

# Влияние параметров формирования набора изображений на результат построения суперразрешения

Е.В. Гошин<sup>1,2</sup>, Д.В. Архипова<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

<sup>2</sup>Институт систем обработки изображений РАН - филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН, Молодогвардейская 151, Самара, Россия, 443001

**Аннотация.** Настоящая статья посвящена исследованию влияния параметров формирования набора изображений сцены и параметров алгоритма на результат реконструкции изображений высокого разрешения с использованием метода проекций на выпуклые множества. В качестве параметров формирования набора выбраны масштаб уменьшения изображения по обеим осям и число изображений в наборе. В качестве параметров алгоритма – допустимое значение невязки при формировании выпуклых множеств и размер окна функции размытия точки. Для постановки эксперимента метод проекций на выпуклые множества был реализован на языке программирования Python. Приведён результат экспериментов на тестовом наборе изображений. Выработаны рекомендации по использованию метода проекций на выпуклые множества.

## 1. Введение

Высокое разрешение изображения обеспечивает высокую плотность пикселей и, следовательно, большее количество информации об объекте. Необходимость повышения разрешения возникает в компьютерном зрении в задаче распознавания образов и анализа изображений [1][2], в задаче медицинской визуализации [3] и дистанционном зондировании земли [4]. Приборы для получения изображения с высоким разрешением являются дорогостоящими, кроме того, их применение не всегда возможно из-за ограничений, присущих сенсору и технологии изготовления оптики (например, тепловизионные системы [5]). Эти проблемы могут быть решены с помощью алгоритмов обработки изображений, которые позволяют упростить системы получения изображений за счёт большей вычислительной нагрузки. Существующие методы для улучшения разрешения изображений делятся на две большие группы: линейные [6] и адаптивные [7].

Линейные методы, такие как бикубическая интерполяция [8], хотя и просты в реализации, не позволяют в полной мере извлечь информацию из исходных изображений. Применение адаптивных методов предоставляет более качественный результат. Среди технологий улучшения разрешения изображения при наличии набора изображений одной из наиболее эффективных является технология суперразрешения.

Методы улучшения качества изображения, основанные на применении суперразрешения, используют информацию с нескольких кадров для получения более информативного

результатирующего изображения. В настоящей работе исследуется метод построения сверхразрешения с использованием проекций на выпуклые множества [9].

## 2. Постановка задачи

Задача сверхразрешения может быть сформулирована следующим образом. Имеется набор из  $N$  изображений низкого разрешения, представляющих собой различные снимки одной и той же сцены. Каждое изображение низкого разрешения является зашумленным и субдискретизированным (прореженным) вариантом эталонного изображения (рисунок 1). Удобно представлять модель наблюдения в матричной записи:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{b}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{b}_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{D}_1 \cdot \mathbf{B}_1 \cdot \mathbf{W}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{D}_N \cdot \mathbf{B}_N \cdot \mathbf{W}_N \end{bmatrix} \mathbf{X} + \begin{bmatrix} \mathbf{e}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{e}_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{A}_N \end{bmatrix} \mathbf{X} + \begin{bmatrix} \mathbf{e}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{e}_N \end{bmatrix},$$

где  $\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_N$  – LR изображения  $M \times M$ ;  $\mathbf{D}$  – матрица субдискретизации размерностью  $M^2 \times P^2$ ;  $\mathbf{B}$  – матрица размытия размерностью  $P^2 \times P^2$  (в качестве такой матрицы обычно выступает функция размытия точки (ФРТ));  $\mathbf{W}$  – матрица геометрической трансформации размерностью  $P^2 \times P^2$ ;  $\mathbf{X}$  – HR изображение  $P \times P$ ;  $\mathbf{e}$  – Гауссовский шум.

