

Оценка уровня шума для видео

Борис Кумок

*Video Group
CS MSU Graphics & Media Lab*

Содержание доклада

- ◆ Введение
- ◆ Метод гистограмм
- ◆ Метод BBC
- ◆ Temporal SO
- ◆ Метод градиентов

Введение



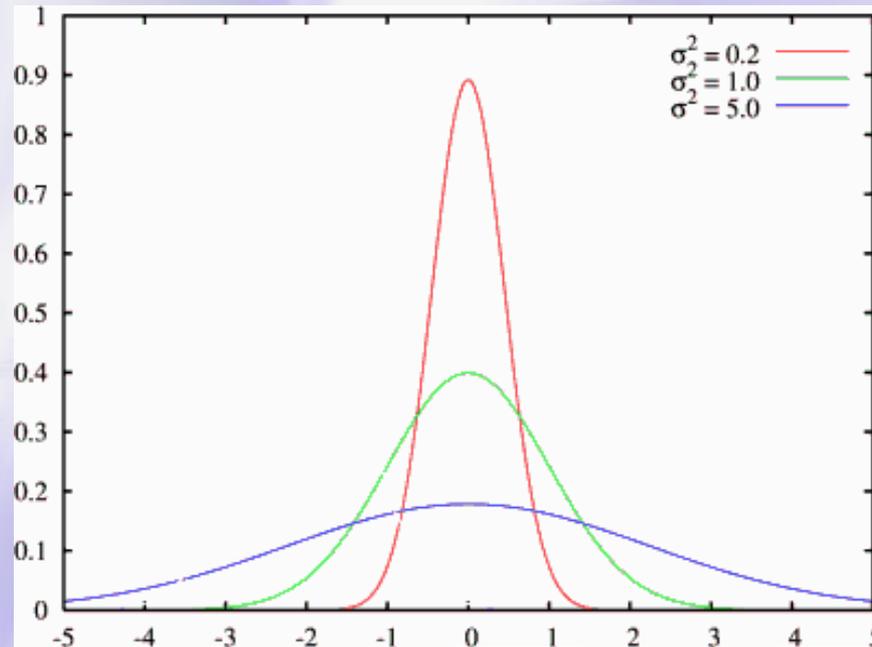
Определение уровня шума требуется для:

- Подавление шума
- Сжатие видео
- Сегментация
- Определение границ

Для большинства приложений критична точность оценки, а для видео важна еще и скорость.

Постановка задачи

По входному изображению определить уровень шума.
Полагая, что шум является белым с нормальным распределением (AWGN), сведем задачу к определению σ .



$$p(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$$

Additive noise model

$$g(x, y) = f(x, y) + n(x, y)$$

Способы решения



Методы можно разделить на следующие классы:

◆ Intra-frame

- Filter-based
- Block-based
- Wavelet-based
- Histogram-based

◆ Inter-frame

Содержание доклада



- ◆ Введение
- ◆ Метод гистограмм
- ◆ Метод BBC
- ◆ Temporal SO
- ◆ Метод градиентов

Метод гистограмм

Предполагается, что видео снято со статической камеры

Схема алгоритма:

1. вычисление разности кадров
2. приближение гистограммы разности кадров гауссианом
3. дисперсия шума предполагается равной дисперсии найденного гауссиана

Метод гистограмм

1. Вычисление разности кадров

Наиболее простой метод оценки дисперсии шума:

$$\sigma_{noise}^2 = \frac{1}{2} \text{var}(I_1 - I_2) = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{N} \sum (I_1 - I_2)^2 \right)$$

где I_1, I_2 – два кадра
 N – кол-во пикселей
в кадре



Движущиеся
объекты искажают
такую оценку

Метод гистограмм

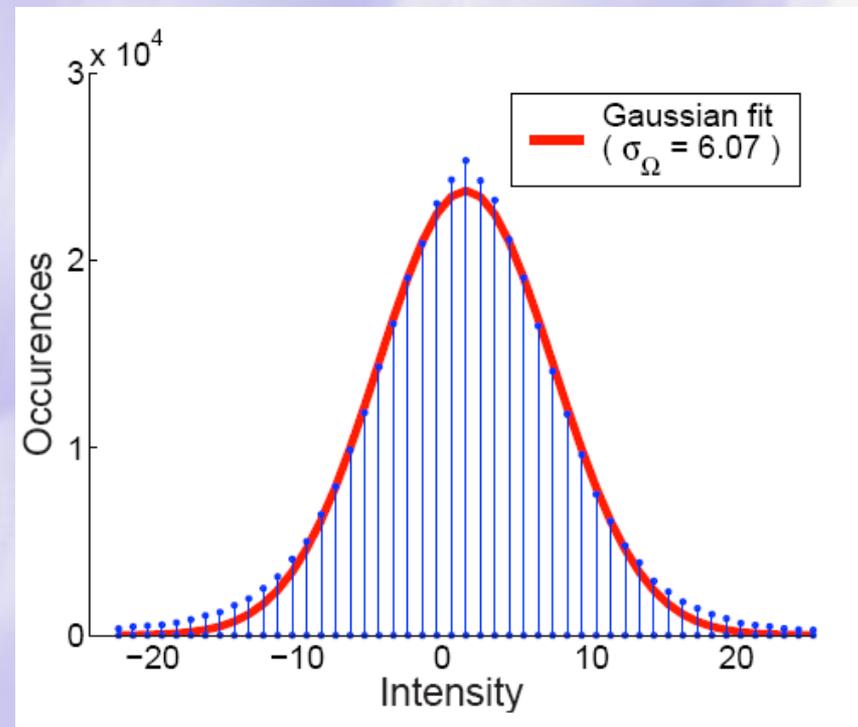
2. Приближение гистограммы гауссианом

Производится поиск гауссиана, приближающего гистограмму разности

$$g(x) = \frac{A}{\sigma_{\Omega} \sqrt{2\pi}} \exp\left(\frac{-(x-m)^2}{2\sigma_{\Omega}^2}\right)$$

$$\sigma_{\Omega}^2 = 2\sigma_{noise}^2$$

Приближение производится методом Nelder-Mead, который позволяет минимизировать MAE (mean absolute error).



