#### МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ МЕТОДЫ

# Восстановление мультиспектральных изображений методом реконструкции градиентов и оценка параметров смаза на основе модели многоцелевого согласования<sup>1</sup>

#### В.Н. Карнаухов, М.Г. Мозеров

Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, 127051, Россия Поступила в редколлегию 15.06.2016

Аннотация—В статье предлагается оригинальный метод восстановления мультиспектральных изображений, основанный на реконструкции градиентов. Метод использует простое соотношение между градиентом соседних точек в искажённом изображении и градиентом удалённых точек в исходного изображения. Результат восстановления с помощью предложенного алгоритма превосходит стандартный метод на основе винеровской фильтрации. В статье предлагается также новый метод оценки параметров искажающего оператора смаза движения. Смазанное изображение в этом случае рассматривается, как суперпозиция M сдвинутых оригинальных изображений. В этом случае автокорреляционная свёртка искажённого изображения представима в виде линейной комбинация  $M^2$  взаимных свёрток нескольких идентичных сдвинутых изображений. Таким образом, автокорреляционная функция искажённого изображения представляет собой прямую линию, проходящую через центр при этом направление этой линии и её длина совпадают с параметрами искажающего оператора. Предложенный метод демонстрирует более точную оценку параметров смаза движения в сравнении с лучшими современными алгоритмами. Кроме того, метод затрачивает на вычисление параметров значительно меньше времени, чем популярные алгоритмы оценки, основанные на преобразовании Радона.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** восстановление мильтиспектральных изображений, смаз движения, оценка параметров смаза

#### ВВЕДЕНИЕ

Относительное движение между камерой и регистрируемым объектом является основной причиной смаза на изображении. Цель алгоритмов восстановления: воссоздать изображение наиболее приближённое к оригиналу. Методы восстановления изображений, искажённых оператором смаза используются во многих приложениях связанных с компьютерным зрением и обработкой изображения [1]. Современные методы восстановления смазанных изображений часто используют параметрическое восстановление [2]–[6], то есть предполагается, что параметры искажения известны. Поэтому первым шагом на пути решения проблемы восстановления является оценка параметров искажения, которые, чаще всего не известны заранее [7, 8]. Кроме того, задача оценки параметров смаза близка к задачам оценки движения и может быть использована для калибровки камеры автономной навигации [9]. В настоящее время можно выделить три основных группы алгоритмов, используемых для оценки параметров смаза движения:

– Кепстральные методы [10, 11];

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

- Алгоритмы поворачивающихся фильтров [12, 13];
- Алгоритмы, основанные на преобразовании Радона [5,14].

Кепстральный метод достаточно прост и не требует больших вычислительных затрат, однако точность определения параметров смаза этого метода уступает другим методам, кроме того эта техника оценки чувствительна к шуму. Методы, основанные на преобразовании Радона в настоящее время считаются наиболее точными при оценке параметров искажения смаза, однако такая техника оценки требует значительных вычислительных затрат по времени.

В этой статье предлагается два новых подхода в задаче восстановления смазанных изображений, как для самого параметрического восстановления, так и для определения параметров искажающего оператора. Предложенное параметрическое восстановление смазанных изображений основано на простом соотношении между градиентом соседних точек в искажённом изображении и градиентом удалённых точек в исходного изображения. Результат восстановления с помощью предложенного алгоритма превосходит стандартный метод на основе винеровской фильтрации. Также предложен метод оценки параметров смаза который в среднем превосходит результаты вычислений на основе преобразования Радона, при этом наш алгоритм работает значительно быстрее. Для оценки параметров смаза в статье предложена модель много целевого согласования. Искажённое изображение в этой модели представлено, как суперпозиция M исходных изображений. Таким образом, произвольная пара таких изображений может быть согласована друг с другом, как сдвиг с некоторым вектором в соответствии с парадигмой оптического потока [15]. Так как вектор сдвига имеет один и тот же угол для всех пар, то в плоскости автокорреляционной свёртки каждая пара будет отмечена своим собственным пиком и все эти пики будут лежать на линии проходящей через центр автокорреляционной функции с направлением, совпадающим с углом смаза движения  $\vartheta$ .

