Методы пространственного шумоподавления

Борис Кумок

Video Group
CS MSU Graphics & Media Lab

Содержание доклада

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Введение
- LMMSE
- NLM
- 3D filtering
- BLS-GSM
- Steering Kernel
- ATPMF
- Alpha-trimmed mean filter

Введение

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Denoising:

- Spatial
- Temporal

Виды шума:

- Белый (гауссовский)
- Импульсный
- Film grain

Содержание доклада

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Введение
- LMMSE
  - Простой алгоритм
  - Уточнение среднего
  - Учет нестатической корреляции
- NLM
- 3D filtering
- BLS-GSM
- Steering Kernel
- ATPMF
- Alpha-trimmed mean filter

LLMMSE – простой алгоритм

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Local linear minimum mean-square-error filter.

Упрощение модели.

$$g = f + n$$

$$\hat{f}_{MMSE} = E(f \mid g)$$

$$\hat{f}_{LMMSE} = E(f) + C_f C_g^{-1}[g - E(g)]$$

$$\hat{f}_{LLMMSE} = \bar{g} + \frac{\sigma_g^2 - \sigma_n^2}{\sigma_g^2}[g - \bar{g}]$$

LLMMSE – уточнение оценки

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

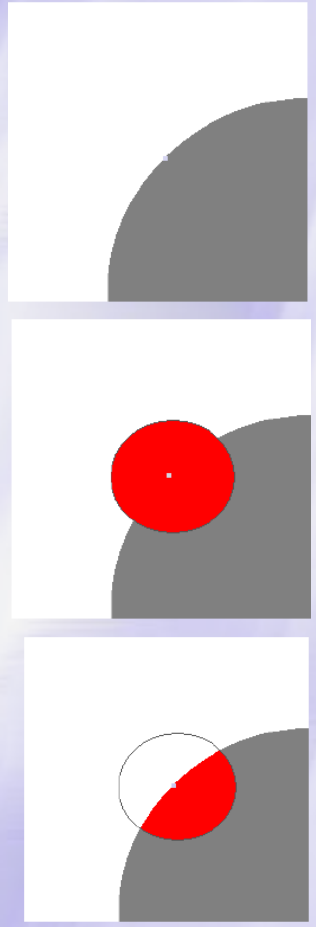
Качество фильтра зависит от точности вычисления среднего и дисперсии.

Будем учитывать хроматическую близость.

$$\bar{g}(i,j) = \frac{1}{\sum_{k,l} w_{k,l}} \sum_k \sum_l w_{k,l} g(k,l)$$

$$\sigma^2(i,j) = \frac{1}{\sum_{k,l} w_{k,l}} \sum_k \sum_l w_{k,l} [g(k,l) - \bar{g}(i,j)]^2$$

$$w_{k,l} = \begin{cases} 1, if \left| g(i,j) - g(k,l) \right| < T \\ 0, if \left| g(i,j) - g(k,l) \right| >= T \end{cases}$$



LLMMSE – замечания

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Фильтр размывает гладкие области и сохраняет границы и текстуру.

Шум около границ не удаляется.

Фильтр учитывающий нестатическую корреляцию

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Фильтр работает в пространстве DFT

$$\hat{f}_{LMMSE} = E(f) + C_f C_g^{-1}[g - E(g)]$$

$$\overline{W}^{-1}\hat{f} = \overline{W}^{-1}\bar{f} + (\overline{W}^{-1}C_f\overline{W})(\overline{W}^{-1}C_g^{-1}\overline{W})^{-1}\overline{W}^{-1}(g - \bar{g})$$

$$\hat{F}_i = \overline{G}_i + \frac{S_{g_i - \bar{g}_i} - S_{n_i}}{S_{g_i - \bar{g}_i}}[G_i - \overline{G}_i]$$

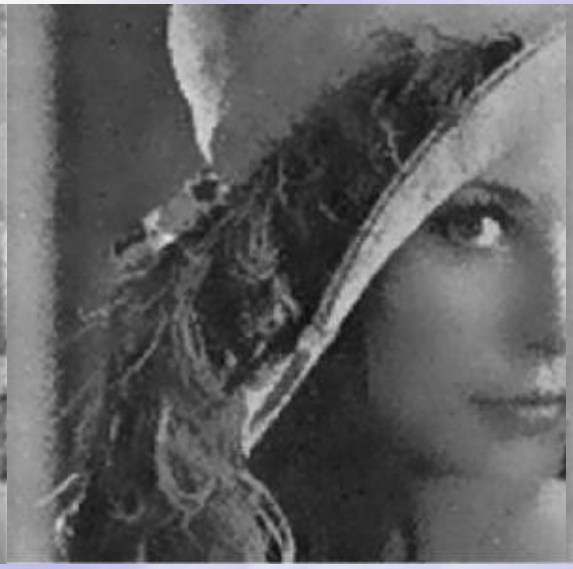
S – power spectrum шума и изображения

Фильтр учитывающий нестатическую корреляцию

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Частоты не отвечающие за шум не размываются. Шум около границ подавляется.

LLMMSE - сравнение



LLMMSE

WLLMMSE

Предлагаемый

Содержание доклада

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Введение
- LMMSE
- NLM
  - Базовый алгоритм
  - Ускорение
    - Использование блоков пикселей
    - Отбрасывание заведомо непохожих окрестностей
    - Сравнение окрестностей только в Y-слое
  - Выводы
- 3D filtering
- BLS-GSM
- Steering Kernel
- ATPMF
- Alpha-trimmed mean filter

NLM – базовый алгоритм

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Non local means

Идея: Выберем значение каждого пикселя как среднее пикселей с похожими окрестностями.

$$NL(v)(i) = \sum_{j \in I} w(i, j) v(j)$$

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{\left\| v(N_i) - v(N_j) \right\|^2_{2,\alpha}}{h^2}}$$

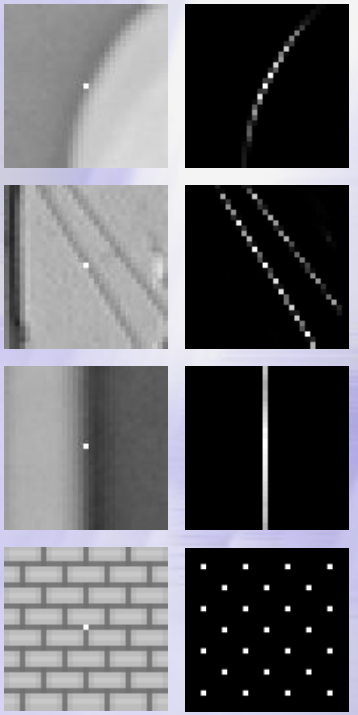
$$Z(i) = \sum_{j} w(i, j)$$

M. Mahmoudi and G. Sapiro. “Fast image and video denoising via non-local means of similar neighborhoods.”, IEEE, Dec. 2005

NLM – базовый алгоритм

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Пример распределение весов.



