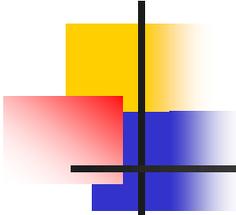


Single-image Super-resolution

Александр Воронов

Video Group

CS MSU Graphics & Media Lab



Содержание

- Введение
- Contourlet learning
- Repetitive structures
- Contour stencils
- Softcuts

Single-image Super-resolution



Задача: из изображения низкого разрешения получить изображение высокого разрешения.

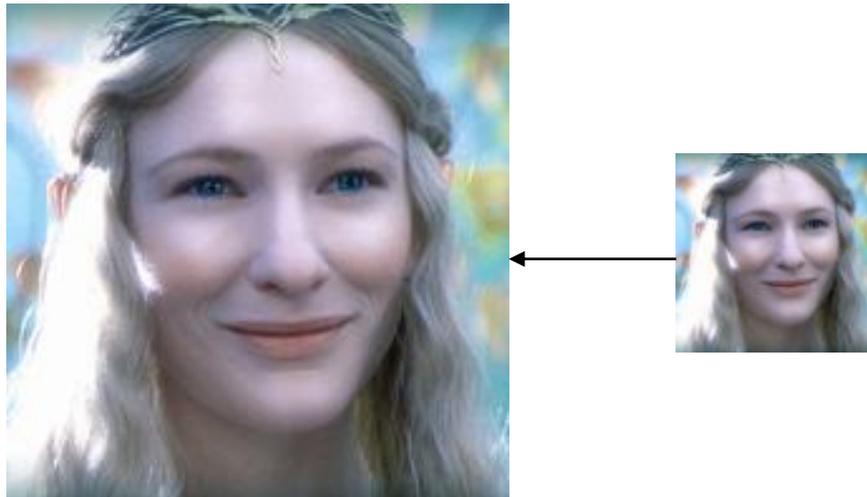
Типичные проблемы простых алгоритмов:

- Размытие
- Эхо
- Алиасинг

Single-image Super-resolution

Основное предположение:

На основе средних частот можно достроить
высокие частоты

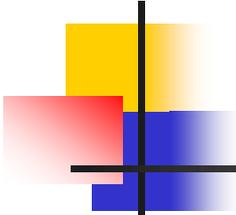


Single-image Super-resolution



Основные подходы:

- Извлечение информации из нескольких изображений
- Извлечение информации из похожих областей внутри кадра
- Словарные методы
- Deblurring (например, моделирование диффузии)



Содержание

- Введение
- **Contourlet learning**
- Repetitive structures
- Contour stencils
- Softcuts

Contourlet learning

Контурлет-преобразование

- Похоже на вейвлет-преобразование
- Сохраняет высокие частоты по диагональным направлениям

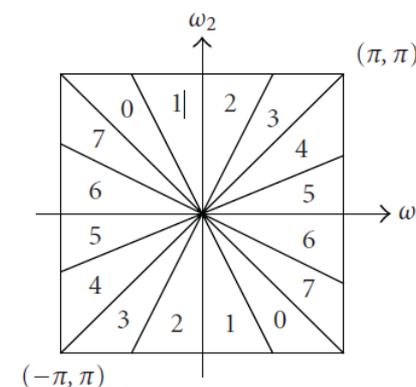
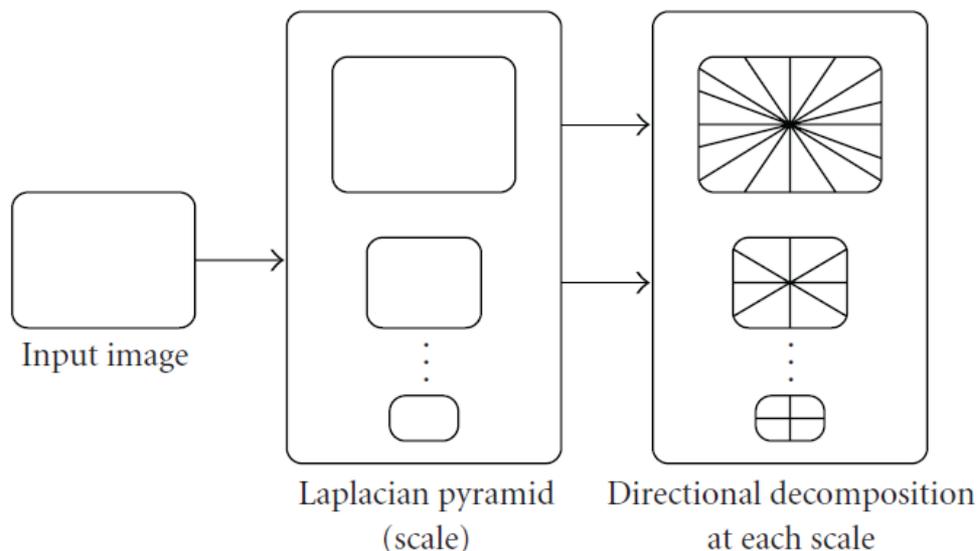
Параметры разложения:

- Количество уровней разложения
- Количество направлений разложения на каждом уровне

Contourlet learning

Контурлет-преобразование

Количество направлений разложения на каждом уровне может отличаться



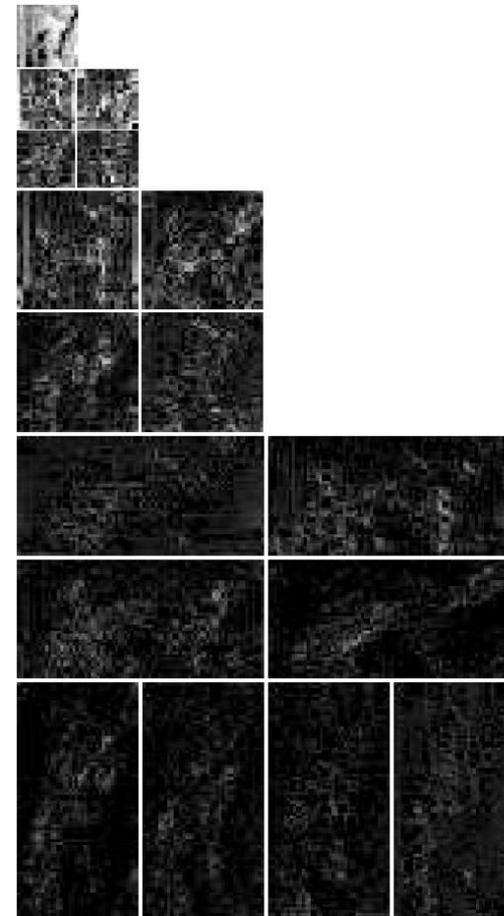
Jiji, C. V., and S. Chaudhuri, Single-frame image super-resolution through contourlet learning., EURASIP, 2006

