

¹Студент кафедры компьютерных систем и сетей Запорожского национального технического университета, г. Запорожье, Украина

²Студент факультета компьютерных наук и технологий Донецкого национального технического университета, г. Красноармейск, Украина

³Канд. техн. наук, доцент, доцент кафедры компьютерных систем и сетей Запорожского национального технического университета, Запорожье, Украина

УВЕЛИЧЕНИЕ ДОСТОВЕРНОСТИ ВОССТАНОВЛЕНИЯ РАСФОКУСИРОВАННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ЗА СЧЕТ ИСПРАВЛЕНИЯ ОШИБКИ ОКРУГЛЕНИЯ

В работе представлен метод повышения качества восстановления расфокусированных изображений за счет уменьшения влияния ошибки округления при дискретизации на восстановленное изображение. С ошибкой округления можно эффективно бороться, зная природу восстанавливаемого изображения и его искажения. Алгоритм восстановления потерянной при округлении части необходимо строить исходя из природы изображения, необходимой точности и допустимой скорости работы этого алгоритма. В работе приводится пример использования линейной интерполяции на этапе предварительной обработки исходного изображения в качестве основы для построения уточненных значений пикселей восстановленного изображения по дискретным значениям пикселей исходного расфокусированного изображения. Предложенный метод не привязан к конкретному алгоритму деконволюции, а его использование в паре с любым из них дает улучшение результата. В работе рассмотрено использование метода совместно с инверсной фильтрацией.

В работе представлен пример практического восстановления изображения на основе линейной интерполяции пикселей исходного изображения. Показано, что предложенный метод дает уменьшение погрешности восстановления в среднем от 3% до 20%, в зависимости от размера и специфики изображения. Показано уменьшение ошибки восстановления с ростом размеров исходного расфокусированного изображения.

Ключевые слова: реконструкция изображений, расфокусировка, преобразование Фурье, свертка, оператор искажения, деконволюция.

НОМЕНКЛАТУРА

x, y – координаты пикселей изображения;

u, v – координаты пикселей Фурье-образа изображения;

$f(x, y)$ – исходное изображение;

$F(u, v)$ – Фурье-образ исходного изображения;

$\hat{F}(u, v)$ – приближение исходного изображения;

$g(x, y)$ – искаженное изображение;

$h(x, y)$ – искажающий оператор PSF (Point Spread Function);

$H(u, v)$ – Фурье-образ искажающего оператора;

$n(x, y)$ – аддитивный шум;

$N(x, y)$ – Фурье-образ шума;

$P(u, v)$ – Фурье-преобразование оператора Лапласа;

R – энергетическим соотношением шум/сигнал;

$S\eta(u, v)$ – спектр шума;

$Sf(u, v)$ – спектр сигнала;

γ – параметр регуляризации;

$newValue$ – среднее значение соседних пикселей строки изображения;

i – оператор цикла, перебирающий пиксели строки изображения;

$arr[i]$ – значение цвета пикселя строки изображения.

ВВЕДЕНИЕ

Стремительное развитие фото-видео технологий сделали актуальной разработку качественных алгоритмов обработки изображений, маг. аппарат для которых был уже достаточно хорошо развит еще в семидесятых. Однако, одна из важнейших задач обработки графических данных – восстановление смазанных изображений так и не нашла универсального качественного решения. Помимо бытовых областей применения (телевещание, полиграфия, видеотелефония), восстановление резкости

активно применяется в астрономии, медицине и прочих прикладных науках.

Целью работы являлась разработка модификации метода повышения качества восстановления изображений за счет уменьшения влияния ошибки округления при дискретизации на восстановление изображения, подходящий для работы с любыми применяемыми алгоритмами деконволюции, путем введения дополнительного этапа предварительной обработки исходного изображения.

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Искаженное изображение может быть представлено в пространственной области в виде [1]:

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) + n(x, y).$$

Свертка функций (конволюция) [2] – операция в функциональном анализе, показывающая «схожесть» одной функции с отраженной и сдвинутой копией другой. По определению, свертка – это математическая операция, примененная к двум функциям f и g , порождающая третью функцию, которая иногда может рассматриваться как модифицированная версия одной из первоначальных. В нашем случае это операция вычисления нового значения выбранного пикселя, учитывающая значения окружающих его пикселей. Ядро (функция искажения) – квадратная матрица нечетного размера (3x3, 5x5, 7x7 и т.д.). Путем наложения этой матрицы на исходное изображение, вычисляется значение пикселя нового изображения, по координатам, соответствующим пикселу, исходного изображения, на котором находится средний элемент матрицы. Для получения нового значения выполняется поточечное (поэлементное) умножения матрицы ядра искажения на пиксели, находящиеся под матрицей. То есть, чтобы сохранить яркость изображения, необходимо, чтобы сумма ядра была равна единице.