Слева – область поиска вокруг пиксела

Справа – распределение весов по этой области

$$NL(v)(i) = \sum_{j \in I} w(i, j)v(j)$$

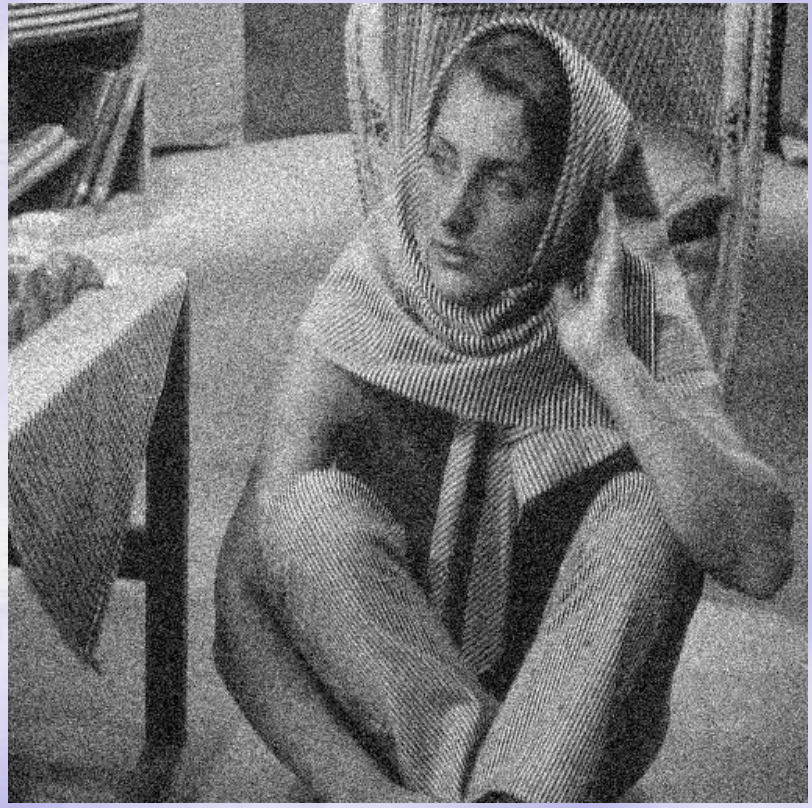
$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{\left\| v(N_i) - v(N_j) \right\|^2_{2,\alpha}}{h^2}}$$

$$Z(i) = \sum_{j} w(i, j)$$

M. Mahmoudi and G. Sapiro. “Fast image and video denoising via non-local means of similar neighborhoods.”, IEEE, Dec. 2005

NLM - результат

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP



M. Mahmoudi and G. Sapiro. “Fast image and video denoising via non-local means of similar neighborhoods.”, IEEE, Dec. 2005

NLM – ускорение 1

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Т.к. окрестности соседних пикселей отличаются мало, будем вычислять весовой коэффициент сразу для группы пикселей.

Незначительное падение качества.

Значительное увеличение скорости.

M. Mahmoudi and G. Sapiro. “Fast image and video denoising via non-local means of similar neighborhoods.”, IEEE, Dec. 2005

NLM – ускорение 1

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Сравнение результатов фильтрации с блоками различных размеров.

шум S=1 S=2 S=3

M. Mahmoudi and G. Sapiro. “Fast image and video denoising via non-local means of similar neighborhoods.”, IEEE, Dec. 2005

NLM – ускорение 2

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Большую часть времени занимает вычисление MSE. Отбросим пиксели с заведомо непохожими окрестностями.

Отсечение можно проводить по:

- Средняя яркость
- Среднее направление градиента

Возможно даже улучшение качества.

M. Mahmoudi and G. Sapiro. “Fast image and video denoising via non-local means of similar neighborhoods.”, IEEE, Dec. 2005

NLM – ускорение 3

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Весовые коэффициенты можно вычислять только по Y-цветовым компонентам.

M. Mahmoudi and G. Sapiro. “Fast image and video denoising via non-local means of similar neighborhoods.”, IEEE, Dec. 2005

Содержание доклада

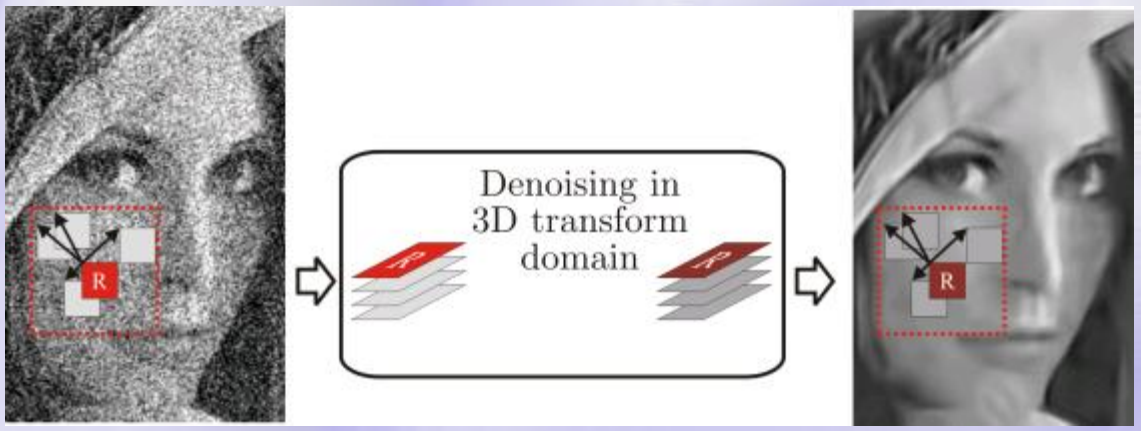
GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Введение
- LMMSE
- NLM
- 3D filtering
  - Идея
  - Block matching
  - Hard-thresholding
  - Final estimate
  - Замечания
- BLS-GSM
- Steering Kernel
- ATPMF

3D filtering - идея

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Объединение методов скользящего окна и соответствия блоков.



"Image denoising with block-matching and 3D filtering", Proc. SPIE Electronic Imaging: Algorithms and Systems V, 2006

3D filtering – block matching

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Для каждого обрабатываемого блока найдем похожие на него.
Мера похожести определяется формулой:

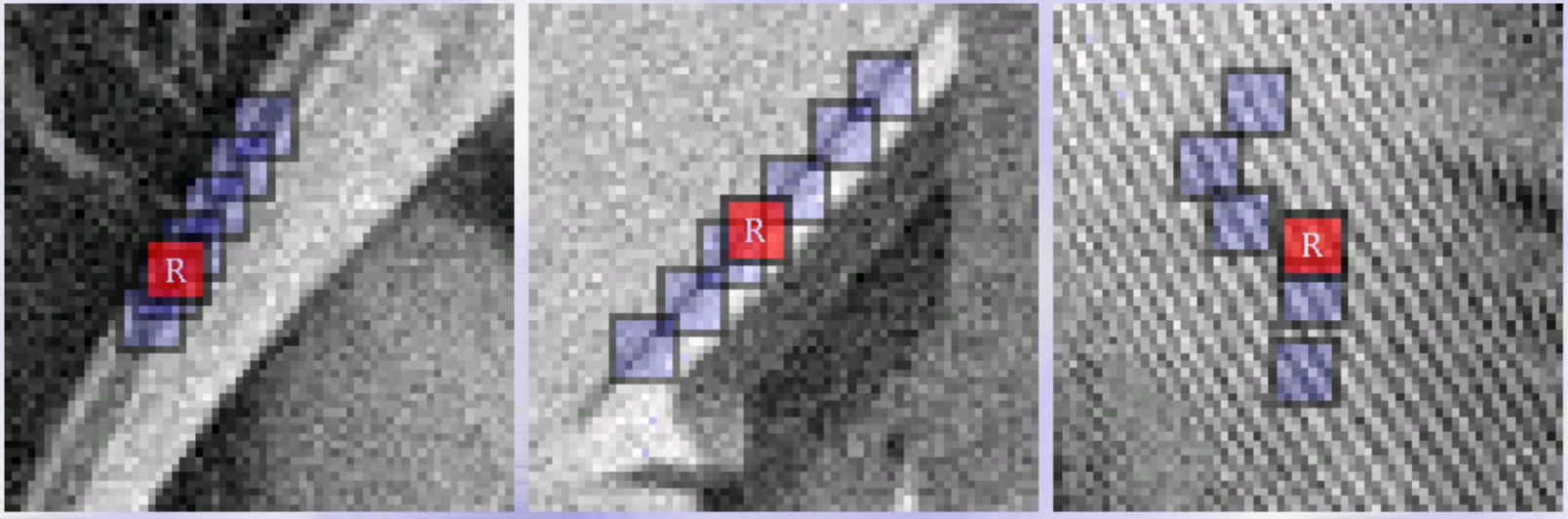
$$\mathrm{d}(Z_{x1}, Z_{x2}) = N_1^{-1} \left\| \mathrm{Y}(\mathrm{T}_{2\mathrm{D}}(Z_{x1}), \lambda_{thr2D}) - \mathrm{Y}(\mathrm{T}_{2\mathrm{D}}(Z_{x2}), \lambda_{thr2D}) \right\|_2$$

$$\mathrm{Y}(\lambda, \lambda_{thr2D}) = \begin{cases} \lambda, если |\lambda| > \lambda_{thr2D}\sigma\sqrt{2\log(N_1^2)} \\ 0, иначе \end{cases}$$

$$S_{x_R} = \{x \in X \mid d(Z_{x_R}, Z_x) < \tau\}$$

$\mathrm{T}_{2\mathrm{D}}$ – некое 2D преобразование. Например DCT, DFT или DWT.

3D filtering – block matching



Пример нахождения блоков

"Image denoising with block-matching and 3D filtering", Proc. SPIE Electronic Imaging: Algorithms and Systems V, 2006

3D filtering – hard-thresholding

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Найденные на предыдущем шаге блоки сложим с стопку и отфильтруем в каком-нибудь 3D пространстве преобразования.

$$\hat{Y}_{S_{XR}} = T_{3D}^{-1}(Y(T_{3D}(Z_{S_{XR}}), \lambda_{thr3D}))$$

$$\omega_{XR} = \begin{cases} \frac{1}{N_{har}}, N_{har} \geq 1 \\ 1 \end{cases}$$

$Z_{S_{XR}}$ – стопка блоков похожих на данный
ω_{XR} – весовой коэффициент для данного reference блока
N_{har} – количество ненулевых коэффициентов после T_{3D}

3D filtering – final estimate

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Результат получается как взвешенное среднее блоков входящих в стопки для всевозможных reference блоков.

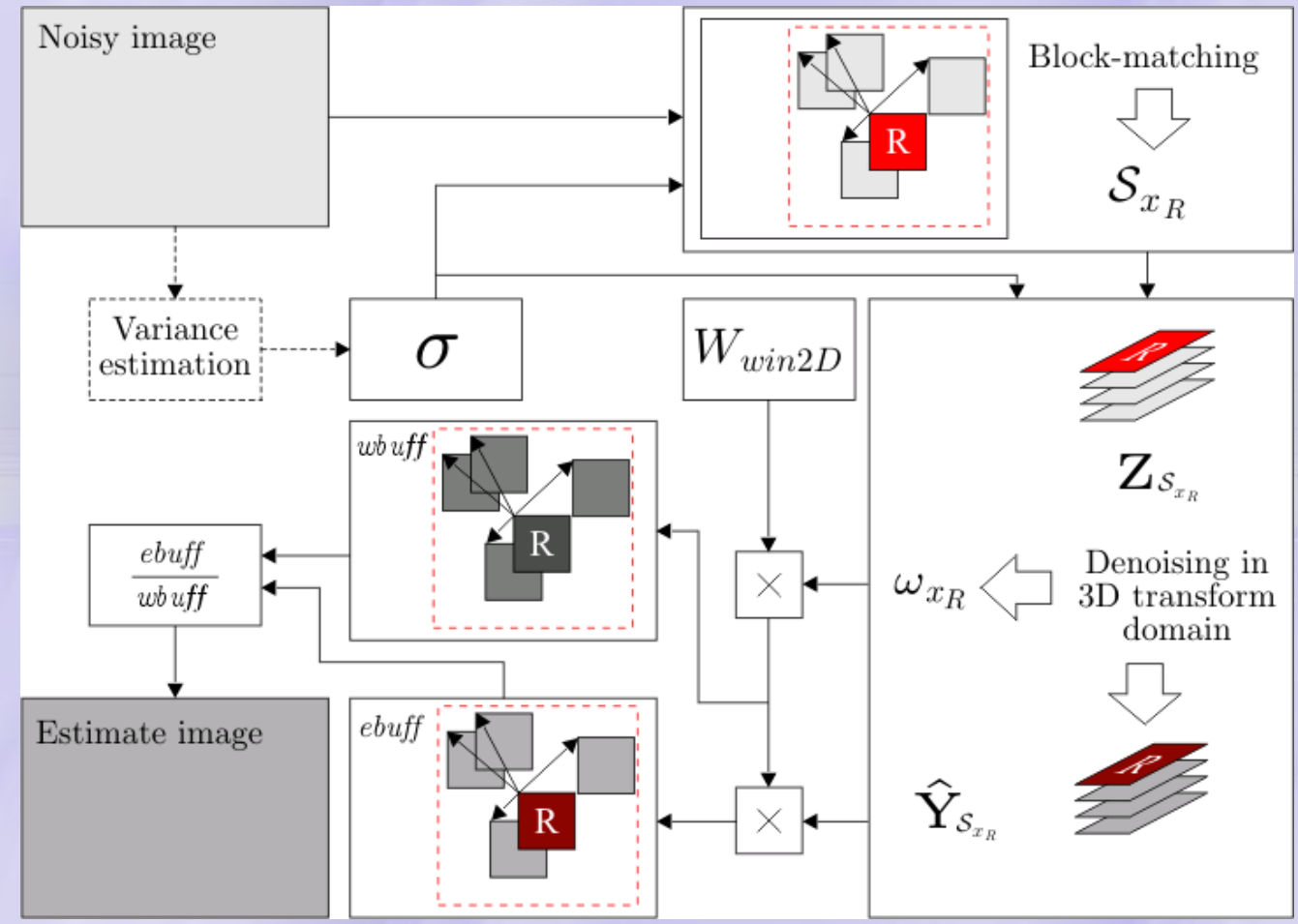
$$\hat{y}(x) = \frac{\sum_{x_R \in X} \sum_{x_m \in S_{x_R}} \omega_{x_R} \hat{Y}_{x_m}^{x_R}(x)}{\sum_{x_R \in X} \sum_{x_m \in S_{x_R}} \omega_{x_R} X_{x_m}(x)}$$

X_{x_m} - 1, если x принадлежит блоку x_m. Иначе 0.