Contourlet learning

Пример разложения

- 3 уровня
- 8 направлений разложения на последнем уровне

Количество направлений на каждом уровне может быть разным

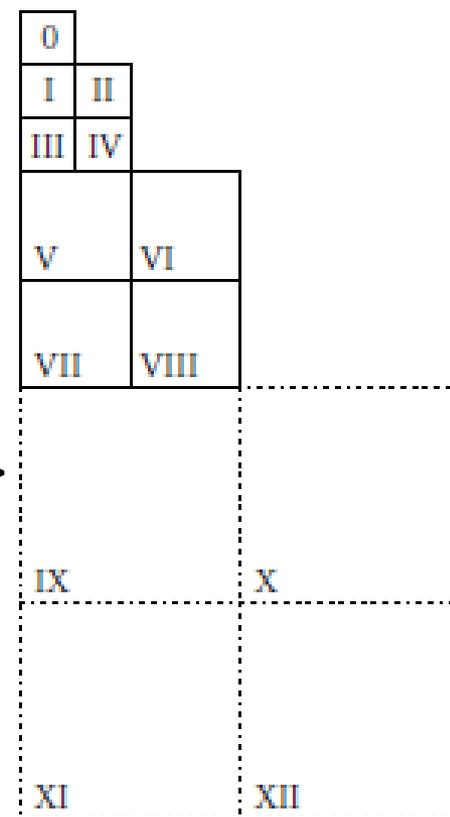


Contourlet learning

Апскейл картинок

Увеличение разрешения – это восстановление ещё одного уровня разложения.

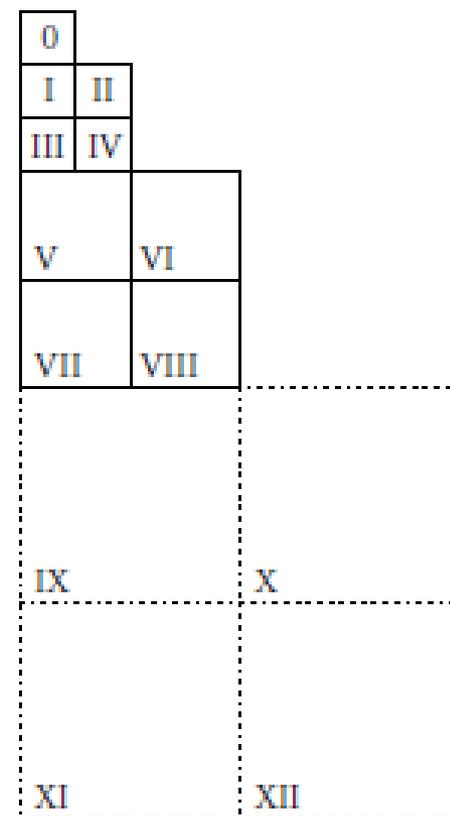
- На некотором наборе изображений создаём базу соответствий <средние частоты – высокие частоты>
- Используем эту базу в работе алгоритма: по среднечастотной составляющей подбираем наиболее вероятную высокочастотную



Contourlet learning

Апскейл картинок

- Для области 4x4 (HR) образец из базы выбирается по минимальной абсолютной разности (MAD)
- Если MAD больше порога, то высокие частоты не заполняются



Contourlet learning

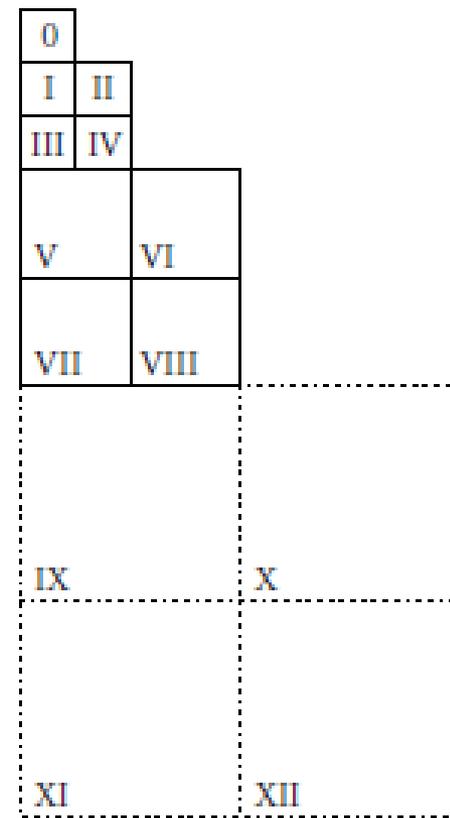
Апскейл картинок

$$\hat{m}(\hat{p}, \hat{q})$$

$$= \arg \min_{m,p,q} [|d_I(i, j) - d_{I^{(m)}}(p, q)| \\ + |d_{II}(i + M_1, j) - d_{II^{(m)}}(p + M_1, q)| \\ + |d_{III}(i, j + M_1) - d_{III^{(m)}}(p, q + M_1)| \\ + |d_{IV}(i + M_1, j + M_1) \\ - d_{IV^{(m)}}(p + M_1, q + M_1)| \\ + S_V + S_{VI} + S_{VII} + S_{VIII}],$$

where $M_1 = M/4$ and

$$S_V = |d_V(2i, 2j) - d_{V^{(m)}}(2p, 2q)| \\ + |d_V(2i, 2j + 1) - d_{V^{(m)}}(2p, 2q + 1)| \\ + |d_V(2i + 1, 2j) - d_{V^{(m)}}(2p + 1, 2q)| \\ + |d_V(2i + 1, 2j + 1) - d_{V^{(m)}}(2p + 1, 2q + 1)|$$



Contourlet learning

Результаты

Original



Jiji, C. V., and S. Chaudhuri, Single-frame image super-resolution through contourlet learning., EURASIP, 2006

Contourlet learning

Результаты

Contourlet, 21.81 dB



Jiji, C. V., and S. Chaudhuri, Single-frame image super-resolution through contourlet learning., EURASIP, 2006

