

Метод оценки ядра размытия движением изображений на основе анализа хребтовых структур

А.А. Мельникова, А.С. Крылов

alexandra.melnikova.cmc.msu@gmail.com|kryl@cs.msu.ru

Факультет вычислительной математики и кибернетики

Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, Москва, Россия

Предложен алгоритм оценки ядра размытия для изображений с равномерным линейным размытием. Алгоритм использует метод выделения хребтовых структур и анализ гистограмм распределения направлений. Полученные точности оценки направления размытия и степени размытия позволяют использовать данный метод для практических задач.

Ключевые слова: размытие изображений, размытие движением, оценка ядра размытия, выделение хребтовых структур, гистограммный метод.

Image motion blur kernel estimation using ridge analysis

A.A. Melnikova, A.S. Krylov

alexandra.melnikova.cmc.msu@gmail.com|kryl@cs.msu.ru

Faculty of Computational Mathematics and Cybernetics

Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia

An algorithm for image blur kernel estimation for the case of motion blur has been proposed. The algorithm uses ridge detection method and direction distribution histogram analysis. The obtained accuracy of the blur direction and blur lengths estimation allow to use the proposed method in practice.

Keywords: image blur, motion blur, blur kernel estimation, ridge detection, histogram method.

1. Введение

Размытие движением на изображении возникает при направленном относительно движении сцены и/или сенсора во время экспозиции. Такой эффект затрудняет распознавание и восприятие изображений. Для применения алгоритмов по восстановлению размытых изображений требуется оценить ядро размытия. Таким образом, успех восстановления размытого изображения существенно зависит от точной оценки параметров размытия.

Для оценки параметров размытия используются различные инструменты. Так, в [1] предложен метод, основанный на спектральном анализе, а в [2] оценка ядра размытия осуществляется исходя из пространственных свойств размытия, таких как форма, однородность и гладкость. В [3] предлагается анализировать корреляцию между преобразованием Фурье изображения и периодической функцией детектирования, здесь же проводится сравнение с методами [1] и [2]. В [4] осуществляется спектральный анализ градиентов изображения для определения параметров размытия, а в [5] предлагается анализировать преобразование Хафа изображения. В [6] авторы предложили модификации для преобразования Радона, с помощью которых можно осуществить анализ спектра изображения. В [7] для определения параметров был разработан новый способ анализа спектра изображения.

Оценка параметров размытия движением довольно востребованная задача, решение которой может использоваться в различных областях. Так, в [8] был

предложен метод для определения скорости движущихся автомобилей, основанный на анализе изображений, содержащих размытие движением, и определении параметров размытия. Также, определение параметров размытия применяется для улучшения работы и точности систем наблюдения [9] и восстановления фотографий текстовых документов, подвергнутых размытию [10].

1.1. Постановка задачи.

В рамках данной работы рассматривается равномерное линейное размытие на всем исходном изображении. Размытое изображение может быть представлено в виде:

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y),$$

где $h(x, y)$ - функция размытия или PSF, $f(x, y)$ - неразмытое изображение, $g(x, y)$ - входное (размытое) изображение.

Функцию точечного источника PSF (Point Spread Function), или ядро размытия, в случае равномерного линейного размытия можно определить с помощью следующей формулы [11]:

$$h(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{L}, & \sqrt{x^2 + y^2} \leq \frac{L}{2}, y = x \tan(\theta) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases},$$

где L, θ — длина и угол, задающий направление, соответственно. Таким образом, определение параметров размытия в рамках данной работы есть определение

длины и направления ядра размытия. В качестве основных инструментов анализа в данной работе используются метод выделения хребтовых структур (Ridge Detection) [12] и анализ гистограмм распределения направлений.

2. Алгоритм определения направления вектора размытия движением

Для анализа изображения необходимо выделить границы объектов. При использовании детектора границ Канни, в результирующей картинке для размытой одиночной точки появятся двойные линии границ. Также, плохо выделяются именно размытые объекты изображения за счет того, что при применении такого алгоритма учитывается лишь яркость пикселей. Поэтому, предлагается использовать вместо детектора границ Канни выделение хребтовых структур.

