

УДК 004.932

## МЕТОД ПОВЫШЕНИЯ РЕЗКОСТИ ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В.В. Беззубик<sup>a</sup>, Н.Р. Белашенков<sup>a</sup>, Г.В. Вдовин<sup>a,b,c</sup>, Н.С. Кармановский<sup>a</sup>, О.А. Соловьев<sup>c</sup><sup>a</sup> Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, bezzubik@mail.ru<sup>b</sup> Дельфтский Технический Университет, Дельфт, 2600 AA, Нидерланды<sup>c</sup> Flexible Optical BV, Рясвяк, 2288 GG, Нидерланды

**Аннотация.** Предложен и апробирован метод улучшения резкости цифровых изображений, основанный на выполнении многомасштабного анализа изображения, вычислении значений дифференциальных откликов его яркости по различным пространственным масштабам и последующем синтезе восстанавливающей функции, с помощью которой повышение резкости изображения производится путем простого поэлементного вычитания значений этой функции из массива значений яркости искаженного изображения. Особенностью метода является использование принципа транспозиции элементов восстанавливающей функции, ее нормировка и учет знака градиента дифференциального отклика яркости изображения в областях вблизи границ объектов. Алгоритм, реализующий предложенный метод, допускает применение целочисленной арифметики, что значительно сокращает время вычислений. В работе показано, что для изображений с небольшой величиной размытия границ, соответствующих неустранимым аберрациям изображающих систем, при синтезе восстанавливающей функции резкости достаточно ограничить рассмотрение двумя первыми масштабам. Предлагаемый метод не требует априорной информации о характере и величине ядра размытия, что соответствует представлениям о «слепой» деконволюции изображений, но практическая реализация данного метода существенно проще и не требует значительных вычислительных ресурсов. Наиболее перспективной областью применения метода являются цифровые системы машинного зрения и интеллектуальные системы наблюдения, предназначенные для работы в составе информационных комплексов, непосредственно связанных с распознаванием образов и выработкой решений на их основе в режиме реального времени.

**Ключевые слова:** цифровое изображение, контраст, резкость, ядро размытия, деконволюция.

**Благодарности.** Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации.

## MULTISCALE DIFFERENTIAL METHOD FOR DIGITAL IMAGE SHARPENING

V.V. Bezzubik<sup>a</sup>, N.R. Belashenkov<sup>a</sup>, G.V. Vdovin<sup>a,b,c</sup>, N.S. Karmanovsky<sup>a</sup>, O.A. Soloviev<sup>c</sup><sup>a</sup> ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, bezzubik@mail.ru<sup>b</sup> Delft Technical University, Delft, 2600 AA, The Netherlands<sup>c</sup> Flexible Optical BV, Rijswijk, 2288 GG, The Netherlands

**Abstract.** We have proposed and tested a novel method for digital image sharpening. The method is based on multi-scale image analysis, calculation of differential responses of image brightness in different spatial scales, and the subsequent calculation of a restoration function, which sharpens the image by simple subtraction of its brightness values from those of the original image. The method features spatial transposition of the restoration function elements, its normalization, and taking into account the sign of the brightness differential response gradient close to the object edges. The calculation algorithm for the proposed method makes use of integer arithmetic that significantly reduces the computation time. The paper shows that for the images containing small amount of the blur due to the residual aberrations of an imaging system, only the first two scales are needed for the calculation of the restoration function. Similar to the blind deconvolution, the method requires no *a priori* information about the nature and magnitude of the blur kernel, but it is computationally inexpensive and is much easier in practical implementation. The most promising applications of the method are machine vision and surveillance systems based on real-time intelligent pattern recognition and decision making.

**Keywords:** digital image, image contrast, sharpness, blur kernel, deconvolution.

**Acknowledgements.** The research has been carried out under financial support of the Ministry of Education & Science of the Russian Federation.

## Введение

Одной из ключевых характеристик, определяющих качество цифровых изображений, является резкость, которую принято связывать с величиной градиента яркости в областях вблизи границ объектов на изображении. При этом чем меньше расстояние, на котором происходит изменение яркости и чем больше величина самого изменения, тем выше резкость. Качество изображения непосредственно связано с его информационной наполненностью – способностью отчетливо отображать мелкие детали. Если рассматривать факторы, влияющие на резкость цифрового изображения, то к ним следует отнести в первую очередь аберрации изображающей оптической системы, главной из которых является дефокусировка, а также пространственный шум, определяемый свойствами матрицы фотоприемного сенсора [1]. Пренебрегая влиянием шумов на качество цифрового изображения, математическое выражение, описывающее преоб-

разование неискаженного изображения  $f(x, y)$  из-за дефокусировки или аберраций, вносимых оптической системой или трактом передачи изображения, можно записать в виде

$$g(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y),$$

где  $x, y$  – поперечные координаты в плоскости изображения,  $h(x, y)$  – искажающее ядро, а символ  $\otimes$  обозначает операцию свертки.

Если считать, что границы объектов на неискаженном изображении  $f(x, y)$  представляют собой области, в пределах которых функция распределения яркости изменяется скачком, то выполнение операции свертки этой функции с искажающим ядром приводит к «размытию» границ объектов и появлению так называемых «транзитных зон», в пределах которых яркость изменяется плавно. При этом контраст мелких деталей уменьшается, а некоторые из них могут вообще исчезнуть. Зрительное восприятие «размытых» изображений в целом затрудняется, а их информационная наполненность существенно снижается.