Для исследования свойств предложенных алгоритмов мы использовали мультиспектральные изображения состоящие из трёх каналов видимого света – красный зелёный синий (КЗС) и одного канала ближнего инфракрасного (БИК) диапазона. Сочетание КЗС-БИК во многих случаях дополняет друг друга и позволяет получить детальную информацию в тех областях регистрируемой сцены, где преобладает та или иная длина волны регистрируемого света. С другой стороны точность оценки параметров смаза в нашей статье так же зависит от длины волны канала. Таким образом, правильно оценивая параметры искажающего оператора по зелёному каналу, можно более точно восстановить искажённое изображение в диапазоне БИК. Все использованные в данной статье мультиспектральные изображения были взяты из базы данных созданной по статье [16].

Статья организована следующим образом: в разделе 1 предложен новый алгоритм восстановления, основанный на реконструкции градиентов, в разделе 2 описан новый алгоритм оценки параметров смаза, в разделе 3 приведены экспериментальные результаты по автоматическому восстановлению мультиспектральных изображений.

#### 1. МЕТОД РЕКОНСТРУКЦИИ ГРАДИЕНТОВ ДЛЯ ВОССТАНОВЛЕНИЯ СМАЗАННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Допустим I – исходное неискажённое изображение и  $\tilde{I}$  – изображение, искаженное смазом с некоторыми параметрами: L – длина смаза и  $\vartheta$  – угол направления смаза. В случае линейного приближения оператор смаза движения может быть представлен следующим образом:

$$\tilde{I}(x,y) = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{L} I(x + m\cos\theta, y + m\sin\theta), \tag{1}$$

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ПРОЦЕССЫ ТОМ 16 № 2 2016

где M=L+1 — число сдвинутых исходных изображений в аддитивной модели. Рассмотрим градиент функции  $\tilde{I}$  по направлению  $\Delta_{\vartheta}$ :

$$\Delta_{\vartheta} \tilde{I}(x,y) = \tilde{I}(x + \cos \vartheta, y + \sin \vartheta) - \tilde{I}(x,y)$$
(2)

или, делая подстановку в (2) из (1), получаем:

$$I(x + M\cos\vartheta, y + M\sin\vartheta) - I(x,y) = M\Delta_{\vartheta}\tilde{I}(x,y). \tag{3}$$

Таким образом, "длинный" градиент (когда вычисляется разность не между соседними значениями функции, а между удалёнными в M раз точками этой функции) искомой функции по направлению  $\Delta_{\vartheta}$  выражается через значения "коротких" градиентов искажённой функции. Так как, зная значения градиентов некоторой одномерной функции (в нашем случае это произвольная линия вдоль направления смаза), можно восстановить эту функцию с точностью до константы:

$$I(x,y) = I(x - M\cos\theta, y - M\sin\theta) + M\Delta_{\theta}\tilde{I}(x,y) + C(\theta), \tag{4}$$

Если значения координат  $[x-M\cos\vartheta,y-M\sin\vartheta]$  восстанавливаемой функции I не входит в область определения, то значения этой функции в (4) необходимо положить равными нулю  $I\left(x,y\right)=0$ . Неизвестную константу  $C\left(\vartheta\right)$  можно вычислить из очевидного предположения о равенстве средних значений исходного изображения и изображения, искажённого оператором смаза:  $\langle I\left(x,y\right)\rangle_{\vartheta}=\left\langle \tilde{I}\left(x,y\right)\right\rangle_{\vartheta}\Rightarrow C\left(\vartheta\right)=\left\langle \tilde{I}\left(x,y\right)\right\rangle_{\vartheta}-\langle I\left(x,y\right)\rangle_{\vartheta}.$ 

Таким образом, если параметры смаза L и  $\vartheta$  известны, то задача восстановления сводится к вычислению искомой функции по простой формуле (4). В следующем разделе мы покажем как оценить эти параметры по искажённому наблюдаемому изображению.