Хребтовой структурой функции двух переменных называются точки локального максимума (минимума) функции, достигающиеся, по крайней мере, по одной переменной. Хребтовые структуры, в которых достигается максимум, называются горами, минимум - долинами. Отметим, что для анализа размытия в данной работе используются горы.

Будем рассматривать изображение как функцию двух переменных $g(x, y)$. Для каждого пикселя составим матрицу:

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial^2 g}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 g}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 g}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 g}{\partial y^2} \end{bmatrix}.$$

Пусть λ_1 и λ_2 являются собственными числами этой матрицы (не ограничивая общности, будем считать что λ_1 - наибольшее по модулю из них).

Тогда определено 3 случая [12]:

- $|\lambda_1| \sim 0, |\lambda_2| \sim 0$ - в точке (x, y) на изображении нет особенностей.
- $|\lambda_1| \sim |\lambda_2|, \lambda_1 \gg 0, \lambda_2 \gg 0$ - в точке (x, y) на изображении находится угол или текстура.
- $|\lambda_1| \gg |\lambda_2|$ - в точке (x, y) на изображении находится хребтовая структура, при этом знак λ_1 определяет тип хребтовой структуры - гора или долина.

Пусть I - входное изображение, тогда если обозначить:

$$I_{xx} = \frac{\partial^2 g}{\partial x^2}, \quad I_{yy} = \frac{\partial^2 g}{\partial y^2}, \quad I_{xy} = \frac{\partial^2 g}{\partial x \partial y},$$

то хребтовые структуры определяются следующей величиной:

$$\lambda_{max} = \text{MAX}(\lambda_1, \lambda_2), \text{ где}$$

$$\lambda_{1,2} = \frac{I_{xx} + I_{yy} \pm \sqrt{(I_{xx} + I_{yy})^2 - 4(I_{xx}I_{yy} - I_{xy}^2)}}{2}.$$

На практике вторые производные функции $g(x, y)$ вычисляются путем свертки изображения с соответствующими вторыми производными функции Гаусса,

что позволяет отфильтровать шумы и менять масштаб хребтовых структур при помощи изменения параметра σ .

Так как фильтр Гаусса

$$G_g(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}},$$

является сепарабельным, для ускорения вычислений производных свертка производится независимо по осям x и y , что позволяет уменьшить число операций на порядок. Для того, чтобы выделить середины хребтовых структур применяется алгоритм "подавления немаксимумов" (Non-Maximum Suppression).

Для каждой точки выделенной хребтовой структуры можно найти угол наклона касательной к кривизне хребтовой структуры в этой точке по следующей формуле:

$$\theta = \text{tg}^{-1} \left(\frac{I_{xy}}{\lambda_{max} - I_{xx}} \right). \quad (1)$$

При размытии движением контуры изображения вытягиваются в соответствующем направлении, которое принимаем за искомым параметр. Построим гистограмму распределения направления, т.е. горизонтальная ось в гистограмме соответствует величине угла от 0° до 180° , а вертикальная - количеству пикселей с соответствующим значением угла, вычисленным по формуле (1). Заметим, что в формировании гистограммы участвуют пиксели, выделенные с помощью алгоритма подавления немаксимумов после выделения хребтовых структур. За искомое направление размытия примем значение угла в гистограмме (горизонтальная ось гистограммы), соответствующее максимальному количеству пикселей с таким углом (вертикальная ось гистограммы). Таким образом, становится возможным вычислить угол, задающий направление размытия движением как максимальное значение в гистограмме распределения направлений, которое соответствует "холму" в гистограмме. На Рис.1 представлен пример гистограммы направлений для изображения, размытого с параметрами $\theta = 30^\circ, \rho = 30$. На данном рисунке видно, что максимум соответствует углу $\theta = 30$.

