Информационные процессы, Том 15, № 2, 2015, стр. 269–277
© *2015 Кобер, Карнаухов.*

Восстановление мультиспектральных изображений, искаженных пространственно-неоднородным движением камеры[1]

В.И. Кобер*, **В.Н. Карнаухов***

Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, 127051, Россия
Поступила в редколлегию 09.06.2015

Аннотация—Большинство существующих методов восстановления искаженных мультиспектральных изображений используют модель смаза, как свертку исходного изображения с равномерным ядром. Однако в реальной жизни в условиях низкой освещенности смаз изображения, как правило, является неравномерным в пространственной области, так как процесс съемки сцены камерой сопровождается такими явлениями, как дрожание и вращение камеры в трехмерном пространстве при открытом затворе камеры. В данной работе предлагается метод “слепого” локально-адаптивного восстановления изображения в области скользящего ортогонального преобразования. Предполагается, что оператор смаза сигнала в скользящем окне малого размера является пространственно-однородным. Проведен сравнительный анализ работы известных и предлагаемого подходов для восстановления цветных изображений, смазанных пространственно-неоднородным движением камеры.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: восстановление изображений, мультиспектральный сигнал, смаз, неоднородное искажение.

ВВЕДЕНИЕ

Задача восстановления изображений, искаженных однородным и неоднородным смазом вследствие движения камеры, не является новой, и существуют различные подходы к решению этой задачи. Рассмотрим некоторые из этих подходов. Большинство методов восстановления используют модель равномерного смаза [1]–[4]. Модели неравномерного смаза, как правило, основываются на предположениях локальной однородности искажения, например, для моделирования смаза на изображениях при кусочно-равномерном движением объектов сцены или камеры [5]–[7]. В настоящее время разрабатываются глобальные модели неравномерного непрерывного смаза, однако в этом случае на движения объектов и камеры накладываются дополнительные ограничения, связанные, например, с траекторией и другими параметрами движения камеры или объектов [8]. Если функция рассеяния точки для каждого элемента изображения известна, задача восстановления изображения упрощается. Для ее решения можно использовать стандартные методы, такие как Винеровская фильтрация (для равномерного смаза) или алгоритм Ричардсона-Люси (для обобщенного смаза) [9], [10]. Задача восстановления изображений при неизвестной функции рассеяния точки для каждого элемента изображения является наиболее сложной и называется “слепым” восстановлением. Для равномерного смаза применяются, как методы оценивания ядра смаза по искажённому изображению с использованием различных статистических моментов [2], [11], так и итерационно-вариационный подход [12]–[14]: искаженное изображение раскладывается на пирамиду изображений с разным разрешением; затем, выбирается простое ядро смаза минимального размера и решается

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

вариационная задача для самого маленького изображения пирамиды; увеличивается размер ядра и повторяется алгоритм для всех изображений пирамиды, уточняя ядро смаза. Задача оценивания функция рассеяния точки для каждого элемента изображения в случае произвольного неравномерного смаза может быть сведена к задаче равномерного смаза на небольших, пересекающихся фрагментах изображения.

В этой работе мы предлагаем метод “слепого” локально-адаптивного восстановления мультиспектральных изображений в области скользящего ортогонального преобразования. Предполагается, что оператор смаза сигнала в скользящем окне малого размера является пространственно-однородным, а так как размер окна мал, то алгоритм оценивания ядра смаза с помощью статистических моментов достаточно точно и быстро позволяет его вычислить. Приведены результаты восстановления на цветных изображениях, как с помощью компьютерного моделирования, так и на реальных изображениях.

Статья организована следующим образом: в разделе 1 описана модель формирования смазанного мультиспектрального изображения, в разделе 2 описан предлагаемый подход к восстановлению изображений, в разделе 3 представлены полученные результаты, и, наконец, Заключение суммирует наши выводы.