### 2. МОДЕЛЬ МНОГОЦЕЛЕВОГО СОГЛАСОВАНИЯ И ОЦЕНКА ПАРАМЕТРОВ СМАЗА ДВИЖЕНИЯ

Искажающий оператор в (1) является общепринятой модель описания процесса смаза изображения (например [3]). Однако для модели согласования объектов, удобнее рассматривать не само изображение, а его градиентное представление. Для этого перепишем уравнение (1) в следующей форме:

$$\tilde{f}(x,y) = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{L} f(x + m\cos\theta, y + m\sin\theta), \tag{5}$$

где f комплексная функция вида:

$$f(x,y) = I(x+1,y) - I(x,y) + i(I(x,y+1) - I(x,y)).$$
(6)

Подставим выражение  $f_m(x,y) = f(x + (m-1)\cos\vartheta, y + (m-1)\sin\vartheta)$  в уравнение (5), тогда:

$$\tilde{f}(x,y) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} f_m(x,y). \tag{7}$$

Уравнение (7) означает, что наблюдаемое искажённое изображение  $\tilde{f}$  состоит из M сдвинутых повторов  $f_m$  оf исходного изображения градиентов. Поэтому естественно допустить что изображение  $f_m$  согласуется с любым другим изображением  $f_k$  при этом каждому такому согласованию соответствует некоторый вектор взаимного сдвига, угол которого в поляной системе

координат соответствует углу оператора смаза  $|\vartheta|$  и длиной равной |m-k|. Такой взаимный вектор сдвига совпадает с корреляционным пиком в плоскости функции  $g_{m,k}=f_m*f_k$ . Следовательно, корреляционная функция изображения градиентов будет являться суммой попарных корреляций  $g_{m,k}$ :

$$g = \tilde{f} * \tilde{f} = \frac{1}{M^2} \sum_{m=1}^{M} \sum_{k=1}^{M} g_{m,k}.$$
 (8)

Если пик каждой такой корреляции  $g_{m,k}$  дельта функция, функция g представляет собой чёткую линию под углом  $\vartheta$ , а длина линии выражается как:

$$g\left(\rho|\vartheta^{ES}\right) \propto M\left(M-\rho\right),$$
 (9)

где  $\vartheta^{ES}$  оценка угла смаза и область определения  $\rho$  is  $0 \le \rho \le M$ .

Автокорреляционная функция реальных изображений выглядит, как в теории. Поэтому можно определить угол смаза  $\vartheta$  по максимуму интеграла вдоль произвольного направления:

$$\vartheta = \operatorname*{arg\,max}_{\vartheta} Q\left(\vartheta\right),\tag{10}$$

где  $Q(\vartheta)$  интеграл вдоль произвольного угла в полярной системе координат в области автокорреляционной функции q:

$$Q(\vartheta) = \sum_{p=-P}^{p=P} 2g(p,\vartheta) - \left(g^{lft}(p,\vartheta) + g^{rgt}(p,\vartheta)\right). \tag{11}$$

Здесь P максимальная длина оцениваемого смаза в пикселах; а  $g^{lft}(\rho|\vartheta)$  и  $g^{rgt}(\rho|\vartheta)$  два дополнительных направления интегрирования, используемые для получения более точной оценки. В самом деле, значение функции g вдоль истинного направления смаза должно быть локальным максимумом и в направлении нормальном к истинному.

Заметим, для получения автокорреляционной функции g для грубой оценки длины смаза L мы используем уравнение (6), однако для оценки угла мы используем несколько иную функцию градиента:

$$|f(x,y)| = \begin{cases} 1 & \text{if } (x_0 - x)^2 + (y_0 - y)^2 < \frac{X^2}{4} \\ 0 & \text{elsewhere} \end{cases}$$
 (12)

где  $[x_0, y_0]$  центр изображения X размер апертуры. Другими словами, мы сохраняем фазу комплексной функции f в уравнении (6) и, в тоже время, устанавливаем значение амплитуды внутри некоторого круга равной единице и нулю вне этого круга. Цель такого предварительного преобразования подавить шум квадратной апертуры изображения и одновременно уравнять все направления градиентов на изображении. Для точной оценки длины смаза рассмотрим амплитуду смазанного изображения в частотной плоскости:

$$F = |\mathcal{F}\{f\}|, \tag{13}$$

где знак  $\mathcal{F}\{\}$  обозначает дискретное преобразование Фурье.

