

**САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ**

**Математико-механический факультет**

**Кафедра системного программирования**

**Исследование возможности адаптивного подбора  
параметра уровня шума в алгоритме повышения  
разрешения изображения**

Курсовая работа студентки 361 группы  
Кузнецовой Марьи Юрьевны

Научный руководитель  
к.ф.-м.н., доцент А.Т. Вахитов

Санкт-Петербург  
2013

# Содержание

Введение.....	3
Постановка задачи.....	5
Параметры.....	6
Реализация.....	7
Обзор существующих решений .....	8
Сравнение с аналогами.....	9
Заключение.....	10
Список литературы.....	11

## Введение

Сейчас, в эпоху компьютеризации, во многих сферах чрезвычайно необходимы изображения с высоким разрешением: медицинские снимки, распознавание лиц, автомобильных номеров, снимки со спутников. Изображения, получаемые с цифровых носителей являются растровыми, это означает что их разрешение ограничено. Чем выше детализация, тем больше мы можем получить информации из изображения, например, рассмотреть лицо преступника, заснятое на камеру видеонаблюдения в плохом качестве.

Каким образом можно повысить качество изображения? Не всегда есть возможность создать идеальные погодные условия или взять, например, светочувствительную матрицу большего разрешения (хотя все равно, как минимум, зашумление неизбежно, т.к на каждый пиксель приходится меньше света). Иногда мы располагаем только некачественными изображениями с низким разрешением, поэтому остается лишь его цифровая обработка. Существует целый раздел image processing, посвященный алгоритмическим техникам увеличения разрешения, который в научной литературе называют по-разному, в зависимости от применения: интерполяция изображения, image resizing, image upsampling, digital zooming, image magnification, resolution enhancement, superresolution. Термин superresolution обычно используется в контексте изучения повышения разрешения на основе нескольких картинок или, например, видео.

История Super Resolution начинается в 1989 году, когда была опубликована первая статья, посвященная восстановлению изображения высокого качества по нескольким картинкам низкого.

На данный момент четко выделились 4 класса методов решения задачи SR:

- обучаемые алгоритмы;
- алгоритмы, основанные на спектральном представлении изображения;
- интерполяционные;
- байесовские алгоритмы.

Различают методы SR, использующие одну исходную картинку и несколько. В своей работе я оптимизировала алгоритм SR, работающий с только одним изображением.

Одной из самой актуальных проблем в Image Processing, является проблема шумоподавления. Никакая система регистрации не обеспечивает идеального качества изображений исследуемых объектов. Изображения в процессе формирования их изображающими системами (фотографическими, голографическими, телевизионными) обычно подвергаются воздействию различных случайных помех или шумов. Чаще всего шумоподавление служит для улучшения визуального восприятия (в том числе и при сжатии, т.к шум может быть принят за детали изображения, что сильно повредит результату), но может также использоваться для каких-то специализированных целей (например, в медицине для увеличения четкости изображения на рентгеновских снимках, в качестве предобработки для последующего распознавания) и т.п. В отличие от так называемых детерминированных искажений, которые часто описываются поэлементными функциональными преобразованиями исходного изображения, для описания случайных воздействий используют модели аддитивного, импульсного и мультипликативного шумов. Наиболее распространенным видом помех является случайный аддитивный шум, статистически независимый от видеосигнала. Модель аддитивного шума используется тогда, когда сигнал на выходе изображающей системы или на каком-нибудь промежуточном этапе преобразования может рассматриваться как сумма полезного сигнала и некоторого случайного сигнала (шума). Модель аддитивного шума хорошо описывает действие зернистости фотопленки, флуктуационный шум в радиотехнических системах, шум квантования в аналогоцифровых преобразователях и т.п.

Научная группа из Tampere University of Technology под руководством профессоров В.Катковника и К.Егиазаряна разработала фильтр BM3D, основанный на наличии схожих блоков на изображении и подходе compressive sensing. На сегодняшний день, этот фильтр 3

является state-of-the-art по устранению шума и компенсации блюра. Фильтр разрабатывался под аддитивный Гауссов шум.