Метод гистограмм

Свойства алгоритма



Достоинства:

- Может быть использован для шумов с не нормальным распределением.

Недостатки:

- Не работает для «сложных» видов глобального движения.

Особенности алгоритма:

- Возможно адаптировать алгоритм для обработки видео с нестатическим фоном (используя компенсацию движения)

Содержание доклада

- ◆ Введение
- ◆ Метод гистограмм
- ◆ Метод BBC
- ◆ Temporal SO
- ◆ Метод градиентов

Метод ВВС

Идея



Идея алгоритма:

1. Вычисление разности кадров (по модулю)
2. Размытие
3. Вычисление минимума каждой строки
4. Результирующая оценка производится на основе среднего значения минимумов строк
5. Минимизация по времени

Использование минимумов позволяет отделить шум от движения. При этом полагается, что в каждой строке есть неподвижная область.

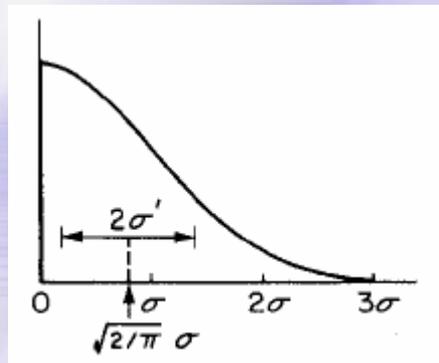
Метод ВВС

1. Вычисление разности кадров

Вычисляется разность между текущим и обработанным предыдущим кадром. Разность берется по модулю.

При отсутствии движения разность содержит только шум и имеет «полугаусово» распределение:

Распределение
шума после
вычитания
кадров



$$\mu = \sqrt{2/\pi} \sigma \approx 0.8\sigma$$

$$\sigma'^2 = (1 - 2/\pi) \sigma^2 \approx 0.36\sigma^2$$

σ – дисперсия шума,
 σ' – получившаяся дисперсия
 μ – получившееся матожидание

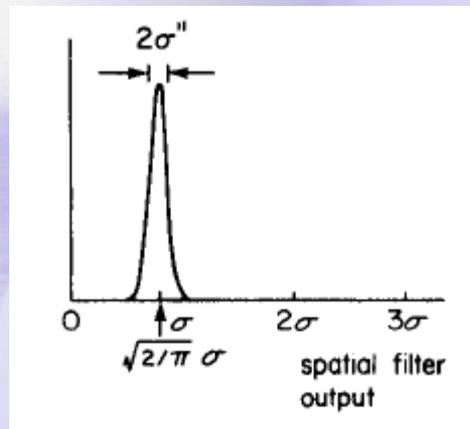
Метод ВВС

2. Размытие

Размытие производится простым прямоугольным усреднением без весов. Предлагаемый размер фильтра – 15 x 5.

После размытия распределение становится близким к нормальному. Матожидание сохраняется, а дисперсия уменьшается пропорционально размеру фильтра.

Распределение
шума после
применения
фильтра



$$\mu = \sqrt{2/\pi} \sigma$$

$$\sigma''^2 = \sigma'^2 / n = (1 - 2/\pi) \sigma^2 / n$$

n – размер фильтра

σ – дисперсия шума

σ'' – дисперсия после размытия

Метод ВВС



3. Вычисление минимума строк

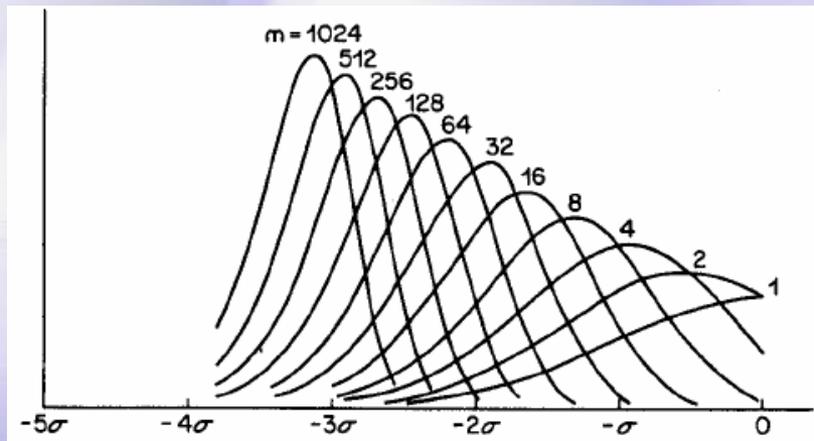
Для каждой строки находится ее минимальное значение. Это позволяет отделить шум от движения.

**Полагается, что в каждой строке
есть область без движения.**

Т.к. из-за размытия пиксели не независимы, для вычисления минимума они берутся с шагом равным размеру фильтра.

Метод ВВС

Взятие минимума сдвигает матожидание влево и уменьшает дисперсию. Точные значения изменений зависят от количества минимизируемых величин (ширины строк).