3. Алгоритм определения длины вектора размытия движением

Для определения длины вектора размытия движением предлагается постепенно размывать изображение в направлении, которое является перпендикулярным к существующему размытию, постепенно увеличивая длину размытия. Начальная длина перпендикулярного размытия и шаг внутри цикла могут быть выбраны в зависимости от задачи. С каждой итерацией изображение становится все более расфокусированным, а гистограмма распределения направлений изменяется таким образом, что появляется второй "холм". Заметим, что второй "холм" появляется зеркально к первому относительно точки, соответствующей 90° .

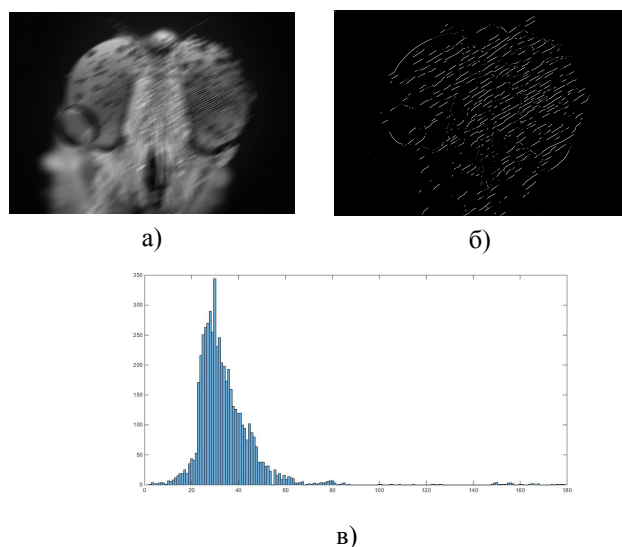


Рис. 1. Изображение head: (а) размытое с параметрами $\theta = 30^\circ$, $\rho = 30$; (б) хребтовые структуры; (в) гистограмма, вертикальная ось – количество пикселей, горизонтальная ось – угол в диапазоне от 0° до 180° .

Назовем *левой суммой* (*правой суммой*) *гистограммы распределения направлений* величину:

$$S_L = \sum_{i=0}^{90} hist(i) \quad (S_R = \sum_{i=90}^{180} hist(i)).$$

Таким образом, с каждой итерацией гистограмма стремится к моменту, когда сумма левой части гистограммы примерно равна сумме правой части гистограммы. Предлагается выходить из цикла в момент, когда появившийся "холм" становится выше, чем первоначальный, или когда соответствующая сумма гистограммы становится больше противоположной. За параметр длины принимаем значение итерационного параметра на предыдущем шаге. Для уменьшения времени работы алгоритма использован метод золотого сечения.

Условие выхода из цикла можно записать:

$$S_L > S_R \quad (S_R > S_L) \quad (*)$$

т.е. правая(левая) сумма больше левой(правой) в зависимости от части гистограммы, в которой находился максимум изначально.

Заметим, что размытие в перпендикулярном направлении уменьшает число хребтов на изображении (этот эффект можно заметить на Рис.3 и Рис.4). Однако это не влияет на условие (*), поскольку для выхода из цикла важен момент изменения направления хребтовых структур, а не их количество. Таким образом, в условии (*) не важны значения правой и левой сумм, только знак их разности.

4. Общая схема метода

Таким образом, предлагаемый алгоритм состоит из следующих шагов (Рис. 2):

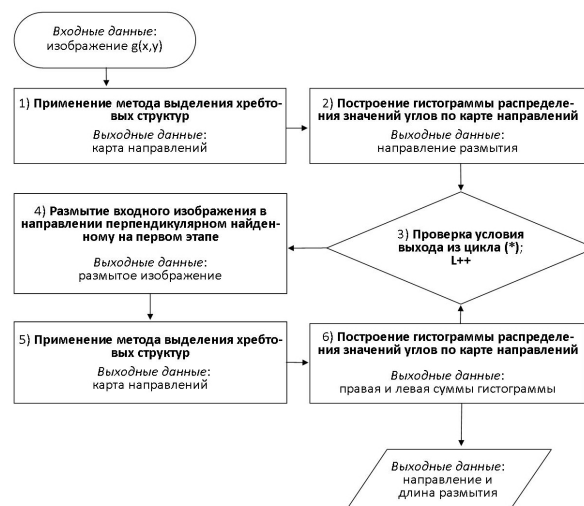


Рис. 2. Блок-схема предлагаемого алгоритма.

