Восстановление испорченного видео

Кира Рагулина

Video Group
CS MSU Graphics & Media Lab

Артефакты старого видео

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Выпадение областей

Царапины и пятна

Содержание

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Заполнение выпавших областей
  - ***Классификация алгоритмов***
  - Exemplar-based image inpainting
  - Edge-driven restoration
  - Image inpainting with the Navier-Stokes equations
- Удаление царапин и пыли

Классификация алгоритмов замещения областей

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Восстановление пленки (restoration of films)
- Синтез текстур (texture synthesis)
- Алгоритм заполнения (disocclusion algorithms)

Восстановление пленки

Основная идея

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Копирование в отсутствующую область правильных пикселей из соседних кадров.
- Используется вычисление движения и методы интерполяции для потерянных данных.
- Предназначен для восстановления относительно небольших областей.
- Не применим для изображений и фильмов, в которых области выпадают на протяжении нескольких кадров.

Синтез текстур
Основная идея

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Прогнозируются некоторые характеристики выпавшей области и она заполняется текстурой с такими же характеристиками.
- Параметры и текстуры сложно подобрать.
- Методы активно взаимодействуют с пользователем, либо критичны по времени.
- Применяются для восстановления больших областей.

Алгоритмы заполнения
Основная идея

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Заполнение выпавшей области при помощи склеивания изофот, выходящих на границу.
- Предполагается, что выпавшая область имеет простую топологию.
- Выбирается тип кривой для соединения концов изофот, выходящих на границу.

Содержание

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Заполнение выпавших областей
  - Классификация алгоритмов
  - ***Exemplar-based image inpainting***
  - Edge-driven restoration
  - Image inpainting with the Navier-Stokes equations
- Удаление царапин и пыли

Обозначения

$$I = \Phi \cup \Omega$$

I - весь кадр

Φ - неиспорченная часть кадра

Ω - испорченная часть кадра

$\partial\Omega$ - граница испорченной области

Пусть пиксель $p \in \partial\Omega$, тогда за Ψ_p обозначим фрагмент кадра с центром в точке p

Обозначения

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap \Phi} C(q)}{\left|\Psi_p\right|}$$ коэффициент доверия

Причем $$C(q) = \begin{cases} 0, & for\ \forall q \in \Omega \\ 1, & for\ \forall q \in \Phi \end{cases}$$

Обозначения

$$D(p) = \left| \nabla I_p \times n_p \right|$$ коэффициент данных

n_p вектор нормали к поверхности границы испорченной области

$$\nabla I_p = \left(\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y} \right)$$ градиент яркости изображения

$$P(p) = C(p) \cdot D(p)$$ приоритет

Exemplar-based Image Inpainting

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

1. Получаем область Ω
2. Вычисляем *P(p)* для $\forall p \in \partial\Omega$
3. Первой восстанавливается точка *p**:

$$p^* = arg \max_{p \in \partial\Omega} P(p)$$

4. Рассмотрим величину:

$$C(t) = \sum_{p \in \Psi_{p^*} \cap \Phi} \left| \ell(p-t) - \ell(p) \right|^2$$

Exemplar-based Image Inpainting

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

5. Найдем область $\Psi_{q^*}=\Psi_{p^*-t^*}$:

$$t^* = \arg\min_t C(t)$$

6. Копируем значения из Ψ_{q^*} в Ψ_{p^*} для $\forall p \in \Psi_{p^*} \cap \Omega$

7. Для $\forall p \in \Psi_{p^*} \cap \Omega$: $C(p)=C(p^*)$

8. Для $\forall p \in \Psi_{p^*} \cap \Omega$ вычисляем $D(p)$

9. Повторяем процесс, пока все пиксели не будут восстановлены

Достоинства алгоритма

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Метод непараметрический
- Подходит как для 2D, так и 3D областей
- Обладает временной и пространственной непрерывностью
- Испорченные области могут иметь произвольную форму
- Время работы алгоритма зависит от площади дефектов, а не от их количества

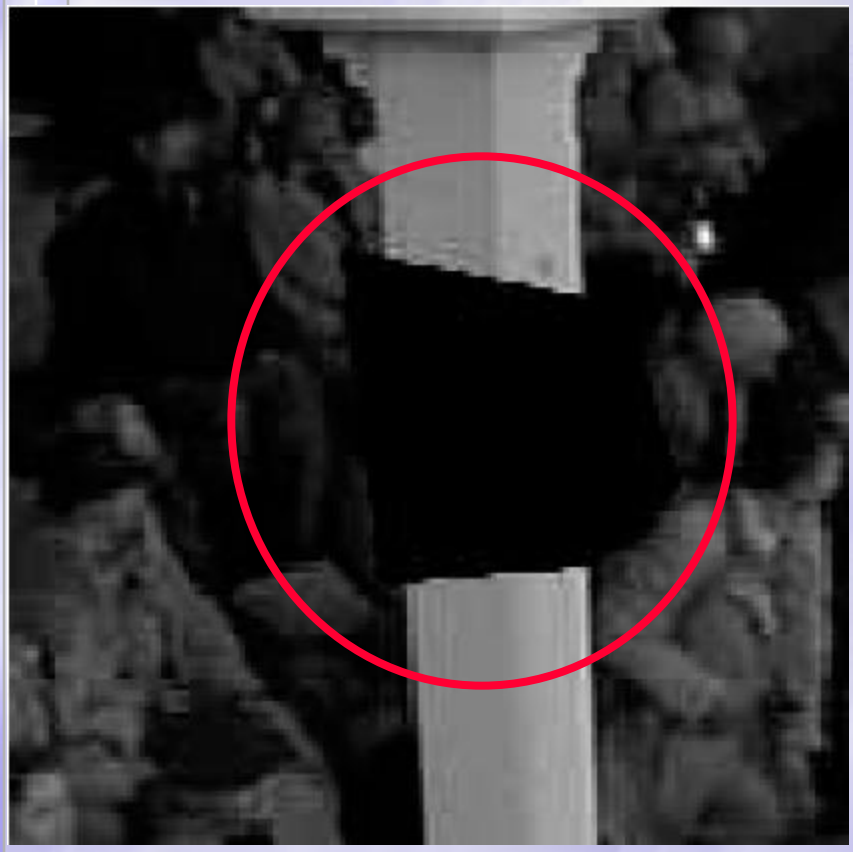
Недостатки алгоритма

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Неавтоматическое выделение испорченной области
- Довольно большая вычислительная сложность
- Не всегда хватает информации для восстановления кадра

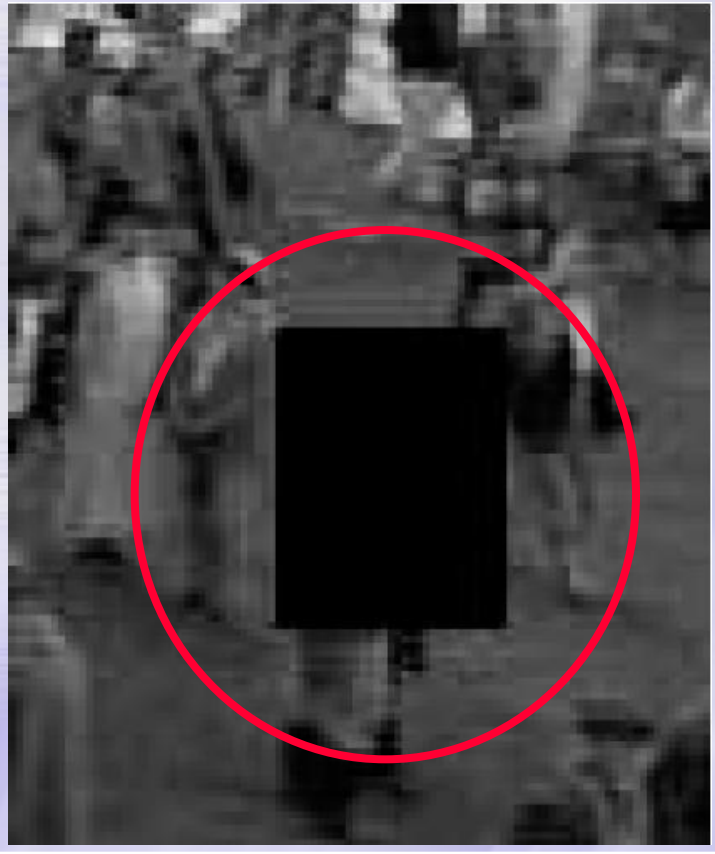
Примеры работы алгоритма

- 2х мерное пространство



Примеры работы алгоритма

3х мерное пространство



Содержание

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Заполнение выпавших областей
  - Классификация алгоритмов
  - Exemplar-based image inpainting
  - ***Edge-driven restoration***
  - Image inpainting with the Navier-Stokes equations
- Удаление царапин и пыли

Edge-driven Restoration

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

1. К изображению применяется гауссово размытие с большим ядром, чтобы уменьшить влияние шума на значение градиента.
2. На испорченные области накладывается расширенная маска, причем это расширение зависит от размера гауссовского ядра.
3. Из выходящих на границу расширенной области изофот рассматриваются только те, на которых достигается локальный максимум градиента.

