

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ И ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ

УДК 004.932.4

В. Ю. Агафонов

МЕТОДЫ МНОГОКАДРОВОЙ ОБРАБОТКИ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ КАЧЕСТВА ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Волгоградский государственный технический университет

agafonov.vladislav@gmail.com

В статье описаны методы многокадровой обработки, применяемые для повышения качества изображений. Разработана автоматизированная система повышения качества цифровых изображений, использующая информацию с нескольких изображений. Приведены результаты экспериментальных исследований, которые показали ее работоспособность и возможность практического применения.

Ключевые слова: повышение качества изображений, многокадровая обработка.

V. U. Agafonov

MULTIFRAME PROCESSING METHODS OF IMPROVING QUALITY OF IMAGE

Volgograd State Technical University

The paper describes methods of multiframe processing used to improve image quality. Automated system was developed to improve the quality of digital images, which uses information from multiple images. The experimental results showed efficiency and the possibility of practical application.

Keywords: image quality, multi-frame image processing.

В процессе регистрации цифрового изображения существуют естественные потери пространственного разрешения, вызванные оптическими искажениями; размытость при движении из-за ограниченной скорости затвора; шум, который образуется внутри сенсора. Это приводит к уменьшению детальности и ухудшению восприятия малоразмерных объектов. Разработка методов цифровой обработки изображений, позволяющих устранить этот недостаток, является актуальной задачей.

Целью работы является повышение качества цифровых изображений за счет использования нескольких изображений одной сцены.

Понятие качества изображений

Качество – это характеристика изображения, которая оценивает деградацию изображения, воспринимаемую человеком [8]. Существует несколько методов, которыми можно объективно измерить качество изображений. Они могут быть классифицированы на два типа: full-reference и no-reference. В первом случае качест-

во тестового изображения оценивается путем сравнения его с эталонным изображением, которое имеет отличное качество. Во втором случае методы пытаются оценить качество изображения без каких-либо ссылок на оригинал. В данной работе качество полученного изображения будет определяться как отличие от оригинала.

Методы повышения качества изображений

Существует два принципиально разных способа повышения качества цифровых изображений. Первый способ подразумевает повышение качества аппаратной части. Он включает в себя улучшение оптических систем, повышение мощности процессоров и т. д. Все это связано с удорожанием аппаратной части. Также более мощные системы становятся более громоздкими, следовательно, их невозможно встроить в мобильные системы. Второй способ подразумевает повышение качества изображений программно. Этот способ не ведет к удорожанию и увеличению размеров аппаратной части, поэтому является более актуальным.

В настоящее время существует множество методов повышения качества изображений. Большинство из них основано на обработке одного изображения путем применения различных фильтров, которые убирают шумы, делают изображение более четким, или на интеллектуальном анализе сцены [10]. Основной целью традиционных методов восстановления изображения является его реконструкция, при этом все размеры сохраняются. Но в связи с тем, что количество информации на изображении остается постоянным, при помощи данных методов нельзя добиться идеального качества. В данной работе рассмотрен абсолютно иной подход к повышению качества изображений, основанный на обработке нескольких изображений.

Эти методы используют информацию сразу с нескольких изображений, поэтому результирующее изображение высокого разрешения содержит в себе больше полезной информации. Актуальность исследований по данному направлению определяется тем, что здесь не требуется решение сложных технологических проблем, связанных с созданием новых сканирующих устройств, а повышение качества изображений, главным образом, достигается за счет комплексирования различных данных.