Определение направления вектора размытия движением.

1. Применяем метод выделения хребтовых структур. Выходными данными на этом шаге является карта направлений, построенная с помощью алгоритма выделения хребтовых структур и использования формулы (1).

2. На данном шаге строится гистограмма распределения направлений по карте, полученной на предыдущем шаге. За искомый параметр направления размытия принимаем значение угла, соответствующее максимальному значению в гистограмме.

Определение длины вектора размытия движением.

3. Осуществляем проверку условия (*) выхода из цикла. Пусть первоначально в гистограмме левая сумма больше, тогда выходим из цикла как только правая сумма начинает превосходить левую.

4. Если условие (*) ложно, применяем к изображению операцию размытия в направлении, перпендикулярном найденному на предыдущем этапе и увеличиваем длину вектора размытия.

5. Применение метода выделения хребтовых структур.

6. Построение гистограммы распределения направлений. Переходим к шагу 3).

7. Величина полученного параметра длины является вторым искомым параметром PSF.

В качестве иллюстрации рассмотрим метод в применении к тестовому изображению baboon, размытому с параметрами $\theta = 45^\circ$, $\rho = 10$ (Рис.3). На Рис.5 представлены гистограммы направлений, полученные в ходе итерационного процесса для входного изображения, размытого в направлении, перпендикулярном найденному (в данном случае 43°) с параметром $L = 0; 6; 8; 10$. На гистограммах заметно появление второго "холма". Рис.4 соответствует последней гистограмме (Рис.5) и показывает, как изменились направления хребтовых структур.

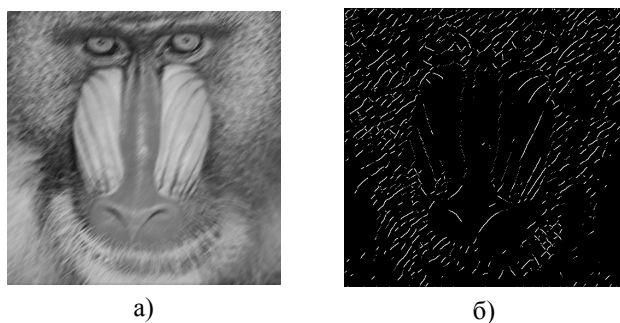


Рис. 3. Изображение baboon: (а) размытое с параметрами $\theta = 45^\circ$, $\rho = 10$; (б) хребтовые структуры.

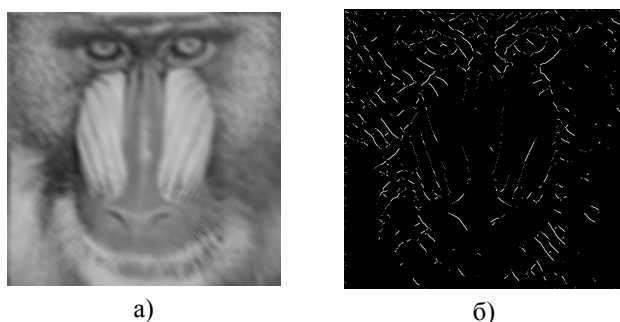


Рис. 4. (а) Изображение, последовательно размытое с параметрами $\theta = 45^\circ$, $\rho = 10$ и $\theta = 135^\circ$, $L = 10$; (б) хребтовые структуры изображения (а).