Contourlet learning

Результаты

Bicubic, 19.95 dB

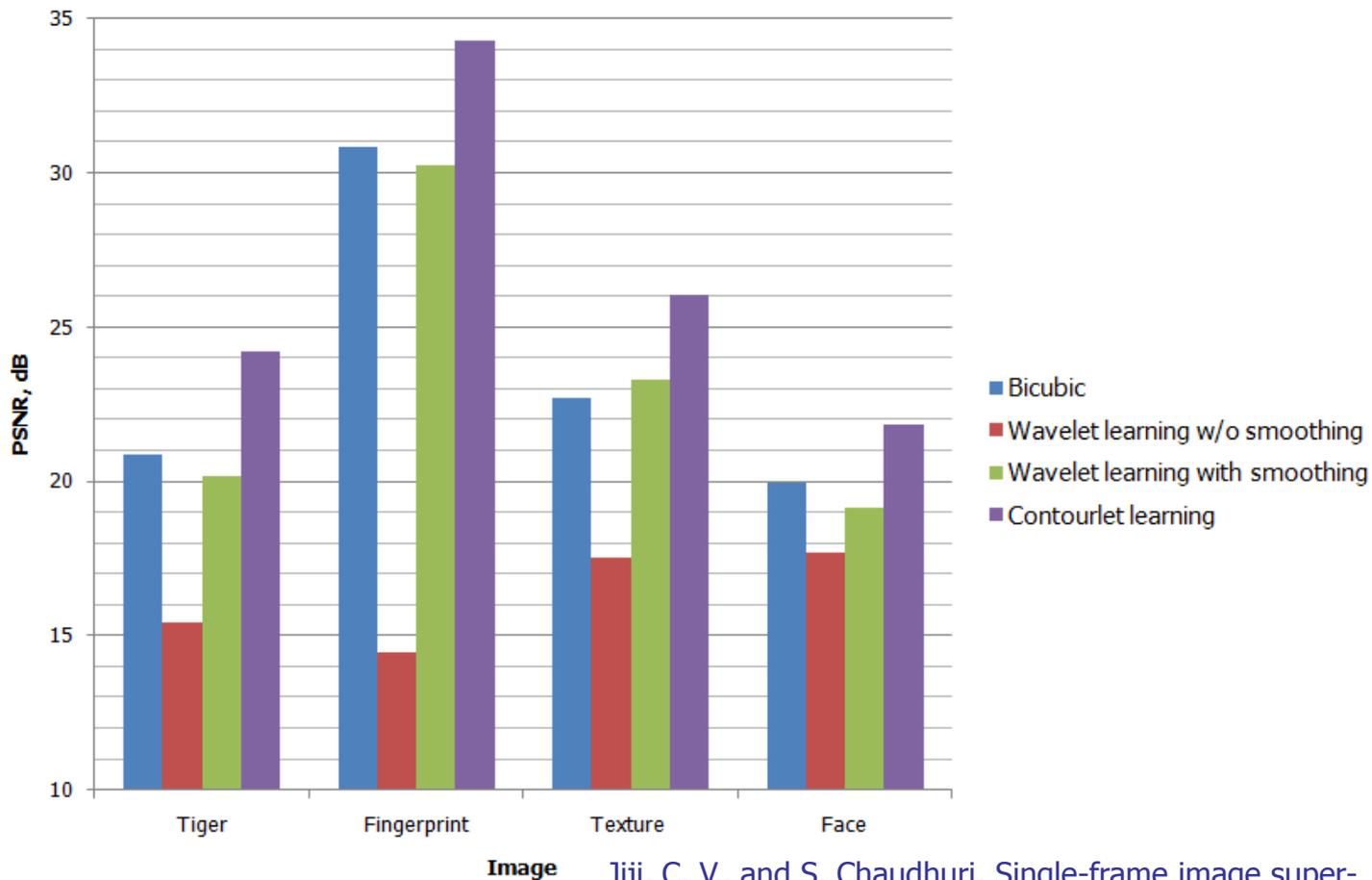


Jiji, C. V., and S. Chaudhuri, Single-frame image super-resolution through contourlet learning., EURASIP, 2006

Contourlet learning

Результаты

Contourlet learning results



Jiji, C. V., and S. Chaudhuri, Single-frame image super-resolution through contourlet learning., EURASIP, 2006

Contourlet learning

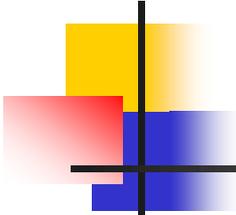
Выводы

Достоинства

- Восстановление высоких частот, отсутствующих на изображении
- Хорошее восстановление наклонных линий

Недостатки

- Необходима база соответствия средних и высоких частот
- База может быть пригодна только для узкого класса изображений



Содержание

- Введение
- Contourlet learning
- **Repetitive structures**
- Contour stencils
- Softcuts

Repetitive structures

Идея алгоритма:

- В LR-изображении с субпиксельной точностью ищутся похожие элементы
- Каждый пиксель HR-изображения восстанавливается на основе нескольких элементов LR-изображения (если найдётся достаточно похожих элементов)



Repetitive structures

Выбор похожих блоков

- CC – cross-corelation
- MAD – mean absolute difference
- Ω – референсный блок
- $m(\mathbf{x})$ – точка с картинки, соответствующая точке референсного блока

$$E_{CC} = \frac{\sum_{\mathbf{x} \in \Omega} (B(m(\mathbf{x})) - \bar{B})(B_{\text{ref}}(\mathbf{x}) - \bar{B}_{\text{ref}})}{\sqrt{\sum_{\mathbf{x} \in \Omega} (B(m(\mathbf{x})) - \bar{B})^2 \sum_{\mathbf{x} \in \Omega} (B_{\text{ref}}(\mathbf{x}) - \bar{B}_{\text{ref}})^2}}$$

$$E_{MAD} = \frac{1}{\kappa(\Omega)} \sum_{\mathbf{x} \in \Omega} |B(m(\mathbf{x})) - B_{\text{ref}}(\mathbf{x})|$$

Luong, H.Q., A. Ledda and W. Philips, An Image Interpolation Scheme For Repetitive Structures, *ICIA*R 2006

Repetitive structures

Восстановление HR-пикселя

Возможные случаи:

- Несколько блоков покрывают HR-пиксель (~31% пикселей)
Результат – медиана по возможным значениям
- HR-пиксель соответствует LR-пикселю (~1,5% пикселей)
Результат – LR-значение пикселя
- Ни один блок не покрывает HR-пиксель (~67,5% пикселей)
Результат – интерполяция по LR-изображению

Repetitive structures

Результаты



Original



Bicubic

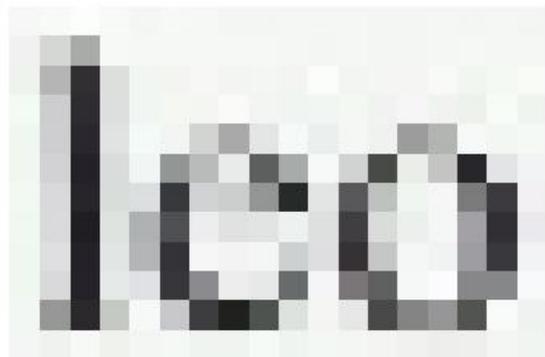


Repetitive structures

Luong, H.Q., A. Ledda and W. Philips, An Image Interpolation Scheme For Repetitive Structures, *ICIA*R 2006

