

# БЫСТРОЕ СУПЕРРАЗРЕШЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВЗВЕШЕННОЙ МЕДИАННОЙ ФИЛЬТРАЦИИ

Насонов А.В., Крылов А.С.

МГУ имени М.В. Ломоносова,  
факультет вычислительной математики и кибернетики,  
лаборатория математических методов обработки изображений  
<http://imaging.cs.msu.ru>

## Аннотация

Предложен метод суперразрешения изображений — построения одного изображения высокого разрешения по нескольким изображениям низкого разрешения неитерационным методом, основанным на взвешенной медианной фильтрации.

## 1. Введение

Задача повышения разрешения изображений является одной из важнейших задач цифровой обработки изображений. Несмотря на рост разрешения сенсоров камер, эта задача остаётся актуальной, например, для изображений, снятых на старые камеры низкого разрешения. Особенно важна задача повышения разрешения в видеонаблюдении.

При увеличении одного изображения может использоваться априорная информация об изображении, например, самоподобие изображения при разных разрешениях [1]. Такой подход делает изображение визуально более качественным, однако результат может отличаться от реального изображения.

Более качественного результата можно добиться, используя несколько изображений объекта с субпиксельными сдвигами (см. рис. 1) для построения изображения высокого разрешения [2, 3]. Пиксели камеры, регистрирующей изображение, имеют ненулевой размер, поэтому наблюдаемое значение пикселя является усреднением по некоторой окрестности точки. Если движение объекта и функция усреднения известны, то можно использовать информацию со всех кадров для построения одного изображения высокого разрешения.

К недостаткам методов суперразрешения можно отнести необходимость точного вычисления векторов движения между кадрами. В работе предлагается метод суперразрешения, достаточно устойчивый к ошибкам определения векторов движения.

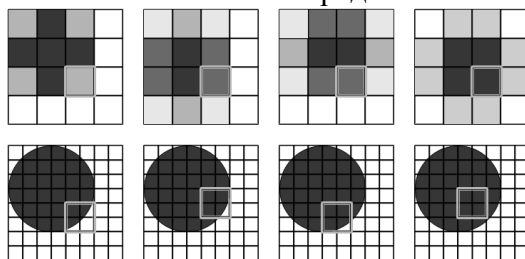


Рис. 1. Соответствие между пикселями изображений низкого разрешения (вверху) и изображения высокого разрешения (внизу).

## 2. Математическая модель

Для получения изображения высокого разрешения  $z$  методом суперразрешения рассматривается система уравнений:

$$A_k z = u_k, \quad k = 1, 2, \dots, N, \quad (1)$$

где  $u_k$  — исходные изображения низкого разрешения. Оператор  $A_k$  в общем случае представляется в виде  $A_k z = DH_{cam} F_k H_{atm} z + n$  [4], где  $H_{atm}$  — это эффекты в среде,  $F_k$  — оператор движения,  $H_{cam}$  — оптическое размытие камеры (функция усреднения),  $D$  — собственно оператор понижения разрешения (прореживания),  $n$  — шум.

Мы моделируем  $H_{atm}$  и  $H_{cam}$  фильтром Гаусса  $H$ , и оператор  $A_k$  принимает вид

$$A_k z = DF_k H z. \quad (2)$$

Оператор движения  $F_k$  может быть вычислен с помощью методов оценки движения [5], в частности с помощью методов оптического потока [6]. В данной работе мы предполагаем, что оператор движения известен.

У системы уравнений (1) в общем случае нет единственности решения, кроме того решение системы может не существовать. Это, наряду с отсутствием устойчивости решения, делает задачу суперразрешения некорректно поставленной. Одним из способов её решения является использование регуляризирующих методов, основанных на методе регуляризации Тихонова [7].

В случае, когда использование регуляризирующих методов нежелательно из-за их большой вычислительной сложности, используются неитерационные методы. Например, в [8] сначала конструируется размытое изображение  $z_H = Hz$  путём усреднения увеличенных изображений низкого разрешения, затем у полученного изображения повышается резкость  $z = H^{-1} z_H$ . Этот подход взят за основу в данной работе.

### 3. Постановка задачи

Мы работаем с задачей суперразрешения (2) для  $z$  и  $u_k$ , заданных на дискретных сетках  $\{(i, j) : i, j \in Z\}$ . Оператор преобразования  $F_k$  задаёт множество соответствий между координатами точек исходного и преобразованных изображений. При этом  $F_k(Hz)(i, j) = (Hz)(\tilde{x}_{i,j}^k, \tilde{y}_{i,j}^k)$ . Оператор  $D$  производит масштабирование  $D(Hz)(x, y) = (Hz)(sx, sy)$ , где  $s$  — коэффициент уменьшения и  $DF_k(Hz)(i, j) = (Hz)(\tilde{x}_{si,sj}^k, \tilde{y}_{si,sj}^k) = (Hz)(x_{i,j}^k, y_{i,j}^k)$ . Здесь мы обозначили  $(\tilde{x}_{si,sj}^k, \tilde{y}_{si,sj}^k)$  как  $(x_{i,j}^k, y_{i,j}^k)$ . Используя это обозначение, явно задаём оператор  $A_k z$  (2):  $(A_k z)(i, j) = (Hz)(x_{i,j}^k, y_{i,j}^k)$  и система (1) принимает вид  $(Hz)(x_{i,j}^k, y_{i,j}^k) = u_{i,j}^k$ . Заменяя индексацию, получаем итоговую постановку задачи для  $HZ$ :

$$(Hz)(x_n, y_n) = w_n. \quad (3)$$

Таким образом, задача суперразрешения ставится в виде: найти такое изображение  $HZ$ , которое в заданных точках  $(x_n, y_n)$  имеет значения, равные  $w_n$  (см. рис. 2).