"Image denoising with block-matching and 3D filtering", Proc. SPIE Electronic Imaging: Algorithms and Systems V, 2006

3D filtering – схема

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP



3D filtering - замечания

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Для ускорения можно:

- Ограничить область поиска
- Ограничить количество 2D блоков в стопке
- Использовать шаг большего размера

Заявленная скорость: 8 секунд для изображения 256x256 на 3GHz Pentium

3D filtering – результаты

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

"Image denoising with block-matching and 3D filtering", Proc. SPIE Electronic Imaging: Algorithms and Systems V, 2006

3D filtering – результаты

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Исходное

Noise (σ = 35)

Результат

"Image denoising with block-matching and 3D filtering", Proc. SPIE Electronic Imaging: Algorithms and Systems V, 2006

3D filtering – результаты

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Исходное

Noise (σ = 100)

Результат

"Image denoising with block-matching and 3D filtering", Proc. SPIE Electronic Imaging: Algorithms and Systems V, 2006

Содержание доклада

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Введение
- LLMSE
- NLM
- 3D filtering
- BLS – GSM
  - Идея
  - Формулы
  - Алгоритм
  - Результаты
- Steering Kernel
- ATPMF
- Alpha-trimmed mean filter

BLS–GSM - идея

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Перейдем в некоторое вейвлет пространство.

Для каждого коэффициента x_c выберем его окрестность x.

Найдем значение x_c как наиболее вероятное в наблюдаемом контексте y.

"Two-level adaptive denoising using Gaussian scale mixtures in overcomplete oriented pyramids," in Proc. of IEEE, Sep 2005.

BLS–GSM - идея

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Gaussian scale mixtures:

$$y = x + w = \sqrt{z}u + w$$

Bayes least squares estimate:

$$\hat{x}_c = E\{x_c \mid y\} = \int x_c p(x_c \mid y) dx_c = \ldots = \int_0^\infty p(z \mid y) E\{x_c \mid y, z\} dz$$

"Two-level adaptive denoising using Gaussian scale mixtures in overcomplete oriented pyramids," in Proc. of IEEE, Sep 2005.

BLS–GSM - формулы

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

$$E\{x_c \mid y\} = \int_0^\infty p(z \mid y) E\{x_c \mid y, z\} dz$$

$$E\{x \mid y, z\} = zC_u (zC_u + C_w)^{-1} y$$

$$y = \sqrt{z}u + w$$

$$C_y = E\{z\}C_u + C_w$$

$$C_u = C_y - C_w$$

$$p(z \mid y) = \int_0^\infty p(y \mid z) p_z(z) dz$$

$$C_{y|z} = zC_u + C_w = zC_y + (1-z)C_w$$

$$p(y \mid z) = \frac{\exp(-y^T C_{y|z}^{-1} y / 2)}{(2\pi)^{N/2} \left| C_{y|z} \right|^{1/2}}$$

"Two-level adaptive denoising using Gaussian scale mixtures in overcomplete oriented pyramids," in Proc. of IEEE, Sep 2005.

BLS–GSM - алгоритм

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Совершить преобразование
- Для каждой плоскости
  - Вычислить C_w, C_y, C_u
  - Для каждой окрестности
    - Для всех z из области интегрирования
      - Вычислить $E\{x_c|y,z\}$
      - Вычислить $p(y|z)$
    - Вычислить $p(z|y)$
    - Вычислить $E\{x_c|y\}$
- Восстановить изображение

"Two-level adaptive denoising using Gaussian scale mixtures in overcomplete oriented pyramids," in Proc. of IEEE, Sep 2005.

BLS–GSM - результаты

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

"Two-level adaptive denoising using Gaussian scale mixtures in overcomplete oriented pyramids," in Proc. of IEEE, Sep 2005.

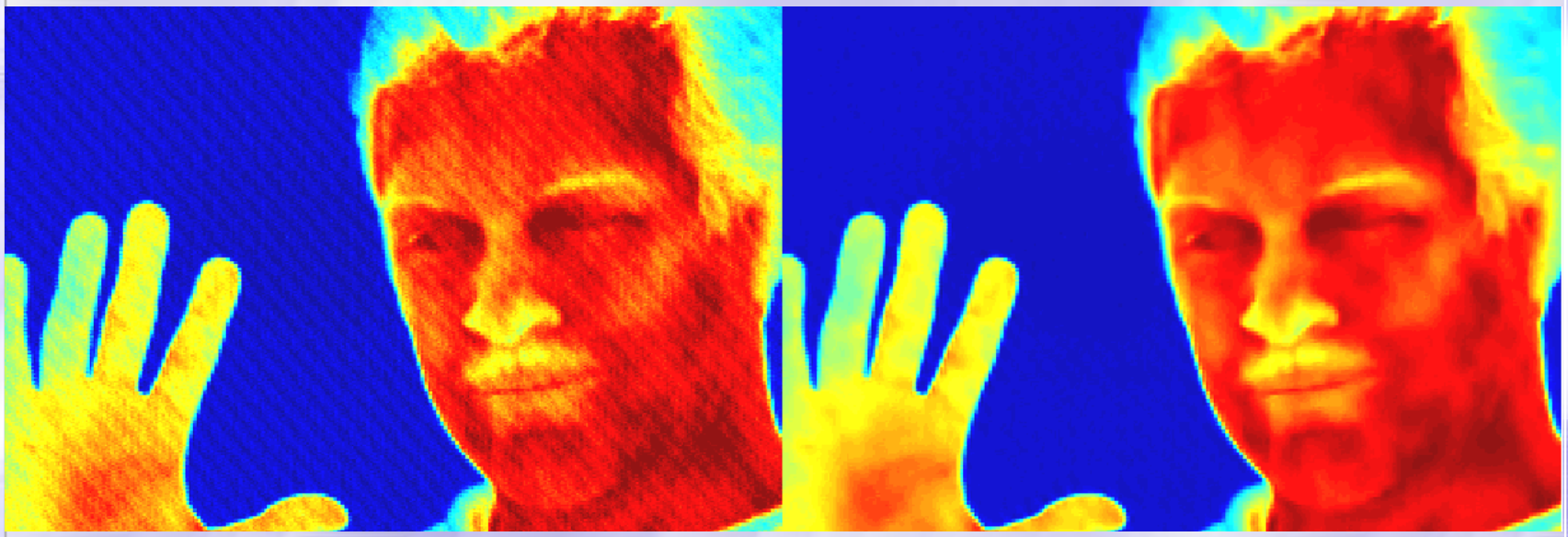
BLS–GSM - результаты

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

"Two-level adaptive denoising using Gaussian scale mixtures in overcomplete oriented pyramids," in Proc. of IEEE, Sep 2005.