В литературе существует два основных подхода к решению задачи повышения резкости цифровых изображений, подвергшихся воздействию ядра размытия  $h(x, y)$ . Первый заключается в модификации профиля распределения яркости пикселей в пределах транзитной зоны при сохранении ее ширины, что приводит к повышению доли высокочастотных компонент в спектре сигнала и кажущемуся повышению информационной наполненности изображения. Применение данного подхода улучшает зрительное восприятие подвергнутого обработке изображения, однако степень улучшения оставляет желать большего, так как создается лишь иллюзия повышения резкости, главным образом, за счет появления инвертированных областей яркости на противоположных сторонах границ перепадов яркости на изображениях. Среди этих методов наиболее распространенным является метод нерезкого маскирования (unsharp masking) [2–8], состоящий в том, что исходное изображение подвергают дополнительному «размытию» путем усреднения значений яркости элементов изображения (пикселей) в пределах окрестностей определенного размера. Далее производят операцию вычитания полученного изображения из исходного, а результат складывают с исходным изображением. Этот простой способ является наиболее распространенным в технике обработки цифровых изображений, однако ряд его существенных недостатков, таких как отсутствие требований к параметрам преобразования, приводит к нежелательным результатам в виде модификации локальных контрастов и появлению артефактов.

Другой подход – это восстановление «размытых» изображений, состоящее в поиске функции профиля распределения яркости, наиболее близкой к профилю яркости неискаженного изображения. Реализация данного метода позволяет добиться уменьшения ширины транзитной зоны. Математически это означает выполнение операции обратной свертки (деконволюции), для осуществления которой необходимо знание ядра размытия  $h(x, y)$ . В некоторых случаях априорная информация о характеристиках этого ядра (даже приближительная) существенно упрощает процедуру восстановления изображения благодаря хорошо разработанному математическому аппарату, позволяющему выполнять процедуру деконволюции достаточно эффективно, хотя и ценой трудоемких вычислений [9–11]. В случаях, когда априорная информация об ядре размытия  $h(x, y)$  полностью отсутствует, задача качественного восстановления изображения («слепая» деконволюция) становится намного сложнее, так как в этом случае результат сильно зависит от начальных условий длительного итерационного процесса предсказания–коррекции при поиске неизвестного ядра. Также стремительно возрастает общая трудоемкость вычислений [12–15]. При этом нет никаких гарантий того, что итерационный процесс восстановления изображения сойдется к истинному значению распределения яркости неискаженного изображения.

Таким образом, задача поиска новых способов эффективного восстановления качества искаженных изображений на основе простых алгоритмов продолжает оставаться весьма актуальной.

В настоящей работе предложен метод повышения резкости цифровых изображений, который сочетает в себе простоту и высокую производительность с высокой степенью приближения к «идеальным» характеристикам изображений, сохранением величин локальных и глобальных контрастов, а также отсутствием искусственно создаваемых артефактов. Данный метод позволяет найти приближенное значение  $\tilde{f}(x, y)$  невозмущенной функции  $f(x, y)$  путем простого вычитания из известного сигнала  $g(x, y)$  восстанавливающей функции  $\varphi(x, y)$ :

$$\tilde{f}(x, y) = g(x, y) - \varphi(x, y).$$

Ниже будет описан процесс построения такой восстанавливающей функции  $\varphi(x, y)$ .

### Многомасштабный анализ цифрового изображения

Рассмотрим цифровое полутоновое изображение шириной  $M$  (координата  $x$ , индекс  $i$ ) и высотой  $N$  (координата  $y$ , индекс  $j$ ) пикселей со значениями яркости  $i, j$ -го пикселя  $f_{i,j}$ , подвергшееся воздействию неиз-

вестного ядра размытия  $h_{i,j}$ . Исходное искаженное («размытое») изображение  $g_{i,j}$  может быть представлено в виде результата применения операции дискретной свертки к невозмущенному изображению  $f_{i,j}$ :

$$g_{i,j} = \sum_p \sum_q f_{i+p,j+q} \cdot h_{p,q}.$$

Расположим начало координат изображения в левом верхнем углу так, что индекс  $i$  по координате  $x$  возрастает слева направо от 1 до  $M$ , а индекс  $j$  по координате  $y$  возрастает сверху вниз от 1 до  $N$ .

Введем отдельно для координат  $x$  и  $y$  наборы квадратных цифровых фильтров с нечетным числом элементов  $S \times S$  различного размера ( $S \geq 3$ ), элементы которых имеют следующий вид:

$$Kx_{p,q}^{(S)} = \begin{cases} -1, & -S_c \leq p < 0, \quad -S_c \leq q \leq S_c \\ 0, & p = 0, \quad -S_c \leq q \leq S_c \\ +1, & 0 < p \leq S_c, \quad -S_c \leq q \leq S_c \end{cases}, \quad (1)$$

$$Ky_{p,q}^{(S)} = \begin{cases} -1, & -S_c \leq p \leq S_c, \quad -S_c \leq q < 0 \\ 0, & -S_c \leq p \leq S_c, \quad q = 0 \\ +1, & -S_c \leq p \leq S_c, \quad 0 < q \leq S_c \end{cases}, \quad (2)$$

