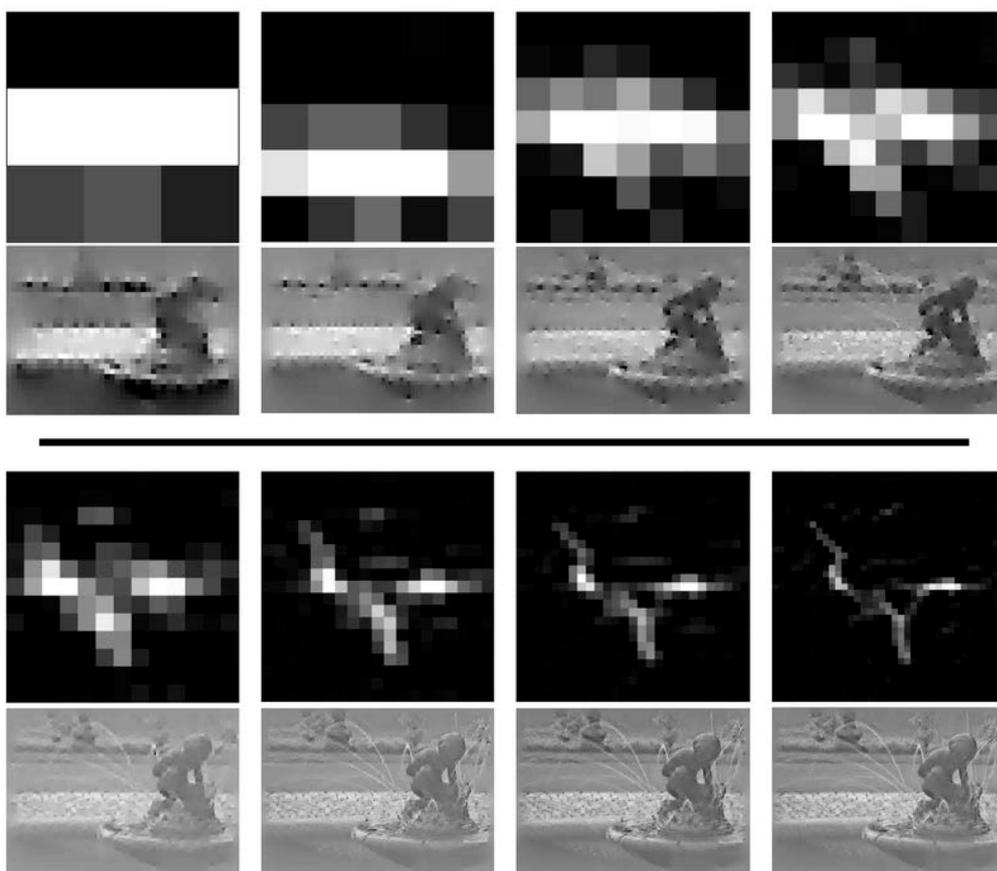


Рис. 6. Иллюстрация процесса восстановления изображения методом слепой деконволюции с пирамидальным подходом

Восстанавливаемое изображение является настоящей фотографией без синтетического размытия и зашумления. Результат восстановления представлен на рис. 7 [10].



Рис. 7. Восстановление изображения методом слепой деконволюции:
а — исходное изображение; б — восстановленное изображение

Заключение. Рассмотрены наиболее известные методы восстановления искаженных изображений, а также выявлены их ограничения. Аддитивная шумовая составляющая не учитывается только при инверсной фильтрации. Для реализации всех перечисленных методов, кроме слепой деконволюции, требуется априорная информация о ядре размытия, но при решении практических задач она часто недоступна. Осциллирующие помехи на восстановленных изображениях обусловлены тем, что края искаженного изображения являются резкими, следовательно, часть информации, необходимая для восстановления пикселей, близких к границам изображения, теряется. Главным недостатком итерационных методов является их вычислительная неустойчивость при малом изменении параметров искажения.

Наибольшую вычислительную сложность имеют итерационные методы — фильтр Люси – Ричардсона и слепая деконволюция. Но при этом они чаще используются в прикладных задачах благодаря вычислительной устойчивости. Параметры искажения часто близки к однородным, но таковыми не являются, поэтому любая оценка параметров искажений не может быть точной. Однако при использовании итерационных методов нужно ввести оценку качества полученного изображения для разработки критерия останова.

Литература

- [1] Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М., Техносфера, 2012.
- [2] Dash R., Majhi B. Motion blur parameters estimation for image restoration. *Optik*, 2014, vol. 125, no. 5, pp. 1634–1640. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2013.09.026>
- [3] Липлянин А.Ю., Хижняк А.В., Михненко Е.И. и др. Анализ методов восстановления оптико-электронных изображений, смазанных при движении. *Доклады БГУИР*, 2018, № 2(112), с. 40–46.