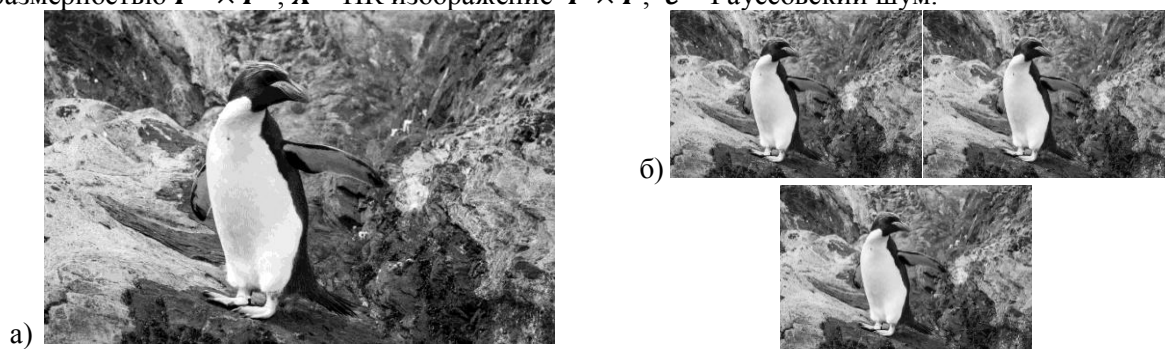


Рисунок 1. Исходное изображение (а), изображения низкого разрешения (б).

В настоящей работе исследуется метод проекций на выпуклые множества. Оператор соответствующего выпуклого множества ограничений проецирует точки из пространства решений на ближайшую точку на поверхности этого выпуклого множества. После конечного числа итераций находится решение множества пересечений, сходящегося к выпуклому набору ограничений.

Алгоритм можно представить в виде следующих шагов:

- 1 Оценка интерполированного изображения низкого разрешения.
- 2 Вычисление смещения (компенсации движения) пикселей на каждом изображении. Соответствие между изображениями с высоким и низким разрешением задается следующим уравнением.

$$g(m_1, m_2, l) = \sum_{n_1, n_2} f(n_1, n_2) h(n_1, n_2; m'_1, m'_2 l) + n(m_1, m_2 l),$$

где  $(m_1, m_2)$  – координаты точки в интерполированном изображении с низким разрешением, а  $(n_1, n_2)$  – соответствующая им точка в изображении с высоким разрешением.

3. Получение положения пикселя на изображениях с низким и высоким разрешением.

Вычисление параметра  $h(n_1, n_2; m'_1, m'_2 l)$ , который предстает собой значение ФРТ в зависимости от положения пикселя.

Наблюдаемое изображение низкого разрешения  $g(m_1, m_2, l)$  может быть ограничено выпуклым множеством  $C_{n_1, n_2, k}$ . Следовательно:

$$C_{n_1, n_2, k} = \{f(m_1, m_2, l): |r^{(f)}(n_1, n_2, k) \leq \partial_0(n_1, n_2, k)|\}, \\ 0 \leq n_1, n_2 \leq N - 1, k = 1, \dots, L.$$

Проекция  $P(n_1, n_2, k)x[m_1, m_2, l]$  на  $C(n_1, n_2, k)$  в любой точке  $x(m_1, m_2, l)$  задается следующим уравнением:

$$P(n_1, n_2, k)x[m_1, m_2, l] = \begin{cases} x(m_1, m_2, l) + \frac{r^{(x)}(n_1, n_2, k) - \partial_0(n_1, n_2, k)}{\sum \sum h^2(n_1, n_2; m'_1, m'_2 l)} h(n_1, n_2; m_1, m_2, l) & r^{(x)}(n_1, n_2, k) > \partial_0(n_1, n_2, k) \\ x(m_1, m_2, l) & -\partial_0(n_1, n_2, k) < r^{(x)}(n_1, n_2, k) < \partial_0(n_1, n_2, k) \\ x(m_1, m_2, l) + \frac{r^{(x)}(n_1, n_2, k) + \partial_0(n_1, n_2, k)}{\sum \sum h^2(n_1, n_2; m'_1, m'_2 l)} h(n_1, n_2; m_1, m_2, l) & r^{(x)}(n_1, n_2, k) < -\partial_0(n_1, n_2, k) \end{cases}$$

Посчитаем невязку между исходным изображением и восстановленным с помощью алгоритма. Формула невязки может быть представлена следующим образом:

$$r^{(f)}(n_1, n_2, k) = g(n_1, n_2, l) - \sum f(m_1, m_2, l) \cdot h(n_1, n_2; m'_1, m'_2 l),$$

где  $h(n_1, n_2; m'_1, m'_2 l)$  – коэффициент импульсной характеристики,  $\partial_0$  – уровень доверия для наблюдаемых результатов. Эти параметры определяют изображения высокого разрешения, которые согласуются с изображениями низкого разрешения в пределах определенного доверительного интервала.