Распределение минимума m нормально распределенных случайных величин

$$p_m(x) = mp(x) \left[\int_x^{\infty} p(x) dx \right]^{m-1}$$

m – количество величин
 $p(x)$ – распределение после размытия
 $p_m(x)$ – распределение минимума

Метод ВВС



4. Вычисление среднего

Матожидание минимума строк E вычисляется как среднее минимумов. Используя связь распределений можно найти сигму шума.

$$\mu = \sqrt{2/\pi} \sigma$$

$$\sigma'^2 = (1 - 2/\pi) \sigma^2 / n$$

$$E = \mu - k_m \sigma'$$



σ

E – среднее минимумов строк

k_m – константа, зависящая от ширины строки

Метод ВВС



5. Минимизация по времени

Для повышения точности оценку шума дополнительно минимизируют, т.е. новая оценка равна минимуму старой и текущего кадра.

$$\sigma_{t+1} = \begin{cases} \min(\sigma_t, \sigma) \\ \sigma, \text{ если сменилась сцена} \end{cases}$$

Если произошла смена сцены, то минимум не используется. За обнаружение таких смен отвечает специальный детектор.

Метод ВВС



Обнаружение смены сцен

Для каждой разности кадров считается сумма по всем пикселям.
При смене сцен значение этой суммы резко возрастет.

Такой детектор плохо работает на сложных переходах между сценами (затемнение, проявление) или когда сцены содержат много движения.

Поэтому предлагается каждые 5 секунд автоматически генерировать сигнал смены сцен, если детектор не срабатывал 10 секунд.

Метод ВВС



6. Защита от движения

Т.к. для работы алгоритма необходимо наличие неподвижных областей, то кадры с большим количеством движения предлагается пропускать.

**Полагается, что движение
когда-нибудь кончается.**

Детектор движения

Для разности кадров вычисляются суммы пикселей в строках.

Детектор срабатывает, если разность максимальной и минимальной сумм больше некоторого порога.

Метод ВВС

Свойства алгоритма



Достоинства:

- Метод разработан с учетом эффективной реализации в железе.

Недостатки:

- Слишком сильные предположения.

Особенности алгоритма:

- Существует усложнение для уровней яркости.

Содержание доклада

- ◆ Введение
- ◆ Метод гистограмм
- ◆ Метод BBC
- ◆ **Temporal SO**
- ◆ Метод градиентов

Temporal SO

Идея

1. Образуем из набора кадров 3D стопку
2. Разобьем ее на блоки
3. Выберем наиболее «гладкие» блоки
 1. Гладкие пространственно (S)
 2. Гладкие временно (T)
 3. Смешано гладкие (ST, VT, HT)
4. Вычислим дисперсию выбранных блоков
5. Получим результирующую оценку шума

Temporal SO

Оценка гладкости

Гладкость блоков определяется с помощью детектора границ.

$$\xi_k = \sum_i |I_k(i)|$$

Мера гладкости – сумма свертков по всем пикселям блока.

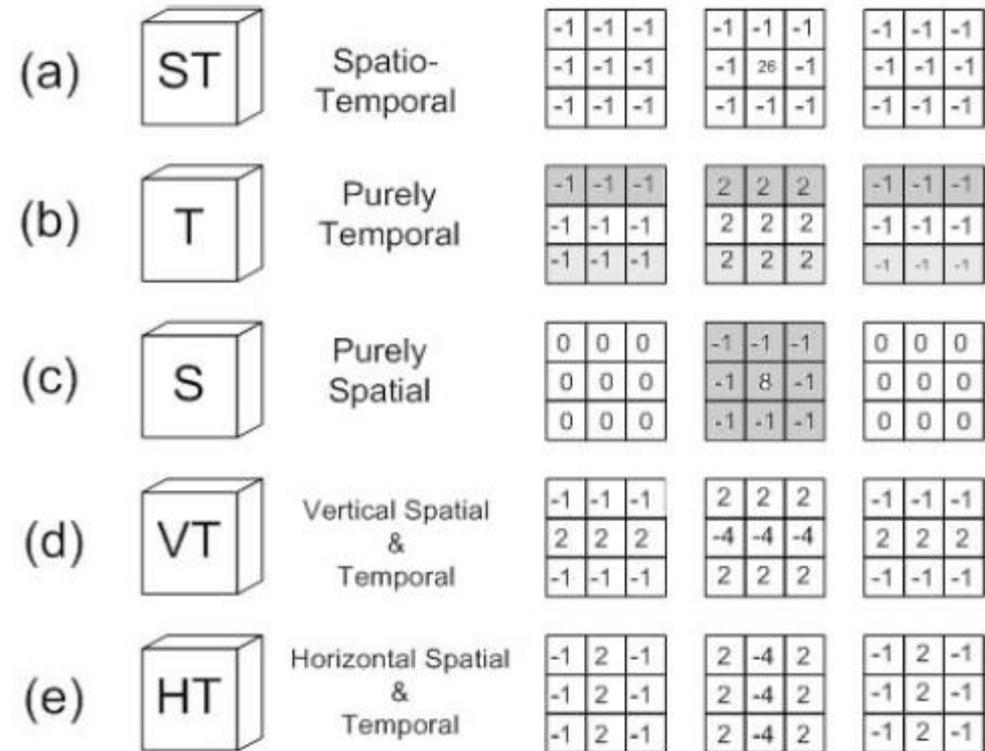


Fig. 1. Homogeneity analyzer cubical masks where pixels in the same gray level belong to one plain.

Temporal SO

Вычисление дисперсии

Блоки могут быть гладкими во времени (low-motion), но совсем не гладкими пространственно (текстура). Поэтому меры гладкости не смешиваются, для каждого типа детектора есть своя. Дисперсия различных блоков тоже считается по-разному.