BLS–GSM - результаты

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP



Исходное

Результат

"Two-level adaptive denoising using Gaussian scale mixtures in overcomplete oriented pyramids," in Proc. of IEEE, Sep 2005.

BLS–GSM - уточнение

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

В алгоритме можно использовать несколько различных вейвлет-пространств, и полученные в них результаты усреднять.

"Two-level adaptive denoising using Gaussian scale mixtures in overcomplete oriented pyramids," in Proc. of IEEE, Sep 2005.

Содержание доклада

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Введение
- LMMSE
- NLM
- 3D filtering
- BLS-GSM
- Steering Kernel
  - Идея
  - Матрица
  - Результат
- ATPMF

Steering Kernel - идея

$$z(x_j) = \frac{\sum_{i=1}^{P} K(x_i - x_j, y_i - y_j) y_i}{\sum_{i=1}^{P} K(x_i - x_j, y_i - y_j)}$$

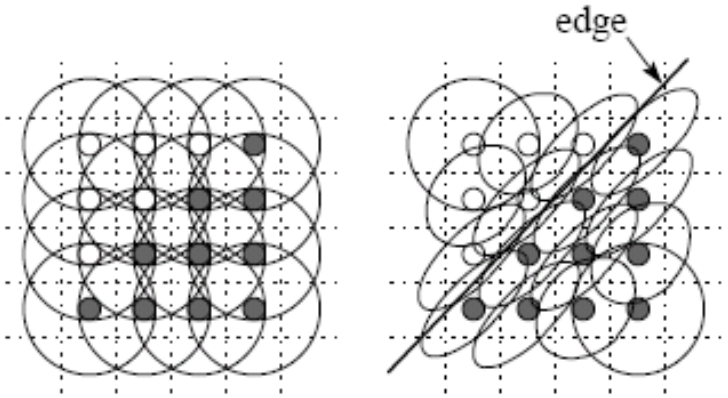


Fig. 1. Standard kernels (left) and steering kernels along a local edge (right).

Растянем ядро фильтра так, чтобы размытие происходило вдоль границ.

"Image Denoising by Adaptive Kernel Regression", Signals, Systems and Computers, 2005.

Steering Kernel – матрица

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

$$\mathrm{K}_{adapt}(x_i - x, y_i - y) = \frac{1}{\det(H_i)} K(H_i^{-1} t)$$

$$H_i = hC_i^{-\frac{1}{2}}$$

K – ядро фильтра

H_i – направляющая матрица

Пример (гауссиан):

$$K_{adapt}(x_i - x, y_i - y) = \frac{\sqrt{\det(C_i)}}{2\pi h^2} \exp\{-\frac{(x_i - x)^T C_i (x_i - x)}{2h^2}\}$$

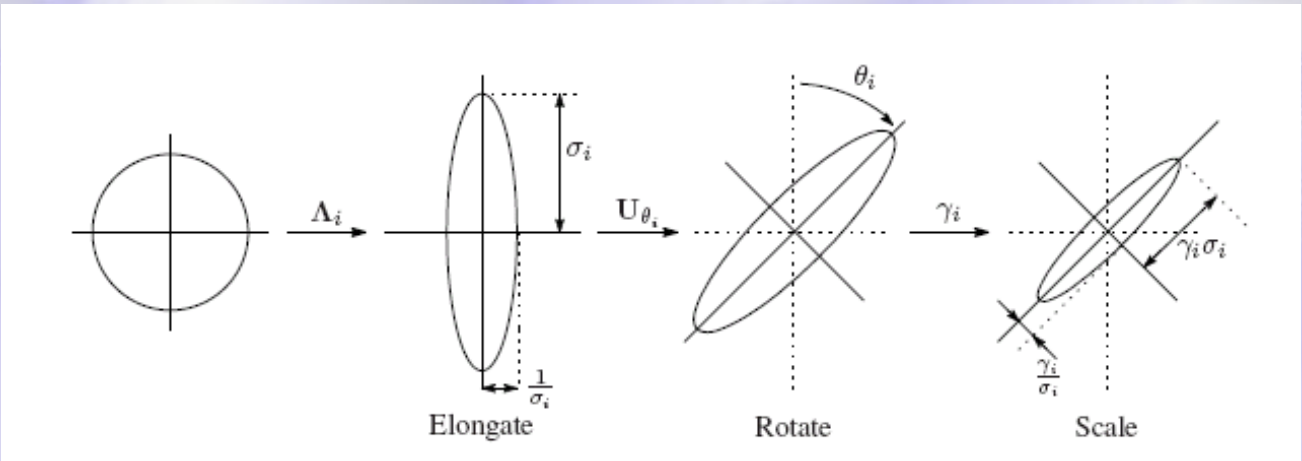
"Image Denoising by Adaptive Kernel Regression", Signals, Systems and Computers, 2005.

Steering Kernel - матрица

Хорошим выбором C_i является:

$$C_i = \gamma_i U_{\theta_i} \Lambda_i U_{\theta_i}^T,$$

$$U_{\theta_i} = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i \\ -\sin\theta_i & \cos\theta_i \end{bmatrix}, \Lambda_i = \begin{bmatrix} \sigma_i & 0 \\ 0 & \sigma_i^{-1} \end{bmatrix}$$



Steering Kernel - матрица

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Выбор параметров. Сингулярное разложение матрицы градиентов.

$$G_i = \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ z_{x_1}(x_j) & z_{x2}(x_j) \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} = U_i S_i V_i^T$$

$$\theta_i = \arctan(\frac{v_1}{v_2})$$

$$\sigma_i = \frac{s_1 + \lambda'}{s_2 + \lambda'}$$

$$\gamma_i = (\frac{s_1 s_2 + \lambda''}{M})^{\frac{1}{2}}$$

$[v_1, v_2]^T$ – доминантное направление градиента

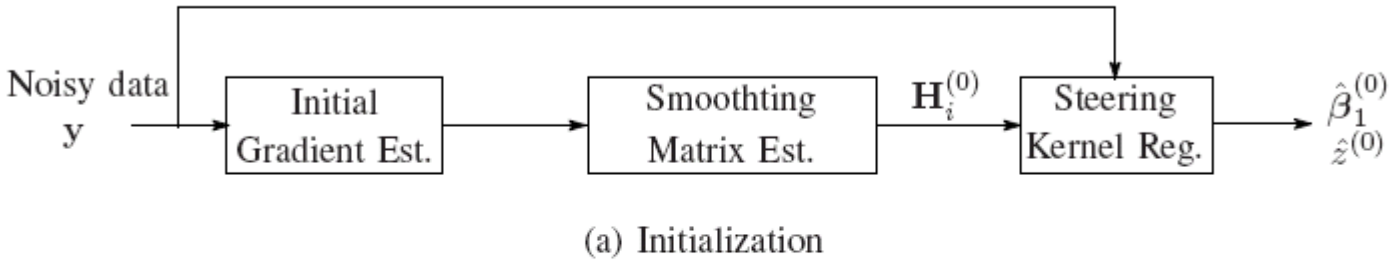
s_1, s_2 – энергия по основным направлениям

"Image Denoising by Adaptive Kernel Regression", Signals, Systems and Computers, 2005.