Ранее исследователи проблемы Super Resolution брали идеализированную модель изображения, считая, что в нем не присутствует шум. Однако группа В.Катковника и К.Егиазаряна представила алгоритм, объединяющий в себе алгоритм шумоподавления и повышения разрешения. Затем и Ю.Землянский занялся этой проблемой и предложил новый метод в своей дипломной работе.

Фактически разрешение изображения определяется как количество пикселей, но эффективное разрешение гораздо труднее определить, так как оно полностью зависит от субъективного человеческого восприятия. Поэтому, чтобы сравнить качество алгоритмов, необходимо установить количественные меры оценки улучшения качества изображения называемые метриками. В Tampere University of Technology было проведено исследование на тему, какие метрики при каком виде будут наиболее подходящими. На их сайте можно ознакомиться с информацией [1]. В своей работе я использовала метрики SSIM и PSNR.

## Постановка задачи

Опишем изучаемую SR модель.

$$y = Ax + \sigma\varepsilon = BWD + \sigma\varepsilon, \text{ где:}$$

- $x$  - изображение хорошего качества;
- $\sigma\varepsilon$  - аддитивный Гауссовский белый шум, где  $\varepsilon$  - матрица размерности изображения (аддитивный Гауссовский белый шум является изображением, накладываемым на кадр, полученный после матриц преобразований, где каждый пиксель нормально распределенная случайная величина, с нулевым математическим ожиданием и конечной дисперсией  $\sigma = 2$ );
- $y$  - входное изображение плохого качества, полученное с помощью матриц преобразований BWD.

$B$  - это матрица размытия (blur), которое возникает из-за движения камеры, свойств используемых линз и оптического сенсора.  $D$  - уменьшение размерности (downsampling оператор). Этот оператор уменьшает размер изображения, например, удаляя каждую  $k$  строчку и каждый  $j$  столбец.  $W$  - геометрическое искажение, означает изменение форм, начертаний элементов из-за движений и поворотов камеры.

Таким образом, задача Super Resolution по одной картинке заключается в том, что имея одну исходную картинку, восстановить незашумленное изображение лучшего качества с помощью известных матриц преобразований BWD.

По всей области обратных задач обработки изображений и видео, почти все алгоритмы имеют различные параметры, которые должны быть установлены для того, чтобы получить хорошие результаты. На практике, как правило, выбор таких параметров производится с эмпирическим методом проб и ошибок.

Цель данной работы изучить алгоритм Superresolution по одному изображению, представленный в совместной работе Ю. Землянского и В. Пасиченко [3], основанный на фильтре BM3D, и оптимизировать результат его работы, путем подбора наиболее подходящих коэффициентов. Также необходимо описать метод, с помощью которого в данном алгоритме SR будут подбираться эти параметры.

## Параметры

Итеративный алгоритм, предложенный Землянским, состоит из двух шагов (подробное описание можно прочесть в [3]):

$$1. \left(\frac{\gamma}{\sigma^2}A^T A + I\right)x_{t+1} = v_t + \frac{\gamma}{\sigma^2}A^T y$$

$$2. v_{t+1} = BM3D\{\Phi x_{t+1}\}$$

Тут два параметра, которые влияют на качество работы алгоритма:

- количество итераций;
- коэффициент  $k = \frac{\gamma}{\sigma^2}$ , где сигма — уровень шума исходного изображения.

Ранее в реализации этого алгоритма параметр  $k$  был выбран на глаз равным 10, а количество итераций равным 40. Именно эти два коэффициента я и изучила в своей работе.