1. МОДЕЛЬ ФОРМИРОВАНИЯ СМАЗАННОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ

Информация о мультиспектральном исходном изображении $\{S(g,v,\lambda),\ \lambda=\lambda_1,\dots,\lambda_p\}$ переносится излучением в оптическую систему, которая характеризуется функцией размытия точки $PSF(x,y,g,v,\lambda)$. Оптическая система формирует монохроматическое изображение $s(x,y,\lambda)$ на матричном фотоприемнике по линейному закону, записанному с учетом длины волны электромагнитного излучения λ, как

$$s(x,y,\lambda)=\iint\limits_{\Delta S} S(g,v,\lambda)\,PSF(x,y,g,v,\lambda)\,dx\,dy, \tag{1}$$

где ΔS — область исходного изображения, (g,v) — координаты точки в плоскости исходного изображения, (x,y) — координаты точки в плоскости регистрируемого изображения. При регистрации мультиспектрального изображения формируется множество монохроматических изображений с P спектральными диапазонами $\{s(g,v,\lambda),\ \lambda=\lambda_1,\dots,\lambda_P\}$. Для реальных матричных фотоприемниках спектральная чувствительность элементов сенсора $\gamma(x,y,\lambda)$ может быть неодинаковой по полю датчика. Однако, как правило, эта функция задана производителем или ее можно измерить. В реальной жизни исходное изображение является непрерывным, и процесс его линейного формирования можно записать при помощи интегрального уравнения Фредгольма первого рода, которое в случае регистрации мультиспектрального изображения примет вид:

$$\iint\limits_{\Delta S} S(g,v,\lambda)\,PSF_\gamma(x,y,g,v,\lambda)\,dg\,dv=s(i,j,\lambda)+n(i,j,\lambda), \tag{2}$$

$$PSF_\gamma(i,j,g,v,\lambda)=\iint\limits_{A_{ij}} \gamma(x,y,\lambda)\,PSF(x,y,g,v,\lambda)\,dx\,dy, \tag{3}$$

где A_{ij} — площадь (i,j)-го светочувствительного элемента, $n(i,j,\lambda)$ — ошибка преобразования (i,j)-ым элементом матричного приемника электрического сигнала на длине волны λ (аддитивный шум сенсора).

Функция размытия точки может меняться по изображению при движении камеры. Так, для описания траектории движения камеры нужно использовать шесть параметров: три пространственных и три угловых координаты. Рассмотрим упрощенную геометрическую модель смаза изображения из-за движения камеры во время съемки. Как было отмечено в статье [15] поворот камеры в трехмерном пространстве значительно больше влияет на размытие изображения, чем относительное перемещение камеры в плоскости параллельно снимаемой сцене. Предположим, что оптическая система камеры имеет фокусное расстояние F, которое приблизительно равно ширине матричного сенсора в пикселях. Тогда размер смаза d точки исходной сцены, которая находится на расстоянии D от камеры и проецируется в центр камеры, можно в пикселях оценить, как

$$d = \frac{\Delta_x}{D}, \tag{4}$$

где Δ_x — относительное перемещение камеры в плоскости параллельно снимаемой сцене. Однако, при повороте камеры на угол φ в плоскости параллельной плоскости сцены, размер смаза d точки исходной сцены можно оценить, как

$$d = \tan(\varphi)\, F. \tag{5}$$

Например, при расстоянии до сцены $D = 10$ метров и фокусном расстоянии, равным ширине матричного приемника, около 1000 пикселей, смаз цифрового изображения $d = 10$ пикселей получается при перемещении камеры на 10 см. К такому же смазу цифрового изображения приводит поворот камеры на 0.6 градуса в независимости от расстояния до сцены. Подобное дрожание камеры при съемке камерой человеком в условиях, когда требуется повышенная выдержка фотосъемки (интервал времени, в течение которого свет экспонирует участок светочувствительной матрицы), вполне реально. Предположим, что исходная сцена статична, съемка сцены производится дрожащей камерой (повороты и перемещения) с открытым затвором в течение некоторого времени, тогда наблюдаемое цифровое изображение формируется интегрированием всех проективных отображений сцены на двумерной плоской поверхности камеры в течение этого времени. Формально, можно определить динамическую функцию размытия точки, зависящую от времени, а в выражениях (1)–(3) дополнительно ввести интегрирование по времени в интервале экспонирования. Однако на практике, удобно заменить интегрирование по времени на взвешенную сумму множества проективных отображений сцены на камеру, с учетом изменения положения и ориентации камеры. В матричной форме это можно записать следующим образом [15]:

$$f_p = W s_p + n_p, \tag{6}$$

где $\{f_p,\ p = 1, \ldots, P\}$ — компоненты искаженного мультиспектрального наблюдаемого изображения, $\{s_p,\ p = 1, \ldots, P\}$ — компоненты неискаженного мультиспектрального изображения с P спектральными диапазонами, $\{n_p,\ p = 1, \ldots, P\}$ — мультиспектральный аддитивный шум сенсора, $s_p, F_p, n_p \in \mathbf{R}^N$, $N = N_R \times N_C$ — размер изображений, а $W \in \mathbf{R}^{N\times N}$ — разреженная весовая матрица, содержащая информацию о проективных преобразованиях сцены и ее изображениях в камере, то есть о локальных смазах исходного изображения.

2. ЛОКАЛЬНО-АДАПТИВНЫЙ МЕТОД ВОССТАНОВЛЕНИЯ

Так как предлагаемый метод основан на предположении, что для локального фрагмента изображения малого размера смаз от дрожания камеры можно считать пространственно-однородным, то рассмотрим кратко оптимальную обобщенную линейную фильтрацию в области дискретного ортогонального преобразования. Без потери общности, предположим, что все сигналы являются одномерными и действительными. Пусть $s = \{s_k,\ k = 1,\dots,N\}$ — неискаженный сигнал, $f = \{f_k,\ k = 1,\dots,N\}$ — наблюдаемый сигнал, N — размер фрагмента, $M\{\cdot\}$ — оператор математического ожидания, индекс T означает транспонирование. Пусть $\bar{s} = Hf$ — линейная оценка неискаженного сигнала, которая минимизирует среднюю квадратичную ошибку между восстановленным и неискаженным сигналами. Решением этой задачи является Винеровский фильтр [1]:

$$H = M\left\{sf^T\right\}\left[M\left\{ff^T\right\}\right]^{-1}, \tag{7}$$

Для модели искажения, данной в выражении (6), оптимальный линейный фильтр имеет вид:

$$H = MK_{ss}W^T\left[WK_{ss}W^T + K_{nn}\right]^{-1}, \tag{8}$$

где $K_{ss} = M\{ss^T\},\ K_{nn} = M\{nn^T\}$ — ковариационные матрицы исходного сигнала и шума, предполагается также, что исходный сигнал и шум — некоррелированные. Если информация о пространственно-однородном смазе и шуме неизвестна, то ее можно оценить с использованием статистических моментов [1], [11] и с помощью выборочной дисперсии, вычисленной на малоконтрастных участках сигнала [1]. Самый простой способ определения ориентации и размера однородного смаза — проанализировать модуль спектральной плотности искаженной сцены, потому что импульсная характеристика смаза из-за движения камеры имеет нули в спектральной области, а, следовательно, эти нули присутствуют также и в спектре смазанного изображения [2].

Теперь предположим, что восстановление производится с помощью скалярного фильтра в области скользящего ортогонального преобразования. Выбор ортогонального преобразования для скользящей обработки зависит от многих факторов. При цифровой обработке сигналов часто используются дискретные синусоидальные преобразования, такие как варианты дискретных косинусных преобразований. Широкое использование косинусных преобразований обусловлено тем, что они хорошо аппроксимируют преобразование Карунена-Лоева (ПКЛ) для сигналов с высоким коэффициентом корреляции (реальные изображения), описываемых Марковским случайным процессом [1]. Известно, что матрица ПКЛ состоит из собственных векторов ковариационной матрицы обрабатываемых данных, а, следовательно, ПКЛ зависит от данных. Более того, не существует как единого ПКЛ для всех случайных процессов, так и быстрых алгоритмов вычисления ПКЛ. С другой стороны, матрицы дискретного косинусного преобразования не зависят от обрабатываемых данных, и существуют алгоритмы быстрого вычисления этих преобразований. Более того, при скользящей обработке изображений существует быстрый рекурсивный способ вычисления дискретного косинусного преобразования [16], [17]. Скользящее косинусное преобразование имеет вид:

$$X_s^k = \sum_{n=-N_1}^{N_2} x_{k+n}\cos\left(\pi\frac{\left(n + N_1 + \frac{1}{2}\right)s}{N}\right), \tag{9}$$