Математическая модель деградации изображения

Рассмотрим изображение высокого разрешения размера $(N_1 \cdot L_1 \times N_2 \cdot L_2)$ и обозначим его как x . Параметры L_1 и L_2 представляют собой коэффициенты дискретизации изображения в данной модели наблюдения по горизонтальному и вертикальному направлениям соответственно. Получаем, что каждое наблюдаемое нами изображение с низким разрешением име-

ет размер $N_1 \times N_2$. Запишем исходное изображение высокого разрешения как

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T,$$

где $N = (N_1 \cdot L_1 \times N_2 \cdot L_2)$, и i -е изображение низкого разрешения $y_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iM}]^T$, где $M = N_1 \times N_2$. Учитывая все искажения, которые могут возникнуть при регистрации изображения, модель наблюдения может быть представлена следующим образом:

$$y_i = DH_i F_i x + N_i, \quad (1)$$

где F_i – матрица геометрической деформации размером; H_i – матрица искажений размером; D – матрица дискретизации размером; N_i – шумовая составляющая [1].

Задача повышения качества изображения при многокадровой обработке ставится как решение:

$$x_r = \arg \min_x \sum_i \|DH_i F_i x + N_i - y_i\| \quad (2)$$

Методы многокадровой обработки для повышения качества изображений

Для получения изображения высокого разрешения выделяются три этапа: регистрация, интерполяция и восстановление. Регистрация изображения – это оценка параметров движения сцены от кадра к кадру. Процесс оценки параметров межкадрового движения заключается в определении параметров геометрического преобразования между наблюдаемыми изображениями с низким разрешением и некоторой базовой системой координат. Важным фактором для успешного повышения разрешения является точная оценка параметров движения сцены на кадрах, поэтому методы регистрации должны обеспечить субпиксельную точность.

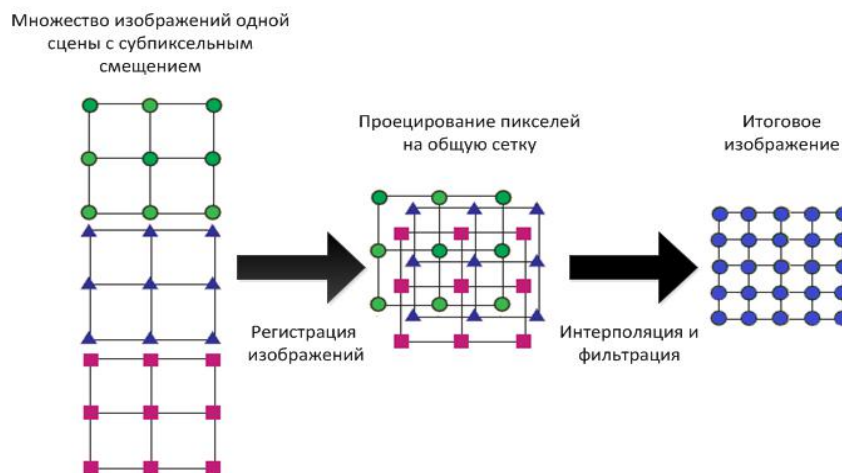


Рис. 1. Обобщенная схема многокадровой обработки для повышения качества изображений

На этапе интерполяции производится объединение всех изображений низкого разрешения с последующей интерполяцией на координатную сетку изображения с высоким разрешением. После этого применяются методы восстановления для устранения частотных и шумовых искажений. Методы отличаются друг от друга различными подходами в реализации этих этапов.

Обобщенная технологическая схема представлена на рис. 1. Имеется последовательность изображений некоторой сцены с низким разрешением. Все они имеют незначительное смещение друг относительно друга. Для начала проводится оценка межкадрового движения сцены. С помощью полученных оценок неоднородно распределенные пиксели размещаются на координатной сетке изображения с высоким разрешением. Затем одним из методов интерполяции вычисляются равномерно распределенные пиксели изображения с высоким разрешением. По наблюдаемым изображениям производится оценка частотно-шумовых искажений. После этого решается традиционная задача восстановления изображения.

**Итерационный метод
iterative back projection (IBP)**

Имеется последовательность, состоящая из K изображений с низким разрешением y_1, \dots, y_K размера $N_1 \times N_2$. Необходимо построить изображение x размера $(L_1 \cdot N_1) \times (L_2 \cdot N_2)$, которое минимизировало функцию ошибки

$$E(x) = \sum_{i=1}^K \|P_i(x) - y_i\|, \quad (3)$$

где $\|\cdot\|$ является любой нормой; $P_i(x)$ – это проекция изображения x на координатную сетку изображения y_i .