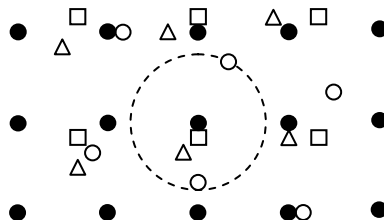


Рис. 2. Иллюстрация постановки задачи суперразрешения (3). □, ○, Δ — пиксели изображений низкого разрешения, ● — пиксели реконструируемого изображения.

Получение финального результата  $z = H^{-1}(Hz)$  производится с помощью метода адаптивной фильтрации, описанного в [8].

#### 4. Решение задачи

При построении решения задачи суперразрешения учитывался тот факт, что вектора движения вычисляются с ошибкой. Это приводит к возникновению импульсного шума.

Достаточно простой и быстрый метод решения задачи суперразрешения может быть построен на основе гауссовской фильтрации, использованный, например, в [8]:

$$Hz(i, j) = \frac{\sum_n w_n e^{-\frac{(x_n-i)^2+(y_n-j)^2}{2\sigma^2}}}{\sum_n e^{-\frac{(x_n-i)^2+(y_n-j)^2}{2\sigma^2}}}, \quad (4)$$

где радиус  $\sigma$  выбирается в зависимости от коэффициента увеличения и качества исходных данных. Однако в случае ошибок в вычислении векторов движения (величины  $x_n$ ,  $y_n$  получены с ошибкой), изображение получается чрезмерно размытым.

С импульсным шумом лучше справляется медианная фильтрация, применение которой к общей задаче суперразрешения предложено в [9]. В этом методе в качестве значения пикселя изображения высокого разрешения берётся медианное значение пикселей изображений низкого разрешения в окрестности фиксированного радиуса (см. рис. 2). Значения  $b_k$ ,  $k = 1, \dots, K$ , попавшие в круг, сортируются по возрастанию, далее берётся значение  $b_{(k+1)/2}$ , если  $k$  нечётно и  $(b_{k/2} + b_{k/2+1})/2$ , если  $k$  чётно.

Недостатком медианной фильтрации является то, что она не использует пространственное распределение пикселей. Поэтому для решения задачи суперразрешения более эффективно использование комбинированного алгоритма, основанного на взвешенной медианной фильтрации. При этом для каждого значения  $b_k$  задаются соответствующие им веса  $c_k$ . В качестве весов  $c_k$  были взяты коэффициенты, используемые в построении изображения высокого разрешения с помощью гауссовской фильтрации (4):  $c_k = \exp(-((x_k - i)^2 + (y_k - j)^2)/(2\sigma^2))$ .

Нахождение медианы производится в следующем виде: пары  $(c_k, b_k)$  сортируются по возрастанию  $b_k$ , затем ищется значение  $m$ , при котором

$$\sum_{k=1}^{m-1} c_k \geq S/2, \quad \sum_{k=1}^m c_k < S/2, \quad S = \sum_{k=1}^K c_k.$$

Результатом взвешенной медианной фильтрации является полученное значение  $b_m$ .

#### Результаты

Тестирование предложенного метода суперразрешения производилось следующим образом: к изображениям высокого разрешения применялись случайные сдвиги, полученные изображения уменьшались и подавались на вход методу суперразрешения. Затем производилось сравнение результата суперразрешения с исходным изображением. Чтобы проверить устойчивость метода к ошибкам в вычислении векторов движения, была внесена ошибка в вектора движения. Для четверти изображений к каждому вектору был прибавлен равномерно распределённый в интервале  $[-1, 1]$  шум, для остальных — в интервале  $[-0.25, 0.25]$ .

Для оценки качества полученного результата использовались метрики, оценивающие качество границ на изображении [10]. Метрика ВЕР (Basic Edges Points) считает среднеквадратичное отклонение в точках базовых (резких и удалённых от других) границ, ВЕН (Basic Edges Neighborhood) — в областях, прилегающих к базовым границам.

Ниже приведены результаты для различных методов суперразрешения.