Edge-driven Restoration

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

4. Каждая изофота характеризуется:
   - Углом наклона θ_i
   - Величиной градиента m_i
   - Направлением градиента φ_i

Требуется разбить эти изофоты на пары так, чтобы соединяющие их линии были параллельны

Edge-driven Restoration

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

5. Для этого для каждой двух изофот вычисляется следующая величина :

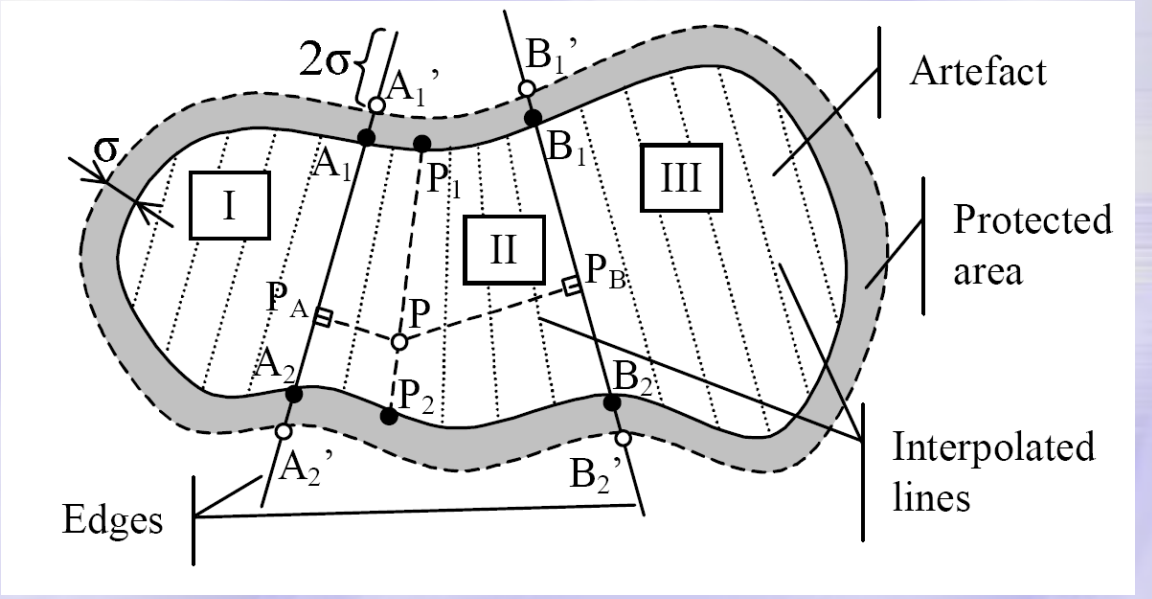
$$D(e_1, e_2) = \sqrt{\left(\frac{\theta_1 \setminus (\theta_2 + \pi)}{\pi}\right)^2 + \left(\frac{\varphi_1 \setminus \varphi_2}{\pi}\right)^2 + \left(\frac{m_1 - m_2}{gray\_range}\right)^2}$$

\ - означает «усовершенствованную» разницу, она равна 0, если результат принадлежит [0, 2π].

gray_range – масштаб изофот

Edge-driven Restoration

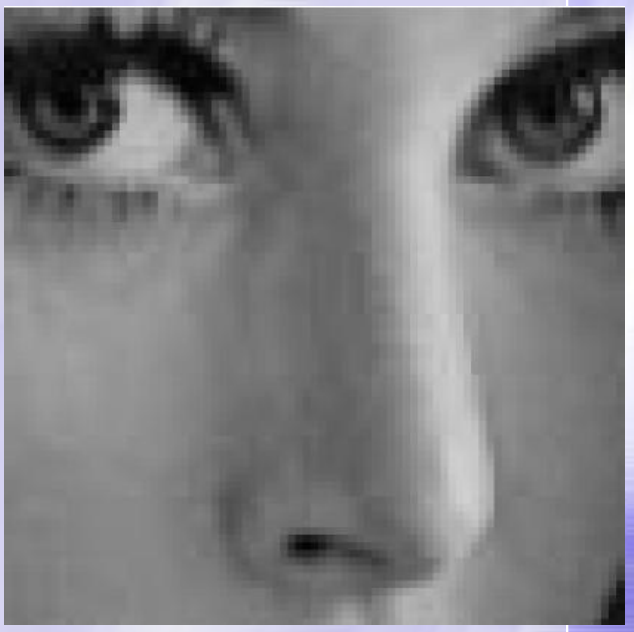
- Интерполяция угла наклона прямых
- Интерполяция интенсивности
- Заполнение краевых областей



Примеры

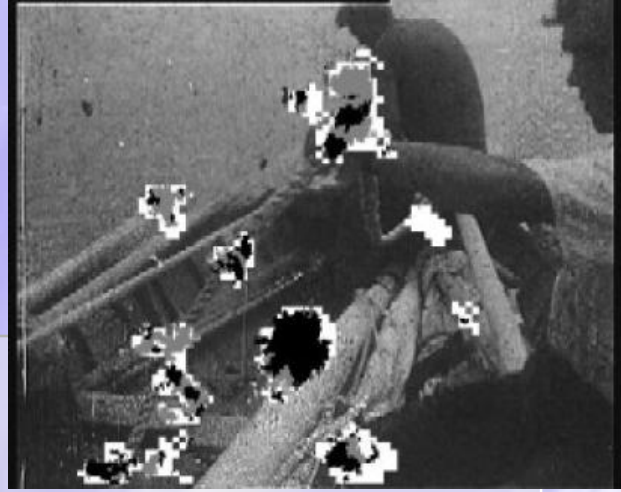
Испорченное изображение

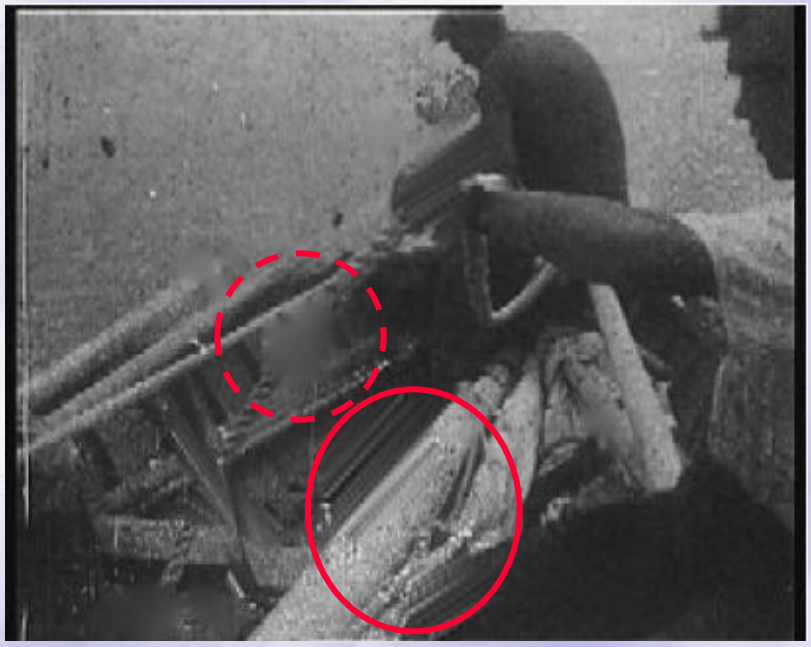
Восстановленное изображение



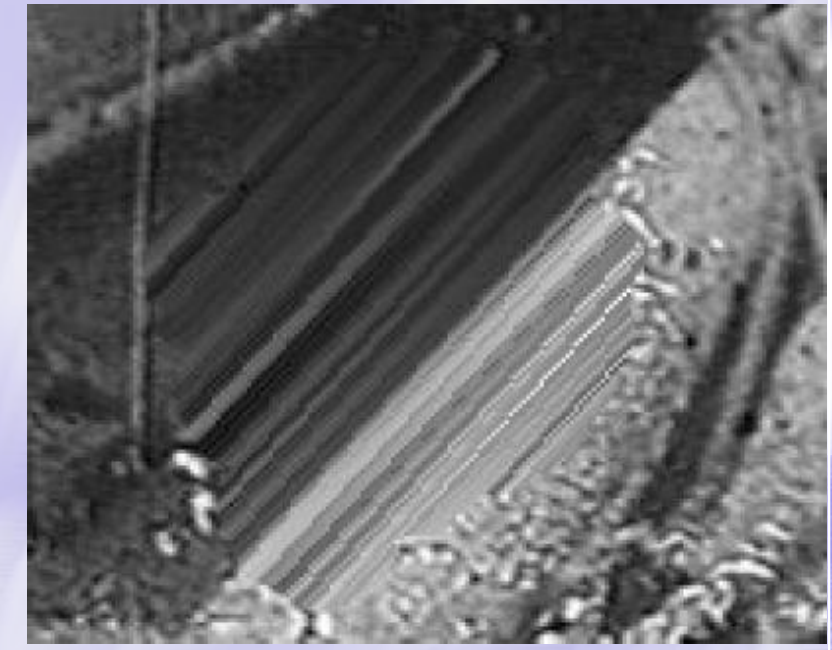
Увеличенный фрагмент

Примеры





Восстановленное изображение



Увеличенный фрагмент

Содержание

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Заполнение выпавших областей
  - Классификация алгоритмов
  - Exemplar-based image inpainting
  - Edge-driven restoration
  - ***Image inpainting with the Navier-Stokes equations***
- Удаление царапин и пыли