Можно заметить, что если начинать свертку, «прикладывая» нулевой пиксел ядра к нулевому пикселу изображения, то результирующее изображение будет иметь меньший размер, чем исходное изображение, на значение, равное округленной в меньшую сторону половине размера ядра искажения. Чтобы добиться размера результирующего изображения, равному исходному нужно изначально расширить исходное изображения.

Известно, что свертка (она же конволюция) функций в пространственной области эквивалентна умножению Фурье-образов этих функций в частотной области. Преобразование Фурье – операция, сопоставляющая одной функции вещественной переменной другую функцию, также вещественной переменной. Эта новая функция описывает коэффициенты («амплитуды») при разложении исходной функции на элементарные составляющие – гармонические колебания с разными частотами.

Преобразование Фурье функции f вещественной переменной является интегральным и задается следующей формулой:

$$\hat{f}(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x)e^{-ix\omega} dx.$$

После несложных преобразований операцию интеграла можно свести к сумме. В частотной области модель искажения будет иметь вид:

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

Исходя из рассмотренной модели, фундаментальная задача восстановления искаженных изображений состоит в выполнении обратной операции свертки – деконволюции.

Для решения данной задачи существуют множество подходов, базовыми для которых являются три варианта: инверсный фильтр, Винеровская фильтрация и фильтр Тихонова. По ряду причин, ни один способ не сможет восстановить изображение полностью.

Для определения качества восстановления изображения следует использовать несколько критериев [3]:

- 1) среднеквадратичное отклонение цвета;
- 2) среднеквадратичное отклонение резкости переходов;
- 3) визуальная оценка.

Первый критерий популярен, однако совсем не отображает качество восстановления изображений. Более того, чаще всего среднеквадратичное отклонение цвета исходного и восстановленного изображения выше, чем исходного и испорченного.

Второй метод более показателен. Для его реализации сначала создается для каждого изображения маска, в которой каждый элемент равен разнице значений текущего и следующего пикселей, далее рассчитывается их среднеквадратичное отклонение.

Несмотря на всю мощь численных методов, только наглядно можно достоверно оценить качество восстановленного изображения.

2 ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Восстановление размытых изображений может быть классифицировано двумя видами: слепая и не слепая деконволюция. Первый метод является более сложным,

так как ядро размытия неизвестно. Всеобъемлющий обзор литературы можно найти в [4]. Как показано в [5], ядро полученное дрожанием фотокамеры является сложным, и выходящим за рамки простых форм (например, линии или гауссового пятна), предполагающихся в прежних подходах [6–9]. В работе [5], изображение реконструируется с использованием алгоритма стандартной неслепой деконволюции. Очень хорошие результаты получаются, когда ядро небольшое (например, 30×30 пикселей или меньше). Даже с известным ядром, восстановление с не слепой деконволюцией [10–12] не является полным. Артефакты реконструкции, например, эффект «звона» или цветные точки, неизбежны из-за высоких потерь частоты в размытом изображении. Шум изображения также усиливается в процессе деконволюции. Например, увеличение количества итераций в алгоритме Люси-Ричардсона (RL) [13] приведет к усилению артефакта «звон». Существенное снижение артефактов в не слепой деконволюции было сделано [14].

Пространственная оценка ядра была предложена в [15]. В [16], изображение сегментируется в несколько слоев с различными ядрами искажения. Ядро в каждом слое является однонаправленным, а скорость движения слоя постоянна.

Аппаратные решения, для уменьшения размытия изображения используют стабилизацию линзы и сенсора. Обе методики физически перемещают элементы объектива или датчика, чтобы создать противовес дрожанию камеры. Как правило, захваченное изображение будет резким, как если бы оно было сделано с меньшей выдержкой в 2–3 раза.