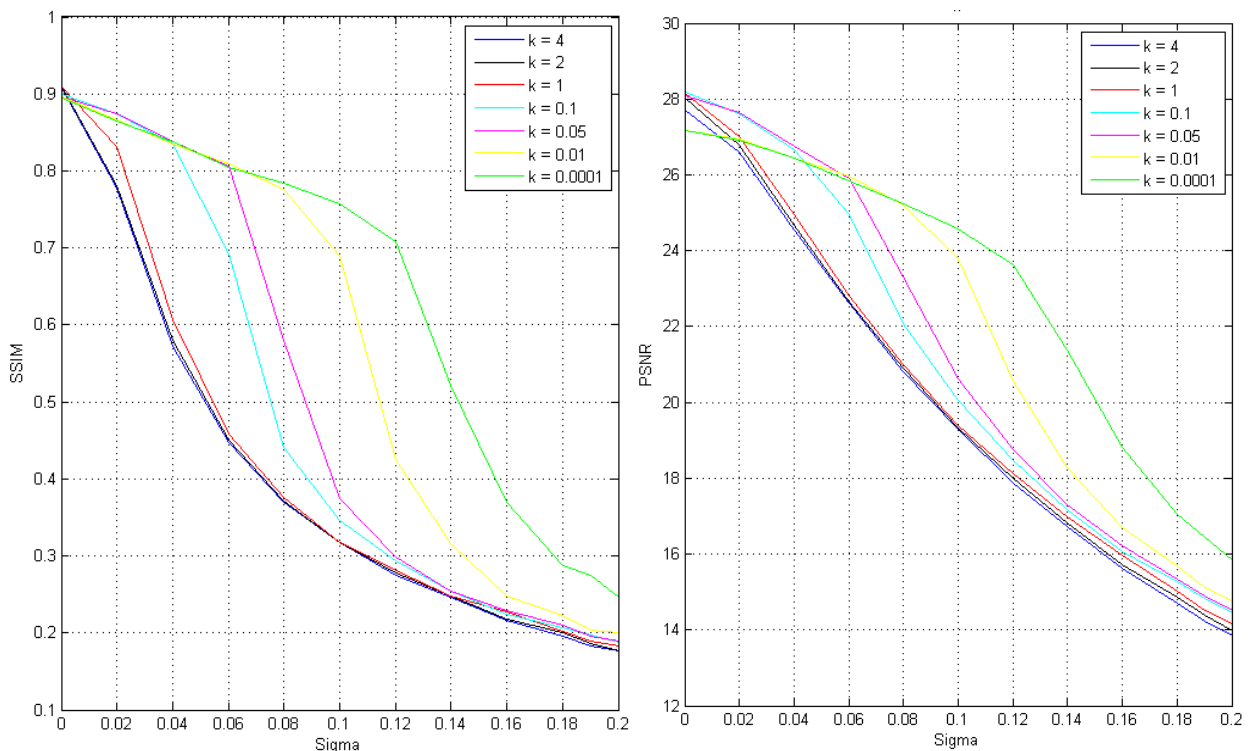
## Реализация

Исследование было проведено на тестовых изображениях, предоставленных группой Катковника [5]. Разные виды изображений имеют свои особенности и в идеале, естественно лучше подбирать коэффициенты под определенный круг задач (например, тестировать только на снимках томографа).

Подбор коэффициентов проходил следующим образом:

1. бралось изображение хорошего качества;
2. уменьшалось в размере в 2 раза с помощью вейвлет преобразования;
3. искусственно зашумлялась равномерным Гауссовским шумом с определенным параметром;
4. запускался алгоритм SR;
5. для каждого значения шума и коэффициента  $k$  записывалось количество итераций, дающее наилучшее значение PSNR/SSIM;
6. для каждого значения шума записывалось  $k$ , дающее наилучшее значение PSNR/SSIM.

Значение шума перебиралось от 0 до 0.2 (т.к. с большим значением требовалось большое количество итераций, а PSNR был очень низким - порядка 16 dB) с шагом 0.02, что в моей задаче было оптимально, т.к. PSNR в падал в среднем максимум на 0.5dB при наилучших значениях коэффициентов. Метрики считались путем сравнения текущей восстановленной картинке с идеальной (картинкой хорошего качества). Следующие графики показывают возможность подбора коэффициента  $k$  для различных уровней шума.



В результате, оптимизированный алгоритм получается следующим образом: оценивается уровень шума исходного изображения, например, с помощью программного средства, из статьи [6], и применяется алгоритм, используя коэффициенты подходящие под данный уровень шума (количество итераций и параметр  $k$ ) из заранее заданной таблицы.