где $N = N_1 + N_2 + 1$ — произвольное целое число, $\{x_k;\ k \in \mathbb{Z}\}$ — цифровая последовательность отсчетов, $\left\{X_s^k;\ s = 0, 1, \dots, N-1\right\}$ — коэффициенты преобразования вокруг точки k. Коэффициенты косинусного преобразования можно вычислить как $\left\{C_0^k = X_0^k/\sqrt{2};\ C_s^k = X_s^k,\ s = 0, 1, \dots, N-1\right\}$. Рекурсивное уравнение второго порядка записывается как

$$X_s^{k+1} = 2X_s^k\cos\left(\frac{\pi s}{N}\right) - X_s^{k-1} + \cos\left(\frac{\pi s}{2N}\right)\left(x_{k-N_1-1} - x_{k-N_1} + \ (-1)^s\left(x_{k+N_2+1} - x_{k+N_2}\right)\right). \tag{10}$$

Заметим, что вычисление преобразования для положения окна $k+1$ требует, как значения исходной последовательности x_k, так и коэффициенты СКП для двух предыдущих положений скользящего окна. Если x_k центральный отсчет в окне, то есть $N_1 = N_2$ и $N = 2N_1 + 1$, то обратное преобразование записывается как

$$x_k = \frac{1}{N}\left(2\sum_{s=1}^{N_1}(-1)^s X_{2s}^k + X_0^k\right). \tag{11}$$

Следовательно, в обратном вычислении используются спектральные коэффициенты только с четными индексами. Для каждого положения окна необходимо получить оценку только одного центрального отсчета окна с помощью скалярного фильтра. Используя выражение для обратного косинусного преобразования (11), запишем среднюю квадратичную ошибку:

$$MSE = M\left\{\left[\sum_{l=1}^{N} u_l\left(S_l - \overline{S}_k\right)\right]^2\right\} \tag{12}$$

где $S = \left[\overline{S}_l = H_F f_l,\ l = 1,\ldots,N\right]$ — вектор оценки сигнала в области скользящего преобразования, $F = [F_l = F_l,\ l = 1,\ldots,N]$ — вектор наблюдаемого искаженного сигнала в области скользящего преобразования, $S = [H_u,\ l = 1,\ldots,N]$ — диагональная матрица скалярного фильтра, $u = [u_l,\ l = 1,\ldots,N]$ — вектор весовых коэффициентов обратного скользящего преобразования(11). Оптимальный скалярный фильтр, минимизирующий (12), имеет вид:

$$H_U = \left[P_{ff}\right]^{-1} P_{sf} I_u, \tag{13}$$

где $P_{sf} = [M\{S_l F_k, l, k = 1,\ldots,N\}]$, $P_{ff} = [M\{F_l F_k, l, k = 1,\ldots,N\}]$, $I_u = \operatorname{diag}\left[\overline{\delta}(u_l), l = 1,\ldots, N\right]$ – индикаторная диагональная матрица, состоящая из нулей и единиц, $\overline{\delta}(y)$ – инверсная функция Кронекера. Заметим, что вектор u содержит половину нулевых элементов и определяет размерность скалярного фильтра для фильтрации. Для синтеза локально-адаптивных фильтров требуется знание ковариационных матриц и спектра мощности фрагментов сигнала. На практике их можно заменить оценками, полученными по наблюдаемому сигналу [1].