Шумоподавление изображения классическая, широко изученная проблема восстановления изображения. Подавление шума является собой компромисс между удалением шума и сохранением краев и текстур объектов. Коммерческие программные продукты, например, «NeatImage» (www.neatimage.com) и «Imagenomic» (www.imagenomic.com), используют вейвлет преобразования [17, 18]. Также в компьютерной графике широко используется метод билатеральной фильтрации [19, 20]. Другие подходы включают анизотропную диффузию [21], PDE методы, основанные на [22], поля экспертов [23], и нелокальные методы [24].

3 МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Значение каждого пиксела изображения обычно занимает 1 байт (число в диапазоне от 0 до 255) для каждого канала, так как такой точности более чем достаточно, чтобы человеческий глаз не заметил ошибки округления. Процесс дискретизации дает небольшую погрешность.

Операция восстановления изображения включает в себя прямое и обратное преобразования Фурье. Для вычисления каждого пиксела спектра Фурье задействуются значения каждого пиксела изображения, и в каждом есть погрешность. Восстановив потерянную при округлении часть, можно достичь существенного уменьшения погрешности при реконструкции изображения любым из способов фильтрации.

Алгоритм стандартной модели восстановления изображения в общем виде показан на рис. 1.

На вход подпрограммы алгоритма деконволюции поступает искаженное изображение, а на выходе получается приближенное к исходному. При увеличении точности значений входного изображения, повысится и точность выходного изображения. Предложенная доработка состоит в модифицированной модели восстановления изображения, которая представлена на рис. 2.

Выбор метода восстановления (уточнения) дробной части может быть любым. Алгоритм стоит подбирать



Рисунок 1 – Блок-схема стандартной модели восстановления изображения



Рисунок 2 – Блок-схема модифицированной модели восстановления изображения

исходя из конкретной задачи, балансируя между необходимым качеством восстановления и скоростью работы алгоритма. Так же стоит учитывать природу изображения и характера его искажения. Алгоритм восстановления также может быть совершенно любым.

Было выдвинуто предположение, что несколько соседних пикселей реальной фотографии с большой вероятностью можно представить полиномиальной функцией. Это основывается на том, что в реальном мире не существует резких перепадов между материалами, цветами и пр. Плавность подобных переходов очень удобно описывать полиномиальной функцией.

4 ЭКСПЕРИМЕНТЫ

Для упрощения вычислений, функция зависимости соседних пикселей была задана полиномом первой степени (линейная функция), из-за ее простоты, наглядности и максимальной скорости работы. В бытовых фото расстояние между пикселями в реальном мире (расстояние между точками, которые стали пикселями при их фотографировании) мало, так что погрешность в представлении этих расстояний линейной функцией будет несущественна. Однако, увеличение степени полинома, которым интерполируется изображение, ведет к улучшению качества восстановления исходного сигнала.

В качестве алгоритма деконволюции взята инверсная фильтрация, как самый простой и очевидный.

ОБОБЩЕННЫЙ АЛГОРИТМ

Зная принцип работы округления, а также значения соседних пикселей к текущему, выполняется интерполяция их значений, в следствии чего получается новое значение текущего пиксела. Если число входит в диапазон округления ($\text{arr}[i]+0,5$; $\text{arr}[i]-0,5$), то пикселу присваивается его значение. Если же оно выходит за рамки округления – предполагается, что округление произошло из крайней точки диапазона округления и выполняется присваивание соответствующего значения новому пикселу. После чего процесс повторяется для следующего пиксела. Крайние пиксели изображения берутся без изменений.

Алгоритм выглядит следующим образом (рис. 3).

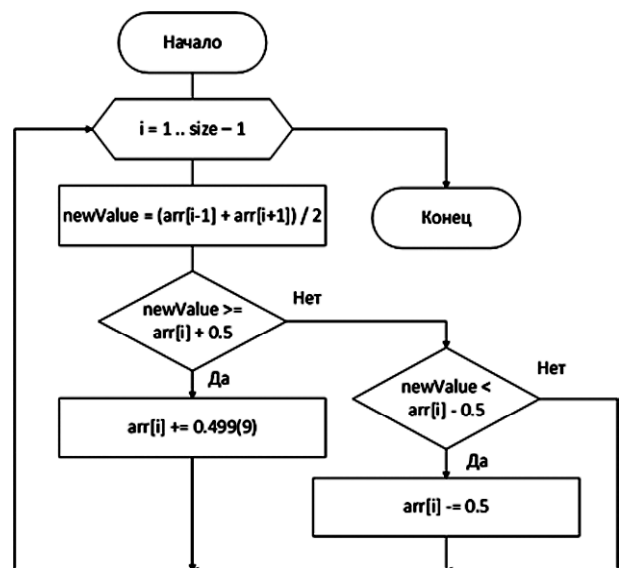


Рисунок 3 – Алгоритм восстановления дробной части сигнала

ПРИМЕР ДЛЯ ЛИНЕЙНОЙ ФУНКЦИИ

Пусть, имеется линейно распределенный массив чисел из десяти значений (табл. 1), каждое из которых равно его порядковому номеру, умноженному на константу, например, 1,481516.