## Обзор существующих решений

Были отобраны только методы статьи дающие данные метрик и сходные по решаемой задаче, т.е работающие с одной картинкой и устойчивые к шуму:

- алгоритм из статьи Single-Image Super-resolution Using Sparse Regression and Natural Image Prior (Kim and Y. Kwon) [4];
- алгоритм из статьи Spatially adaptive filtering as regularization in inverse imaging: compressive sensing, super-resolution and upsampling (Aram Danielyan, Alessandro Foi, Vladimir Katkovnik, Karen Egiazarian) [2].

Метод из статьи [2] основан на применении фильтра BM3D с одномерным вейвлет-преобразованием. К исходной картинке применяется обратное одномерное вейвлет-преобразование (ОВП) — получаем матрицу  $x$ , затем фильтруется с помощью BM3D. Из полученной матрицы с помощью опять же вейвлет-преобразования можем извлечь 3 дополнительные матрицы, которые, в свою очередь, после применения к ним ОВП дают матрицу, при сложении которой с  $x$  получаем восстановленное изображение высокого разрешения.

Метод из статьи [4] использует подход основанный на регрессии и оценке высоких частот изображения. Генерируется некоторый набор изображений на основе patch-wise регрессии (а именно регрессия края ядра) и разреженного базиса. Базис находится путем объединения методов наложения ядра поиска и градиентного спуска. Далее набор изображений объединяется попиксельно с использованием patch-wise regression. После картинка проходит постобработку: ругеляризация и сглаживание с помощью регрессии краев ядра.

Оба метода позиционируются как устойчивые к шуму.



## Сравнение с аналогами

Разработчики алгоритма из статьи [4] предоставили исходный код, а метод из статьи [2] я реализовывала самостоятельно. На следующих графиках можно увидеть, что