1. для S и T
 1. считается дисперсия в слоях (S или T)
 2. дисперсия блока полагается среднему дисперсий его слоев
2. для ST , VT и HT
 1. дисперсия считается по целому блоку

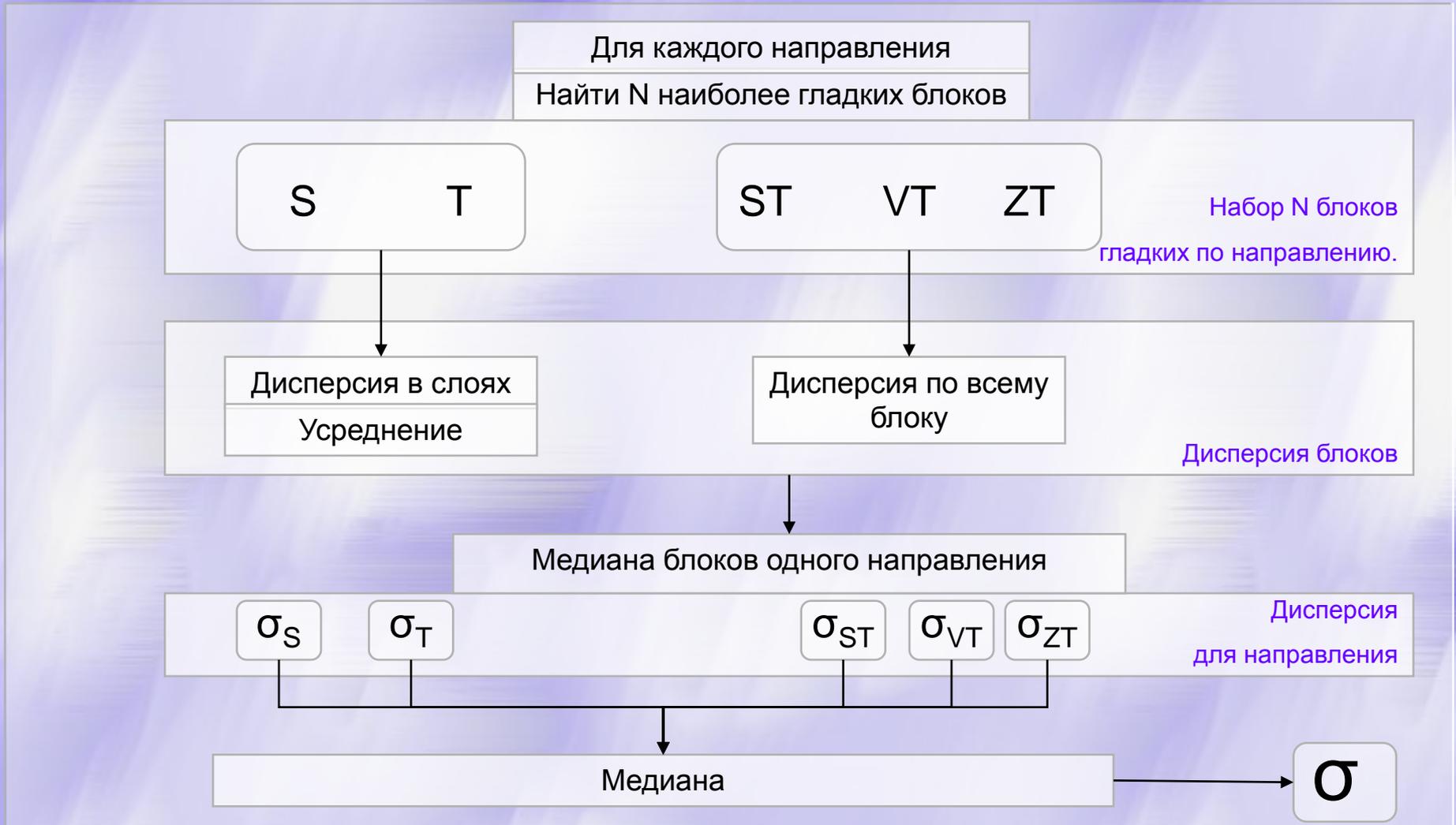
Temporal SO

Алгоритм

1. Для каждого направления:
 - ◆ Выбрать N наиболее гладких по этому направлению блоков.
 - ◆ Для каждого выбранного блока
 - ◆ Если блок гладок в S (T), то дисперсия в нем равна среднему дисперсий по слоям S (T).
 - ◆ Если блок гладок в ST , VT или ZT , то дисперсия считается по всему блоку обычным образом.
 - ◆ Дисперсия направления равна среднему (или медиане) дисперсий блоков.
2. Сигма шума равна среднему (медиане) дисперсий по направлениям.

Temporal SO

Алгоритм



Temporal SO

Свойства алгоритма



Достоинства:

- Сравнительно быстрый алгоритм.

Недостатки:

- Требует **много** дополнительной памяти.

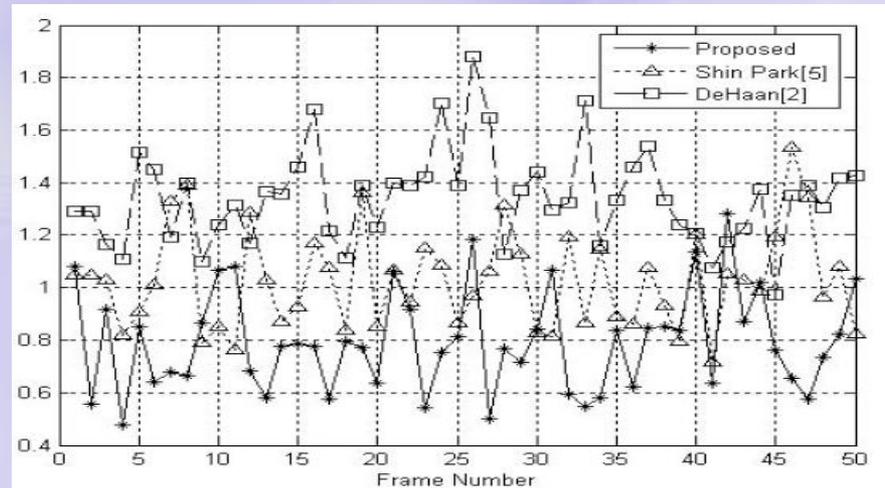
Особенности алгоритма:

- Является развитием аналогичного пространственного метода. Качество работы зависит от детектора границ.