Repetitive structures

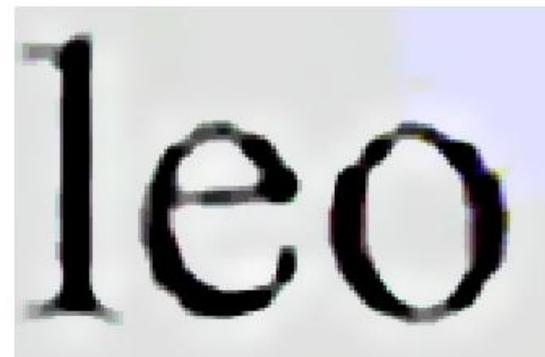
Результаты



Nearest neighbor



Bicubic



Repetitive structures

Repetitive structures

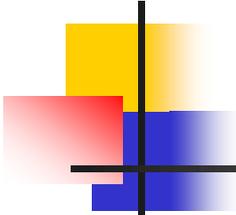
Выводы

Достоинства

- Визуальное качество
- Хороший результат на некоторых классах изображений

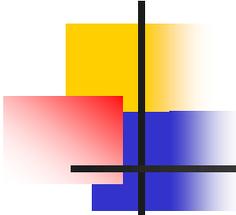
Недостатки

- Вычислительная сложность (полный перебор по блокам)



Содержание

- Введение
- Contourlet learning
- Repetitive structures
- **Contour stencils**
- Softcuts



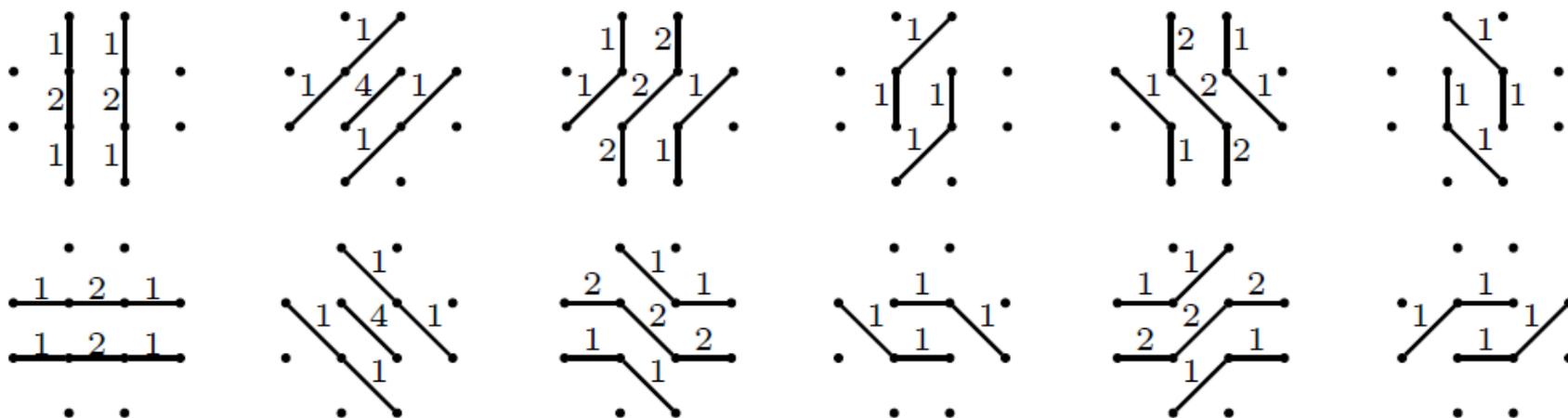
Contour stencils

- Интерполяция вдоль границ
- Определение направлений границ по шаблонам
- Два подхода: локальный (обработка небольших областей) и глобальный (регуляризация графа изображения)

Contour stencils

Первый подход

- Рассматриваются блоки 4x4 пикселя
- Для каждого блока подбирается патч, который даёт наименьшую полную вариацию

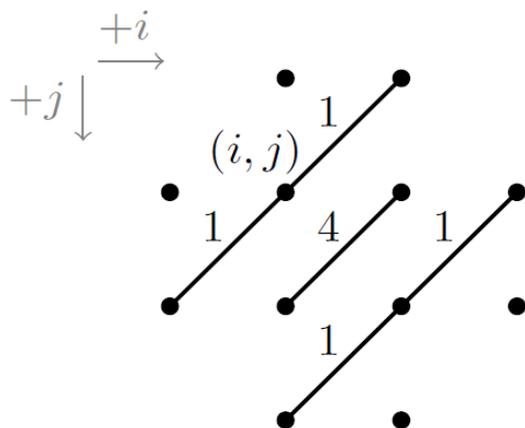


Contour stencils

Первый подход: выбор патча

$$\text{TV}(\mathcal{S}) := \frac{1}{|\mathcal{S}|} \sum_{\alpha, \beta \in \Lambda} \mathcal{S}(\alpha, \beta) |v_{\alpha} - v_{\beta}|$$

$$|\mathcal{S}| := \sum_{\alpha, \beta} \mathcal{S}(\alpha, \beta) |x_{\alpha} - x_{\beta}|$$



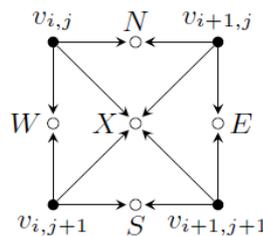
$$\mathcal{S}(\alpha, \beta) = \begin{cases} 1 & \alpha = (i, j), \beta = (i - 1, j + 1), \\ 1 & \alpha = (i, j), \beta = (i + 1, j - 1), \\ 4 & \alpha = (i, j + 1), \beta = (i + 1, j), \\ 1 & \alpha = (i + 1, j + 1), \beta = (i, j + 2), \\ 1 & \alpha = (i + 1, j + 1), \beta = (i + 2, j), \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

P. Getreuer, "Image zooming with contour stencils."
Proceedings of SPIE, vol. 7246, 2009.

Contour stencils

Первый подход: интерполяция

For $S_{i,j}^* = \begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array}$, and the isotropic fallback, do standard bilinear interpolation:



$$N = \frac{1}{2}(v_{i,j} + v_{i+1,j})$$

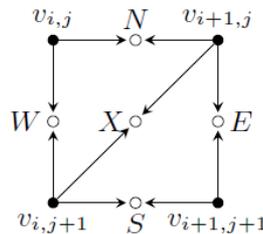
$$S = \frac{1}{2}(v_{i,j+1} + v_{i+1,j+1})$$

$$W = \frac{1}{2}(v_{i,j} + v_{i,j+1})$$

$$E = \frac{1}{2}(v_{i+1,j} + v_{i+1,j+1})$$

$$X = \frac{1}{4}(v_{i,j} + v_{i+1,j} + v_{i,j+1} + v_{i+1,j+1})$$

For $S_{i,j}^* = \begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array}$ and similarly for $\begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array}$



$$N = \frac{1}{2}(v_{i,j} + v_{i+1,j})$$

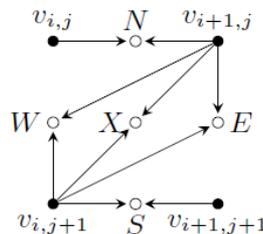
$$S = \frac{1}{2}(v_{i,j+1} + v_{i+1,j+1})$$

$$W = \frac{1}{2}(v_{i,j} + v_{i,j+1})$$

$$E = \frac{1}{2}(v_{i+1,j} + v_{i+1,j+1})$$

$$X = \frac{1}{2}(v_{i,j+1} + v_{i+1,j})$$

For $S_{i,j}^* = \begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array}$ and similarly for $\begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array}$, $\begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array}$, and $\begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array}$