Суть алгоритма

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Пользователь выделяет область, требующую восстановления.
- Итеративный алгоритм постепенно продолжает внутрь выпавшей области изофоты, выходящих на ее границу, сохраняя при этом их угол наклона и избегая их пересечений.
- Реализация этого алгоритма основана на физической модели движения вязкой жидкости.

Обозначения

$$I = \Phi \cup \Omega$$

I - весь кадр

Φ - неиспорченная часть кадра

Ω - испорченная часть кадра

$\partial\Omega$ - граница испорченной области

I^* - восстановленное изображение

$$I^* = I \text{ in } \Phi$$

Обозначения

$$\nabla I^{\perp} = \left(-\frac{\partial I}{\partial y}, \frac{\partial I}{\partial x} \right)$$ направление изофот

$$\Delta I = I_{xx} + I_{yy}$$ гладкость изображения

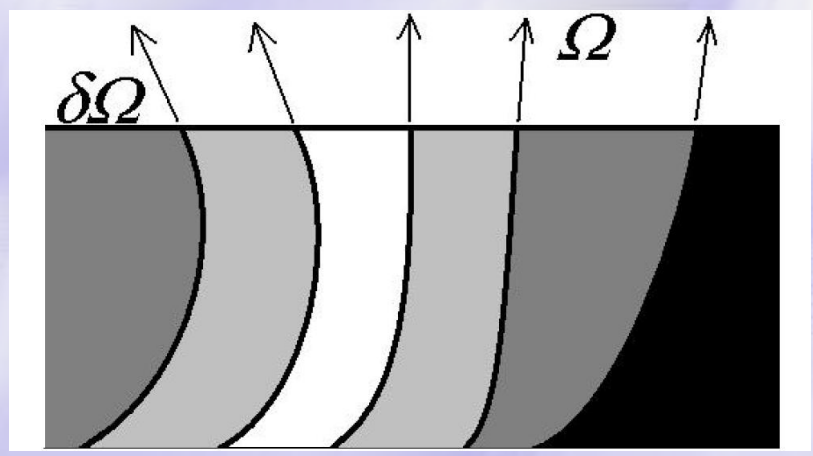
$\left|\Delta I\right|$ мал в областях с плавным переходом цветов и велика в областях с резкими цветовыми переходами

Image inpainting with the Navier-Stokes equations

Требуется распространять гладкость изображения в направлении изофот, начиная с границы выпавшей области.

Для восстановленного изображения I* справедливо равенство:

$$\nabla^{\perp} I^* \cdot \nabla \Delta I^* = 0$$



Физическая модель

Рассмотрим движение вязкой жидкости в двумерном варианте:

Пусть Ψ – функция потока, тогда

$$\nabla^{\perp}\Psi = v$$

Уравнение Навье-Стокса описывает это движение:

$$\omega_t + v \cdot \nabla\omega = \nu\Delta\omega$$

$\omega = \nabla \times \boldsymbol{v}$ - ротор вектора скорости потока v

ν - коэффициент вязкости жидкости

Обоснование применимости физической модели

Заметим, что при малой вязкости это уравнение приобретает вид:

$$v \cdot \nabla \omega = \nabla^{\perp} \Psi \cdot \nabla \Delta \Psi \approx 0$$

Это уравнение очень похоже на условие нахождения восстановленного изображения, где аналогом функции потока является интенсивность изображение:

$$\nabla^{\perp} I^* \cdot \nabla \Delta I^* = 0$$

Применение физической модели

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Будем использовать закон движения вязкой жидкости в качестве модели для восстановления испорченного изображения.

Аналоги физических величин в задаче обработки изображений:

Fluid dynamics	Image processing
stream function Ψ	Image intensity I
fluid velocity $\vec{v} = \nabla^{\perp}\Psi$	isophote direction $\nabla^{\perp} I$
vorticity $\omega = \Delta\Psi$	smoothness $w = \Delta I$
viscosity ν	anisotropic diffusion ν

Применение физической модели

В терминах задачи обработки изображений уравнение Навье-Стокса приобретает вид:

$$w_t + v \cdot \nabla w = \nu \nabla \cdot (g(|\nabla w|) \nabla w)$$

Здесь: $\Delta I = w$

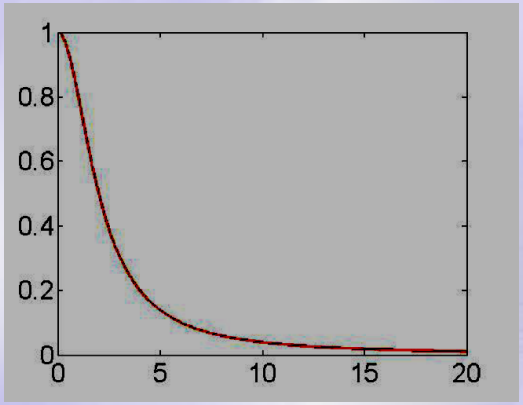
$\nabla^{\perp} I = v$

$g(s)$ – анизотропная диффузия, сохраняющая значения на краях

Анизотропная диффузия *g(s)*

Таким образом, g(s) – любая функция, удовлетворяющая условиям:

- *g(0) = 1*
- $\lim_{s\to\infty} g(s) = 0$
- *g(s)* монотонно убывает



Пример такой функции: анизотропная диффузия Перона-Малика:

$$g(s) = \frac{1}{1 + (s/K)^2}$$

K – предопределенная константа

Постановка задачи

$$\begin{cases} \omega_t + v \cdot \nabla \omega = \nu \nabla \cdot (g(|\nabla \omega|) \nabla \omega) \\ \Delta I = \omega \\ \nabla^{\perp} I = v \end{cases}$$

Кроме того, для решения этой системы нужны граничные условия:

Нам известны значения I на границе и вне области Ω. Поэтому в качестве граничного условия можно взять значение $\nabla^{\perp} I$ на границе Ω.

Результат

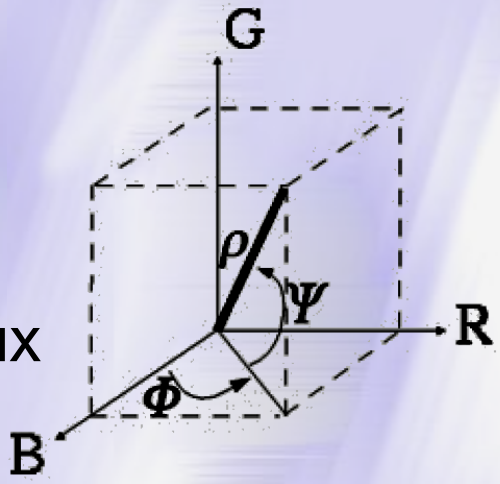
Эту систему можно решать разными способами. Например, применяя для вычисления производных центральную аппроксимацию, эта система уравнений и граничные условия могут быть сведены к линейным.

Таким образом, задача восстановления выпавшей области свелась к решению системы линейных уравнений.