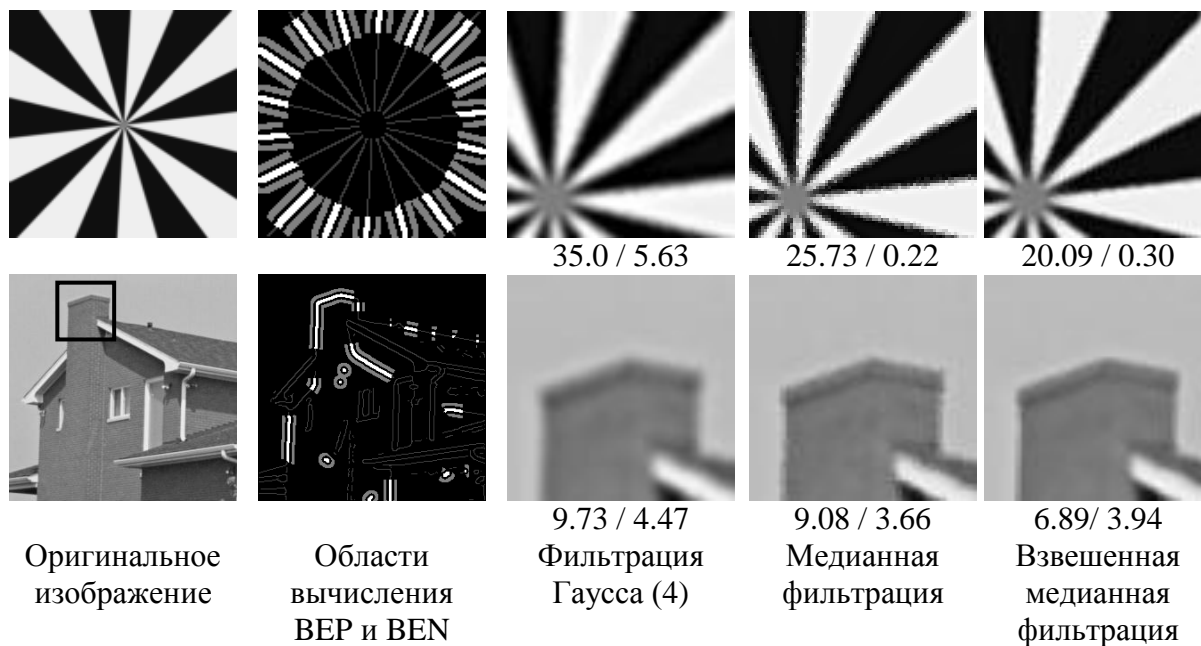


Рис. 3. Результаты работы методов суперразрешения при увеличении в 2 раза. Использовалось 16 изображений низкого разрешения,  $\sigma = 1.2$ . Через косую черту указаны значения ВЕР / BEN (чем меньше эти значения, тем лучше). Области вычисления метрик: белые области — ВЕР, серые — BEN, серые линии — границы на изображении.

### Заключение

Разработан метод суперразрешения изображений, основанный на использовании взвешенной медианной фильтрации. Показано, что применение взвешенной медианной фильтрации позволяет существенно снизить ошибку неточного вычисления векторов движения. Работа выполнена при поддержке ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009–2013 годы и гранта РФФИ 09-01-92474-МНКС.

### Литература

1. J.A. Leitaо, M. Zhao, G. de Haan “Content-Adaptive Video Up-Scaling for High-Definition Displays” // Proceedings of IVCP 2003, vol. 5022, January 2003.
2. K. Malczewski, R. Stasinski “Super Resolution for Multimedia, Image, and Video Processing Applications” // Recent Advances in Multimedia Signal Processing and Communications, Vol. 231, 2009, pp. 171–208.
3. S. Borman, R.L. Stevenson “Super-Resolution from Image Sequences — A Review” // Midwest Symposium on Circuits and Systems, 1998, pp. 374–378.
4. S. Farsiu, D. Robinson, M. Elad, P. Milanfar “Fast and Robust Multi-Frame Super-Resolution” // IEEE Trans. Image Processing, Vol. 13, No. 10, 2004, pp. 1327–1344.
5. H.V. Le, G. Seetharaman “A Super-Resolution Imaging Method Based on Dense Subpixel-Accurate Motion Fields” // Proceedings of the Third International Workshop on Digital and Computational Video, 2002, pp. 35–42.
6. A. Bruhn, J. Weickert, C. Schnorr “Lucas/Kanade Meets Horn/Schunck: Combining Local and Global Optic Flow Methods” // Int. J. Comp. Vis., Vol. 61, N 3, 2005, pp. 211–231.
7. А.Н. Тихонов, В.Я. Арсенин. Методы решения некорректных задач. М., 1979.
8. A.S. Krylov, A.V. Nasonov, O.S. Ushmaev “Video super-resolution with fast deconvolution” // Pattern Recognition and Image Analysis, 2009, Vol. 19, No. 3, pp. 497–500.
9. A. Sánchez-Beato, G. Pajares “Robust Super-Resolution Using a Median Filter for Irregular Samples” // Lecture Notes in Computer Science, Vol. 5524, 2009, pp. 298–305.
10. A.V. Nasonov, A.S. Krylov “Adaptive Image Deringing” // Proceedings of Graphi-Con’2009, Moscow, Russia, October 2009, pp. 151–154.