5. Тестирование и результаты

Результаты работы алгоритма примененного к изображениям без шума представлены в Таблице 1. В Таблице 2 представлены результаты работы алгоритма для трех тестовых изображений baboon ($\phi = 30$, $L = 5; 10; 15$), lena ($\phi = 60$, $L = 5; 10; 15$), sailboat ($\phi = 45$, $L = 5; 10; 15$) с вариацией Гауссовского шума 0, 0.0001, 0.001, 0.005, 0.01 соответственно. При сравнении полученных результатов с результатами работы [3] было обнаружено, что предложенный нами метод при точности определения длины размытия движением L дает существенно более устойчивые результаты в случае добавления Гауссовского шума.

Как видно из представленных результатов, алгоритм достаточно точно находит направление размытия даже в условиях шума. Отметим, что алгоритм показывает достаточно точные результаты по определению направления при удачном выборе σ в методе выделения хребтовых структур. В дальнейшем предполагается внедрение автоматического выбора σ . Также, отметим, что алгоритм будет показывать низкую точность оценки в случае наличия на изображении множества текстур с определенным направлением (примером может служить изображение с множеством однотонных полос), которые будут вносить помехи на этапе определения направления размытия.

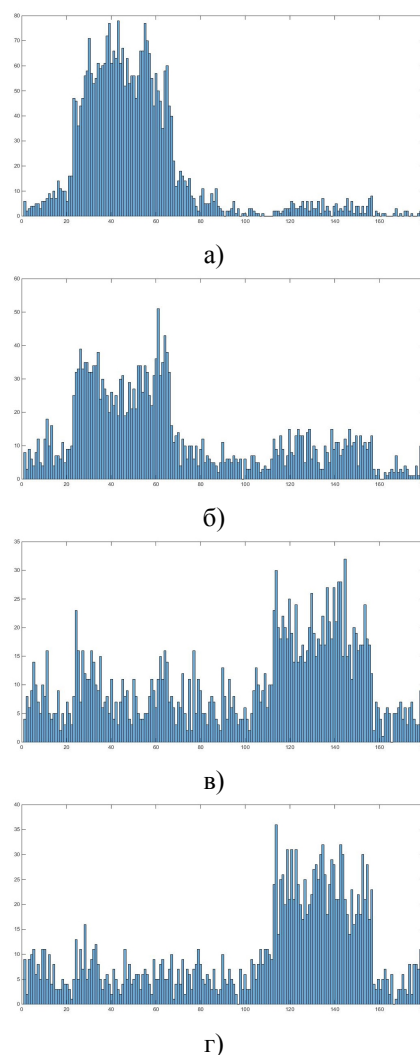


Рис. 5. Результаты применения алгоритма для изображения baboon($\phi = 45$, $L = 10$): гистограммы для размытия в направлении, перпендикулярном найденному, с $L = 0$ (а); 6(б); 8(в); 10(г).

изображение	ϕ	L	ϕ найд.	L найд.
lighthouse2	135°	10	135°	9
head	30°	30	30°	30
head	30°	10	30°	9
lena	60°	5	58°	6
lena	60°	15	58°	16
baboon	45°	5	43°	5
baboon	45°	15	43°	13
baboon	30°	5	32°	4
baboon	30°	15	32°	14
sailboat	45°	5	42°	4
sailboat	45°	15	44°	12

Таблица 1. Результаты тестирования изображений без шума; (ϕ , L) - параметры размытия; (ϕ найд., L найд.) - параметры, найденные с помощью предложенного метода.