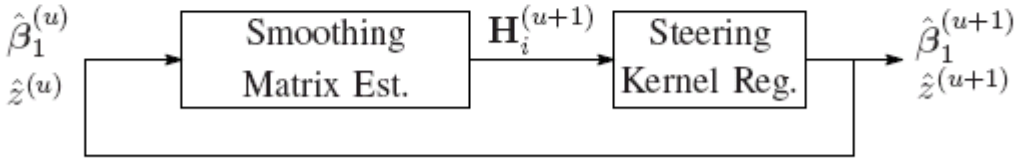
Steering Kernel - алгоритм

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Свертку можно повторять несколько раз. При этом точность вычисления градиента возрастает.



(a) Initialization

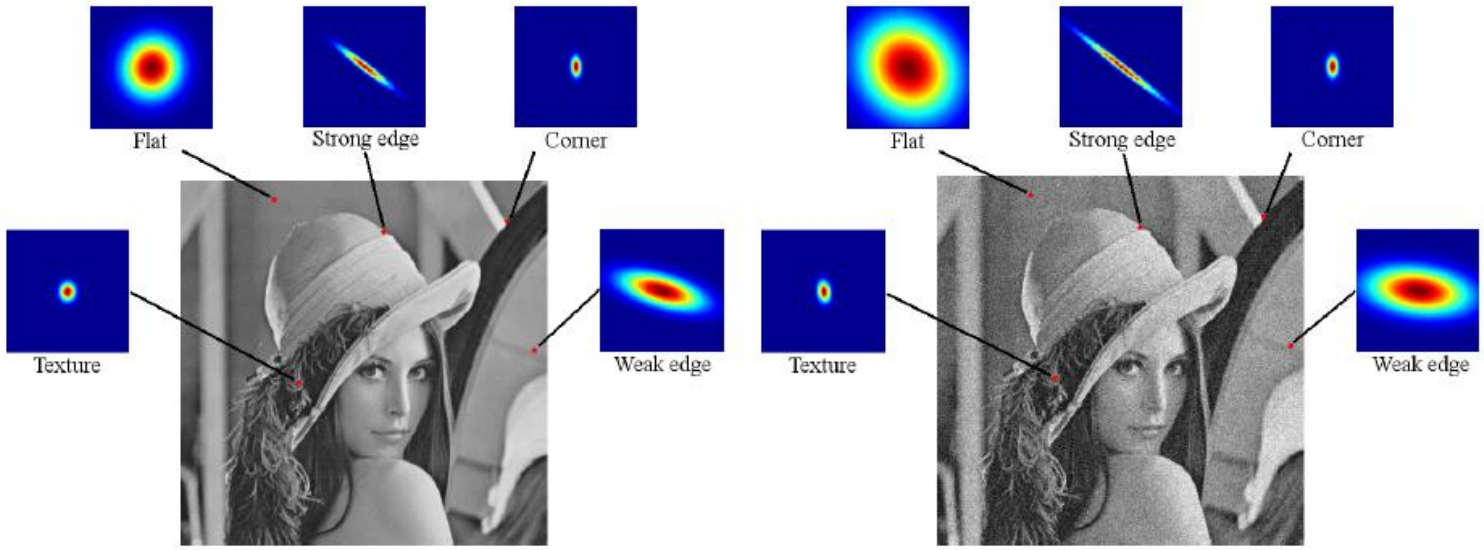


(b) Iteration

Steering Kernel - результаты

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Примеры форм ядра



(a) Noiseless case

(b) Noisy case (SNR = 5.64[dB])

"Image Denoising by Adaptive Kernel Regression", Signals, Systems and Computers, 2005.

Steering Kernel - результаты

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Noisy σ=25

BLS-GSM

Steering kernel N=2

"Image Denoising by Adaptive Kernel Regression", Signals, Systems and Computers, 2005.

Steering Kernel - результаты

BLS-GSM

Steering kernel N=2

"Image Denoising by Adaptive Kernel Regression", Signals, Systems and Computers, 2005.

Steering Kernel - результаты

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Original

BLS-GSM

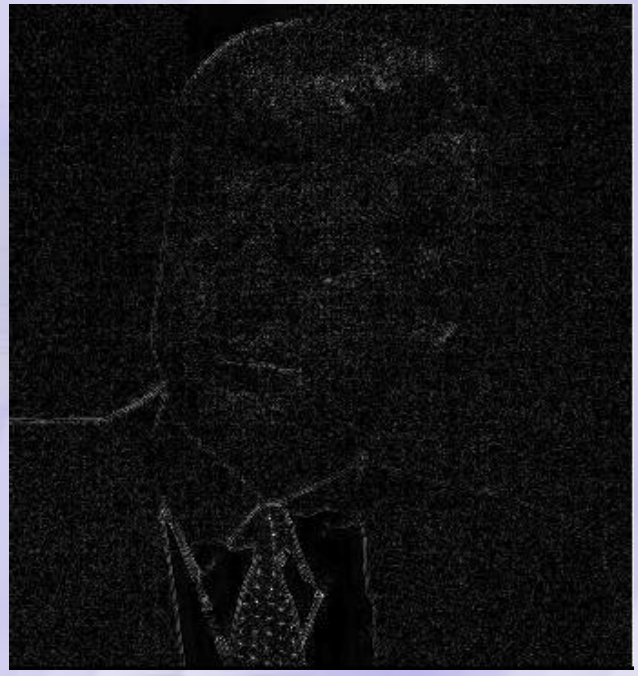
Steering kernel N=2

"Image Denoising by Adaptive Kernel Regression", Signals, Systems and Computers, 2005.

Steering Kernel - результаты

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Удаленный шум



BLS-GSM

Steering kernel N=2

"Image Denoising by Adaptive Kernel Regression", Signals, Systems and Computers, 2005.

Содержание доклада

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Введение
- LMMSE
- NLM
- 3D filtering
- BLS-GSM
- Steering Kernel
- ATPMF
  - Импульсный шум
  - Виды фильтров
  - Примеры ошибок
  - Идея
  - Алгоритм
  - Результаты
- Alpha-trimmed mean filter

ATPMF – импульсный шум

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Медианная фильтрация используется для подавления импульсного шума.

$$U = U_{pos} * U_{amp}$$

$$X = S + U$$

"Adaptive Two-Pass Rank Order Filter to Remove Impulse Noise in Highly Corrupted Images", IEEE Trans Image Process. Feb. 2004

ATPMF – виды фильтров

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Модификации:

- Standard
- CWMF
- ACWMF
- LUM
- SD-ROM

Все они ошибаются.