4. Итеративное повторение второго шага до выполнения условия останова.

С помощью проекционного оператора оценочное значение  $f(m_1, m_2, l)$  изображения с высоким разрешением может быть найдено с использованием всех изображений низкого разрешения через множество итераций:

$$\hat{f}^{(i+1)}(m_1, m_2, l) = T_\lambda \tilde{T}[\hat{f}^{(i)}(m_1, m_2, l)] \quad i = 0, 1, \dots,$$

где  $\tilde{T}$  – комбинация всех проекционных операторов, связанных с  $C(n_1, n_2, k)$ . Первоначальное приближение  $f^0(m_1, m_2, l)$  получается путем билинейной интерполяции.

Целью настоящей работы является экспериментальное исследование влияния параметров формирования набора изображений сцены и параметров алгоритма на результат реконструкции изображений высокого разрешения с использованием метода проекций на выпуклые множества

#### 4. Описание эксперимента

В качестве параметров формирования набора выбраны масштаб уменьшения изображения по обеим осям и число изображений в наборе. В качестве параметров алгоритма – допустимое значение невязки при формировании выпуклых множеств и размер окна функции размытия точки. Для постановки эксперимента метод проекций на выпуклые множества был реализован на языке программирования Python.

В качестве показателя для числа изображений в наборе была выбрана относительная величина

$$p = \frac{\text{число изображений в наборе}}{\text{изменение масштаба изображений}^2}$$

**Таблица 1.** Зависимость значений PSNR при изменении масштаба и показателя  $p$ .

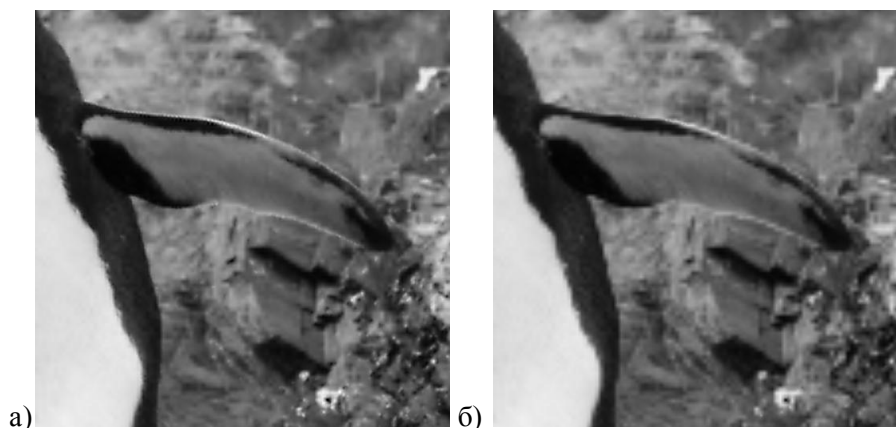
Изменение масштаба	Значение показателя $p$				
	0,2	0,4	0,6	0,8	1,0
2	29,88	30,15	30,15	30,19	30,19
3	29,74	29,81	30,27	30,75	30,85
4	27,17	28,45	28,39	28,48	28,69
5	27,36	27,91	28,39	28,57	28,66
9	24,71	25,18	25,43	25,47	25,51
15	22,93	23,37	23,45	23,49	23,47

Такая величина позволяет оценить степень «полноты» информации. Так, при прореживании исходного изображения в  $N$  раз по каждой координате максимальное число изображений в

наборе будет равно  $N^2$ . Эксперимент показал, что значения отношения пикового уровня сигнала к шуму (PSNR) и показатель структурного сходства (SSIM) сначала быстро возрастает при увеличении показателя до  $p=0,4$ , затем рост замедляется, практически останавливаясь к  $p=0,8$ .

Размер окна функции размытия точки в данном эксперименте показал практически незначительное влияние на результат, поэтому соответствующие данные не приводятся.

Визуальное сравнение (рисунок 2) позволяет заметить, что уменьшение показателя допустимого значения невязки при формировании выпуклых множеств увеличивает детализацию изображений. При этом число артефактов на изображениях также заметно возрастает.