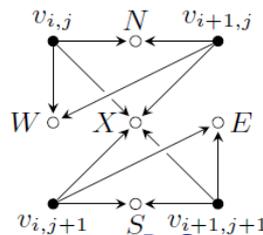


$$N = \frac{1}{2}(v_{i,j} + v_{i+1,j})$$

$$S = \frac{1}{2}(v_{i,j+1} + v_{i+1,j+1})$$

$$X = W = E = \frac{1}{2}(v_{i,j+1} + v_{i+1,j})$$

For $S_{i,j}^* = \begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array}$ and similarly for $\begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array}$, $\begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array}$, and $\begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \cdot \\ \hline \end{array}$



$$N = W = \frac{1}{2}(v_{i,j} + v_{i+1,j})$$

$$S = E = \frac{1}{2}(v_{i,j+1} + v_{i+1,j+1})$$

$$X = \frac{1}{4}(v_{i,j} + v_{i+1,j} + v_{i,j+1} + v_{i+1,j+1})$$

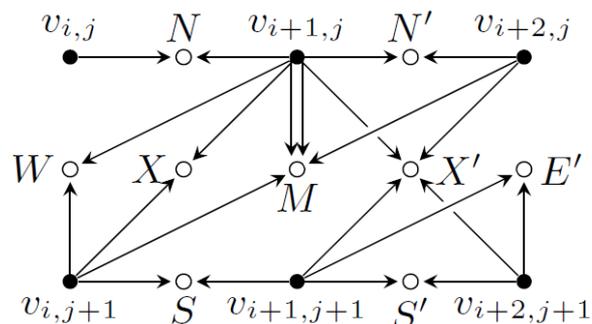
P. Getreuer, "Image zooming with contour stencils." Proceedings of SPIE, vol. 7246, 2009.

Contour stencils

Первый подход: интерполяция

На границах блоков интерполированные значения усредняются.

For example, if $S_{i,j}^* = \begin{matrix} \diagup \\ \diagdown \end{matrix}$ and $S_{i+1,j}^* = \begin{matrix} \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \end{matrix}$, then