Вышеописанную процедуру можно использовать для восстановления мультиспектрального изображения, применяя мультиканальную параллельную обработку для каждого спектрального диапазона. Однако, при обработке цветных изображений можно вначале произвести декорреляцию RGB компонент изображения с помощью преобразования, например такого как YIQ [18]. В телевизионном стандарте NTSC используется представление исходного RGB изображения в цветовой модели YIQ цветовых компонент, то есть разложение на яркость (Y) и две искусственных цветоразностных (I и Q) компоненты. Отметим некоторые достоинства такого представления: матрица преобразования цветовых компонент близка к ортонормальной и существует обратное преобразование; преобразованные YIQ компоненты — некоррелированные, а, следовательно, возможна независимая обработка преобразованных каналов; в YIQ модели основную информацию несёт яркостное изображение, а две другие составляющие, отвечающие за цвет, менее важны, а, следовательно, в некоторых случаях можно упростить схему восстановления переходом от трехканальной обработки к одноканальной схеме обработке, то есть производить восстановление только в яркостном канале. Прямое и обратное преобразования задаются следующим образом:

RGB в YIQ:

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.211 & -0.522 & 0.311 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \tag{14}$$

YIQ в RGB:

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0.956 & 0.623 \\ 1 & -0.272 & -0.648 \\ 1 & -1.105 & 0.705 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} \tag{15}$$

В следующем разделе с помощью компьютерного моделирования проиллюстрируем восстановление смазанных цветных изображений с помощью предложенного алгоритма.

3. КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

В этом разделе приведены результаты работы предложенного алгоритма для восстановления цветных изображений, искаженных неравномерным смазом из-за движения камеры. Дополнительно тестовые изображения искажены белым шумом с нулевым средним, то есть, шум полностью характеризуется дисперсией, которую можно оценить на гладких участках изображения. Тестовое изображение показано на Рис. 1(а). Размер цветного RGB изображения — 512x512 отсчетов, каждая компонента имеет 256 уровней квантования, размах сигнала — [0, 255]. Четыре фрагмента изображений (фрагмент 256x256) искажены скользящим равномерным усреднением со следующими размерами смаза: 7, 9, 5, 7 элементов (слева направо, сверху вниз), ориентированного под углами: -30, 0, 30, 60 градусов, соответственно. Тестовое изображение дополнительно искажено белым шумом в каждом спектральном диапазоне с нулевым средним и стандартным отклонением шума — 5. Искаженное изображение показано на Рис. 1(б). Размер скользящего окна обработки выбран равным 35x35 элементов. Были проведены эксперименты с различными параметрами шума. Результаты восстановления Винеровским фильтром и предложенным алгоритмом с точки зрения пикового значения отношения сигнал/шум $PSNR(s,\overline{s}) = 20\,\log_{10}(255/\|s-\overline{s}\|)$ приведены в Таблице 1. Для Винеровской фильтрации были использованы известные значения дисперсии шума и усредненные параметры равномерного смаза: размер равен 7, а угол смаза равен 30 градусов.

Рис. 1. (а) Тестовое изображение, (б) искаженное изображение.

На Рис. 2 приведены результаты восстановления реального цветного изображения из работы [14], смазанного дрожанием камеры. Для сравнения приведены результаты восстановления с помощью известных алгоритмов. Размер исходного изображения — 1123x749 пикселей, размер скользящего окна — 95x95 элементов.

Отметим, что визуально качество восстановления предложенного алгоритма и алгоритма, использующего информацию от сенсоров движения [14], сравнимы.

Таблица 1. PSNR (дБ) для тестируемых алгоритмов.

Искаженное изображение	Винеровская фильтрация	Предложенный метод
18	22.2	25.3
16	19.8	23.1
14	16.5	21.2
12	13.4	18.2

Рис. 2. Результаты восстановления искаженного реального цветного изображения: (а) смазанное изображение; (б) алгоритм, использующий сенсоры движения камеры [14]; (в) алгоритм из работы [13]; (г) предложенный алгоритм.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе представлен метод восстановления мультиспектральных изображений, искаженных пространственно-неравномерным смазом от дрожания камеры. Получена оценка восстановленного сигнала по критерию средней квадратичной ошибки в скользящем окне в дискретном косинусном базисе. Предложенный локально-адаптивный алгоритм хорошо восстанавливает изображения, искаженные пространственно-неоднородным смазом. Основным недостатком предложенного метода является то, что он плохо работает, как и большинство существующих алгоритмов, при большом неравномерном смазе, а также при непрерывном быстром изменении смаза по изображению (так как в этом случае размер скользящего окна должен выбираться маленьким и, как следствие, статистические оценки параметров получаются неудовлетворительными). В дальнейшей работе предлагается использовать вариационные методы для адаптивного оценивания параметров, а для увеличения скорости обработки предполагается реализовать алгоритм восстановления с использованием графических процессоров и технологий параллельного программирования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Jain A.K. Fundamentals of digital image processing, Prentice Hall, NY, USA, 1989.