где  $S_c = (S-1)/2$ ,  $p$  и  $q$  – индексы по координатам  $x$  и  $y$  соответственно, диапазон изменения которых составляет от  $-S_c$  до  $S_c$ . В дальнейшем по аналогии с вейвлет-анализом будем называть величину  $S$  масштабом и обозначать верхним индексом, заключенным в скобки. Ввиду того, что записи (1) и (2) для цифровых фильтров не совсем обычны, для наглядности приведем их вид при  $S = 3$  и  $S = 5$ :

$$Kx^{(3)} = \begin{vmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \end{vmatrix}, \quad Ky^{(3)} = \begin{vmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +1 & +1 \end{vmatrix},$$

$$Kx^{(5)} = \begin{vmatrix} -1 & -1 & 0 & +1 & +1 \\ -1 & -1 & 0 & +1 & +1 \\ -1 & -1 & 0 & +1 & +1 \\ -1 & -1 & 0 & +1 & +1 \\ -1 & -1 & 0 & +1 & +1 \end{vmatrix}, \quad Ky^{(5)} = \begin{vmatrix} -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ +1 & +1 & +1 & +1 & +1 \\ +1 & +1 & +1 & +1 & +1 \end{vmatrix}.$$

Следует отметить, что для  $S = 3$  фильтры  $Kx^{(3)}$  и  $Ky^{(3)}$  представляют собой известные операторы Prewitt, часто используемые при детекции границ объектов в цифровой обработке изображений. Очевидно, что фильтры (1) и (2) удовлетворяют условию нулевого среднего:

$$\sum_{p=-S_c}^{S_c} \sum_{q=-S_c}^{S_c} Kx_{p,q}^{(S)} = 0, \quad \sum_{p=-S_c}^{S_c} \sum_{q=-S_c}^{S_c} Ky_{p,q}^{(S)} = 0. \quad (3)$$

Путем последовательного вычисления дискретной свертки исходного изображения  $g_{i,j}$  с набором фильтров (1) и (2) различного масштаба  $S$ , получим величины  $Rx_{i,j}^{(S)}$  и  $Ry_{i,j}^{(S)}$ ,

$$Rx_{i,j}^{(S)} = A^{-1}(S) \sum_{p=-S_c}^{p=S_c} \sum_{q=-S_c}^{q=S_c} g_{i+p,j+q} \cdot Kx_{p,q}^{(S)}, \quad (4)$$

$$Ry_{i,j}^{(S)} = A^{-1}(S) \sum_{p=-S_c}^{p=S_c} \sum_{q=-S_c}^{q=S_c} g_{i+p,j+q} \cdot Ky_{p,q}^{(S)}, \quad (5)$$

которые в дальнейшем будем называть нормированными дифференциальными откликами яркости цифрового изображения в точке с координатами  $(i, j)$  по соответствующей координате и масштабу  $S$ . Необходимо отметить, что в результате выполнения операции дискретной свертки из-за граничных эффектов размеры массивов дифференциальных откликов уменьшаются и равны  $(M-S-1) \times (N-S-1)$  для соответствующего масштаба  $S$ . В выражениях (4) и (5) нормирующий множитель  $A(S)$  равен  $A(S) = S(S^2 - 1)/4$ . Величина  $A(S)$  выбрана таким образом, чтобы для любого масштаба  $S$  было обеспечено равенство интегральных величин модулей дифференциальных откликов по всему изображению:

$$\sum_{i,j} |Rx_{i,j}^{(S)}| = C_x = \text{const} \forall S, \quad \sum_{i,j} |Ry_{i,j}^{(S)}| = C_y = \text{const} \forall S.$$

Величины  $C_x$  и  $C_y$  имеют смысл суммы абсолютных значений перепадов яркости на всех границах объектов на изображении.

В дальнейшем при анализе нам потребуются также массивы производных по соответствующим координатам и масштабам от нормированных дифференциальных откликов, которые мы определим следующим образом:

$$Px_{i,j}^{(S)} = \frac{1}{2} \left( Rx_{i+1,j}^{(S)} - Rx_{i-1,j}^{(S)} \right), \quad Py_{i,j}^{(S)} = \frac{1}{2} \left( Ry_{i,j+1}^{(S)} - Ry_{i,j-1}^{(S)} \right). \quad (6)$$

### Синтез восстанавливающей функции резкости

Восстанавливающая функция  $\varphi_{i,j}$  в каждой точке  $i,j$  изображения рассчитывается как сумма вкладов в нее  $\varphi_{i,j}^{(S)}$  по соответствующим масштабам  $S$ :

$$\varphi_{i,j} = \varphi_{i,j}^{(3)} + \varphi_{i,j}^{(5)} + \varphi_{i,j}^{(7)} + \dots, \quad (7)$$

а качество восстановления  $f_{i,j}$  в общем случае определяется числом учитываемых при расчете масштабов. Перед вычислением вклада  $\varphi_{i,j}^{(S)}$  в восстанавливающую функцию от каждого масштаба  $S$  создадим массивы величин  $\bar{R}x_{i,j}^{(S)}$  и  $\bar{R}y_{i,j}^{(S)}$  путем транспозиции элементов массивов  $Rx_{i,j}^{(S)}$  и  $Ry_{i,j}^{(S)}$  по следующим правилам:

$$\bar{R}x_{i,j}^{(S)} = Rx_{i-k^{(S)},j}^{(S)}, \quad \text{где } k^{(S)} = S_c \cdot \text{sign}(Rx_{i,j}^{(S)}) \cdot \text{sign}(Px_{i,j}^{(S)}), \quad (8)$$

$$\bar{R}y_{i,j}^{(S)} = Ry_{i,j-l^{(S)}}^{(S)}, \quad \text{где } l^{(S)} = S_c \cdot \text{sign}(Ry_{i,j}^{(S)}) \cdot \text{sign}(Py_{i,j}^{(S)}), \quad (9)$$