$$E = \frac{1}{2}(v_{i,j+1} + v_{i+1,j})$$

$$W' = \frac{1}{2}(v_{i+1,j} + v_{i+2,j})$$

$$M = \frac{1}{2}(E + W')$$

Contour stencils

Первый подход: результаты



P. Getreuer, "Image zooming with contour stencils."
Proceedings of SPIE, vol. 7246, 2009.

Contour stencils

Первый подход: результаты



P. Getreuer, "Image zooming with contour stencils."
Proceedings of SPIE, vol. 7246, 2009.

Contour stencils

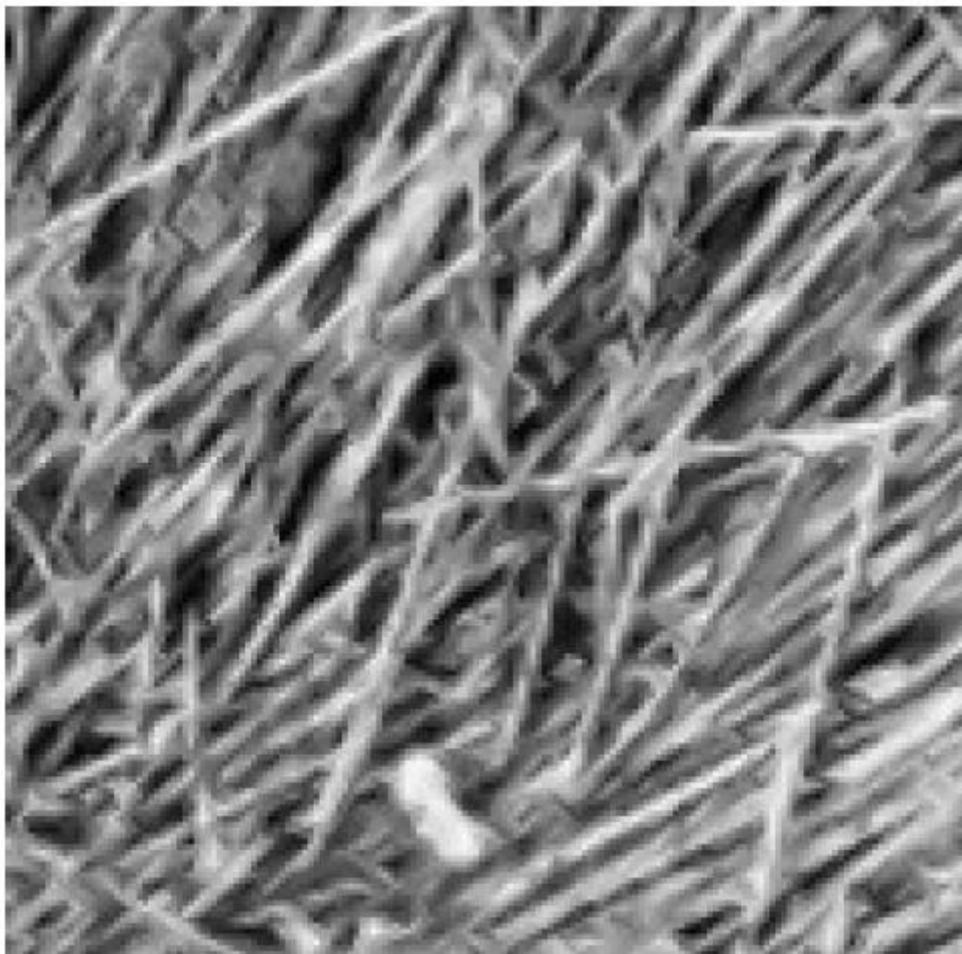
Первый подход: результаты



P. Getreuer, "Image zooming with contour stencils."
Proceedings of SPIE, vol. 7246, 2009.

Contour stencils

Первый подход: результаты



P. Getreuer, "Image zooming with contour stencils."
Proceedings of SPIE, vol. 7246, 2009.

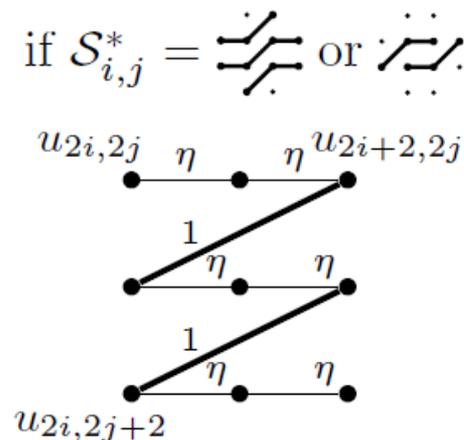
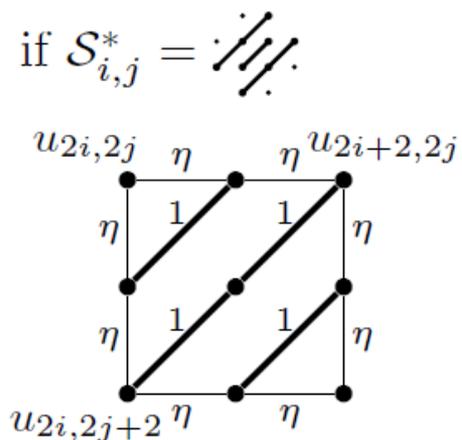
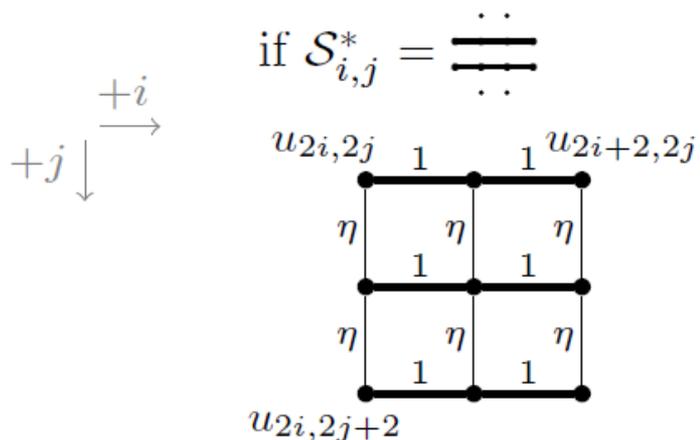
Contour stencils

Второй подход

- HR-изображение представляется в виде графа с количеством вершин в 4 раза больше
- Рёбра в HR-графе строятся на основе применения шаблонов к LR-графу
- Значения в новых вершинах HR-графа вычисляются с помощью минимизации специального функционала

Contour stencils

Второй подход: построение рёбер



Contour stencils

Второй подход

$$\min_u E(u) = \sum_{\alpha \in \Lambda} \sum_{\beta \in \Lambda} w(\alpha, \beta) |u_\alpha - u_\beta|^2$$

- Пусть H – оператор, действующий как низкочастотный фильтр. Тогда определим операторы H' , G , G' такие, что $H'H + G'G = I$
- Тогда HR-изображение можно рассматривать как $u = H'v + G'd$, и задача минимизации сводится к поиску d :
$$\min_d E(H'v + G'd)$$

Contour stencils

Второй подход

- Обозначить через L оператор Лапласа:

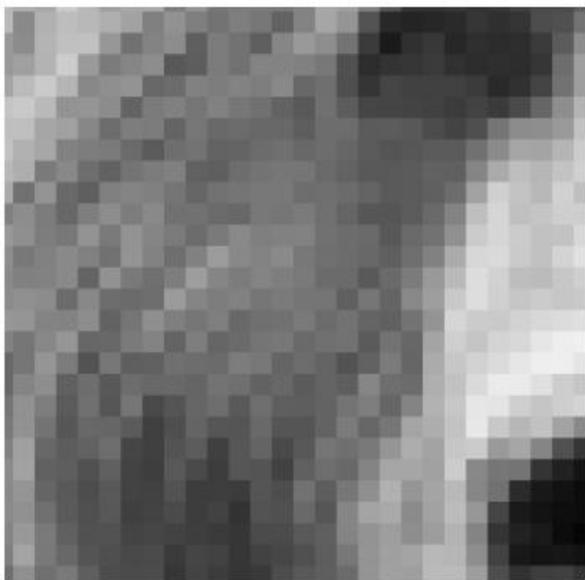
$$(Lu)_\alpha := \sum_\beta w(\alpha, \beta)(u_\alpha - u_\beta)$$

- Решение задачи сводится к решению системы:

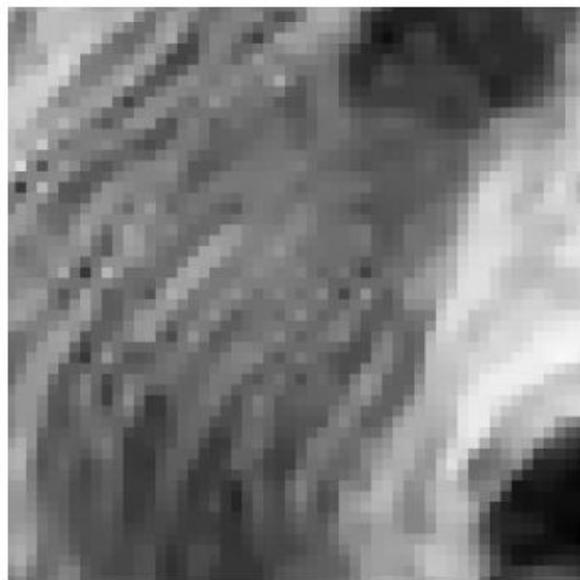
$$(G' * LG')d = -G' * LH'v$$

Contour stencils

Второй подход: результаты



LR-картинка



Первый подход



Второй подход

P. Getreuer, "Image zooming with contour stencils."
Proceedings of SPIE, vol. 7246, 2009.

Contour stencils

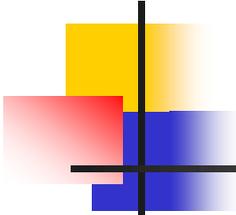
Выводы

Достоинства:

- Два подхода: один с расчётом на скорость, другой – на качество
- Хорошая интерполяция вдоль границ
- Возможность распараллеливания вычислений

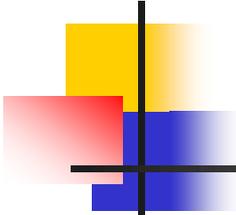
Недостатки:

- Ограничение на гибкость: подобранные веса и шаблоны



Содержание

- Введение
- Contourlet learning
- Repetitive structures
- Contour stencils
- **Softcuts**