-
- [4] Field D. What is the goal of sensory coding? *Neural Computat.*, 1994, vol. 6, no. 4, pp. 559–601. DOI: <https://doi.org/10.1162/neco.1994.6.4.559>
 - [5] Гонсалес Р., Вудс Р., Эддинс С. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB. М., Техносфера, 2006.
 - [6] Panfilova K., Umnyashkin S. Linear blur compensation in digital images using Lucy-Richardson method. *IEEE EIConRusNW*, 2015, pp. 163–167. DOI: <https://doi.org/10.1109/EIConRusNW.2016.7448179>
 - [7] Шемплинер В.В. Восстановление дефокусированных изображений методом двумерного преобразования Фурье и регуляризации Тихонова. *Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики*, 2008, т. 8, № 3, с. 60–70.
 - [8] Карнаухов В.Н., Мозеров М.Г. Восстановление мультиспектральных изображений методом реконструкции градиентов и оценка параметров смаза на основе модели многоцелевого согласования. *Информационные процессы*, 2016, т. 16, № 2, с. 162–169.
 - [9] Miskin J., MacKay D.J.C. Ensemble learning for blind image separation and deconvolution. 2000. In: *Advances in independent component analysis*. Springer, 2010, pp. 123–141.
 - [10] Fergus R., Singh B., Hertzmann A.T., et al. Removing camera shake from a single photograph. *ACM TOG*, 2006, vol. 25, no. 3, pp. 787–794. DOI: <https://doi.org/10.1145/1141911.1141956>

Констандогло Александр Витальевич — студент кафедры «Программное обеспечение ЭВМ и информационные технологии», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

Научный руководитель — Исаев Андрей Львович, кандидат технических наук, доцент кафедры «Программное обеспечение ЭВМ и информационные технологии», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

Ссылку на эту статью просим оформлять следующим образом:

Констандогло А.В. Методы восстановления расфокусированных и смазанных изображений. *Политехнический молодежный журнал*, 2020, № 05(46). <http://dx.doi.org/10.18698/2541-8009-2020-05-612>

DEFOCUSED AND BLURRED IMAGE RECOVERY TECHNIQUES

A.V. Konstandoglo

konstandoglo@student.bmstu.ru

SPIN-code: 3490-6705

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

Abstract

The paper presents a review and analysis of common methods for recovering distorted images. The methods of inverse filtration, Wiener, Tikhonov, Lucy - Richardson filtration, blind deconvolution are analyzed. A simulation was performed of the restoration of artificially uniformly blurred and noisy images in the MATLAB environment using the described algorithms. It is shown that the main difficulty is the search for distortion parameters. For special cases, there are methods for a quick assessment of these parameters, but in the general case this problem is nontrivial. An iterative pyramidal approach to finding distortion parameters is considered as a solution. Based on the results of the analysis, the main limitations of recovery methods are identified.

Keywords

Image recovery, defocusing, motion blur, point scattering function, Wiener filter, Tikhonov regularization method, Lucy-Richardson deconvolution, blind deconvolution

Received 04.05.2020

© Bauman Moscow State Technical University, 2020

References

- [1] Gonzalez R., Woods R. Digital image processing. Pearson Education, Inc, 2008. (Russ. ed.: Tsifrovaya obrabotka izobrazheniy. Moscow, Tekhnosfera Publ., 2012.)
- [2] Dash R., Majhi B. Motion blur parameters estimation for image restoration. *Optik*, 2014, vol. 125, no. 5, pp. 1634–1640. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2013.09.026>
- [3] Lipymanin A.Yu., Khizhnyak A.V., Mikhnenok E.I., et al. Analysis of restoration methods for optical-electronic images lubricated at motion. *Doklady BGUIR*, 2018, no. 2(112), pp. 40–46 (in Russ.).
- [4] Field D. What is the goal of sensory coding? *Neural Computat.*, 1994, vol. 6, no. 4, pp. 559–601. DOI: <https://doi.org/10.1162/neco.1994.6.4.559>
- [5] Gonzalez R., Woods R., Eddins S. Digital image processing using MATLAB. Pearson, 2004. (Russ. ed.: Tsifrovaya obrabotka izobrazheniy v srede MATLAB. Moscow, Tekhnosfera Publ., 2006.)
- [6] Panfilova K., Umnyashkin S. Linear blur compensation in digital images using Lucy-Richardson method. *IEEE EIConRusNW*, 2015, pp. 163–167. DOI: <https://doi.org/10.1109/EIConRusNW.2016.7448179>
- [7] Shempliner V.V. Restoring of defocused images by method of two-fold Fourier transform and ridge regression. *Nauchno-tekhnicheskiiy vestnik informatsionnykh tekhnologiy, mekhaniki i optiki* [Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics], 2008, vol. 8, no. 3, pp. 60–70 (in Russ.).
- [8] Karnaukhov V.N., Mozerov M.G. A gradient recovery restoration of multispectral images corrupted by motion blur and blur parameters estimation based on a multi-

- targetmatching model. *Informatsionnye protsessy* [Information Processes], 2016, vol. 16, no. 2, pp. 162–169 (in Russ.).
- [9] Miskin J., MacKay D.J.C. Ensemble learning for blind image separation and deconvolution. 2000. In: *Advances in independent component analysis*. Springer, 2010, pp. 123–141.
- [10] Fergus R., Singh B., Hertzmann A.T., et al. Removing camera shake from a single photograph. *ACM TOG*, 2006, vol. 25, no. 3, pp. 787–794. DOI: <https://doi.org/10.1145/1141911.1141956>

Konstandoglo A.V. — Student, Department of Computer Software and Information Technologies, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.

Scientific advisor — Isaev A.L., Cand. Sc. (Eng.), Assoc. Professor, Department of Computer Software and Information Technologies, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.

Please cite this article in English as:

Konstandoglo A.V. Defocused and blurred image recovery techniques. *Politekhicheskiy molodezhnyy zhurnal* [Politechnical student journal], 2020, no. 05(46). <http://dx.doi.org/10.18698/2541-8009-2020-05-612.html> (in Russ.).