после чего вклады  $\varphi_{i,j}^{(S)}$  по каждому из масштабов вычислим следующим образом:

$$\varphi_{i,j}^{(S)} = \begin{cases} \left| \bar{R}x_{i,j}^{(S)} \right| \cdot \text{sign}(Px_{i,j}^{(S)}), & \text{для } \left| \bar{R}x_{i,j}^{(S)} \right| \geq \left| \bar{R}y_{i,j}^{(S)} \right| \\ \left| \bar{R}y_{i,j}^{(S)} \right| \cdot \text{sign}(Py_{i,j}^{(S)}), & \text{для } \left| \bar{R}x_{i,j}^{(S)} \right| < \left| \bar{R}y_{i,j}^{(S)} \right| \end{cases} \quad (10)$$

а восстановленное изображение  $\tilde{f}_{i,j}$  найдем путем простого поэлементного вычитания  $\varphi_{i,j}$  из исходного искаженного изображения  $g_{i,j}$ :

$$\tilde{f}_{i,j} = g_{i,j} - \varphi_{i,j}. \quad (11)$$

Рассмотрим последовательность действий при вычислении восстанавливающей функции  $\varphi_{i,j}$  на примере двух модельных изображений. Первое из них представляет собой границу перепада яркости от 100 до 200 единиц градации серого по координате  $x$ . Второе изображение представляет собой результат преобразования первого изображения «размывающим» гауссовым фильтром с радиусом  $r$ , равным 1 пикселю. Профили обоих изображений показаны на рис. 1, а, пунктирной и сплошной линиями соответственно. После вычисления по формулам (4) и (5) величин нормированных дифференциальных откликов  $f_{i,j}$  и  $g_{i,j}$  по первым четырем масштабам  $S$  построим спектрограммы (зависимости дифференциального отклика от пространственной координаты и масштаба), аналогичные тем, которые приняты в вейвлет-анализе. На рис. 1, б, пунктирная линия отображает дифференциальный отклик изображения  $f_{i,j}$ , сплошная – изображения  $g_{i,j}$ , а точечная линия представляет собой производную дифференциального отклика  $g_{i,j}$ , рассчитанную по формуле (6). Из спектрограмм видно, что дифференциальные отклики на участках изображений с постоянным значением яркости равны нулю на всех масштабах. Это является следствием условия (3). На рис. 1, б, серым цветом закрашены области ненулевых значений нормированных дифференциальных откликов яркости цифрового изображения  $g_{i,j}$  для тех значений пространственной координаты  $x$ , для которых значения дифференциальных откликов яркости  $f_{i,j}$  равны 0. Иными словами, для синтеза восстанавливающей функции резкости интерес представляют значения нормированных дифференциальных откликов яркости размытого цифрового изображения  $g_{i,j}$ , расположенных в тех областях, в которые ядро размытия «рассеяло» часть яркости «резкого» изображения. Чем больше размер ядра размытия, тем протяженнее будут эти области и тем значительнее будут вклады в восстанавливающую функцию от более высоких масштабов. По форме и размерам спектрограммы в периферийных областях можно судить о характеристиках ядра размытия. Задача восстановления резкости, таким образом, заключается в том, чтобы вернуть рассеянную ядром яркость из периферийной области «размытого» изображения на свои места в область границы с резким перепадом яркости. Отметим, что в нашем примере величина  $C_x$  равна величине перепада яркости на границе, т.е. 100 единицам, и одинакова как для резкой, так и для размытой границы на любом масштабе  $S$ . Именно это обстоятельство и позволит нам в дальнейшем произвести реконструкцию искаженного изображения с помощью простого вычитания из него восстанавливающей функции по формуле (11).

Отметим, что производная от дифференциальных откликов по масштабам от размытого изображения (точечная кривая на рис. 1, б) используется при построении вкладов от масштабов в восстанавливающую функцию по выражениям (8)–(10). На рис. 1, в, проиллюстрирован процесс транспозиции, который определяется выражениями (8) и (9), а также на этом же рисунке сплошной линией изображены вклады  $\varphi_{i,j}^{(S)}$  для ряда масштабов в восстанавливающую функцию  $\varphi_{i,j}$  (выражение (7)). Видно, что с ростом масштаба  $S$  величина вклада  $\varphi_{i,j}^{(S)}$  в восстанавливающую функцию  $\varphi_{i,j}$  уменьшается. На рис. 1, г, показаны результаты вычитания значений восстанавливающей функции  $\varphi_{i,j}$  из размытого изображения  $g_{i,j}$  при разных значениях количества слагаемых  $N_S$ , принятых к учету в выражении (7), или, другими словами, количества масштабов, использованных при синтезе восстанавливающей функции  $\varphi_{i,j}$ . На рис. 1, г, кривая 1 соответствует  $N_S = 1$ , кривая 2 –  $N_S = 2$  и т.д. Видно, что применение предлагаемого метода не приводит к появлению артефактов изменения локального контраста изображения в виде «галло», что является существенным преимуществом при обработке цифровых изображений в системах машинного зрения.