Погрешность ряда с восстановленной дробной частью обычно почти в два раза ниже, погрешности округленного значения. В данном случае в 1,753318 раз. В самом худшем случае, когда коэффициент – целое число, погрешности будут одинаковыми. Для восстановления промежуточных значений по имеющемуся дискретному сигналу можно использовать полином любой степени или любой другой алгоритм. Для матрицы такие вы-

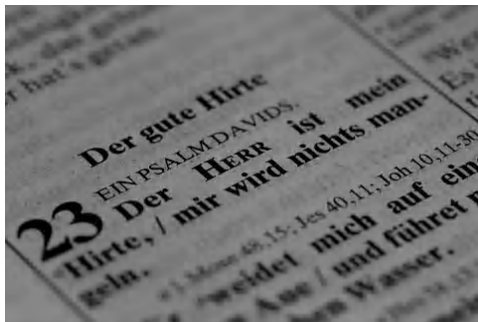
числения производятся отдельно для строк и для столбцов, а после формируется новая матрица, каждый элемент которой равен среднему арифметическому соответствующих элементов этих матриц.

5 РЕЗУЛЬТАТЫ

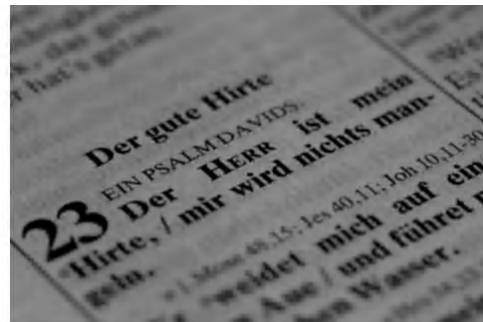
Для восстановления изображения применялся метод инверсной фильтрации, но модификация подразумевает использование любого из методов. Перед использованием фильтрации находилась потерянная при дискретизации недостающая дробная часть по описанному выше методу, адаптированному для матрицы. На рис. 4 приведены результаты работы алгоритма.

Таблица 1 – Линейная интерполяция

Номер замера	Исходный ряд	Округленный ряд	Интерполированный ряд	Погрешность округленного ряда	Погрешность интерполированного ряда
1	0	0	0	0	0
2	1,481516	1	1,5	0,481516	0,018484
3	2,963032	3	2,75	0,036968	0,213032
4	4,444548	4	4,375	0,444548	0,069548
5	5,926064	6	5,6875	0,073936	0,238564
6	7,40758	7	7,34375	0,40758	0,06383
7	8,889096	9	8,671875	0,110904	0,217221
8	10,370612	10	10,3359375	0,370612	0,0346745
9	11,852128	12	11,66796875	0,147872	0,18415925
10	13,333644	13	13	0,333644	0,333644
Сумма:				2,40758	1,37315675



а



б



в



г

Рисунок 4 – Пример восстановления размытого изображения.

а – исходное изображение, б – размытое изображение, в – восстановленное без интерполяции, г – восстановленное с интерполяцией

В случае, когда изображение было восстановлено без интерполяции, среднеквадратическое отклонение цвета составило 0,03211, а среднеквадратическое отклонение переходов 0,03245. В случае, когда изображение было восстановлено с интерполяцией, среднеквадратическое отклонение цвета составило 0,02939 (на 8,48% меньше), а среднеквадратическое отклонение переходов 0,02742 (на 15,52% меньше).

6 ОБСУЖДЕНИЕ

Изменение среднеквадратических отклонений в меньшую сторону, которое можно наблюдать в результате приведенных выше экспериментов, подтверждает, что качество восстановленных снимков улучшается. Среднеквадратическое отклонение цвета и отклонение резкости переходов изображения, восстановленного по модифицированному методу всегда ниже на 3–20%, чем у изображения восстановленного стандартной фильтрацией (в примере инверсной), что является хорошим результатом.