Если функция f искажена смазом с углом  $\vartheta$ , тогда срез функции F вдоль этого угла  $\vartheta$  можно аппроксимировать функцией  $sinc^2$  [1] с базовым периодом равным:

$$\rho_T = \frac{X}{M}.\tag{14}$$

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ПРОЦЕССЫ ТОМ 16 № 2 2016

Для реальных изображений нули  $sinc^2$  функции становятся локальными минимумами, которые необходимо найти, чтобы оценить длину смаза. К сожалению, подобный метод оценки длины смаза не работает для реальных изображений, и в этой статье мы предлагаем модификацию, с использованием грубой оценки M в уравнении (9), а затем коррекцией:

$$M = \underset{\rho_T}{\operatorname{arg\,min}} \left( \sum_{0 < k < K} \hat{F}(k\rho_T) \right), \tag{15}$$

где  $\hat{F}$  усреднение по нормальному направлению F; K число возможных минимумов, число которых допускает область определения поиска параметра M:  $M_{rough} - \Delta M < M < M_{rough} + \Delta M$  при условии  $\frac{X}{2} > K \rho_T = \frac{X}{M}$ .

#### 3. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

В первой части этого раздела представлены результаты сравнения оценок угла и длины смаза движения, полученные с помощью предложенного алгоритма и некоторых известных методов, опубликованных к настоящему времени. Для этой серии экспериментов мы выбрали два "стандартных" тестовых изображения: "Lena" и "Cameraman". Эти изображения подверглись искажениям с некоторыми типичными параметрами смаза. Затем была осуществлена оценка параметров смаза полученных искаженных изображений с помощью некоторых известных алгоритмов и метода, предложенного в данной статье.

В Таблице 1 представлены результаты сравнения оценок угла смаза, а в Таблице 2 — результаты сравнения оценок длины смаза. Нетрудно видеть, что точность работы предложенного алгоритма превосходят оценки других методов.

**Таблица 1.** Оценка угла смаза движения  $\vartheta$ .

Изображение	Дано: $\vartheta$	Радон [17]	Rekleitis [18]	Габор [19]	Наш метод
"Lena" $(L=15)$	$\vartheta = 30^{\circ}$	$\vartheta_{est} = 29^{\circ}$	$\vartheta_{est} = 28^{\circ}$	$\vartheta_{est} = 29^{\circ}$	$\vartheta_{est} = 30^{\circ}$
"Cameraman" $(L = 30)$	$\vartheta = 40^{\circ}$	$\vartheta_{est}=41^\circ$	$\vartheta_{est} = 43^{\circ}$	$\vartheta_{est}=39^\circ$	$\vartheta_{est} = 40^{\circ}$

**Таблица 2.** Оценка длины смаза движения L.

Изобра	жение	Дано: L	Радон [11]	Rekleitis [18]	RBFNN [19]	Наш метод
"Lena"	$(\vartheta = 30^\circ)$	L = 15	$L_{est} = 18$	$L_{est} = 19$	$L_{est} = 14$	$L_{est} = 15$
"Cameramar	$\mathbf{n}" \ (\vartheta = 40^{\circ})$	L = 30	$L_{est} = 27$	$L_{est} = 32$	$L_{est} = 29$	$L_{est} = 30$