Построение изображения с высоким разрешением основывается на итерационном подходе. Выбирается произвольное начальное приближение изображения с высокой разрешающей способностью $x^{(0)}$, после этого моделируется процесс формирования изображения для получения набора изображений с низким разрешением $y_k^{(0)}$. Разность $\{y_k - y_k^{(0)}\}$ используется для уточнения начального приближения, и итерационный процесс продолжается до минимизации функции ошибки. Если получается так, что на j итерации $x^{(j)}$ является «правильным» решением, то имитируемые изображения $\{y_k^{(j)}\}$ должны быть абсолютно идентичны изображениям y_k . Математически можно описать метод IBP следующей итерационной схемой [2, 7]:

$$x^{(n+1)} = x^{(n)} + \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K F_k^{-1} \left(\left((y_k - y_k^{(n)}) \right) \uparrow s \right) * h, \quad (4)$$

где $x^{(n)}$ и $x^{(n+1)}$ – это изображения высокого разрешения на n и $n + 1$ итерациях; K – количество изображений низкого разрешения; y_k – k -е изображение низкого разрешения; $y_k^{(n)}$ – k -е изображение низкого качества, полученное на n -й итерации из изображения $x^{(n)}$; F_k – оператор геометрического преобразования, связывающий изображения x и y_k ; h – ядро функции рассеивания точки; $\uparrow s$ – оператор повышения размеров изображения.

**Метод Fast Super Resolution
(Fast SR)**

Поиск решения (2) может занять большое количество времени, а очень часто важно получить быструю аппроксимацию задачи. Алгоритм Fast SR быстро решает эту проблему и состоит из следующих шагов [3]:

- 1) зафиксировать первое изображение y_1 и вычислить смещение между y_1 и y_k ; $k = 2, 3, \dots, n$; n – это количество различных изображений. Смещение между y_1 и y_1 нулевое;
- 2) повысить разрешение каждого изображения, учитывая их смещение относительно первого изображения, т. е. сделать так, чтобы изображение максимально совпадало с первым:

$$Y_k = F_k U y_k, \quad (5)$$

где U – оператор повышения разрешения, основанный на функции Гаусса. Основа данного алгоритма заключается в быстром вычислении $F_k U$;

- 3) усреднить полученные изображения

$$X = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N Y_k; \quad (6)$$

- 4) повысить четкость изображения.

Для повышения разрешения используется оператор повышения разрешения, основанный на функции Гаусса. Метод Гаусса для изменения масштаба изображения с масштабирующим коэффициентом p выглядит следующим образом:

$$W_k = \frac{\sum_{(x_i, y_i) \in \Omega} e^{-\frac{(x-x_i)^2 - (y-y_i)^2}{2\sigma^2}} w_k(x_i, y_i)}{\sum_{(x_i, y_i) \in \Omega} e^{-\frac{(x-x_i)^2 - (y-y_i)^2}{2\sigma^2}}}, \quad (7)$$

где w_k – изображение низкого разрешения; W_k – изображение высокого разрешения; σ – радиус

фильтра Гаусса (выбран равным 0.4); (x_i, y_i) – это значение пикселей, где w_k известен.

Применение искажающего оператора F_k является сдвигом известных значений (x_i, y_j) на величину вектора смещения:

$$W_k(px, py) = \frac{\sum_{\Omega} e^{-\frac{(x-x_i+u_{i,j})^2 - (y-y_2+v_{i,j})^2}{2\sigma^2}} w_k(x_i, y_i)}{\sum_{\Omega} e^{-\frac{(x-x_i+u_{i,j})^2 - (y-y_2+v_{i,j})^2}{2\sigma^2}}} \quad (8)$$