Temporal SO

Сравнение

Средняя ошибка для последовательностей Prcar, Tennis, Train, Football, Car и Flowergarden и уровней шума 20, 30, 40 dB.



| | 20 dB | | 30 dB | | 40 dB | | |
|-------------|-------------|----------------|-------------|----------------|-------------|----------------|-----|
| Alg. | μ_{E_k} | σ_{E_k} | μ_{E_k} | σ_{E_k} | μ_{E_k} | σ_{E_k} | TR |
| Inter-frame | | | | | | | |
| Ours | 0.61 | 0.83 | 0.87 | 0.91 | 0.98 | 1.08 | 1.0 |
| deHaan | 1.30 | 1.77 | 1.53 | 1.79 | 5.54 | 5.78 | 1.1 |
| Intra-frame | | | | | | | |
| AVG | 1.99 | 1.20 | 3.21 | 1.42 | 4.34 | 1.70 | 4.7 |
| MAD | 1.75 | 1.26 | 2.12 | 1.81 | 3.36 | 2.70 | 2.4 |
| Shin Park | 0.79 | 1.13 | 1.01 | 1.20 | 1.10 | 1.24 | 2.5 |
| Struct | 1.60 | 1.55 | 2.39 | 1.25 | 1.91 | 1.16 | 0.8 |

Содержание доклада

- ◆ Введение
- ◆ Метод гистограмм
- ◆ Метод BBC
- ◆ Temporal SO
- ◆ Метод градиентов

Метод градиентов

Алгоритм

- 1. Вычисление градиентов (вейвлет преобразование)**
 1. Пространственных
 2. Временных
- 2. Получение гистограмм длин градиентов**
- 3. Выбор «лучшей» гистограммы**
 1. Вычисление параметров σ для пространственной и временной моделей
 2. Оценка Колмогорова-Смирнова
- 4. Получение оценки дисперсии шума**

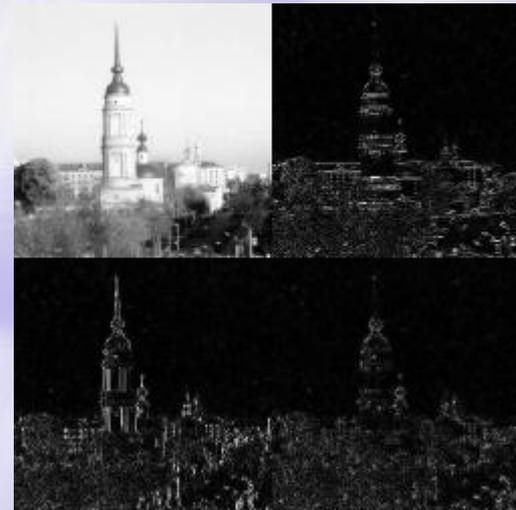
Метод градиентов

Вычисление градиентов

Пространственные градиенты вычисляются с помощью 2D вейвлет преобразования. HL и LH области будут содержать компоненты градиентов.



Исходное изображение

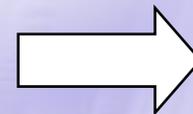


Преобразование Хаара

Метод градиентов

Вычисление градиентов

Временные градиенты вычисляются как одномерная свертка последовательных кадров



Входные данные вейвлет преобразования

Метод градиентов

Вычисление гистограмм длин

1. Длины градиентов вычисляются по формулам:

длины временных градиентов:

$$G_T(r, t) = \sqrt{HT(r, t)^2 + HT(r + q, t)^2}$$

длины пр-х градиентов:

$$G_S(r, t) = \sqrt{HL(r, t)^2 + LH(r, t)^2}$$

q – произвольно выбранный вектор

r – вектор координат точки

2. Используя приведенные формулы,
вычисляются гистограммы длин:

h_{G_T}, h_{G_S} – гистограммы длин градиентов

3. Полученные гистограммы затем размываются

Метод градиентов

Модель распределения

Полагая, что шум имеет нормальное распределение, строятся модели распределения длин градиентов:

$$G_T, G_S \sim \text{Rayleigh}(\sigma)$$

$$X, Y \sim N(0, \sigma^2) \Rightarrow Z = \sqrt{X^2 + Y^2} \sim \text{Rayleigh}(\sigma)$$

Распределение Райелиха:

$$p(x, \sigma) = \frac{x \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right)}{\sigma^2}, \quad F(x, \sigma) = 1 - \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right)$$

Для каждой модели выберем параметр σ с помощью метода максимального правдоподобия:

$$\sigma(x) = \arg \max_{\sigma} L(x, \sigma)$$

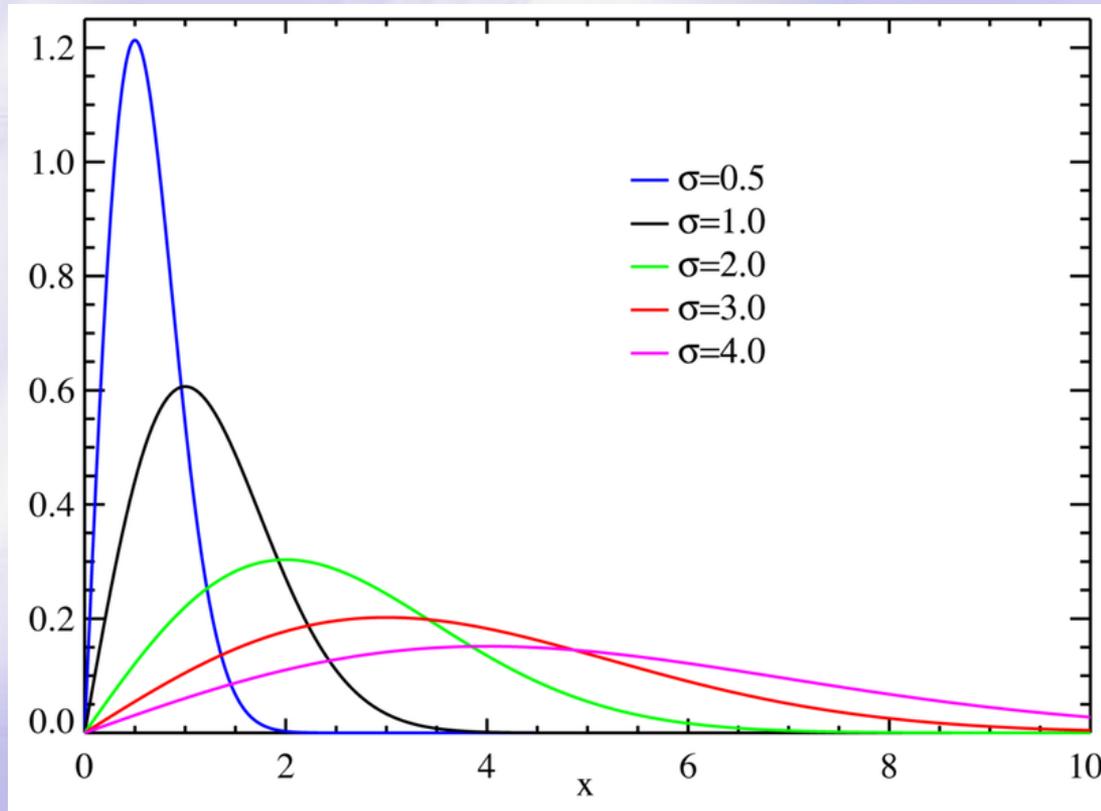
**Функция
правдоподобия:**

$$L(x, \sigma) = \prod_{x_i} p(x_i, \sigma)$$

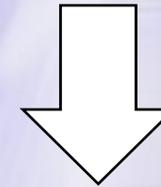
Метод градиентов

Модель распределения

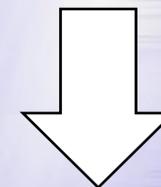
Распределение Райелиха:



$$p(x, \sigma) = \frac{x \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right)}{\sigma^2}$$



$$\sigma = \arg \max_x p(\sigma, x)$$



$$\sigma = \arg \max_x h_{G_k}$$

Метод градиентов

Выбор «лучшей» гистограммы

Точность каждой из построенных моделей оценивается с помощью теста Колмогорова-Смирнова. Для каждой модели вычисляется значение δ по формуле:

$$\delta = \max_x |F_n(x) - F(x, \sigma)|$$

$$F_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \begin{cases} 1 & \text{если } G_i < x \\ 0 & \text{иначе} \end{cases}$$

Количество градиентов с длиной
меньшей x

$$F(x, \sigma) = 1 - \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right)$$

Модельная функция
распределения длин
градиентов

Метод градиентов

Получение оценки

Выбор «лучшей» гистограммы (S или T) производится согласно соотношению:

$$k = \begin{cases} S, & \text{если } \gamma_S \delta_S < \gamma_T \delta_T \\ T, & \text{иначе} \end{cases}$$

$$\gamma_k = \arg \max h_{G_k}$$

Наиболее «частая»
длина градиентов

$$\delta_k$$

Оценка точности из теста
Колмогорова-Смирнова

Итоговая оценка дисперсии
шума вычисляется по
формуле:

$$\sigma = \gamma_k - C \gamma_k \delta_k$$

$$C=1.25$$

Метод градиентов

Получение оценки

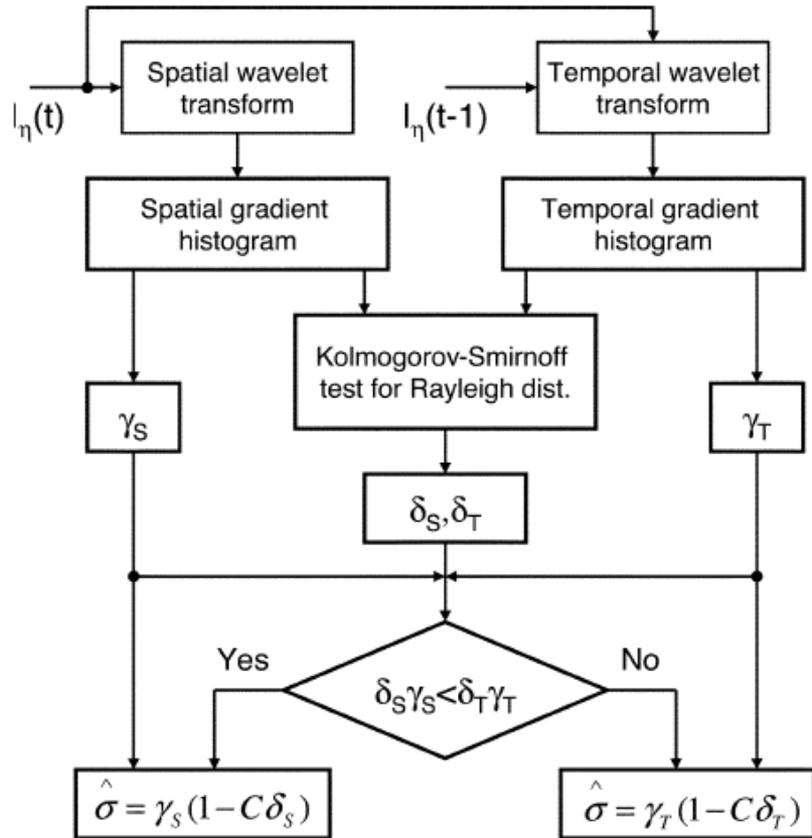


Fig. 1. General block scheme of the proposed noise estimation approach ($I_\eta(t)$ and $I_\eta(t-1)$ stand for the current and previous input noisy frame, respectively).