На графиках, изображенных на рис. 5 и рис. 6 заметна тенденция уменьшения среднеквадратичных отклонений цвета и резкости переходов в зависимости от размера изображения.

Как показано на рис. 7 с ростом размера изображения наблюдается увеличение улучшения восстановления. С размером 85x115 модифицированная модель в общем работает лучше на 5% процентов, а с 850x1150 на 12%.

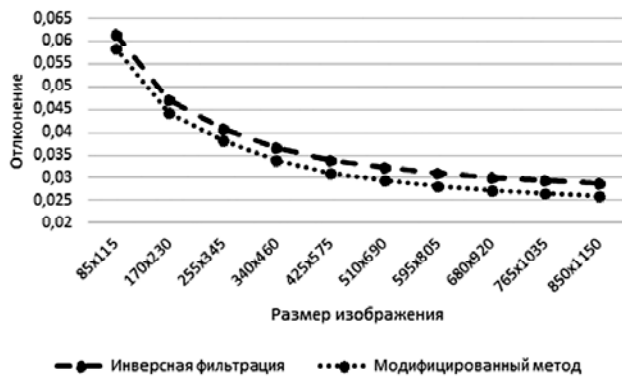


Рисунок 5 – Среднеквадратическое отклонение цвета

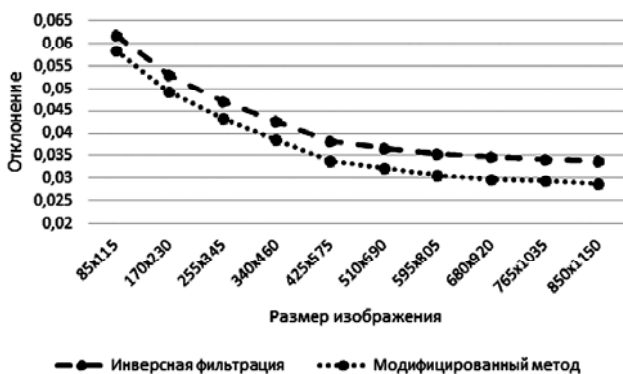


Рисунок 6 – Среднеквадратическое отклонение резкости переходов

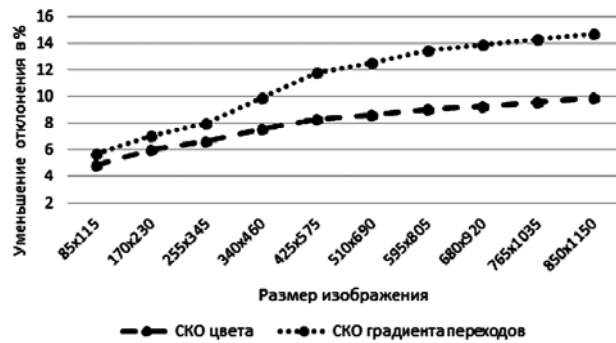


Рисунок 7 – Уменьшение ошибки восстановления в процентах

Таким образом, можно заключить, что чем больше размеры изображения, тем ниже погрешность восстановления и тем сильнее улучшение.

ВЫВОДЫ

В работе получило дальнейшее развитие направление восстановления размытых изображений путем применения операции деконволюции. Была разработана модификация, применимая к методам, как к слепой, так и не слепой деконволюции, для которой экспериментально показано, что она приводит к более точному восстановлению значений пикселей исходного изображения. Модификация заключается в предварительном восстановлении данных изображения, потерянных из-за округления с помощью получения уточненных значений пикселей применяя интерполяцию полиномиальной функцией. Модификацию можно использовать в сочетании с любым из алгоритмов восстановления изображения, независимо от других модификаций (например, убирания атрибутов типа «звон»). Предложенный метод дает увеличение качества восстановления, даже на примере восстановления потерянной части с использованием линейной модели интерполяции значений пикселей исходного изображения. Алгоритм восстановления потерянной при округлении части необходимо строить исходя из природы изображения, необходимой точности и допустимой скорости работы этого алгоритма, поэтому в отдельных случаях применимы полиномиальные модели интерполяции более высоких порядков. Среднеквадратическое отклонение цвета и отклонение резкости переходов изображения, восстановленного по модифицированному методу становится ниже на 3–20%, чем у изображения восстановленного стандартной фильтрацией. Скачать программу с исходные коды можно по адресу: <https://github.com/Kovnir/DeblurModification>.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
2. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений в MATLAB / Р. Гонсалес, Р. Вудс, С. Эд-динс. – М.: Техносфера, 2006. – 616 с.
3. Монич Ю. И. Оценка качества для анализа цифровых изображений / Ю. И. Монич, В. В. Старовойтов // Искусственный интеллект. – 2008. – № 4. – С. 376–386.
4. Kundur D. Blind image deconvolution / D. Kundur, D. Hatzinakos // IEEE Signal Processing Magazine. – 1996. – Vol. 13, № 3. – P. 43–64.