Восстановление цветных изображений

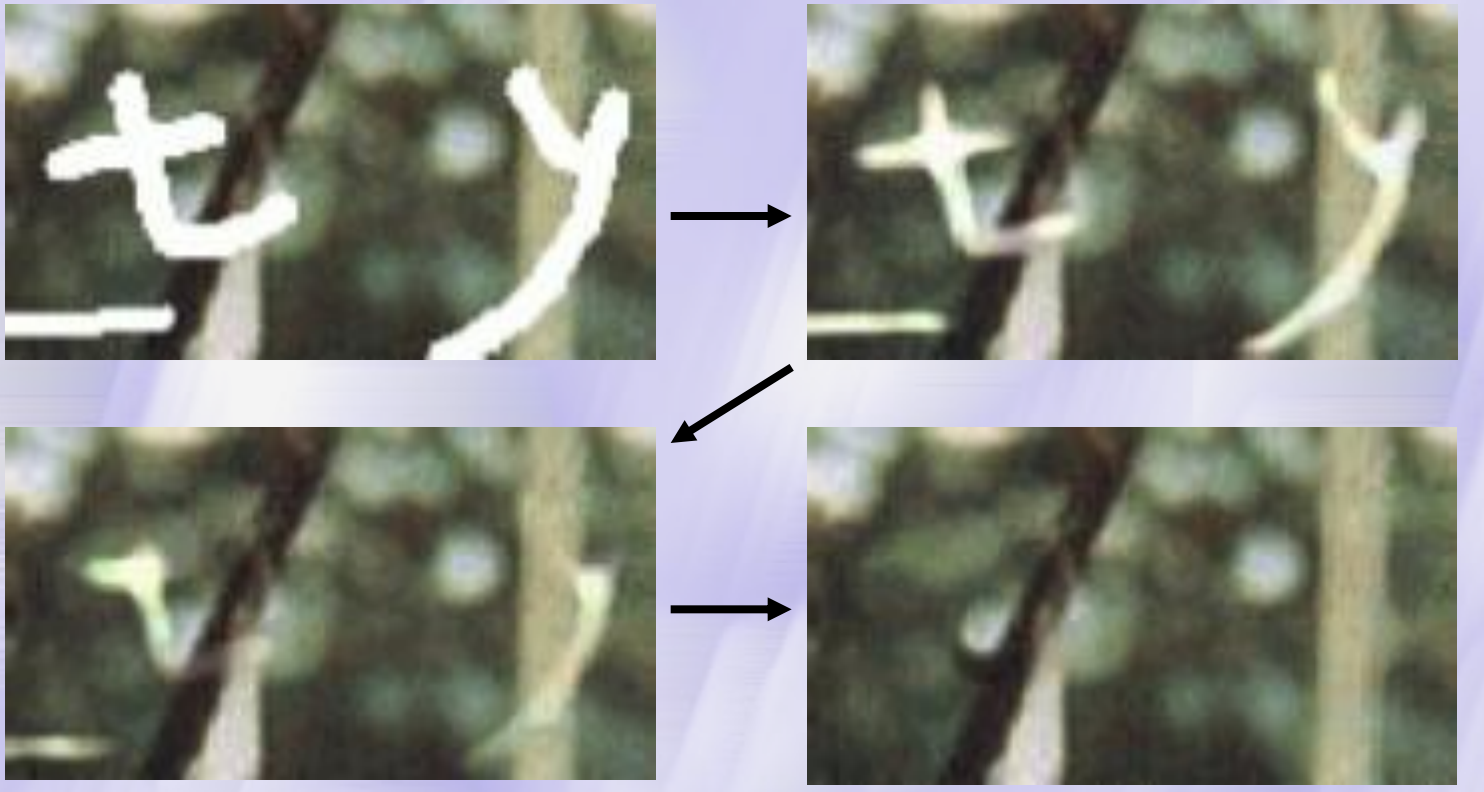
Цветные изображения рассматриваются как последовательность трех изображений.

Описанный метод восстановления применяется к каждой из составляющих цвета.



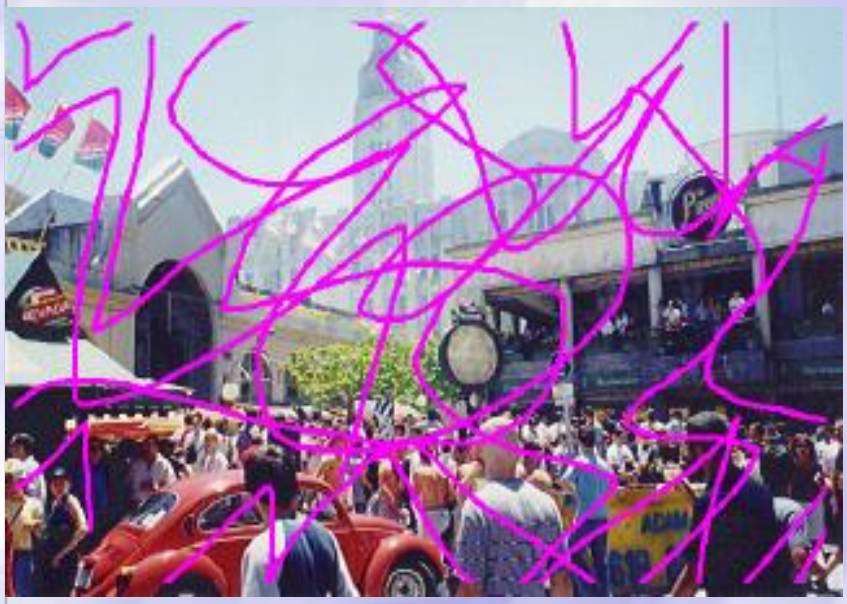
Чтобы избежать появления фиктивных цветов используется цветовая, близкая к LUV, модель с 1 яркостной и 2 цветовыми компонентами.

Примеры



Итерации восстановления изображения

Примеры



Испорченное изображение

Восстановленное изображение

Примеры

Испорченное изображение

Восстановленное изображение

Еще одно применение: увеличение разрешения

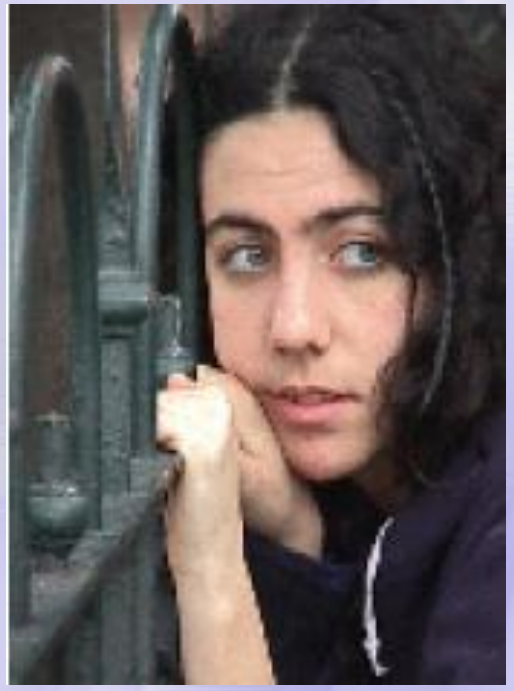
GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

Возьмем часть изображения маленького разрешения и увеличим его в n раз с помощью дублирования.

Применим к полученному изображению метод восстановления, основанный на уравнении Навье-Стокса.

Вычислять гладкость и направления изофот в точках сетки (n*I, n*j) будем по исходному изображению с маленьким разрешением.

Примеры



Исходное изображение

Фрагмент x9

Примеры

Бикубическая интерполяция

Метод Навье-Стокса

Содержание

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

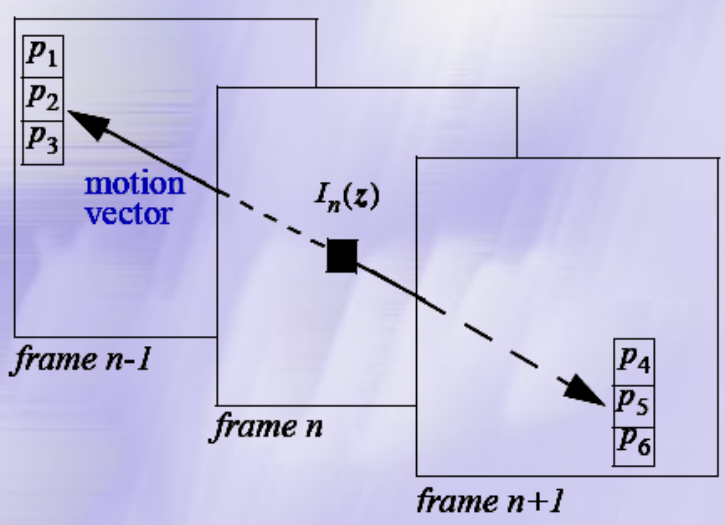
- Заполнение выпавших областей
- Восстановление царапин и пыли
  - ***Обнаружение пятен***
  - Удаление пятен
  - Удаление царапин