Для увеличения стабильности оценку дополнительно сглаживают:

$$\sigma_f(t) = (\sigma(t) + \sigma_f(t-1)) / 2$$

Метод градиентов

Свойства алгоритма



Достоинства:

- сравнительно высокая точность оценки

Особенности алгоритма:

- предполагается использование совместно с методами работающими в вейвлет пространстве

Метод градиентов

Сравнение

Средняя ошибка по 8 последовательностям для различных уровней шума.

| Noise standard deviation | New proposed method | | Spatial gradient method [6] | | Donoho MAD [13] | | Moment Matching method[7] | | CDF method [7] | | Temporal method [2] | | Structure Oriented [8] | | New (interlaced) proposed method | |
|--------------------------|---------------------|-------------|-----------------------------|------------|-----------------|------------|---------------------------|------------|----------------|------------|---------------------|------------|------------------------|-------------|----------------------------------|------------|
| | E | σ_E | E | σ_E | E | σ_E | E | σ_E | E | σ_E | E | σ_E | E | σ_E | E | σ_E |
| σ_η | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 0 | 0.18 | 0.14 | 1.65 | 1.07 | 3.77 | 2.02 | 0.23 | 1.78 | 2.56 | 2.93 | 2.11 | 0.92 | 1.13 | 0.41 | 0.22 | 0.15 |
| 5 | 0.61 | 0.24 | 0.87 | 0.81 | 2.21 | 1.54 | 2.14 | 1.79 | 1.84 | 1.09 | 1.27 | 0.63 | 0.58 | 0.16 | 0.76 | 0.52 |
| 10 | 0.62 | 0.18 | 1.49 | 0.58 | 1.61 | 1.56 | 1.22 | 1.37 | 1.14 | 1.01 | 0.94 | 0.66 | 0.61 | 0.31 | 0.94 | 0.53 |
| 15 | 0.53 | 0.22 | 1.27 | 0.54 | 1.54 | 1.62 | 0.89 | 0.79 | 0.93 | 0.89 | 0.77 | 0.61 | 0.77 | 0.29 | 0.95 | 0.45 |
| 20 | 0.46 | 0.18 | 1.34 | 0.64 | 0.99 | 0.97 | 0.96 | 0.53 | 0.77 | 0.71 | 0.86 | 0.43 | 1.22 | 0.23 | 0.83 | 0.33 |
| 25 | 0.52 | 0.25 | 1.58 | 0.36 | 1.25 | 0.95 | 1.44 | 0.53 | 0.71 | 0.47 | 1.18 | 0.78 | 1.79 | 0.45 | 0.76 | 0.34 |
| 30 | 0.78 | 0.29 | 2.58 | 0.89 | 1.20 | 0.75 | 3.39 | 2.31 | 0.63 | 0.36 | 2.91 | 1.36 | 2.55 | 0.83 | 1.07 | 0.36 |
| average | 0.52 | 0.21 | 1.43 | 0.68 | 1.75 | 1.34 | 1.46 | 1.18 | 1.22 | 1.06 | 1.44 | 0.77 | 1.23 | 0.38 | 0.79 | 0.38 |

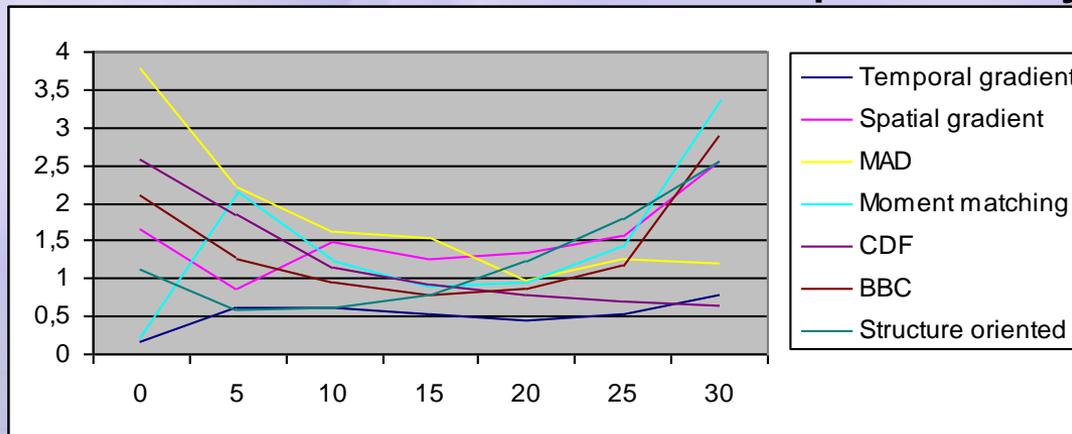
Средняя ошибка по всем уровням шума для различных последовательностей.