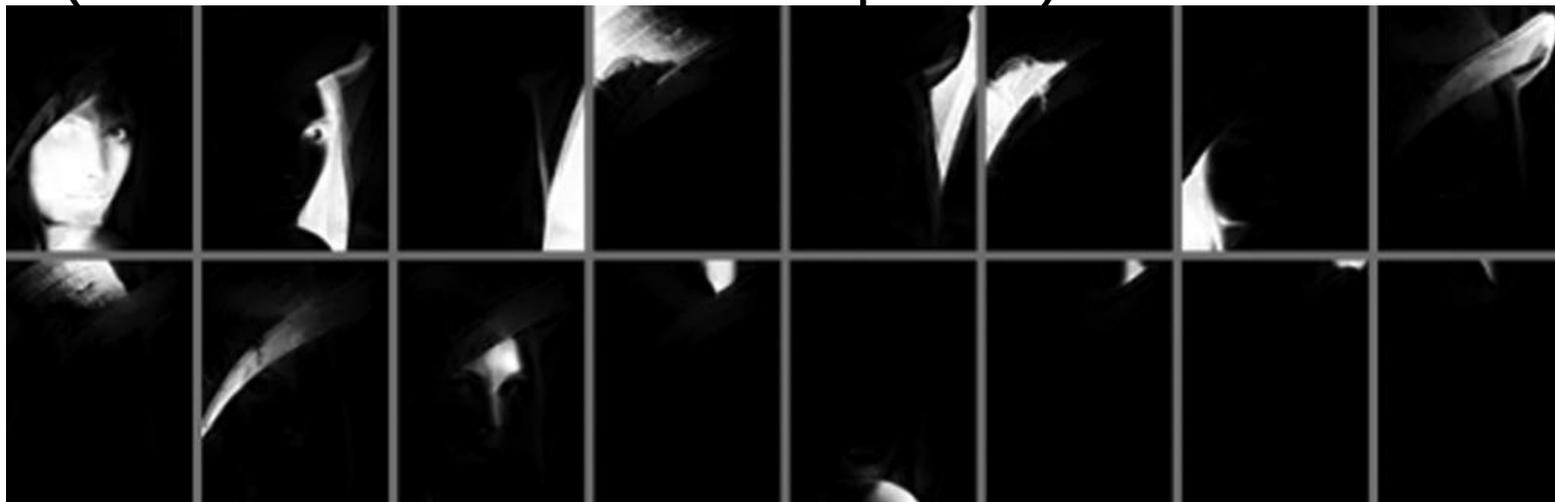
SoftCuts

- Алгоритм нацелен на устранение алиасинга при интерполяции вдоль границ
- Используются идеи из алгоритмов разреза графа и матирования (matting) изображений

SoftCuts

Разбиение на слои

- Изображение разбивается на слои с помощью алгоритма Spectral matting
- Слои могут пересекаться
- Далее каждый слой обрабатывается независимо (всё остальное считается фоном)

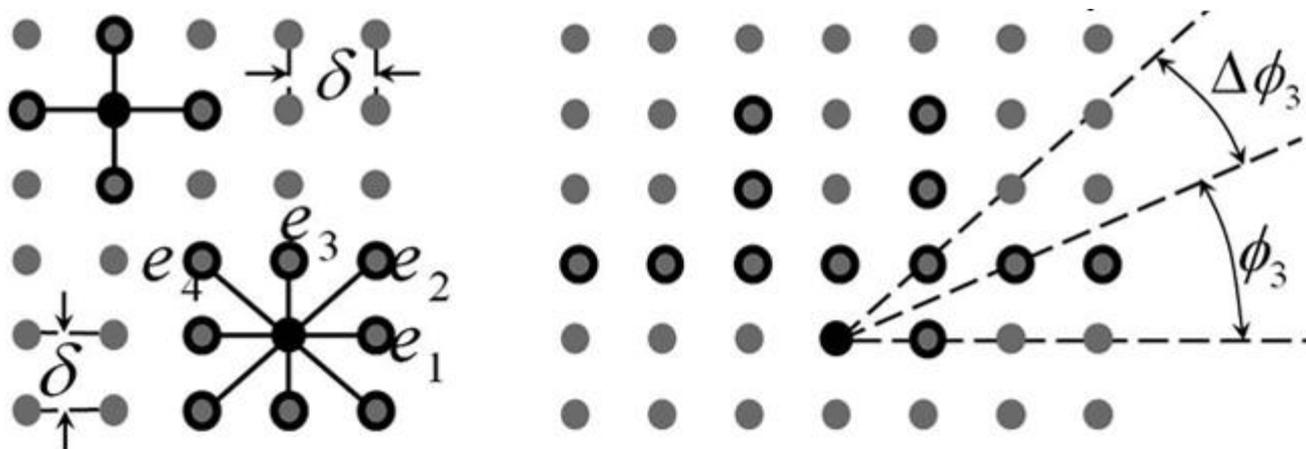


SoftCuts

Структура графа

Весы на рёбрах определяются по формуле:

$$w_k = \frac{\delta^2 \Delta\phi_k}{2|e_k|}$$



SoftCuts

Процесс обработки

- Модель процесса уменьшения изображения: $I^l = (I^h * G) \downarrow + n$

- Предлагаемый процесс восстановления:

$$I^h = \arg \min_I (\|I^l - (I * G) \downarrow\|_2^2 + \lambda |I|_{\mathcal{G}})$$

$$|S|_{\mathcal{G}} = \sum_{(p,q) \in \mathcal{N}} w_{pq} |S_p - S_q|$$

SoftCuts

Процесс обработки

Процесс итерационный, в качестве первого приближения берётся результат бикубической интерполяции.

$$I^{t+1} = I^t - \beta(p_{re} + p_s)$$

$$p_{re} = ((I^t * G) \downarrow - I^t) \uparrow * G$$

$$p_s = \lambda \sum_{1 \leq k \leq n_G} w_k \times \{ \text{sgn}(I^t - D_{e_k} I^t) - D_{e_k} \text{sgn}(I^t - D_{e_k} I^t) \}$$

n_G - количество направлений связности
 D_{e_k} - оператор сдвига на вектор e_k

SoftCuts

Цветные изображения

- Для цветных изображений алгоритм усложняется: каждый цветовой канал обрабатывается отдельно, но используются общие данные об альфа-канале
- Для учёта альфа-канала для каждого цветового канала в каждой точке вычисляется «адаптивный фактор»

$$\mu_p^c = \frac{|\nabla \mathbf{a}_p|_\infty}{\sqrt{|\nabla I_p^c|^2 + \gamma}}$$

SoftCuts

Цветные изображения

Адаптивный фактор интерполируется бикубическим методом, т.к. альфа-канал обладает свойством гладкости