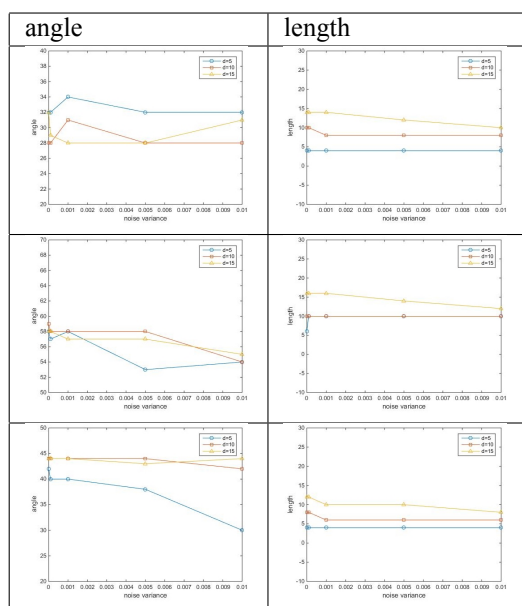


Таблица 2. Результаты для изображений baboon($\phi = 30, L = 5; 10; 15$), lena($\phi = 60, L = 5; 10; 15$), sailboat ($\phi = 45, L = 5; 10; 15$) с вариацией Гауссовского шума 0, 0.0001, 0.001, 0.005, 0.01 соответственно.

6. Заключение

Предложен метод оценки функции точечного источника размытия движением для автоматического восстановления изображений. Метод основан на анализе хребтовых структур. Рассматриваемый метод предполагает направленное пространственно-постоянное размытие движением. Метод показал достаточно хорошие результаты определения параметров ядра размытия движением, достаточно устойчивые к наличию Гауссовского шума. В дальнейшем предполагается использование в предложенном алгоритме многомасштабного аналога нахождения хребтовых структур.

7. Благодарности

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, грант 16-07-01207.

8. Литература

- [1] Cannon M. Blind deconvolution of spatially invariant image blurs with phase //IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing. – 1976. – Т. 24. – №. 1. – С. 58-63.
- [2] Yitzhaky Y., Kopeika N. S. Identification of blur parameters from motion blurred images //Graphical models and image processing. – 1997. – Т. 59. – №. 5. – С. 310-320.
- [3] Tanaka M., Yoneji K., Okutomi M. Motion blur parameter identification from a linearly blurred image // Consumer Electronics, 2007. ICCE

2007. Digest of Technical Papers. International Conference on. – IEEE, 2007. – С. 1-2.
- [4] Ji H., Liu C. Motion blur identification from image gradients //Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on. – IEEE, 2008. – С. 1-8.
- [5] Phansalkar N. Determination of linear motion point spread function using hough transform for image restoration // Computational Intelligence and Computing Research (ICCIC), 2010 IEEE International Conference on. – IEEE, 2010. – С. 1-4.
- [6] Oliveira J. P., Figueiredo M. A. T., Bioucas-Dias J. M. Parametric blur estimation for blind restoration of natural images: Linear motion and out-of-focus // IEEE Transactions on Image Processing. – 2014. – Т. 23. – №. 1. – С. 466-477.
- [7] Wang Z., Yao Z., Wang Q. Improved scheme of estimating motion blur parameters for image restoration //Digital Signal Processing. – 2017. – Т. 65. – С. 11-18.
- [8] Lin H. Y., Li K. J. Motion blur removal and its application to vehicle speed detection // Image Processing, 2004. ICIP'04. 2004 International Conference on. IEEE, 2004. – Т. 5. – С. 3407-3410.
- [9] Kang S. K., Min J. H., Paik J. K. Segmentation-based spatially adaptive motion blur removal and its application to surveillance systems // Image Processing, 2001. Proceedings. 2001 International Conference on. IEEE, 2001. – Т. 1. – С. 245-248.
- [10] Qi X. Y., Zhang L., Tan C. L Motion deblurring for optical character recognition // Document Analysis and Recognition, 2005. Proceedings. Eighth International Conference on. IEEE, 2005. – С. 389-393.
- [11] Aizenberg I. et al Blur identification by multilayer neural network based on multivalued neurons // IEEE Transactions on Neural Networks, 2008. – Т. 19. 5. – С. 883-898.
- [12] Serrat J., López A., Lloret D. On ridges and valleys [image registration] // Pattern Recognition, 2000. Proceedings. 15th International Conference on. – IEEE, 2000. – Т. 4. – С. 59-66.