2. Biemond J., Lagendijk R.L., Mersereau R.M. Iterative methods for image deblurring. *Proceedings of the IEEE*, 1990, vol. 78, No. 5, pp. 856–883.

3. Banham M., Katsaggelos A. Digital image restoration. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1997, vol. 14, No. 2, pp. 24–41.

4. Sroubek F., Flusser J. Multichannel blind iterative image restoration. *Multichannel blind iterative image restoration*, 2003, vol. 12, No. 9, pp. 1094–1106.

5. Sawchuk A.A., Huang T. and Xu B. Space-variant image restoration by coordinate transformations. *Journal of the Optical Society of America*, 1974, vol. 64, No. 2, pp. 138–144.

6. Chakrabarti A., Zickler T., Freeman W.T. Analyzing spatially-varying blur. *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2010, pp. 2512–2519.

7. Levin A., Weiss Y., Durand F., Freeman W.T. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithmsr. *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009, pp. 1964–1971.

8. Tai Y.-W., Tan P., Brown M.S. Richardson-Lucy deblurring for scenes under a projective motion path. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, vol. 33, No. 8, pp. 1603–1618.

9. Richardson W.H. Bayesian-based iterative method of image restoration. *Journal of the Optical Society of America*, 1972, vol. 62, No. 1, pp. 55–59.

10. Lucy L.B. An iterative technique for the rectification of observed distributions. *Astronomical Journal*, 1974, vol. 79, No. 6, pp. 745–754.

11. Yitzhaky Y., Kopeikai N.S. Identification of Blur Parameters from Motion Blurred Images. *Graphical Models and Image Processing*, 1997, vol. 59, No. 5, pp. 310–320.

12. Fergus R., Singh B., Hertzmann A., Roweis S. T., and Freeman W. T. Removing camera shake from a single photograph. *ACM Transactions on Graphics*, 2006, vol. 25, No. 3, pp. 787–794.

13. Shan Q., Jia J. and Agarwala A. High-quality motion deblurring from a single image. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, vol. 27, No. 3, Article 73, 10 pages.

14. Joshi N., Kang S.B., Zitnick C.L., Szeliski R. Image deblurring using inertial measurement sensors. *ACM Transactions on Graphics (TOG) - Proceedings of ACM SIGGRAPH*, 2010, vol. 29, No. 4, Article 30, 9 pages.

15. Whyte O., Sivic J., Zisserman A., Ponce J. Non-uniform Deblurring for Shaken Images. *International Journal on Computer Vision*, 2012, vol. 98, pp. 168–186.

16. Kober V., Cristobal G. Fast recursive algorithms for the short-time discrete cosine transform. *Electronics Letters*, 1999, vol. 35, No. 15, pp. 1236–1238.

17. Kober V. Fast algorithms for the computation of sliding discrete sinusoidal transforms. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, vol. 52, No. 6, pp. 1704–1710.

18. Hunt B. R., Kubler O. Karhunen-Loeve multispectral image restoration, Part I: Theory. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, 1984, vol. ASSP-32, pp. 592–600.

Restoration of multispectral images degraded by non-uniform camera motion

Kober V. and Karnaukhov V.

Common methods of restoration of blurred multispectral images use the following signal model: the observed blurry image is the result of the convolution of a sharp image with a uniform blur kernel. However, in real life in low light conditions the blur from camera motion can be significantly non-uniform across the image due to the shake and 3D rotation of the camera while its shutter is open. In this paper, we propose a method of blind locally-adaptive image restoration in the domain of the sliding discrete cosine transform. It is assumed that the blur operator in a sliding window of a small size is spatially homogeneous. The performance of the proposed method is compared with that of common algorithms for restoration of blurred color images owing to non-uniform camera motion.

KEYWORDS: image restoration, multispectral signal, blur, non-uniform distortion.