Обозначения

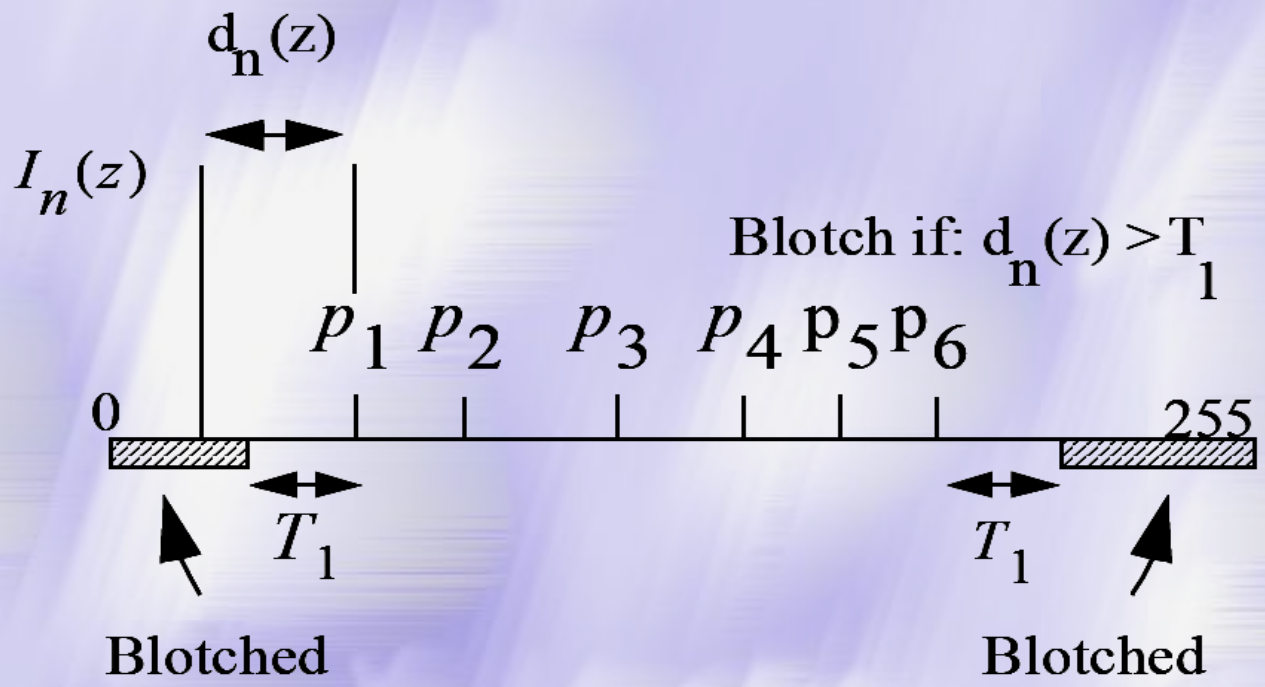
$z = (x, y)^T$ – пиксель

$I_n(z)$ – интенсивность пикселя z в кадре n

$p_{n,i}(z)$ – 6 опорных пикселей для z



S-ROD



$$d_n(z) = \begin{cases} min(p_{n,i}(z)) - I_n(z) & \text{if} \quad min(p_{n,i}(z)) - I_n(z) > 0 \\ I_n(z) - max(p_{n,i}(z)) & \text{if} \quad I_n(z) - max(p_{n,i}(z)) > 0, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

Разбиение на блоки

Разбиваем все отмеченные пиксели на блоки:

если разница интенсивностей двух пикселей меньше удвоенного значения среднего отклонения интенсивностей из-за шума, то они принадлежат одному блоку.

Учет шума

Посчитаем вероятность появления блока размером в n пикселей:

$$P^N[d_n(z) = \overline{d_n(z)}]$$

$\overline{d_n(z)}$ средняя интенсивность блока

Если эта вероятность меньше некоторого порога, то такие блоки исключаются.

Учет шума

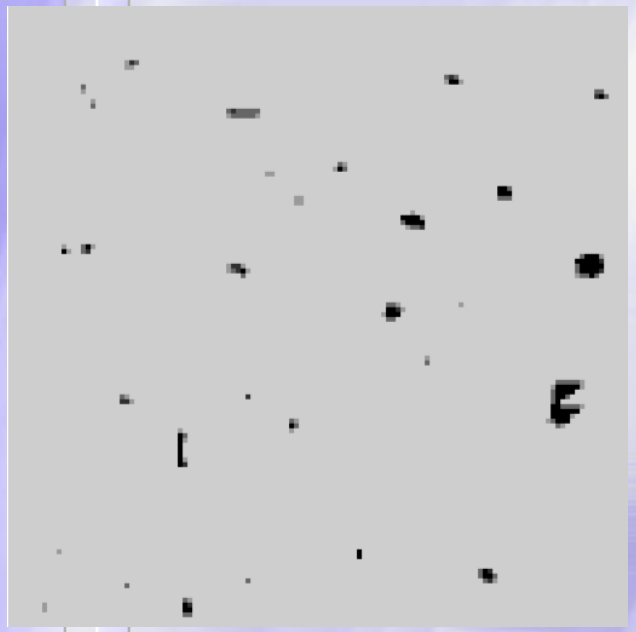
1. Определяем множество блоков при низком пороге.
2. Определяем множество блоков при высоком пороге.
3. Оставляем только те блоки первого множества, которые пересекаются с блоками из второго множества.

Расширение блоков

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

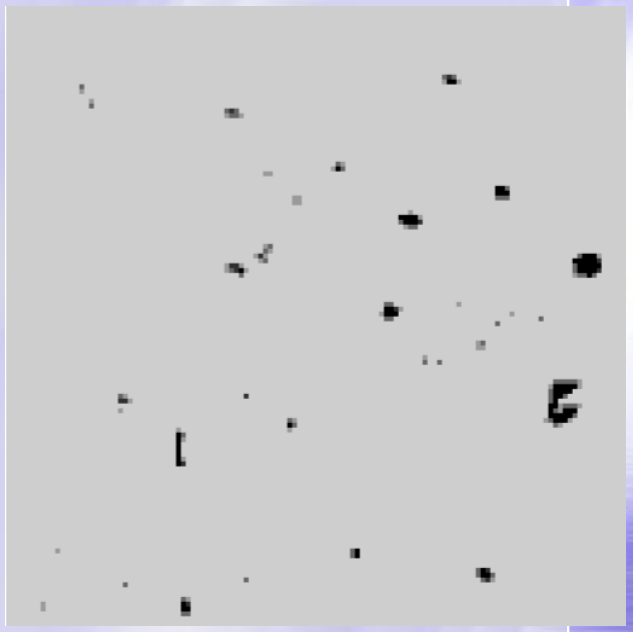
1. Рассмотрим пиксели, окрестности которых принадлежит некоторым блокам.
2. Посчитаем для них разность интенсивностей с окрестностью.
3. Если она меньше удвоенного значения среднего отклонения интенсивностей из-за шума, то этот пиксель тоже отмечается.

Примеры



Маска артефактов

Испорченное изображение



S-ROD detector

Содержание

- Заполнение выпавших областей
- Восстановление царапин и пыли
  - Обнаружение пятен
  - ***Удаление пятен***
  - Удаление царапин

Параметры мягкой морфологии

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Структурный элемент: $B = B_1 \cup B_2$

  B_1 – центр

  B_2 - граница

- k - показатель степени

$$k \le \min\{\mathrm{Card}(B)/2, \mathrm{Card}(B_2)\}$$

Card (X) – количество элементов X

Морфологические операции

- Сужение (soft erosion)

$$(f \top [B_1, B_2, k])(x) = \min^{(k)}(\{k \Diamond f(y) \mid y \in (B_1)_x\} \cup \{f(z) \mid z \in (B_2)_x\})$$

Здесь:

$\min^{(k)}$ – k-ый наименьший элемент

$k \Diamond f(y) = \{f(y), f(y), \ldots\ldots, f(y)\}$ – повторение k раз

$$(A)_x = \{c \in Z^2 \mid c = a + x \text{ for some } a \in A\}$$

Морфологические операции

- Расширение (soft dilation)

$$(f \oplus [B_1, B_2, k])(x) = \max^{(k)}\left(\{k \lozenge f(y) \mid y \in (B_1^S)_x\} \cup (\{f(z) \mid z \in (B_2^S)_x\}\right)$$

Здесь:

max(k) – k-ый наибольший элемент

$$B^S = \{x \mid \text{for some } b \in B, x = -b\}$$

- Раскрытие (soft opening) – сужение + расширение
- Закрытие (soft closing) – расширение + сужение

Параметры алгоритма

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Размер и форма ядра B_1
- Размер и форма границы B_2
- Показатель степени k
- Количество и типы элементарных морфологических операций в используемой последовательности

Параметры алгоритма

- Ограничиваем максимальный размер структурного элемента B

  Размеры B_1, B_2 и k ограничены

- Ограничиваем максимальную длину последовательности из элементарных операций

- Кодируем эти параметры в хромосому

Создание тестов

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

1. Определяем маску артефакта (или определяем параметры модели артефакта).
2. Находим известную область, похожую на область, в которой присутствует артефакт.
3. Добавляем маску артефакта (или смоделированный артефакт).
4. Теперь есть 2 изображения одной области: одна без артефакта, другая с артефактом.