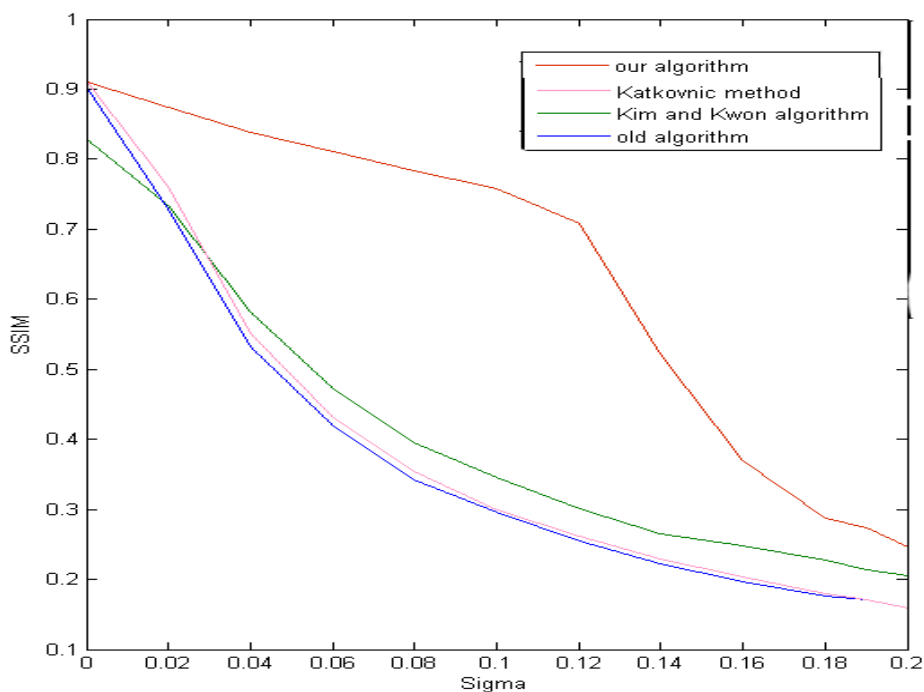


График сравнения методов по метрике SSIM

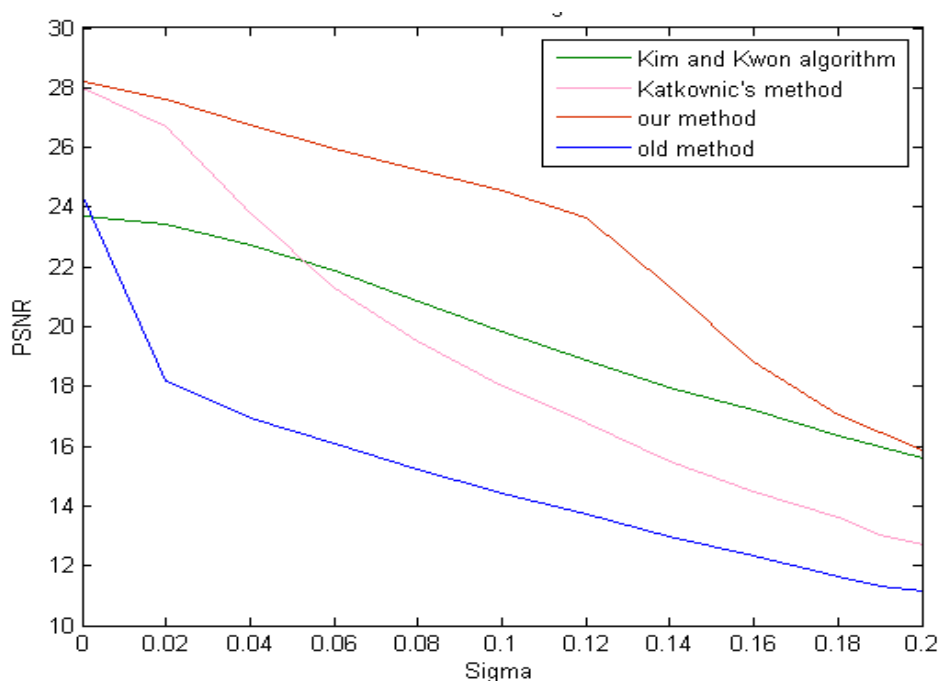


График сравнения методов по метрике PSNR

оптимизированный алгоритм превосходит все методы, представленные ранее.

Расшифровка легенды:

Kim and Kwon algorithm – статья [4].

Katkovic's method – статья [2].

our method – оптимизированный метод из статьи [3].

old method – неоптимизированный метод из статьи [3]

## Заключение

В результате моей курсовой работы была получена программа, которая перебирая тестовый набор, устанавливает следующие рекомендуемые значения в зависимости от уровня шума:

- коэффициент  $k$ ;
- количество итераций алгоритма для каждого коэффициента  $k$ .

Параметры были подобраны по тестовым изображениям, предоставленным исследовательской группой профессора Катковника [5]. Мною был произведен обзор существующих программных решений сходной задачи и сравнение результатов с помощью метрик. Сравнение показало наибольшую эффективность оптимизированного мной метода. Также, выявлены рекомендуемые задачи для уточнения данной работы. Во-первых, это субъективная оценка результатов алгоритма (опрос большого количества людей) и уточнение исследуемых параметров. Во-вторых, подстройка этих коэффициентов под определенный круг задач.

## Список литературы

- [1] Исследование метрик ([www.ponomarenko.info/tid2008.htm](http://www.ponomarenko.info/tid2008.htm))
- [2] Aram Danielyan, Alessandro Foi, Vladimir Katkovnik, Karen Egiazarian. Spatially adaptive filtering as regularization in inverse imaging: compressive sensing, super-resolution and upsampling, 2010.
- [3] Землянский Ю.А, Исследование вариационного подхода в задаче повышения разрешения изображения, 2012.
- [4] Kim and Y. Kwon, Single-image Super-resolution Using Sparse Regression and Natural Image Prior ([www.mpi-inf.mpg.de/~kkim/supres/supres.htm](http://www.mpi-inf.mpg.de/~kkim/supres/supres.htm))
- [5] Сайт BM3D ([www.cs.tut.fi/~foi/GCF-BM3D](http://www.cs.tut.fi/~foi/GCF-BM3D))
- [6] Noise Level Estimation from a Single Image ([www.ok.ctrl.titech.ac.jp/res/NLE/noise\\_level.html](http://www.ok.ctrl.titech.ac.jp/res/NLE/noise_level.html))