5. Removing camera shake from a single photograph / [R. Fergus, B. Singh, A. Hertzmann and other] // In ACM Trans. Graph. – 2006. – Vol. 25. – P. 787–794.
6. Reeves S. J. Blur identification by the method of generalized cross-validation / S. J. Reeves, R. M. Mersereau // IEEE Trans. on Image Processing. – 1992. – Vol. 1, № 3. – P. 301–311.
7. Direct method for restoration of motion blurred images / [Y. Yitzhaky, I. Mor, A. Lantzman, N. S. Kopeika] // Journal of the Optical Society of America. – 1998. – Vol. 15, Issue 6. – P. 1512–1519.
8. Caron J. N. Noniterative blind data restoration by use of an extracted filter function / J. N. Caron, N. M. Namazi, C. J. Rollins // Applied optics (Appl. opt.). – 2002. – Vol. 41 (32) – P. 68–84.
9. Jalobeanu A. Estimation of blur and noise parameters in remote sensing / A. Jalobeanu, L. Blanc-Feraud, J. Zerubia // In Proceedings of ICASSP. – 2002. – P. 249–256.
10. Geman, D. Constrained restoration and the recovery of discontinuities / D. Geman, G. Reynolds // IEEE Trans. on PAMI. – 1992. – Vol. 14, Issue 3. – P. 367–383.
11. Zarowin C. B. Robust, noniterative, and computationally efficient modification of vab cittert deconvolution optical figuring / C. B. Zarowin // Journal of the Optical Society of America. – 1994. – Vol. 11, Issue 10. – P. 2571–2583.
12. Neelamani R. ForWaRd: Fourier-wavelet regularized deconvolution for illconditioned systems. / R. Neelamani, H. Choi, R. Baraniuk // IEEE Trans. on Signal Processing. – 2004. – Vol. 52, Issue 2. – P. 418–433.
13. Richardson H. W. Bayesian-based iterative method of image restoration / H. W. Richardson // Journal of the Optical Society of America. – 1972. – Vol. 62, Issue 1. – P. 55–59.
14. Lu Yuan. Image deblurring with blurred/noisy image pairs / Lu Yuan, Jian Sun, Long Quan, Heung-Yeung Shum // ACM Transactions on Graphics (TOG) – Proceedings of ACM SIGGRAPH 2007. – 2007. – Vol. 26, Issue 3. – Article 1.
15. Blind iterative restoration of images with spatially-varying blur / [J. Bardsley, S. Jefferies, J. Nagy, R. Plemmons] // In Optics Express. – 2006. – P. 1767–1782.
16. Levin A. Blind motion deblurring using image statistics / A. Levin // In Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS). – 2007. – P. 841–848.
17. Simoncelli E. P. Noise removal via bayesian wavelet coring / E. P. Simoncelli, E. H. Adelson // In Proceedings of ICIP. – 1996. – Vol. 1. – P. 379–382.
18. Image denoising using scale mixtures of gaussians in the wavelet domain / [J. Portilla, V. Strela, M. Wainwright, E. P. Simoncelli] // IEEE Trans. on Image Processing. – 2003. – Vol. 12, Issue 11. – P. 1338–1351.
19. Tomasi C. Bilateral filtering for gray and color images / C. Tomasi, R. Manduchi // In Proceedings of ICCV. – 1998. – P. 839–846.
20. Durand F. Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images / F. Durand, J. Dorsey // In Proceedings of SIGGRAPH. – 2002. – P. 257–266.
21. Perona P. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. / P. Perona, J. Malik // IEEE Trans. on PAMI. – 1990. – Vol. 12, Issue 7. – P. 629–639.
22. Rudin L. Nonlinear total variation based noise removal algorithms / L. Rudin, S. Osher, E. Fatemi // Physica D: Nonlinear Phenomena. – 1992. – Vol. 60, Issues 1–4. – P. 259–268.
23. Roth S. Fields of experts: A framework for learning image priors / S. Roth, M. J. Black // In Proceedings of CVPR. – 2005. – Vol. II. – P. 860–867.
24. Buades A. A non-local algorithm for image denoising / A. Buades, B. Coll, J. M. Morel // In Proceedings of CVPR. – 2005. – Vol. II. – P. 60–65.