**Рисунок 2.** Результат реконструкции при допустимой невязке: а) 0,05; б) 0,15.

Таким образом, можно выработать следующие рекомендации для восстановления изображений с использованием метода проекций на выпуклые множества:

1. Для задач визуализации изображений предпочтительнее уменьшать допустимые значения невязки при формировании выпуклых множеств, поскольку наличие артефактов в меньшей степени ухудшает визуальное восприятие информации. Кроме того, при низком значении невязки визуальное качество изображения сильно возрастает при применении медианного фильтра.
2. Наиболее целесообразным представляется выбор показателя увеличения разрешения  $S$  таким образом, чтобы размер набора изображений  $N$  удовлетворял следующим ограничениям:

$$0.4 \leq \frac{N}{S^2} \leq 0.8,$$

или, что эквивалентно,

$$\sqrt{1,25N} \leq S \leq \sqrt{2,5N}.$$

## 5. Заключение

В рамках данной работы проведено исследование влияния параметров формирования набора изображений сцены и параметров алгоритма на результат реконструкции изображений высокого разрешения с использованием метода проекций на выпуклые множества. Выработаны рекомендации для использования метода проекций на выпуклые множества применительно к задаче построения сверхразрешения изображений.

## 6. Благодарности

Работа выполнена в рамках государственного задания по теме FSSS-2020-0017 при частичной поддержке РФФИ (проект № 17-29-03112).

## 7. Литература

- [1] Мясников, В.В. Реконструкция функций и цифровых изображений по их знаковым представлениям // Компьютерная оптика. – 2019. – Т. 43, № 6. – С. 1041-1052. DOI: 10.18287/2412-6179-2019-43-6-1041-1052.

- [2] Takeda, H. Super-resolution without explicit subpixel motion estimation / H. Takeda, P. Milanfar, M. Protter // *IEEE Trans. Image Process.* – 2009. – Vol. 18. – P. 1958-1975.
- [3] Кириш, Д.В. Алгоритм реконструкции трёхмерной структуры кристалла по двумерным проекциям / Д.В. Кириш, А.С. Широкаев, А.В. Куприянов // *Компьютерная оптика.* – 2019. – Т. 43, № 2. – С. 324-331. DOI: 10.18287/2412-6179-2019-43-2-324-331.
- [4] Luo, L. Super-resolution enhancement of UAV images based on fractional calculus and POCS / L. Luo, J. Xiao // *Geo-spatial Information Science*, 2018. – P. 56-66.
- [5] James, A. Static Performance Model for Thermal Imaging Systems // *Optical Engineering.* – 1976. – Vol. 15(6).
- [6] Roesser, R. A discrete state-space model for linear image processing // *IEEE Transactions on Automatic Control.* – 1975. – Vol. 20(1). – P. 359-362.
- [7] Hwang, J.W. Adaptive image interpolation based on local gradient features / J.W. Hwang, H.S. Lee // *IEEE Signal Processing Letters.* – 2004. – Vol. 11(3). – P. 359-362.
- [8] Nuno-Maganda, M.A. Real-time FPGA-based architecture for bicubic interpolation: an application for digital image scaling / M.A. Nuno-Maganda, M.O. Arias-Estrada // *International Conference on Reconfigurable Computing and FPGAs – Puebla City, 2005.* – P. 8-1.
- [9] Stark, H. Theory of Convex Projection and Its Application to Image Restoration // *IEEE International Symposium on Circuits & Systems.* – 1988. – Vol. 1. – P. 963-964.

## Influence of image set formation parameters on the result of super-resolution reconstruction

E.V. Goshin<sup>1,2</sup>, D.V. Arkhipova<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Samara National Research University, Moskovskoe Shosse 34A, Samara, Russia, 443086

<sup>2</sup>Image Processing Systems Institute of RAS - Branch of the FSRC "Crystallography and Photonics" RAS, Molodogvardejskaya street 151, Samara, Russia, 443001

**Abstract.** This article is dedicated to the study of influence of image sequence formation parameters and algorithm parameters on the result of reconstruction of high-resolution images using the projection on convex sets method. For the parameters of the sequence formation the image reduction scale along both axes and the number of images in the sequence were selected. For the algorithm parameters we used the admissible value of the residual during the formation of convex sets and the window size of the point spread function. To set up an experiment, the projection method on convex sets was implemented in the Python programming language. The result of experiments on a test set of images is presented.