ATPMF – примеры ошибок

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

X = S + U

Y = MF(X)

1. Промахи

2. Ложная тревога

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & 5 & 5 & 5 & 1 \\ 1 & 1 & 5 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 5 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 5 & 1 & 1 \\ 1 & 5 & 5 & 5 & 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 1 & 5 & 5 & 5 & 1 \\ 1 & 1 & 5 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 5 & 1 & 1 \\ 1 & 5 & 5 & 5 & 1 \end{bmatrix}$$

3. Сверхисправление

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & 5 & 5 & 5 & 1 \\ 1 & 1 & 5 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 7 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 5 & 1 & 1 \\ 1 & 5 & 5 & 5 & 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 1 & 5 & 5 & 5 & 1 \\ 1 & 1 & 5 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 5 & 1 & 1 \\ 1 & 5 & 5 & 5 & 1 \end{bmatrix}$$

"Adaptive Two-Pass Rank Order Filter to Remove Impulse Noise in Highly Corrupted Images", IEEE Trans Image Process. Feb. 2004

ATPMF – идея

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Пространственное распределение шума известно заранее.

После применения медианного фильтра (любого) восстановить лишние пиксели и отфильтровать еще раз.

Пример:

Зашумленность = 25%. Из 8 пикселей фильтр исправил 3. Значит 1 исправлен ошибочно. Восстановим его.

ATPMF – алгоритм

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- К каждому пикселю применить фильтр.
- Для каждого столбца
  - Выявить измененные пиксели
  - Если их количество отличается от ожидаемого больше чем k
    - Вычислить количество лишних пикселей N
    - Восстановить N пикселей, наиболее близких к исходным
- Применить фильтр ко всем пикселям кроме восстановленных

"Adaptive Two-Pass Rank Order Filter to Remove Impulse Noise in Highly Corrupted Images", IEEE Trans Image Process. Feb. 2004

ATPMF – результат

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Noisy (25%)

Median(3x3)

ATPMF

"Adaptive Two-Pass Rank Order Filter to Remove Impulse Noise in Highly Corrupted Images", IEEE Trans Image Process. Feb. 2004

ATPMF – результат

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Noisy (35%)

Median(3x3)

ATPMF

"Adaptive Two-Pass Rank Order Filter to Remove Impulse Noise in Highly Corrupted Images", IEEE Trans Image Process. Feb. 2004

Содержание доклада

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

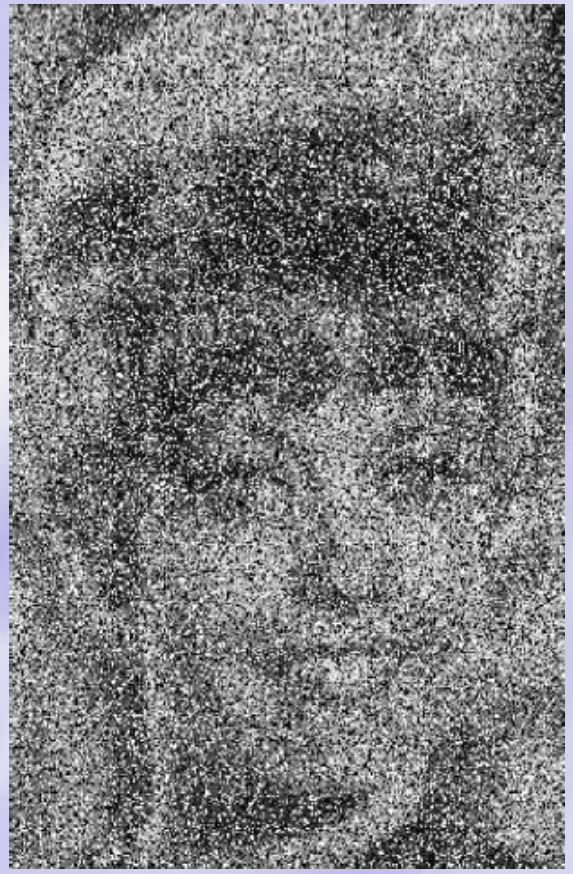
- Введение
- LMMSE
- NLM
- 3D filtering
- BLS-GSM
- Steering Kernel
- ATPMF
- Alpha-trimmed mean filter
  - Сложный шум
  - Идея
  - Выбор параметра
    - Метод 1
    - Метод 2
    - Метод 3
  - Результаты

Alpha-trimmed mean - сложный шум

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Тяжелый случай.

Иногда шум является смесью гауссовского и импульсного.



."Adaptive Alpha-trimmed Mean Filters Under Deviations from Assumed Noise Model[J]" IEEE Trans Image Process, 2004

Alpha-trimmed mean - идея

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Смесь усредняющего и медианного фильтров.

$$m_n(i,\alpha) = \frac{1}{n-2[\alpha n]} \sum_{j=[\alpha n]+1}^{n-[\alpha n]} x_{(j)}(i)$$

$X_{(j)}(i)$ – пиксели из окрестности, упорядоченные по яркости

Таким образом:

y(i,0) – усреднение,

y(I,0.5) – медиана.

Основная сложность для данного фильтра – выбор параметра.

."Adaptive Alpha-trimmed Mean Filters Under Deviations from Assumed Noise Model[J]" IEEE Trans Image Process, 2004

Alpha-trimmed mean – метод 1

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Будем смотреть значения параметра по таблице.

$$y(i) = \begin{cases} m'(0.50) : 0 \le H_i(\gamma) \le \tau_1 \\ m'(0.25) : \tau_1 \le H_i(\gamma) \le \tau_2 \\ m(0) : \tau_2 \le H_i(\gamma) \le \tau_3 \\ m(0.25) : \tau_3 \le H_i(\gamma) \le \tau_4 \\ m(0.50) : \tau_4 \le H_i(\gamma) \le \infty \end{cases}$$

Параметры подбираются методом научного тыка.

H_i – некоторая статистика.

Недостатки подхода:

Небольшое количество возможных функций.

Метод научного тыка – плохо.

."Adaptive Alpha-trimmed Mean Filters Under Deviations from Assumed Noise Model[J]" IEEE Trans Image Process, 2004

Alpha-trimmed mean – метод 2

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Воспользуемся формулой.

$$y(i) = m(\frac{(n-1)k_i}{2n})$$

$$k_i = \frac{\sigma_x^2 - \sigma_n^2}{\sigma_x^2}$$

Недостатки подхода:

Критична точность оценки уровня шума.

Предлагаемый метод работает очень небыстро.

$$\sigma_n = (median\{1.483 * MAD(i) : i = 1,2,...M\})^2$$

Погрешность резко возрастает при больших количествах импульсного шума.

."Adaptive Alpha-trimmed Mean Filters Under Deviations from Assumed Noise Model[J]" IEEE Trans Image Process, 2004

Alpha-trimmed mean – метод 3

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

$$V_n(i;\alpha) = \frac{1}{(1-2\alpha)^2}\{\frac{1}{n}\sum_{j=[\alpha n]+1}^{n-[\alpha n]}\left[x_{(j)}(i) - y_n(i;\alpha)\right]^2$$
$$+\alpha[x_{([\alpha n]+1)}(i) - y_n(i;\alpha)]^2$$
$$+\alpha[x_{(n-[\alpha n])}(i) - y_n(i;\alpha)]^2\}$$

$$\alpha_{opt}[i] = \arg\min\{V_n(i;\alpha) : 0 \le \alpha \le 0.5\}$$
$$y(i) = m(\alpha_{opt}[i])$$

Минимизация осуществляется перебором аргументов с некоторым шагом.