Создание тестов

Похожие известные области



Области с добавлением артефактов



Создание тестов

5. Создаем несколько пар таких областей (с артефактом и без него).

6. Тренируем генетический алгоритм на созданных на предыдущем шаге парах областей.

7. Извлекаем из полученной хромосомы параметры алгоритма.

8. Восстанавливаем испорченную область с такими параметрами.

Пример

Испорченное изображение

Восстановленное изображение

Содержание

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Заполнение выпавших областей
- Восстановление царапин и пыли
  - Обнаружение пятен
  - Удаление пятен
  - ***Удаление царапин***

Восстановление низких частот

Используется кубическая модель:

$$I_{LP}(x,y) = \sum_{k=0}^{3}\sum_{l=0}^{3} a_{kl}x^k y^l$$

Коэффициенты для подбираются так, чтобы она лучшим образом представляла известные пиксели в блоке 10x5 вокруг царапины.

Далее эта модель используется для восстановления низких частот испорченных пикселей.

Восстановление высоких частот

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

- Получаем высокие частоты изображения:

$$I_{HP}(x_i, y_i) = I(x_i, y_i) - I_{LP}(x_i, y_i)\ ,\ (x_i, y_i)$$

- Используем модель ряда Фурье:

$$I_{HP}(x, y) = \sum_{k=0}^{N_{wx}} \sum_{l=0}^{N_{wy}} [a_{kx} \sin(\omega_{kx} x) + b_{kx} \cos(\omega_{kx} x)] \times [a_{ky} \sin(\omega_{ky} y) + b_{ky} \cos(\omega_{ky} y)]$$

Восстановление высоких частот

- Для нахождения коэффициентов Фурье используется итеративная схема.
- Рассмотрим ее в одномерном случае:

$$S(x) = \sum_{k=0}^{N_w} a_k \sin(\omega_k x) + b_k \cos(\omega_k x)$$

Восстановление высоких частот

- Подбираем коэффициенты a_0, b_0, ω_0 так, чтобы минимизировать величину:

$$S_1(x) = S_0(x) - (a_0 \sin\omega_0 x + b_0 \cos\omega_0 x)$$

- Подбираем коэффициенты a_1, b_1, ω_1 так, чтобы минимизировать величину:

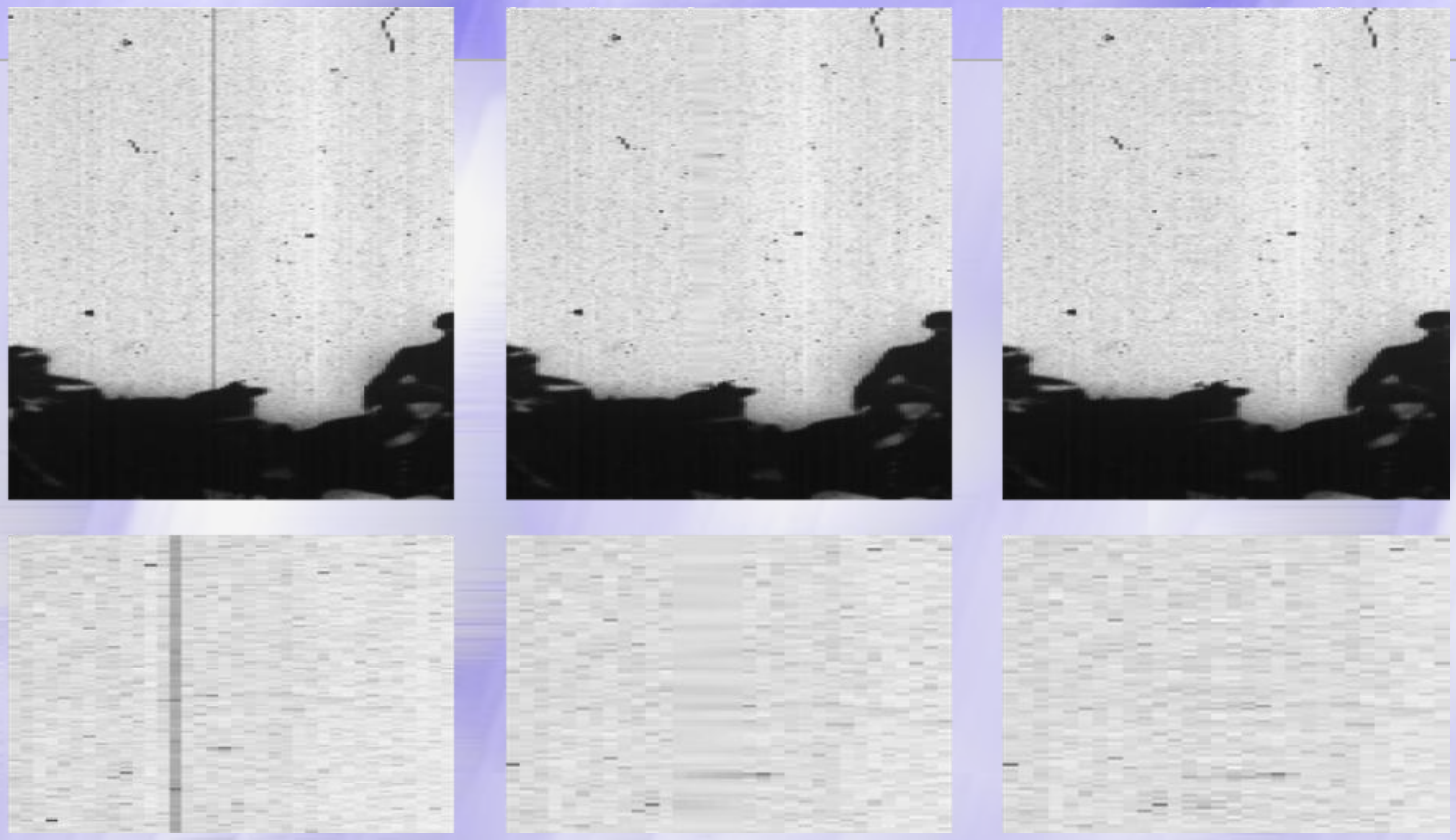
$$S_2(x) = S_1(x) - (a_1 \sin\omega_1 x + b_1 \cos\omega_1 x)$$

- И т.д.

Восстановление высоких частот

- Когда величина S_k станет меньше некоторого порога, мы получаем все коэффициенты модели.
- Находим высокие частоты в испорченных пикселях по модели.
- Находим восстановленное изображение, складывая низкие частоты с высокими.

Примеры



Испорченное изображение

Восстановление LF

Восстановление LF и HF

Реализованный метод

GRAPHICS & MEDIA LAB
VIDEO GROUP

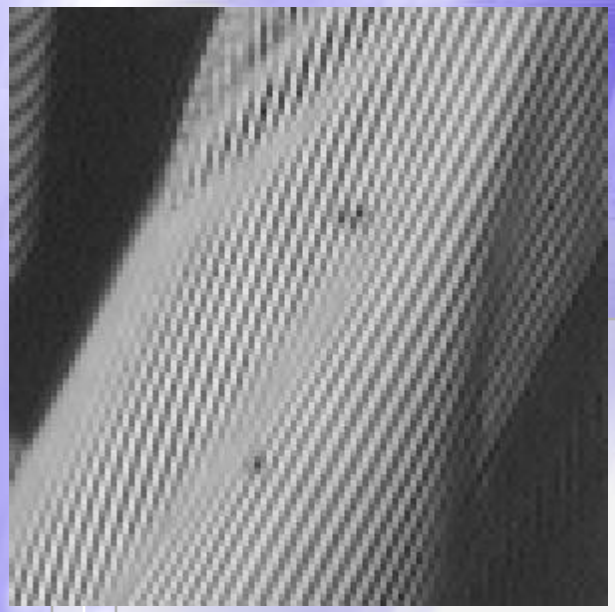
- Итеративный алгоритм
  - Выбор пикселя испорченной области с наибольшим количеством известных соседей
  - Нахождение пикселя из известной области с максимально похожей окрестностью
  - Замещение выбранного пикселя найденным