| Image Sequence | New proposed method | | Spatial gradient method [6] | | Donoho MAD [13] | | Moment Matching method[7] | | CDF method [7] | | Temporal method [2] | | Structure Oriented [8] | | New (interlaced) proposed method | |
|----------------|---------------------|-------------|-----------------------------|------------|-----------------|------------|---------------------------|------------|----------------|-------------|---------------------|------------|------------------------|------------|----------------------------------|------------|
| | E | σ_E | E | σ_E | E | σ_E | E | σ_E | E | σ_E | E | σ_E | E | σ_E | E | σ_E |
| Salesman | 0.50 | 0.29 | 1.53 | 0.92 | 1.16 | 1.05 | 0.97 | 0.84 | 0.38 | 0.28 | 1.22 | 0.97 | 1.41 | 0.95 | 0.51 | 0.31 |
| FlowerGar. | 0.59 | 0.23 | 1.08 | 0.23 | 1.93 | 1.12 | 2.71 | 1.55 | 3.21 | 2.21 | 1.75 | 1.33 | 1.06 | 0.42 | 0.62 | 0.41 |
| Bus | 0.49 | 0.26 | 1.42 | 0.45 | 0.87 | 0.83 | 1.03 | 0.61 | 0.51 | 0.37 | 1.88 | 1.05 | 1.34 | 0.85 | 0.56 | 0.27 |
| Mobile | 0.56 | 0.21 | 1.18 | 0.76 | 3.41 | 1.07 | 1.85 | 1.43 | 1.63 | 1.42 | 1.08 | 0.38 | 1.26 | 1.17 | 0.85 | 0.33 |
| Tennis | 0.67 | 0.25 | 2.26 | 0.39 | 3.94 | 2.09 | 1.35 | 1.29 | 2.39 | 1.37 | 1.74 | 1.11 | 1.35 | 0.36 | 1.23 | 0.42 |
| Football | 0.41 | 0.25 | 1.69 | 1.33 | 1.01 | 0.86 | 1.57 | 2.75 | 0.66 | 0.39 | 1.54 | 1.05 | 1.42 | 1.01 | 0.8 | 0.48 |
| Cargate | 0.46 | 0.28 | 1.44 | 0.97 | 1.33 | 0.78 | 1.71 | 1.71 | 0.75 | 0.51 | 1.41 | 1.24 | 1.05 | 0.65 | 0.97 | 0.49 |
| Renata | 0.54 | 0.36 | 1.24 | 0.53 | 0.74 | 0.83 | 0.51 | 0.31 | 0.37 | 0.31 | 0.87 | 0.55 | 0.98 | 0.42 | 0.87 | 0.49 |
| average | 0.52 | 0.27 | 1.43 | 0.68 | 1.75 | 0.92 | 1.46 | 1.31 | 1.22 | 0.86 | 1.44 | 0.96 | 1.23 | 0.72 | 0.79 | 0.45 |

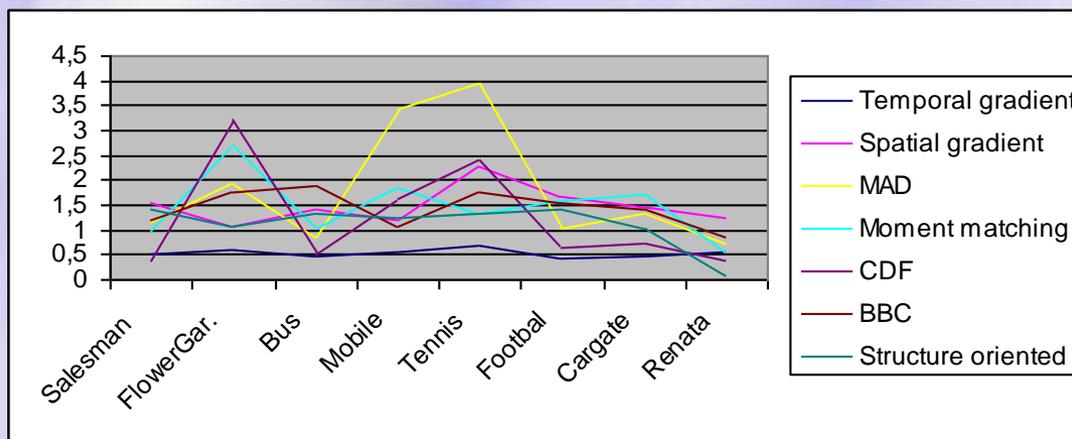
Метод градиентов

Сравнение

Средняя ошибка по 8 последовательностям для различных уровней шума.



Средняя ошибка по всем уровням шума для различных последовательностей.



Метод градиентов

Сравнение



Время работы с 50 кадрами размера 352 x 288

| method | required time | method | required time |
|---------------------------|---------------|--------------------------|---------------|
| structure-oriented of [8] | 0.45s | proposed spatio-temporal | 2.68s |
| spatial-gradient [6] | 0.97s | MAD [13] | 2.76s |
| moment matching [7] | 1.96s | temporal-based [2] | 3.28s |
| CDF [7] | 2.46s | | |

Список литературы



1. J. O. Drewery, R. Storey, and N. E. Tanton, "Video Noise Reduction" BBC Research Dept. Rep. BBC RD 1984/7, 1984
2. T. Kwaaitaal-Spassova G. deHaan and O.A. Ojo, "Automatic 2-d and 3-d noise filtering for high quality television receivers," International Workshop on Signal Processing and HDTV, vol. VI, pp. 221–230, 1996.
3. V. Zlokolica, A. Pizurica, W. Philips, "Noise estimation for video processing based on spatial-temporal gradient histograms" , IEEE Signal Processing Letters, vol. 13, no. 6, pp. 337-340, June 2006.
4. T.Q. Pham, "Spatiotonal adaptivity in Super-Resolution of Undersampled Image Sequences," Ph.D. Thesis, Quantitative Imaging Group, Delft University of Technology, 2006.
5. M. Ghazal, A. Amer, and A. Ghrayeb, "Structure-Oriented Spatio-Temporal Video Noise Estimation", in Proc. IEEE Int. Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), Toulouse, France, May 2006, pp. 845-848.

Вопросы



?