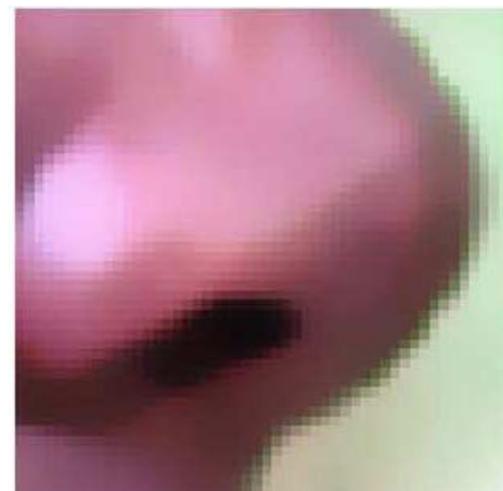
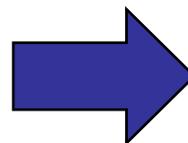
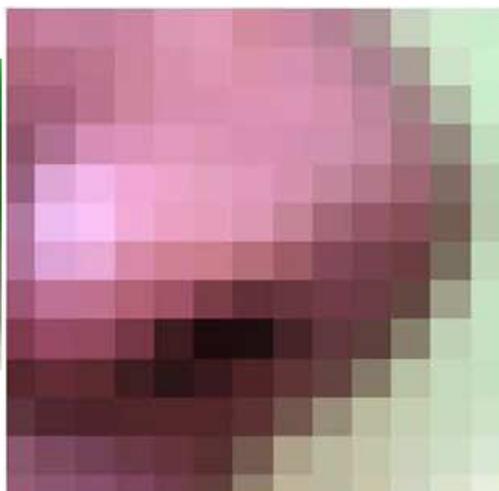
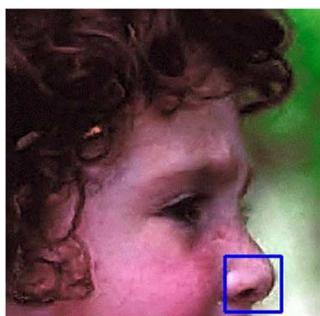
Регуляризация с учётом альфа-канала:

$$|I^c|'_G = \sum_{(p,q) \in \mathcal{N}} (w_{pq} \mu_{pq}^c |I_p^c - I_q^c|)$$

$$I^{h,c} = \arg \min_{I^c} (\|I^{l,c} - (I^c * G) \downarrow\|_2^2 + \lambda |I^c|'_G)$$

SoftCuts

Результаты

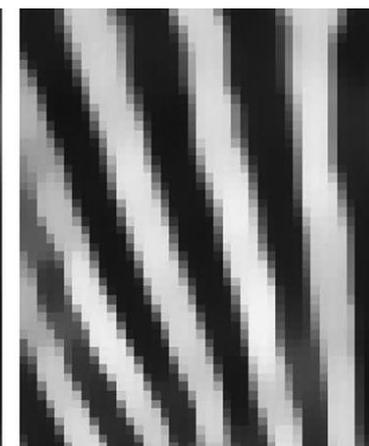
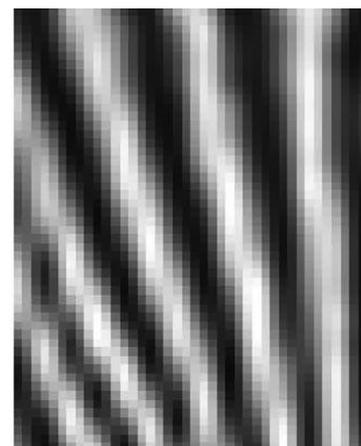
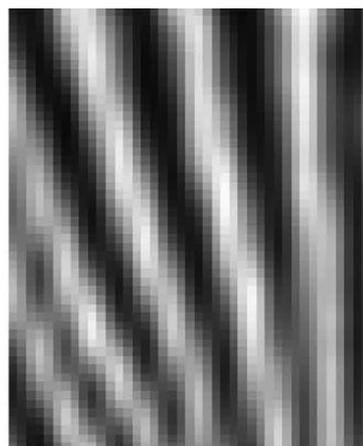
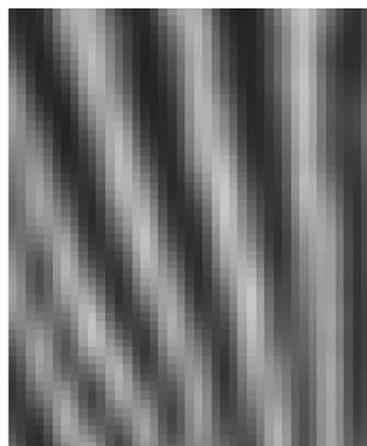
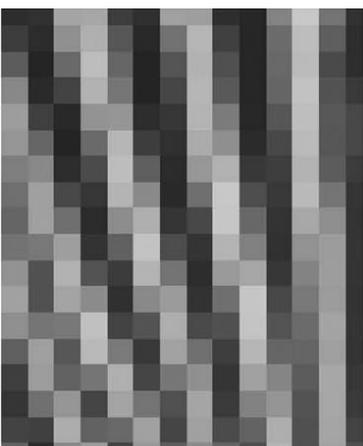
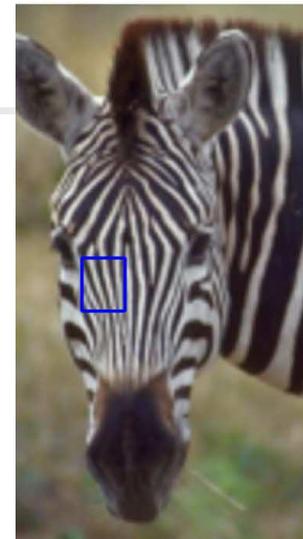


Исходная картинка

Результат

SoftCuts

Результаты



Исходник

Bicubic

Bicubic +
unsharpen

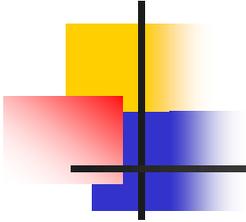
Back-
projection

Proposed

SoftCuts

Скорость работы

- Реализация на MATLAB, PIV 3 GHz, RAM 1GB
- Изображение 107x160
- Время работы spectral matting: 120 секунд
- Время работы softcuts: 35 секунд (30 итераций)



SoftCuts

Выводы



Достоинства

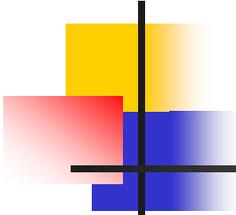
- Очень высокое визуальное качество

Недостатки

- Очень низкая скорость

ИТОГИ

- Contourlet learning
 - Узкий класс задач
 - Характерные артефакты
 - Необходимость обучения базы
- Repetitive structures
 - Ограниченный класс задач
 - Низкая скорость работы
- Contour stencils
 - Высокая скорость работы по сравнению с остальными
- Softcuts
 - Высокое визуальное качество
 - Очень низкая скорость работы



Литература

1. Luong, H.Q., A. Ledda and W. Philips, An Image Interpolation Scheme For Repetitive Structures., ICIAR 2006
2. Jiji, C. V., and S. Chaudhuri, Single-frame image super-resolution through contourlet learning, EURASIP 2006
3. P. Getreuer, Image zooming with contour stencils. Proceedings of SPIE, vol. 7246, 2009.
4. Shengyang Dai, Mei Han, Wei Xu, et al., Softcuts: A Soft Edge Smoothness Prior for Color Image Super Resolution, IEEE T-IP, 2009