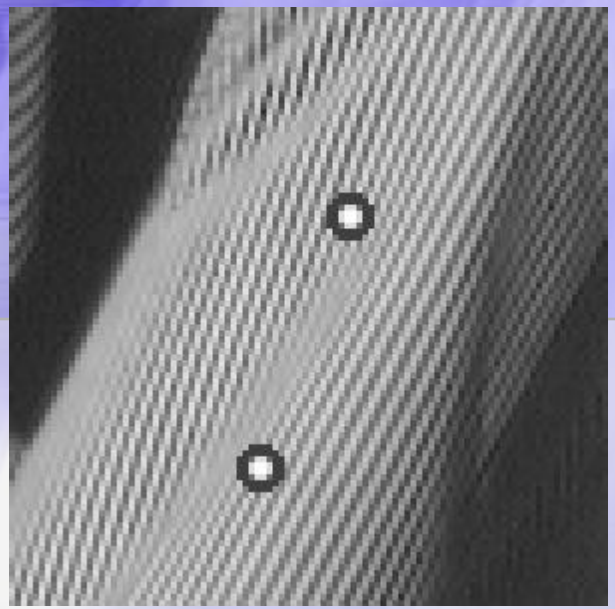
Результаты

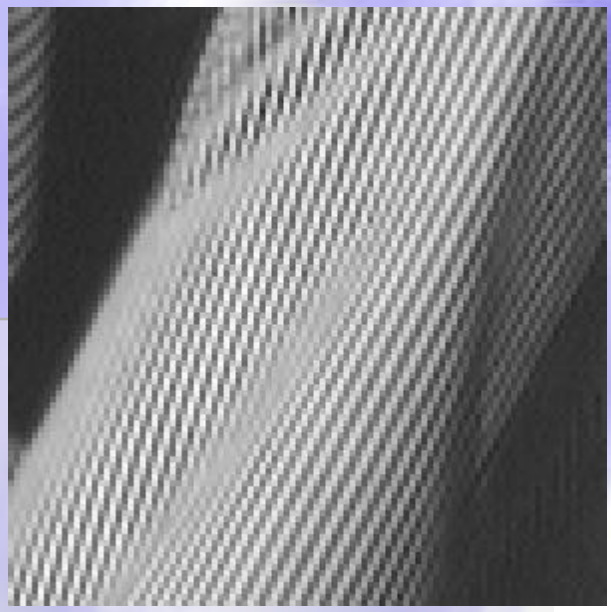
Исходное изображение

Испорченное изображение

Восстановленное изображение



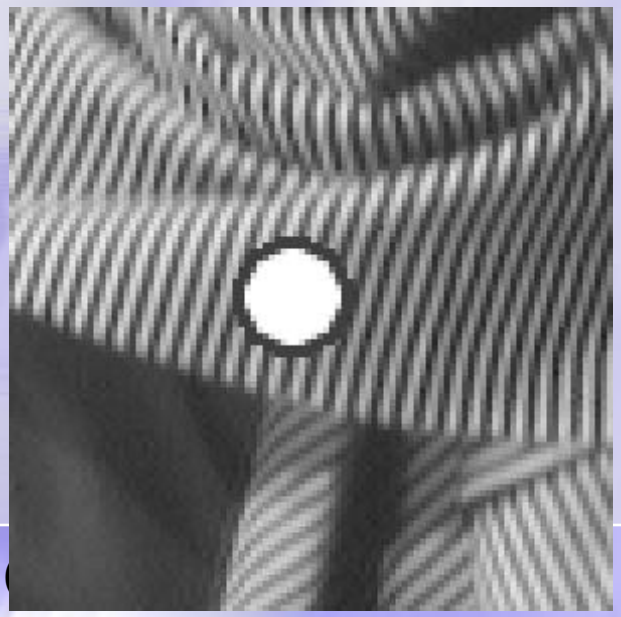




Исходное изображение

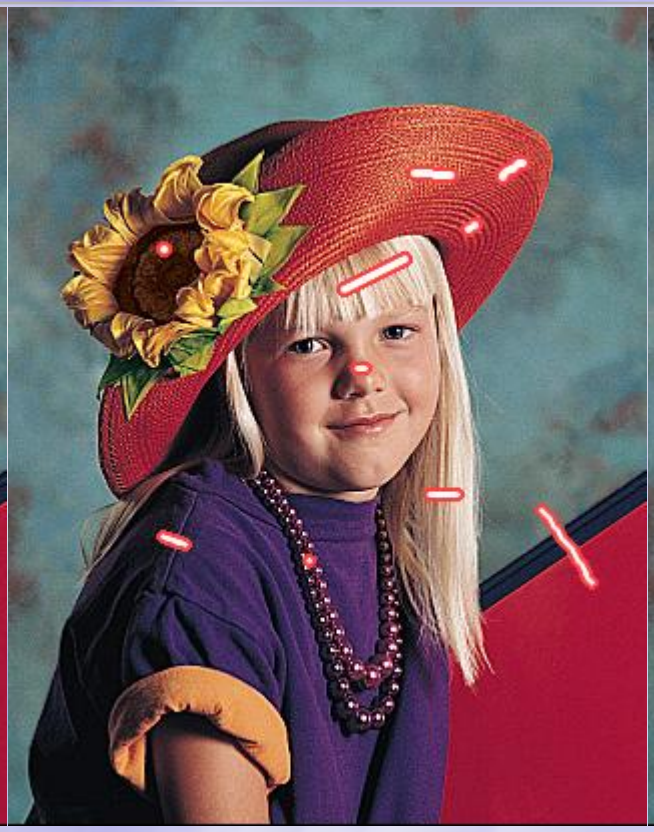
Испорченное изображение

Восстановленное изображение



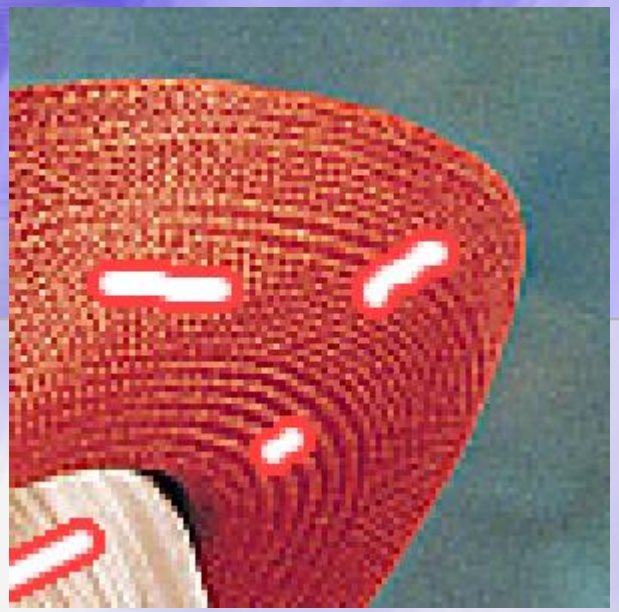
Результаты

Исходное изображение



Испорченное изображение

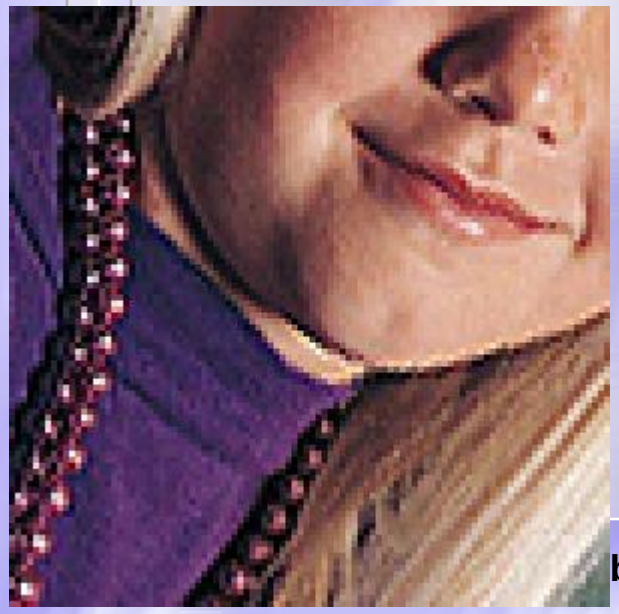
Восстановленное изображение

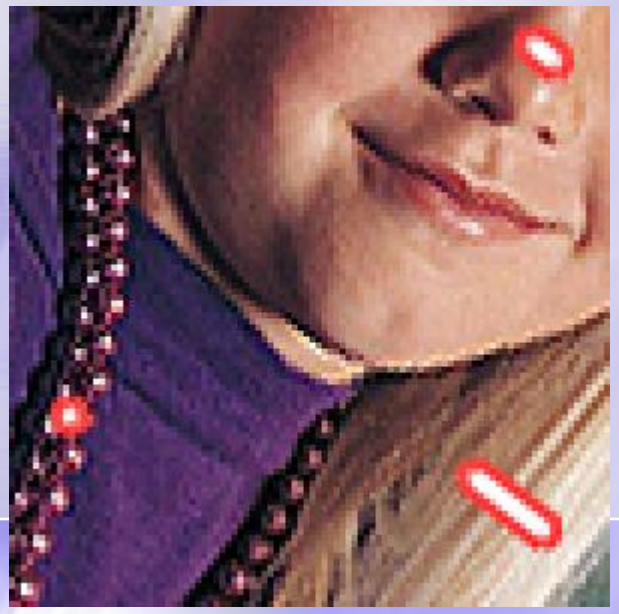


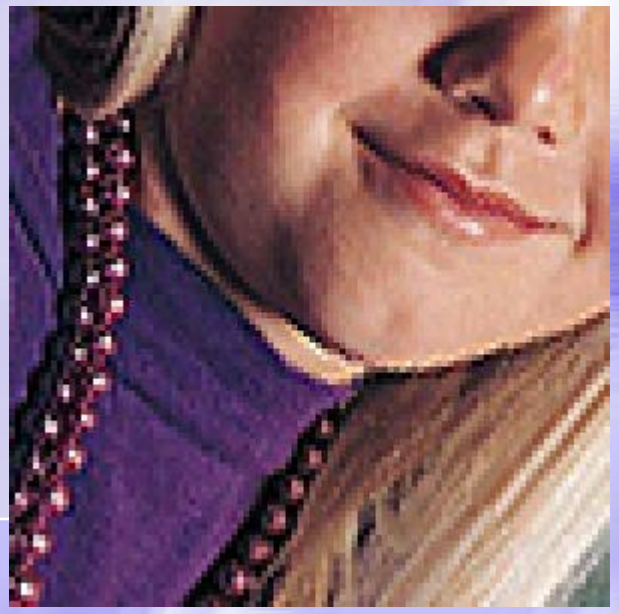
Исходное изображение

Испорченное изображение

Восстановленное изображение



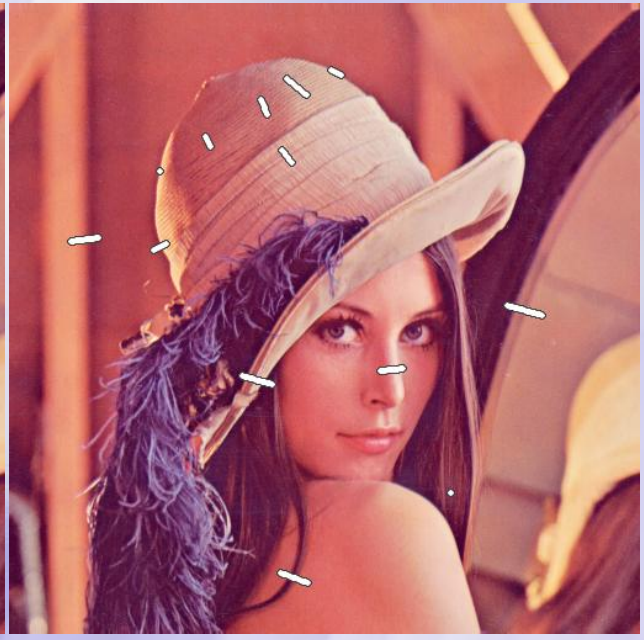




b

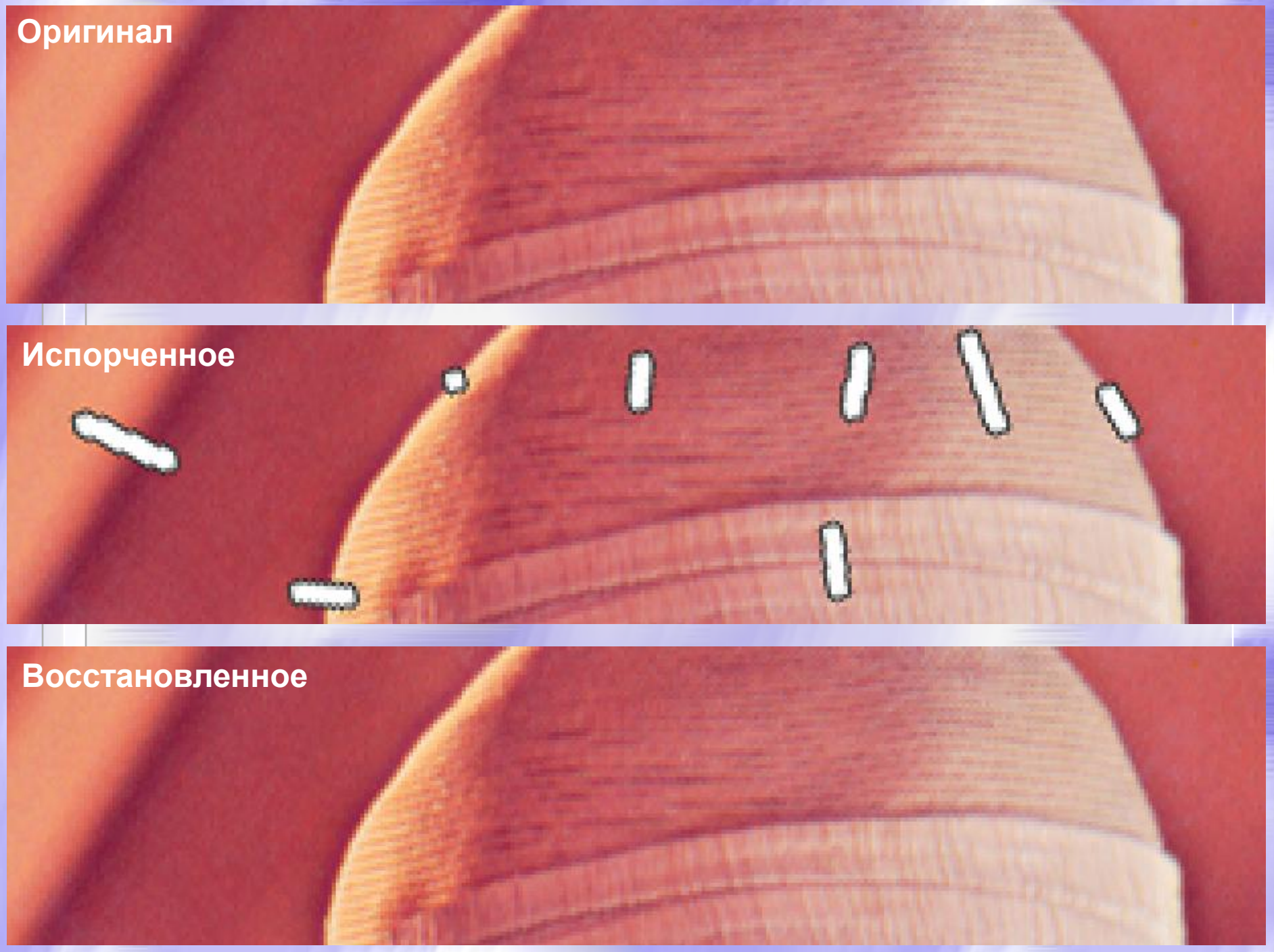
Результаты

Исходное изображение



Испорченное изображение

Восстановленное изображение


Оригинал
Испорченное
Восстановленное

Исходное изображение

Испорченное изображение

Восстановленное изображение

Планы

- Учет направления изофот
- Интерполирование яркости
- Ускорение

Литература

1. Sanjeev Kumar, Mainak Biswas, Serge Belongie and Truong Nguyen, Spatio-temporal texture synthesis and image inpainting for video applications, ICIP 2005, Genova, Italy, pp. 85-88, vol. 2.
2. Andrei Rares, Marcel J.T. Reinders and Jan Biemond, An Algorithm for Spatial Restoration of Image Sequences, Proceedings of the Eighth Annual Conference of the Advanced School for Computing and Imaging, (ASCI) 2002