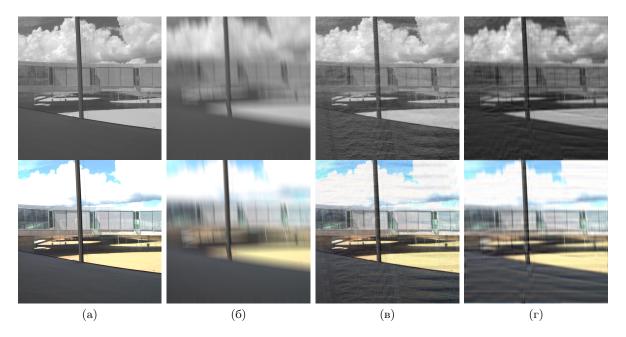
Во второй части этого раздела представлены результаты восстановления смазанных изображений с помощью предложенного метода реконструкции градиентов (см. раздел 1). Для этой серии экспериментов взяты из базы данных, использованной в статье [16], четыре мультиспектральных изображения: "Виноградник", "Поле", "Переход" и "Аэропорт'. Эти исходные тестовые изображения представлены на Рис. 1. Каждое из этих четырёх изображений было искажено оператором смаза с различными значениями длины смаза L и угла смаза  $\vartheta$ . Значения параметров этих искажений были оценены для каждого канала отдельно с использованием предложенного метода (см. раздел 2).

Результаты оценок параметров смаза даны в Таблице 3. Из этой таблицы видно, что для малых значений длины смаза определение величины и угла в инфракрасном диапазоне определяется с большей погрешностью. Поэтому при оценке параметров смаза были использованы

медианные значение по всем каналам. Полученные результаты демонстрируют более высокое визуальное качество восстановления предложенным методом в сравнении со стандартным методом Винера. В качестве примера, на Рис. 2 представлены результаты восстановления изображений "Аэропорт", смазанных с параметрами L=40 и  $\vartheta=80^\circ$  и восстановленных с использованием классического винеровского фильтра и предложенного метода.



**Рис. 1.** Мультиспектральные изображения взяты из базы данных, использованной в статье [16]: (a) — "Виноградник"; (б) — "Поле"; (в) — "Переход"; (г) — "Аэропорт". Верхняя часть изображений представляет БИК канал, нижняя часть — КЗС каналы.



**Рис. 2.** Иллюстрация восстановления искажённого изображения "Аэропорт": (а) – исходные изображения; (б) – изображения, смазанные с параметрами L=40 и  $\vartheta=80^\circ$ ; (в) – изображения, восстановленные предложенным методом; (г) – изображения, восстановленные винеровским фильтром.

**Таблица 3.** Результаты оценки параметров смаза, и сравнение качества восстановления нашего алгоритма и стандартного винеровского фильтра. Качество оценивается по критерию пикового отношения сигнала к шуму в dB.

	Искажение			Оценка		Качество восстановления	
Изображение			Канал				
	L	$\vartheta$		L	$\vartheta$	Винер	Наш метод
Виноградник	15	20°	ИК	15.1	19.4°	$16.0~\mathrm{dB}$	31.8 dB
			K	15.0	$20.2^{\circ}$		
			3	15.0	$20.4^{\circ}$	$25.2~\mathrm{dB}$	27.9  dB
			$^{\rm C}$	15.0	$20.6^{\circ}$		
Поле	20	40°	ИК	20.1	40.0°	$15.8~\mathrm{dB}$	31.4 dB
			K	20.1	$40.0^{\circ}$		
			3	20.0	$39.8^{\circ}$	28.5  dB	31.6  dB
			С	20.1	$40.0^{\circ}$		
Переход	10	60°	ИК	9.9	60.0°	18.0 dB	33.2 dB
			K	10.1	$60.6^{\circ}$		
	10		3	10.0	$60.4^{\circ}$	$28.0~\mathrm{dB}$	28.8  dB
			$^{\rm C}$	10.0	$60.4^{\circ}$		
Аэропорт	40	80°	ИК	39.8	80.4°	$15.0~\mathrm{dB}$	27.3 dB
			K	39.9	$80.4^{\circ}$		
			3	40.0	$80.4^{\circ}$	23.6  dB	25.5  dB
			$^{\rm C}$	40.0	$80.4^{\circ}$		

#### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье представлено два главных достижения – новый алгоритм восстановления смазанных изображений и новый метод оценки параметров смаза движения. Результат восстановления с помощью предложенного алгоритма превосходит стандартный метод на основе винеровской фильтрации. Так же в статье предлагается новый метод оценки параметров искажающего оператора смаза движения. Предложенный метод демонстрирует более точную оценку параметров смаза движения в сравнении с лучшими современными алгоритмами. Кроме того, метод затрачивает на вычисление параметров значительно меньше времени, чем популярные алгоритмы оценки, основанные на преобразовании Радона.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- 1. Yaroslavsky L. Digital holography and digital image processing: principles, methods, algorithms. Springer Science & Business Media, 2013.
- 2. 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.
- 3. 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.
- 4. 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.
- 5. 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.
- Chochia P., Milukova O. Comparison of two-dimensional variations in the context of the digital image complexity assessment. *Journal of Communications Technology and Electronics*. 2015. Vol. 60, no. 12. P. 1432–1440.
- 7. Karnaukhov V., Kober V. Blind identification of linear degradation operators in the fourier domain. SPIE's 60 Annual Meeting, Conference: Applications of Digital Image Processing XXXVIII / SPIE. Vol. 9599. 2015. P. 95992I–7.

- 8. 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.
- 9. 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. 0231011–6.
- 10. Cannon M. Blind deconvolution of spatially invariant image blurs with phase. Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on. 1976. Vol. 24, no. 1. P. 58–63.
- 11. Rekleitis I. M. Steerable filters and cepstral analysis for optical flow calculation from a single blurred image. *Vision Interface*. Vol. 1. 1996. P. 159–166.
- 12. Freeman W. T., Adelson E. H. The design and use of steerable filters. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*. 1991. no. 9. P. 891–906.
- 13. Simoncelli E. P., Farid H. Steerable wedge filters for local orientation analysis. *IEEE transactions on Image Processing*. 1996. Vol. 5, no. 9. P. 1377–1382.
- 14. Toft P. A., Sørensen J. A. The Radon transform-theory and implementation: Ph. D. thesis / Peter Aundal Toft, John Aasted Sørensen; Technical University of DenmarkDanmarks Tekniske Universitet, Department of Informatics and Mathematical ModelingInstitut for Informatik og Matematisk Modellering. 1996.
- 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. Brown M., Süsstrunk S. Multispectral SIFT for scene category recognition. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR11)*. Colorado Springs, 2011. June. P. 177–184.
- 17. Moghaddam M. E., Jamzad M. Motion blur identification in noisy images using mathematical models and statistical measures. *Pattern recognition*. 2007. Vol. 40, no. 7. P. 1946–1957.
- 18. Rekleitis I. N. Optical flow recognition from the power spectrum of a single blurred image. *Image Processing*, 1996. Proceedings., International Conference on / IEEE. Vol. 3. 1996. P. 791–794.
- 19. Dash R., Majhi B. Motion blur parameters estimation for image restoration. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*. 2014. Vol. 125, no. 5. P. 1634–1640.

## A gradient recovery restoration of multispectral images corrupted by motion blur and blur parameters estimation based on a multi-target matching model

#### Karnaukhov V., Mozerov M.

In this paper new method to restore multispectral images based on the corrupted image gradient reconstruction is proposed. This method uses a simple relationship between near and far gradients in the corrupted images. The result of restoration outperforms standard Wiener filter technique. Also a new method to estimate motion blur parameters is presented. This blurred image is considered as a superposition of M shifted images identical to the original non-blurred image. In this case convolution of the blurred image with itself can be considered as  $M^2$  pairwise convolutions which contribute in the resultant autocorrelation function producing a distinguishable line corresponding to the estimated motion blur angle. The proposed method demonstrates the same or even better accuracy of the motion blur angle estimation in comparison with state-of-the-art methods. While our method possesses lower computational complexity than popular accurate methods based on Radon transform.

**KEYWORDS:** mulitispectral image restoration, motion blur, motion blur estimation.