Статья поступила в редакцию 19.01.2016.
После доработки 21.03.2016.

Ковнір А. Е.¹, Степаненко К. Е.², Ілляшенко М. В.³

¹Студент кафедри комп'ютерних систем та мереж Запорізького національного технічного університету, м. Запоріжжя, Україна

²Студент кафедри комп'ютерної інженерії Донецького національного технічного університету, м. Красноармійськ, Україна

³Канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри комп'ютерних систем та мереж Запорізького національного технічного університету, м. Запоріжжя, Україна

ЗБІЛЬШЕННЯ ДОСТОВІРНОСТІ ВІДНОВЛЕННЯ РОЗФОКУСОВАНИХ ЗОБРАЖЕнь ЗА РАХУНОК ВПРАВЛЕННЯ ПОМИЛОК ОКРУГЛЕННЯ

У роботі представлений метод підвищення якості відновлення розфокусованих зображень за рахунок зменшення впливу помилки округлення при дискретизації на відновлене зображення. З помилкою округлення можна ефективно боротися, знаючи природу відновлюваного зображення і його спотворення. Алгоритм відновлення втраченої при округленні частини необхідно будувати виходячи з природи зображення, необхідної точності і допустимої швидкості роботи цього алгоритму. У роботі наводиться приклад використання лінійної інтерполяції на етапі попередньої обробки похідного зображення в якості основи для побудови уточнених значень пікселів відновленого зображення по дискретним значенням пікселів вихідного розфокусованого зображення. Запропонований метод не прив'язаний до конкретного алгоритму деконволюції, а його використання в парі з будь-яким з них дає поліпшення результату. У роботі розглянуто його використання разом з інверсною фільтрацією.

У роботі представлений приклад практичного відновлення зображення на основі лінійної інтерполяції пікселів вихідного зображення. Показано, що запропонований метод дає зменшення похибки відновлення в середньому від 3% до 20%, залежно від розміру та специфіки зображення. Показано зменшення помилки відновлення зі зростанням розмірів вихідного расфокусованого зображення.

Ключові слова: реконструкція зображень, розфокусування зображення, перетворення Фур'є, згортка, оператор спотворення, деконволюція.

Kovnir A. E.¹, Stepanenko K. E.², Ilyahsneko M. V.³

¹Student of Computer systems and networks department, Zaporizhzhia National Technical University, Zaporizhzhya, Ukraine

²Student of Computer engineering department, Donetsk National Technical University, Krasnoarmiysk, Ukraine

³PhD, Associate Professor, Associate Professor of computer systems and networks department, Zaporizhzhia National Technical University, Zaporizhzhya, Ukraine

DEFOCUSED IMAGE RESTORATION CONFIDENCE INCREASING BY IMPROVING ROUNDING ERRORS CORRECTIONS

This paper presents a method of improving the quality of the restoration of defocused images by reducing the effect of rounding errors when sampling on the reconstructed image. The rounding error can be effectively controlled by knowing the nature of the restored image and its distortions. Algorithm that restore lost during rounding values of pixels need to be built based on knowledge of the nature of the image, the required accuracy and the permissible speed of the algorithm. The work contains an example of linear interpolation usage at the source image preprocessing stage as the basis for the construction of refined pixel values of the reconstructed image from the discrete values of the pixels

of the original defocused image. The proposed method is not tied to a specific deconvolution algorithm and its use in a pair with any of them gives better results. The paper considers the joint use of presented method with the inverse filter.

This paper presents a practical example of image reconstruction based on a linear interpolation of the pixels of the original image. It is shown that the proposed method affects a reduction of error recovery from about 3% to 20%, depending on the size and specific images. It showed a decrease in the error recovery with increasing the size of the original image defocused.

Keywords: image reconstruction, defocusing, Fourier transform, distortion operator, deconvolution.