."Adaptive Alpha-trimmed Mean Filters Under Deviations from Assumed Noise Model[J]" IEEE Trans Image Process, 2004

Alpha-trimmed mean - результаты

noisy I II III

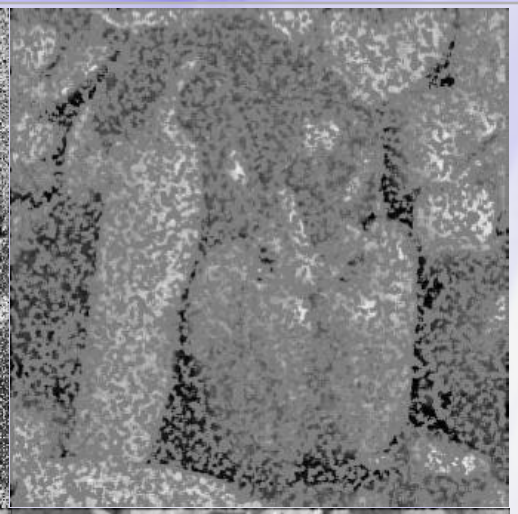
."Adaptive Alpha-trimmed Mean Filters Under Deviations from Assumed Noise Model[J]" IEEE Trans Image Process, 2004

Alpha-trimmed mean - результаты

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

noisy

1



2

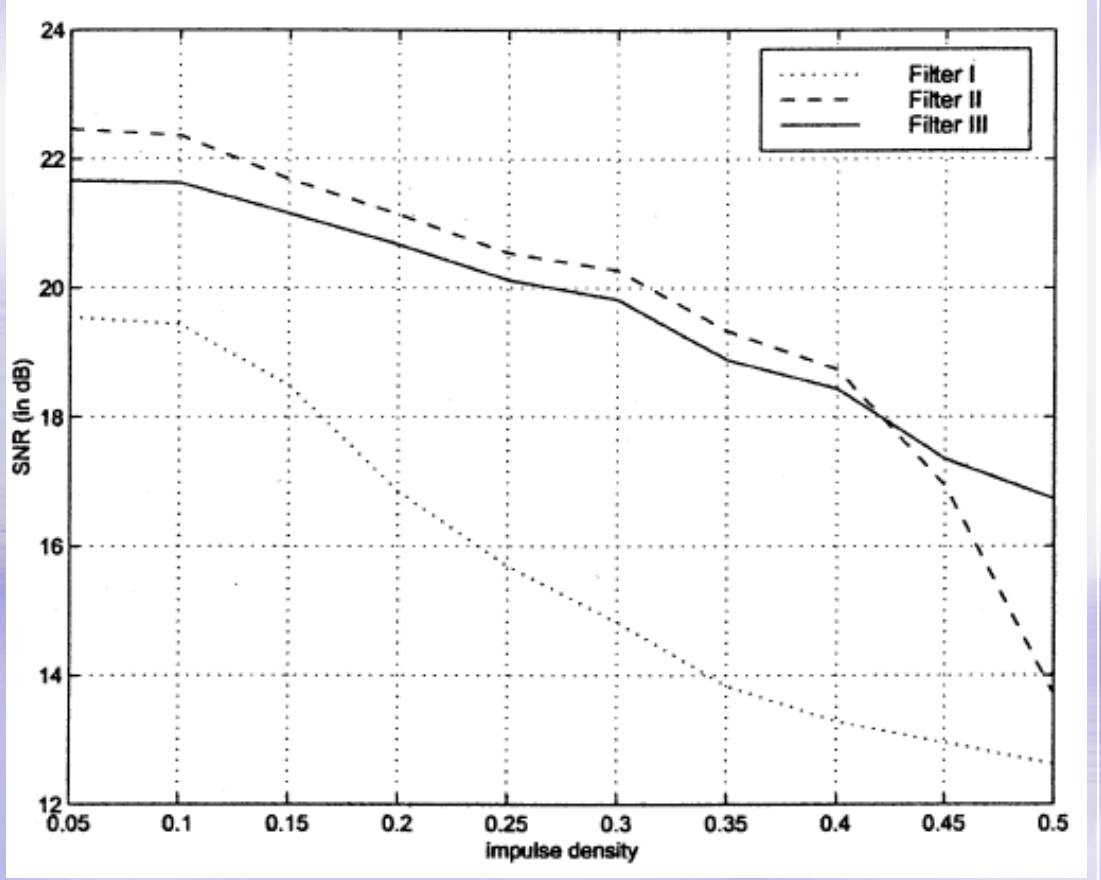
3

."Adaptive Alpha-trimmed Mean Filters Under Deviations from Assumed Noise Model[J]" IEEE Trans Image Process, 2004

Alpha-trimmed mean - результаты

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Зависимость качества фильтрации от количества импульсного шума.



."Adaptive Alpha-trimmed Mean Filters Under Deviations from Assumed Noise Model[J]" IEEE Trans Image Process, 2004

Список литературы

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

1. M. Mahmoudi and G. Sapiro. “Fast image and video denoising via non-local means of similar neighborhoods.” Signal Processing Letters, IEEE, Vol. 12, No. 12, pp. 839–842, Dec. 2005
2. A. Buades, B. Coll, J.M Morel, "A review of image denoising algorithms, with a new one" , Multiscale Modeling and Simulation (SIAM interdisciplinary journal), Vol 4 (2), pp 490-530, 2005.
3. Takeda, H. Farsiu, S. Milanfar, P, “Image Denoising by Adaptive Kernel Regression”, Signals, Systems and Computers, 2005.
4. Kostadin Dabov, Alessandro Foi, Vladimir Katkovnik, and Karen Egiazarian, “Image denoising with block-matching and 3D filtering”, Proc. SPIE Electronic Imaging: Algorithms and Systems V, 2006
5. Sung Cheol Park and Moon Gi Kang, "Spatially Adaptive Denoising Based on Nonstationary Correlation Assumption", SPIE Optical Engineering, Vol. 43, No. 3, pp. 628-638, Mar. 2004
6. Xiaoyin Xu, Eric L. Miller, and Dongbin Chen, “Adaptive Two-Pass Rank Order Filter to Remove Impulse Noise in Highly Corrupted Images”, IEEE Trans Image Process. Feb. 2004
7. Oten R,De Figueiredo R J P.”Adaptive Alpha-trimmed Mean Filters Under Deviations from Assumed Noise Model[J]” IEEE Trans Image Process, 2004
8. J. Portilla, V. Strela, M. Wainwright, and E. P. Simoncelli, "Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain," IEEE Trans. Image Processing, vol. 12, pp. 1338—1351, 2003.
9. J. A. Guerrero-Colon and J. Portilla, "Two-level adaptive denoising using Gaussian scale mixtures in overcomplete oriented pyramids," in Proc. of IEEE Int’l Conf on Image Processing, Genoa, Italy, Sep 2005.

Вопросы

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

?!