Для быстрого вычисления числитель и знаменатель этой дроби представляются в виде свертки дельта-функции с фильтром Гаусса [4]. В дискретной форме мы формируем два изображения (W_k^* и W_k^{**}), изначально заполненные нулями. Далее для каждой точки (x_i, y_j) из w_k вычисляются ее координаты в изображении высокого разрешения W_k :

$$(x_i, y_j) \rightarrow (p(x_i - u_{i,j}), p(y_i - v_{i,j})) (x_{i,j}^*, y_{i,j}^*) \quad (9)$$

После этого значения $w_k(x_i, y_j)$ добавляются к $W_k^*(x_{i,j}^*, y_{i,j}^*)$, и единица к $W_k^{**}(x_{i,j}^*, y_{i,j}^*)$. Если координаты $(x_{i,j}^*, y_{i,j}^*)$ не целочисленные, тогда значения свертки с дельта-функцией аппроксимируются как сумма дельта-функций, определенных в целочисленных координатах, с использованием билинейной интерполяции [5, 6].

Когда изображения W_k^* и W_k^{**} сформированы, к ним применяется фильтр Гаусса. Далее W_k^* делится поэлементно на W_k^{**} :

$$W_k = \frac{W_k^*}{W_k^{**}} \quad (10)$$

Сравнение качества работы методов

Рассмотрим результаты работы методов. Для всех методов на вход подавался набор из шести низкокачественных изображений низкого разрешения. Тесты были получены с использованием искусственного генератора изображений низкого разрешения. Для существования субпиксельного разрешения небольшие участки были вырезаны из оригинального изображения с произвольным сдвигом. После этого все полученные тестовые изображения были сжаты в несколько раз, так что часть информации была утеряна. Для сравнения двух изображений были использованы метрики PSNR и MSSIM [9].

Из рис. 2 видно, что изображения, полученные методами многокадровой обработки, визуально более качественные. Изображение, полученное методом билинейной интерполяции одного из изображений низкого разрешения, не является читаемым из-за низкой детализации. Метод Fast SR повысил детализацию изображения, и номерной знак стало можно прочесть, однако изображение остается нечетким. Итерационный метод IBP показывает наилучшие результаты: изображение более четкое, номерной знак можно полностью прочесть.