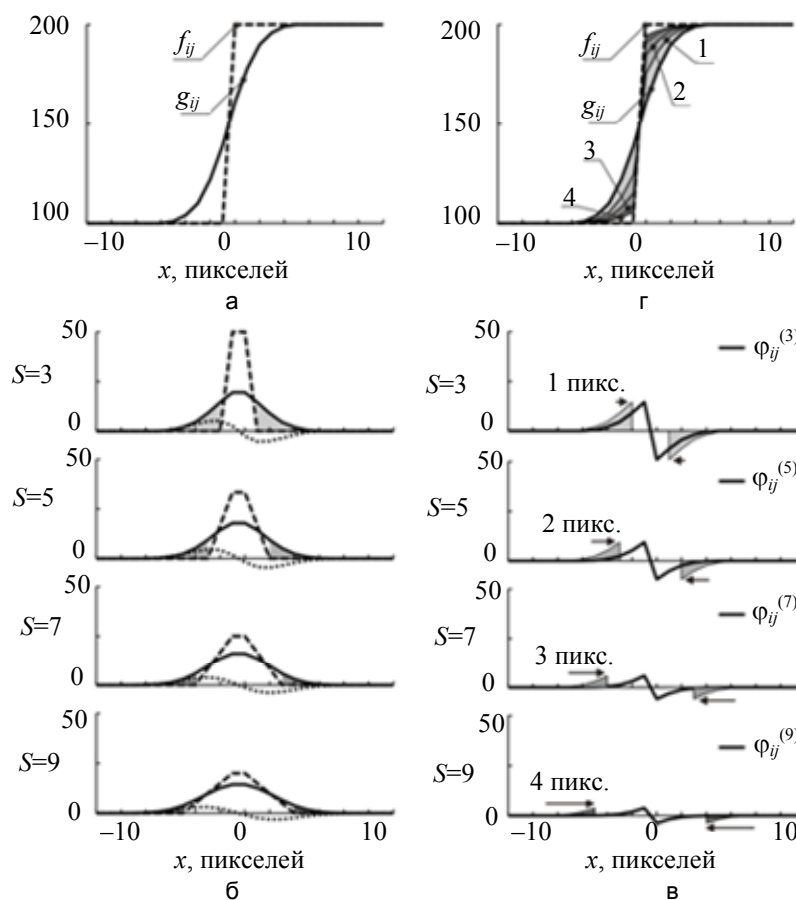


Рис. 1. Последовательность восстановления резкости изображения: многомасштабный анализ – этапы (а) и (б); транспозиция и синтез восстанавливающей функции – этап (в); восстановление резкости границ объектов – этап (г)

**Восстановление резкости тестовых и реальных изображений**

Предложенный метод был апробирован на тестовых и реальных изображениях. Тестовые изображения были построены с помощью генератора графических образов, а реальный снимок получен с камеры мобильного телефона среднего качества.

В качестве тестового мы использовали изображение круга диаметром 25 пикселей яркостью 200 единиц градации серого на фоне 100 единиц градаций серого.

На рис. 2, а, представлены увеличенное изображение тестового объекта и соответствующее сечение профиля интенсивности по координате  $x$ , а на рис. 2, б, – изображение того же тестового объекта, подвергнутого воздействию ядра размытия в виде гауссова фильтра с радиусом  $r = 1$  пиксель и сечение его профиля яркости по координате  $x$ .

На рис. 3 представлены результаты восстановления размытого изображения (рис. 2, б) методом unsharp masking с радиусом ядра дополнительного размытия  $R_{UM} = 1$  пиксель (рис. 3, а) и предложенным методом. Столбец (рис. 3, б) соответствует случаю, когда в сумму (7) входит только один член ( $N_S = 1$ ). Результаты, приведенные в столбцах (рис. 3, в, г), получены при учете двух ( $N_S = 2$ ) и трех ( $N_S = 3$ ) членов суммы (7) соответственно.

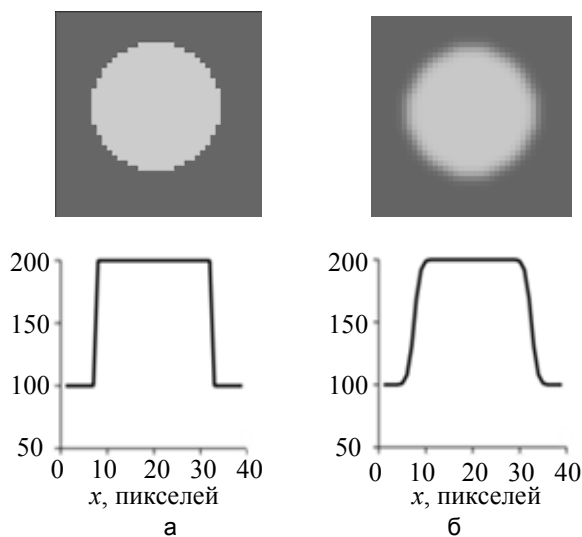


Рис. 2. Тестовые изображения и сечения профиля яркости по координате  $x$ : идеальное изображение (а); изображение, размытое гауссовым ядром с радиусом  $r$ , равным 1 пикселю (б)