3. Wilson Au, Ryo Takei, Image Inpainting with the Navier-Stokes Equations, Final Report, APMA 930, 2001
4. M. Bertalmio, G. Sapiro, C. Ballester and V. Caselles, “Image inpainting,” Computer Graphics, SIGGRAPH 2000, pp. 417-424, July 2000.
5. M. Bertalmio, A. L. Bertozzi, G. Sapiro, ”Navier-Stokes, Fluid Dynamics, and Image and Video Inpainting”, Proceedings of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition , IEEE, Dec. 2001, Kauai, HI, volume I, pp. I-355-I362
6. P. van Roosmalen, J. Biemond, and R. Lagendijk, "Restoration and storage of film and video archive material," NATO Summer School, 1998.
7. Gasteratos A and Andreadis I (1999): Soft Mathematical Morphology: Extensions, Algorithms and Implementations, in Hawkes P W, ed., Advances in Imaging and Electron Physics, 110, Academic Press, pp. 63-99
8. S Marshall, N R Harvey, ‘Restoration of archive film material using multi-dimensional soft morphological filters", Proceedings of the IEEE Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing, NSIP'99, Turkey, June 1999.
9. L. Joyeux, O. Buisson, B. Besserer, S. Boukir. “Detection and removal of line scratches in motion picture films,” Proceedings of CVPR’99, IEEE Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Fort Collins, Colorado, USA, June 1999.

Вопросы