REFERENCES

- Gonsales R., Vuds R. Tsifrovaya obrabotka izobrazheniy. Moscow, Tehnosfera, 2005, 1072 p.
- Gonsales R., Vuds R., Eddins S. Tsifrovaya obrabotka izobrazheniy v MATLAB. Moscow, Tehnosfera, 2006, 616 p.
- Monich Yu. I., Starovoytov V. V. Otsenki kachestva dlya analiza tsifrovyyih izobrazheniy, *Iskusstvennyy intellekt*, 2008, No. 4, pp. 376–386.
- Kundur D., Hatzinakos D. Blind image deconvolution, *IEEE Signal Processing Magazine*, 1996, Vol. 13, No. 3, pp. 43–64.
- Fergus R., Singh B., Hertzmann A., Roweis S. T., Freeman W. T. Removing camera shake from a single photograph, *In ACM Trans. Graph.*, 2006, Vol. 25, pp. 787–794.
- Reeves S. J., Mersereau R. M. Blur identification by the method of generalized cross-validation, *IEEE Trans. on Image Processing*, 1992, Vol. 1, No. 3, pp. 301–311.
- Yitzhaky Y., Mor I., Lantzman A., Kopeika N. S. Direct method for restoration of motion blurred images, *Journal of the Optical Society of America*, 1998, Vol. 15, Issue 6, pp. 1512–1519.
- Caron J. N., Namazi N. M., Rollins C. J. Noniterative blind data restoration by use of an extracted filter function, *Applied optics (Appl. opt.)*, 2002, Vol. 41(32), pp. 68–84.
- Jalobeanu A., Blanc-Feraud L., Zerubia J. Estimation of blur and noise parameters in remote sensing, *In Proceedings of ICASSP*, 2002, pp. 249–256.
- Geman D., Reynolds G. Constrained restoration and the recovery of discontinuities, *IEEE Trans. on PAMI*, 1992, Vol. 14, Issue 3, pp. 367–383.
- Zarowin C. B. Robust, noniterative, and computationally efficient modification of vab cittert deconvolution optical figuring, *Journal of the Optical Society of America*, 1994, Vol. 11, Issue 10, pp. 2571–2583.
- Neelamani R., Choi H., Baraniuk R. ForWaRd: Fourier-wavelet regularized deconvolution for illconditioned systems, *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2004, Vol. 52, Issue 2, pp. 418–433.
- Richardson H. W. Bayesian-based iterative method of image restoration, *Journal of the Optical Society of America*, 1972, Vol. 62, Issue 1, pp. 55–59.
- Lu Yuan, Jian Sun, Long Quan, Heung-Yeung Shum Image deblurring with blurred/noisy image pairs, *ACM Transactions on Graphics (TOG) – Proceedings of ACM SIGGRAPH 2007*, 2007, Vol. 26, Issue 3, Article 1.
- Bardsley J., Jefferies S., Nagy J., Plemmons R. Blind iterative restoration of images with spatially-varying blur, *In Optics Express*, 2006, pp. 1767–1782.
- Levin A. Blind motion deblurring using image statistics, *In Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*, 2007, pp. 841–848
- Simoncelli E. P., Adelson E. H. Noise removal via bayesian wavelet coring, *In Proceedings of ICIP*, 1996, Vol. 1, pp. 379–382.
- Portilla J., Strela V., Wainwright M., Simoncelli E. P. Image denoising using scale mixtures of gaussians in the wavelet domain, *IEEE Trans. on Image Processing*, 2003, Vol. 12, Issue 11, pp. 1338–1351.
- Tomasi C., Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images, *In Proceedings of ICCV*, 1998, pp. 839–846.
- Durand F., Dorsey J. Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images, *In Proceedings of SIGGRAPH*, 2002, pp. 257–266.
- Perona P., Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion, *IEEE Trans. on PAMI*, 1990. Vol. 12, Issue 7, pp. 629–639.
- Rudin L., Osher S., Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms, *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992, Vol. 60, Issues 1–4, pp. 259–268.
- Roth S., Black M. J. Fields of experts: A framework for learning image priors, *In Proceedings of CVPR*, 2005, Vol. II, pp. 860–867.
- Buades A., Coll B., Morel J. M. A non-local algorithm for image denoising, *In Proceedings of CVPR*, 2005, Vol. II, pp. 60–65.