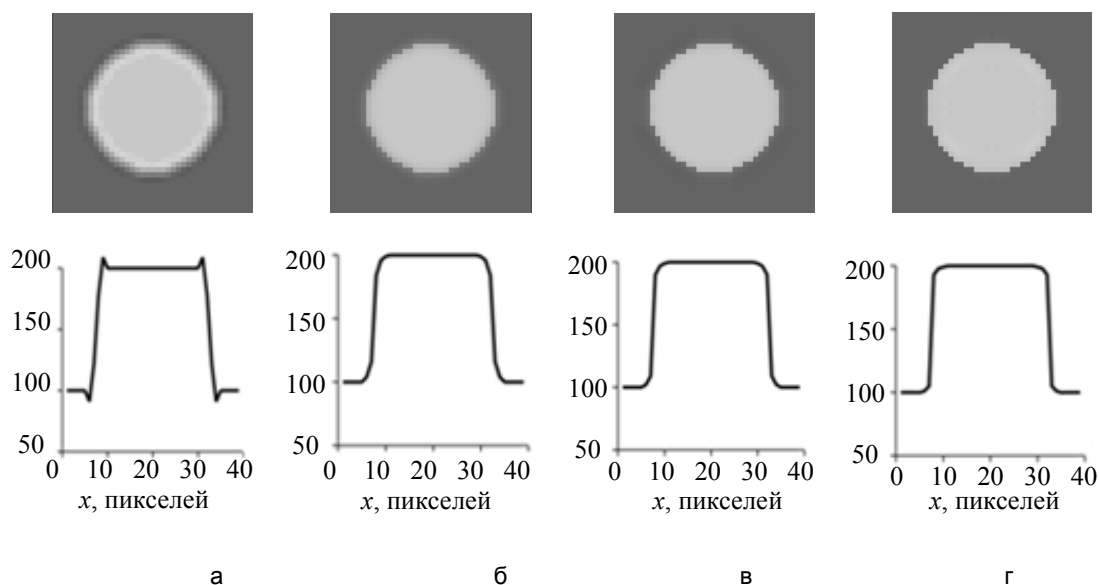


Рис. 3. Результаты восстановления размытого тестового изображения (рис. 2, б) методом unsharp masking с радиусом ядра дополнительного размытия  $R_{UM}$ , равным 1 пикселю (а), и предложенным методом при  $N_S = 1$  (б),  $N_S = 2$  (в) и  $N_S = 3$  (г)

Для оценки эффективности восстановления резкости размытого изображения предложенным методом и его сравнения с методом unsharp masking воспользуемся количественной мерой [16]

$$\sigma^2 = \frac{\sum_M \sum_N (\tilde{f}_{i,j} - f_{i,j})^2}{M N},$$

которая представляет собой квадрат средневладратического отклонения значений яркости пикселей восстановленного изображения от значений яркости пикселей исходно резкого изображения. Результаты расчета  $\sigma^2$  для случаев восстановления резкости тестовых изображений, размытых гауссовыми ядрами различного радиуса, в нормированном виде представлены на рис. 4. На рис. 4, а, по оси абсцисс отложе-

но количество  $N_S$  членов суммы (7), учитываемых при синтезе восстанавливающей функции  $\varphi_{i,j}$ , причем  $N_S = 0$  соответствует случаю  $\tilde{f}_{i,j} \equiv g_{i,j}$ . Из рисунка видно, что с увеличением числа учитываемых масштабов  $N_S$  мера  $\sigma^2$  быстро достигает минимального значения ( $N_S = 3$  для размытого изображения с  $r = 1,0$  – кривая 1,  $N_S = 4$  для размытых изображений с  $r = 1,5$  и  $r = 2,0$  – кривые 2 и 3), а затем наблюдается ухудшение качества восстановления резкости. Следует обратить внимание на тот факт, что для  $r = 1,0$  значения  $\sigma^2$  при  $N_S = 2$  и  $N_S = 3$  отличаются незначительно, а вычислительные затраты метода с ростом масштаба растут квадратично. Учет двух членов в сумме (7) в этом случае будет предпочтительным. Для изображений, размытых гауссовыми ядрами с  $r > 1,0$ , синтез восстанавливающей функции требует учета дополнительных слагаемых.

Для сравнения предложенного метода восстановления резкости цифровых изображений с широко используемым на практике методом unsharp masking было произведено восстановление тестовых размытых изображений с  $r = 1,0$ ;  $r = 1,5$  и  $r = 2,0$  с различными значениями радиуса ядра дополнительного размытия  $R_{UM}$ . Результаты расчета  $\sigma^2$  для этих случаев представлены на рис. 4, б. Как видно из рисунка, количественная мера восстановления также имеет минимумы, но абсолютные значения этих минимумов значительно больше тех, которые достигнуты в предложенном методе. Столь существенное различие в значениях  $\sigma^2_{min}$  рассмотренных методов имеет достаточно простое объяснение – unsharp masking не изменяет ширины транзитной зоны в области границ объектов, а лишь повышает локальные контрасты за счет изменения значений яркости в области границ объектов. Этот метод ориентирован на физиологический отклик в зрительной системе и поэтому нашел достаточно широкое применение при улучшении качества восприятия изображения человеком. Однако в системах машинного зрения появление искусственных артефактов может приводить к дисфункциям и нарушениям работы алгоритмов.