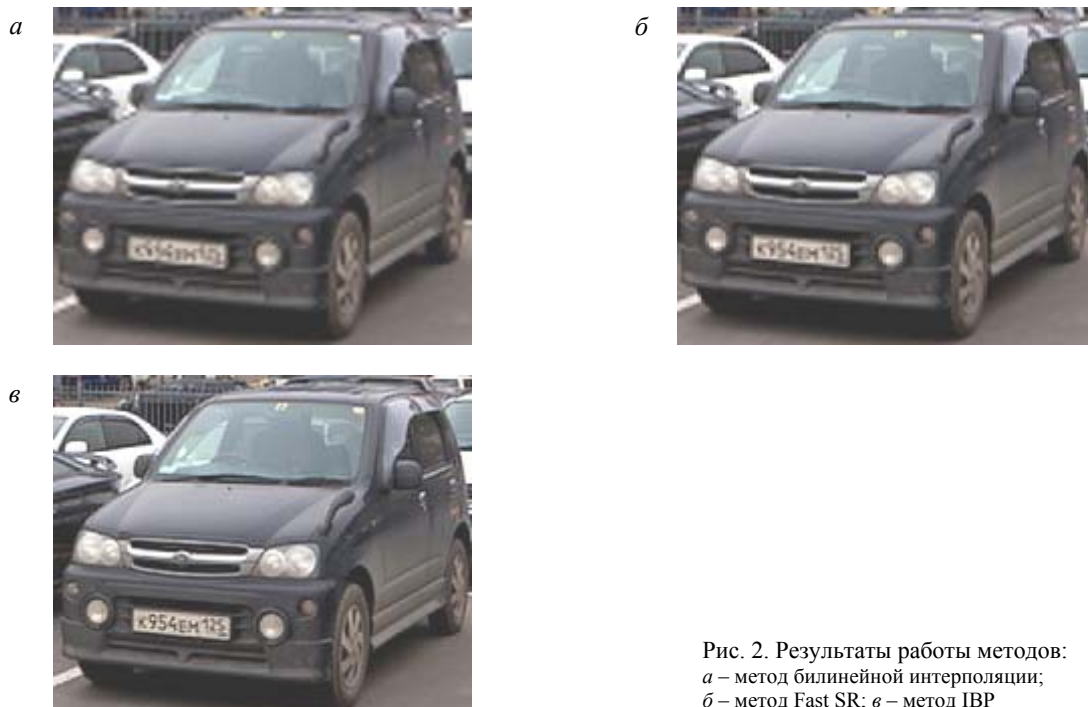


Рис. 2. Результаты работы методов:
а – метод билинейной интерполяции;
б – метод Fast SR; в – метод IBP

Результаты сравнения полученных изображений с оригиналом представлены в таблице.

Результаты сравнения методов

Метод	Метрика		
	PSNR (дБ)	MSSIM	Время работы метода (с)
Билинейная интерполяция	22,191	0,712	0,131
Fast SR	22,682	0,756	0,736
IBP(70 итераций)	24,375	0,837	24,328

Заключение

В данной работе рассмотрено такое направление компьютерной обработки изображений, как повышение качества изображений. Было показано, что методы, основанные на многокадровой обработке, имеют преимущество перед методами, работающими только с одним изображением.

Применение данных методов открывает возможность получения изображений более высокого качества с использованием имеющейся аппаратной базы.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Park, S. C. Super-Resolution Image Reconstruction: A Technical Overview / S. C. Park, M. K. Park, M. G. Kang // IEEE Signal Processing Magazine. – 2003. – P. 21–36.

2. Ращупкин, А. В. Методы обработки данных дистанционного зондирования для повышения качества выходных изображений / А. В. Ращупкин // Вестник Самарского государственного аэрокосмического университета. – 2010. – № 2. – С. 124–132.

3. Lukin, A. Image Interpolation by Super-Resolution / A. Lukin, A. Krylov, A. Nasonov // 16th International Conference Graphicon'2006. – Novosibirsk Akademgorodok, 2006. – P. 239–242.

4. Krylov, A. Image Super-Resolution using Fast Deconvolution / A. Krylov, A. Nasonov, O. Ushmaev // 9th International Conference «Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies»: Conference Proceedings. – Nizhni Novgorod, 2008. – Vol. 1, No. 2. – P. 362–364.

5. Krylov, A. Face image super-resolution from video data with non-uniform illumination / A. Krylov, A. Nasonov, D. Sorokin // Proceedings of 18-th International Conference on Computer Graphics GraphiCon'2008. – M., 2008. – P. 150–155.

6. Krylov, A. S. Video super-resolution with fast deconvolution / A. S. Krylov, A. V. Nasonov, O. S. Ushmaev // Pattern Recognition and Image Analysis. – United States: Allen Press Inc., 2009. – Vol. 19, No. 3. – P. 497–500.

7. Farsiu, S. Fast and Robust Multi-Frame Super-Resolution / S. Farsiu [at al.] // IEEE Transactio.

8. Structural and Information Theoretic Approaches to Image Quality Assessment / Alan C. Bovik [at al.] // Multi-Sensor Image Fusion and Its Applications. – United Kingdom: CRC Press, 2005. – P. 473–497.

9. Hor, A. Image Quality Metrics: PSNR vs. SSIM. / A. Hor, D. Ziou // 20th International Conference on Pattern Recognition. – Istanbul, 2010. – 23–26 August. – P. 2366–2369.

10. Автоматизированное окрашивание полутонных изображений на основе интеллектуального анализа сцены / А. В. Алексеев, В. Л. Розалиев, Ю. А. Орлова, С. А. Фоменков // Известия Волгоградского государственного технического университета. 2014. Т. 22. № 25 (152). С. 35–41.