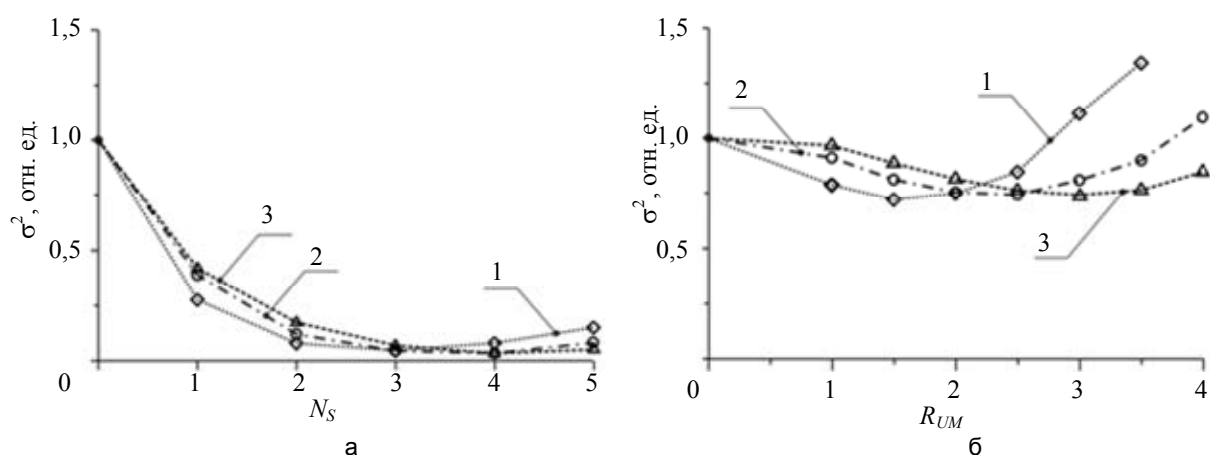


Рис. 4. Зависимости эффективности восстановления резкости изображений, размытых гауссовыми ядрами с  $r = 1,0$ ;  $r = 1,5$  и  $r = 2,0$  (кривые 1, 2 и 3): предложенным методом от числа  $N_S$  (а); методом unsharp masking от радиуса  $R_{UM}$  (б)

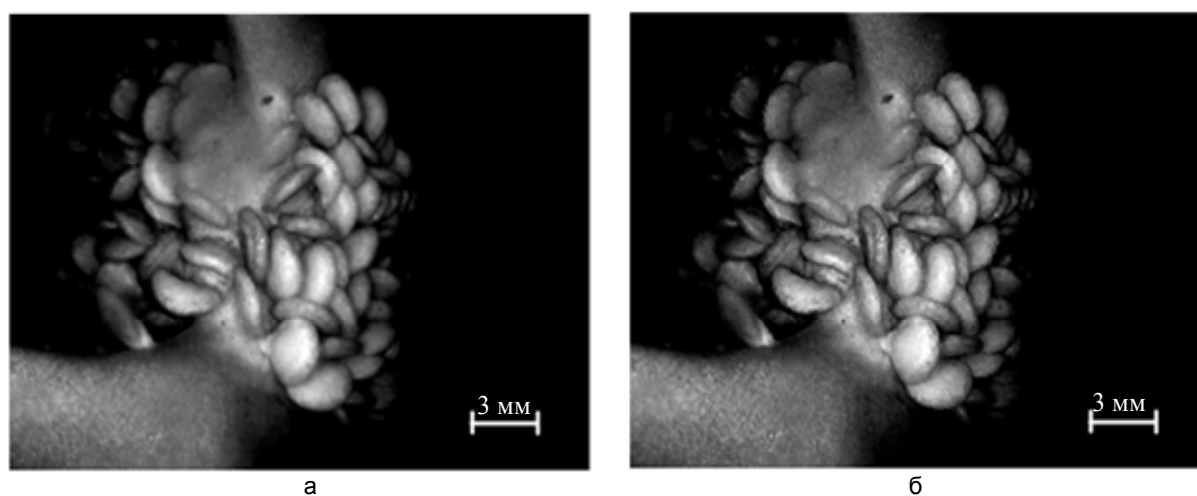


Рис. 5. Изображение внутренней полости перца, полученное с помощью цифрового видеоэндоскопа (а), и результат его восстановления предложенным методом при  $N_S = 2$  (б)

На рис. 5 приведен результат восстановления резкости изображения внутренней полости перца (*Capsicum annuum*), полученного с помощью цифрового видеоскопа. Ввиду отсутствия эталонного изображения количественную оценку степени улучшения в данном случае привести невозможно. Тем не менее, следует отметить, что на восстановленном изображении артефакты не наблюдаются, а величина контраста, рассчитанного по классическому определению как отношение среднеквадратического отклонения значений яркости пикселей к среднему значению градации серого [17] по всему кадру, сохраняется неизменной. В приведенном примере размер изображения составлял  $720 \times 564$  пикселей, а время вычислений на процессоре с тактовой частотой 3 ГГц составило 0,11 мс.

### Заключение

В работе предложен эффективный метод улучшения резкости цифровых изображений, не приводящий к появлению артефактов. Метод основан на вычислении двумерных массивов данных, отвечающих дифференциальным откликам пространственного распределения яркости цифрового изображения в виде результатов свертки изображения с дифференцирующими фильтрами одного или нескольких линейно изменяющихся размеров. Сокращение ширины зоны «размытия» границ объектов на изображении достигается за счет пространственной транспозиции этих данных и их линейной комбинации с исходным изображением. Показана роль нормировки значений дифференциальных откликов, рассчитанных по различным пространственным масштабам. Применение метода не требует предварительного знания ядра размытия искаженного изображения и определения каких-либо параметров алгоритма. Возможности метода продемонстрированы на примерах тестовых изображений в сравнении с широко используемым на практике методом повышения резкости путем нерезкого маскирования исходного изображения – unsharp masking.

### Литература

1. Беззубик В.В., Белашенков Н.Р., Никифоров В.О. Метод количественной оценки контраста цифрового изображения // Научно-технический вестник СПбГУ ИТМО. 2010. № 6 (70). С. 86–88.
2. Polesel A., Ramponi G., Mathews V.J. Image enhancement via adaptive unsharp masking // IEEE Transactions on Image Processing. 2000. V. 9. N 3. P. 505–510.
3. Cao G., Zhao Y., Ni R., Kot A.C. Unsharp masking sharpening detection via overshoot artifacts analysis // IEEE Signal Processing Letters. 2011. V. 18. N 10. P. 603–606.
4. Kim S.H., Allebach J.P. Optimal unsharp mask for image sharpening and noise removal // Journal of Electronic Imaging. 2005. V. 14. N 2. Art. 023005. P. 1–13.
5. Kotera H., Wang H. Multiscale image sharpening adaptive to edge profile // Journal of Electronic Imaging. 2005. V. 14. N 1. Art. 013002. P. 1–17.
6. Kwok N.M., Shi H.Y., Fang G., Ha Q.P. Intensity-based gain adaptive unsharp masking for image contrast enhancement // Proc. 5<sup>th</sup> Int. Congress on Image and Signal Processing (CISP 2012). Chongqing, China, 2012. P. 529–533.
7. Hong H., Li L., Park I.K., Zhang T. Universal deblurring method for real images using transition region // Optical Engineering. 2012. V. 51. N 4. Art. 047006.
8. Loza A., Bull D.R., Hill P.R., Achim A.M. Automatic contrast enhancement of low-light images based on local statistics of wavelet coefficients // Digital Signal Processing. 2013. V. 23. N 6. P. 1856–1866.
9. Morigi S., Reichel L., Sgallari F., Shyshkov A. Cascadic multiresolution methods for image deblurring // SIAM Journal on Imaging Sciences. 2008. V. 1. N 1. P. 51–74.
10. Levin A., Weiss Y., Durand F., Freeman W.T. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms // Proc. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Miami, US, 2009. P. 1964–1971.
11. Barone F., Rossi C. Deconvolution with partially known kernel of nonnegative signals // Machine Vision and Applications. 1990. V. 3. N 2. P. 107–115.
12. Markham J., Conchello J.-A. Parametric blind deconvolution: a robust method for the simultaneous estimation of image and blur // Journal of Optical Society of America A: Optics and Image Science, and Vision. 1999. V. 16. N 10. P. 2377–2391.
13. Kundur D., Hatzinakos D. Blind image deconvolution // IEEE Signal Processing Magazine. 1996. V. 13. N 3. P. 43–64.
14. Mo X., Jiao J., Shen C. PSF-constraints based iterative blind deconvolution method for image deblurring // Lecture Notes in Computer Science. 2010. V. 5916 LNCS. P. 141–151.
15. Laligant O., Truchetet F., Dupasquier A. Edge enhancement by local deconvolution // Pattern Recognition. 2005. V. 38. N 5. P. 661–672.
16. The Oxford Dictionary of Statistical Terms. 6<sup>th</sup> ed. Ed. Y. Dodge. Oxford: Oxford University Press, 2003. 498 p.
17. Вудс Р., Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2005. 1072 с.



- Беззубик Виталий Вениаминович** – ведущий инженер, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, bezzubik@mail.ru
- Белашенков Николай Романович** – кандидат физико-математических наук, доцент, начальник ДНИР, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, belashenkov@gmail.com
- Вдовин Глеб Валерьевич** – PhD, профессор, Дельфтский Технический Университет, Дельфт, 2600 AA, Нидерланды; директор, Flexible Optical BV, Рясвьяк, 2288 GG, Нидерланды, gleb@okotech.com
- Кармановский Николай Сергеевич** – кандидат технических наук, доцент, доцент, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, karmanov50@mail.ru
- Соловьев Олег Александрович** – PhD, ведущий научный сотрудник, Flexible Optical BV, Рясвьяк, 2288 GG, Нидерланды, oleg@okotech.com
- Vitaly V. Bezzubik** – leading engineer, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, bezzubik@mail.ru
- Nickolai R. Belashenkov** – PhD, Associate professor, Head of Research and Development Department, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, belashenkov@gmail.com
- Gleb V. Vdovin** – PhD, Professor, Delft Technical University, Delft, 2600 AA, The Netherlands; Director, Flexible Optical BV, Rijswijk, 2288 GG, The Netherlands, gleb@okotech.com
- Nikolai S. Karmanovsky** – PhD, Associate professor, Associate professor, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, karmanov50@mail.ru
- Oleg A. Soloviev** – PhD, leading scientific researcher, Flexible Optical BV, Rijswijk, 2288 GG, The Netherlands, oleg@okotech.com

Принято к печати 09.10.14

Accepted 09.10.14