

Уральский Государственный Лесотехнический  
Университет



# СИСТЕМЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Лабунец В.Г.



Екатеринбург - 2020



# **МОДУЛЬ 1. ОСНОВЫ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ**





# *Методы улучшения*

# *качества изображений*



# Методы улучшения качества изображений



- ▶ Пространственная область:
  - ▶ Двумерная дискретная плоскость (двумерный массив)
  - ▶ Дискретная система координат.
  - ▶ Каждый пиксель имеет яркость.
- ▶ Частотная область:
  - ▶ Частотная область ортогонального преобразования
  - ▶ Частотная область Фурье
- ▶ **Цель улучшения (Enhancement):**
  - ▶ Повысить качество изображений путем некоторых его преобразований.
  - ▶ Часто под улучшением понимают совокупность преобразований над изображениями, после которых изображение субъективно воспринимается как имеющее нормальную яркость и нормальную контрастность

$S_1$

$S_2$

$S_5$

$S_3$



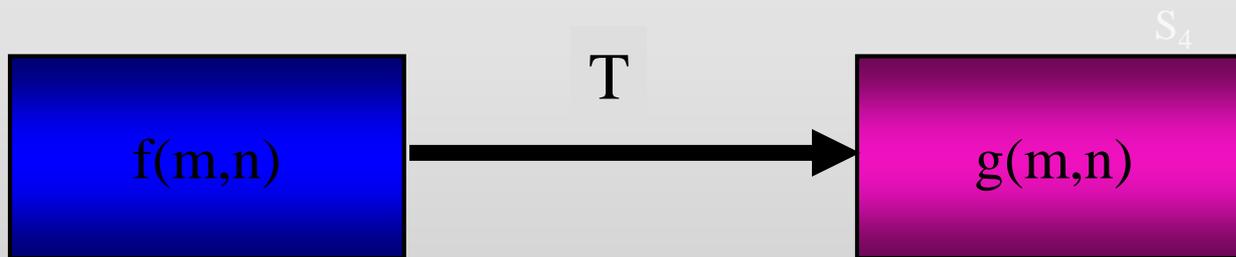
# Попиксельная обработка



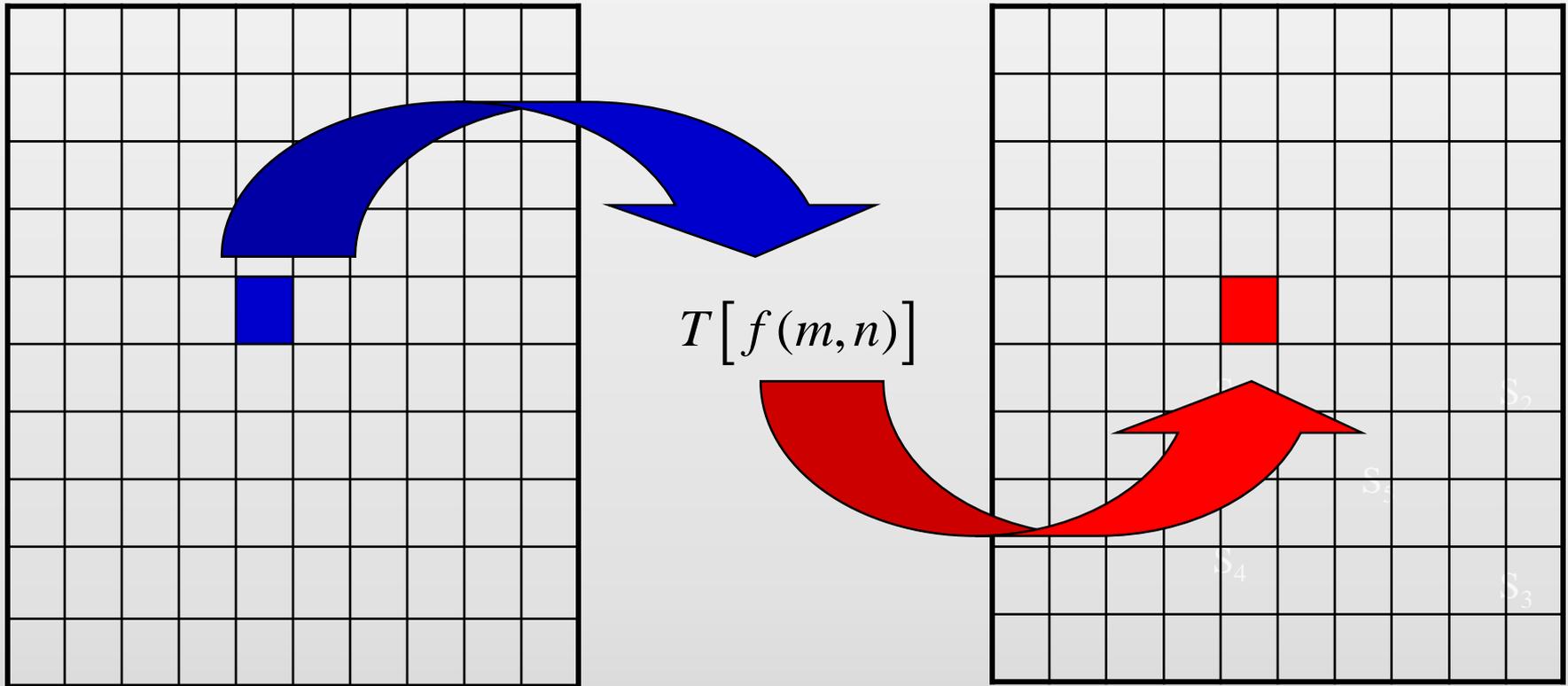
- ▶ Наипростейший тип обработки изображений сводится к его попиксельному преобразованию:

$$g(m, n) = T[f(m, n)]$$

- ▶ где  $T$  – некоторая обратимая монотонная нелинейная функция, применяемая к каждому пикселю по отдельности



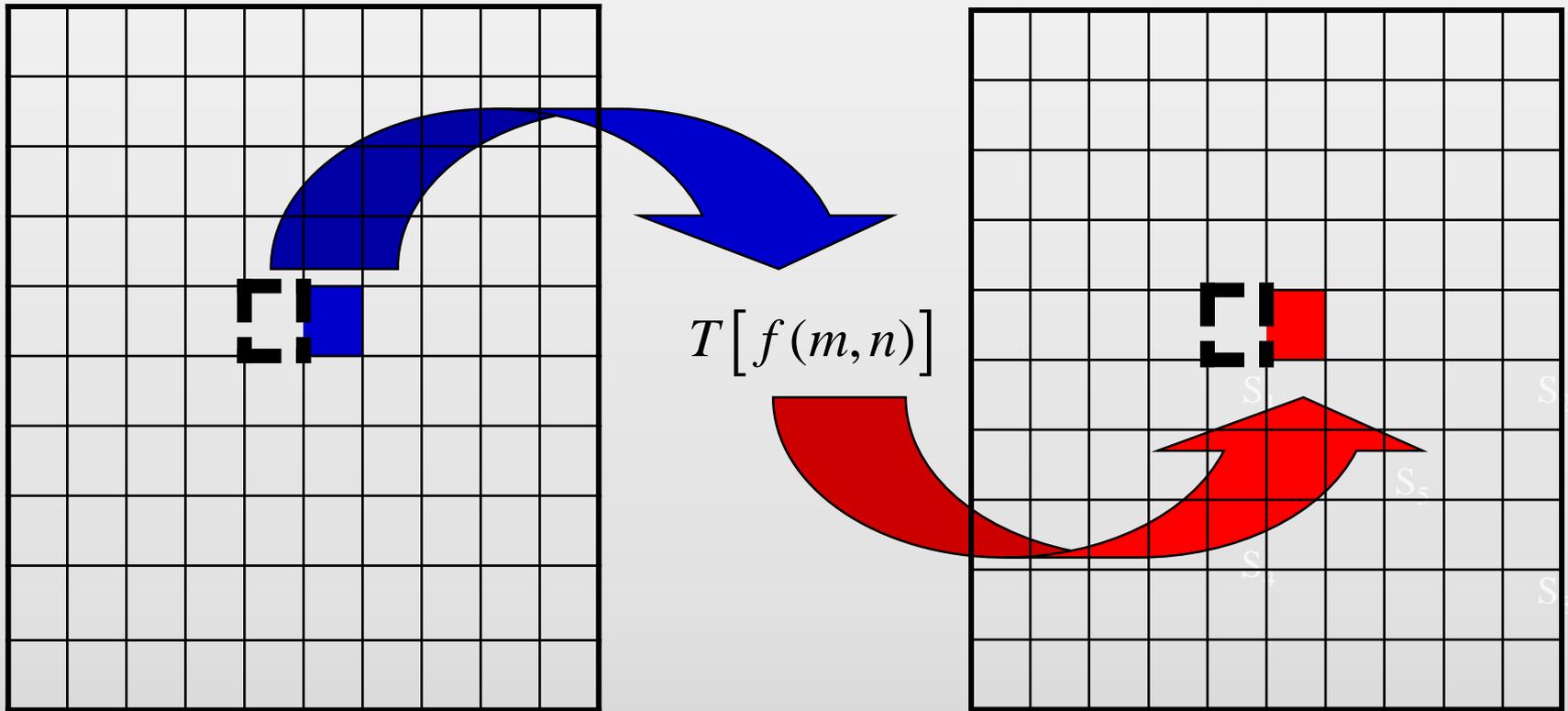
# Попиксельная обработка



$$T[f(m,n)] = g(m,n)$$



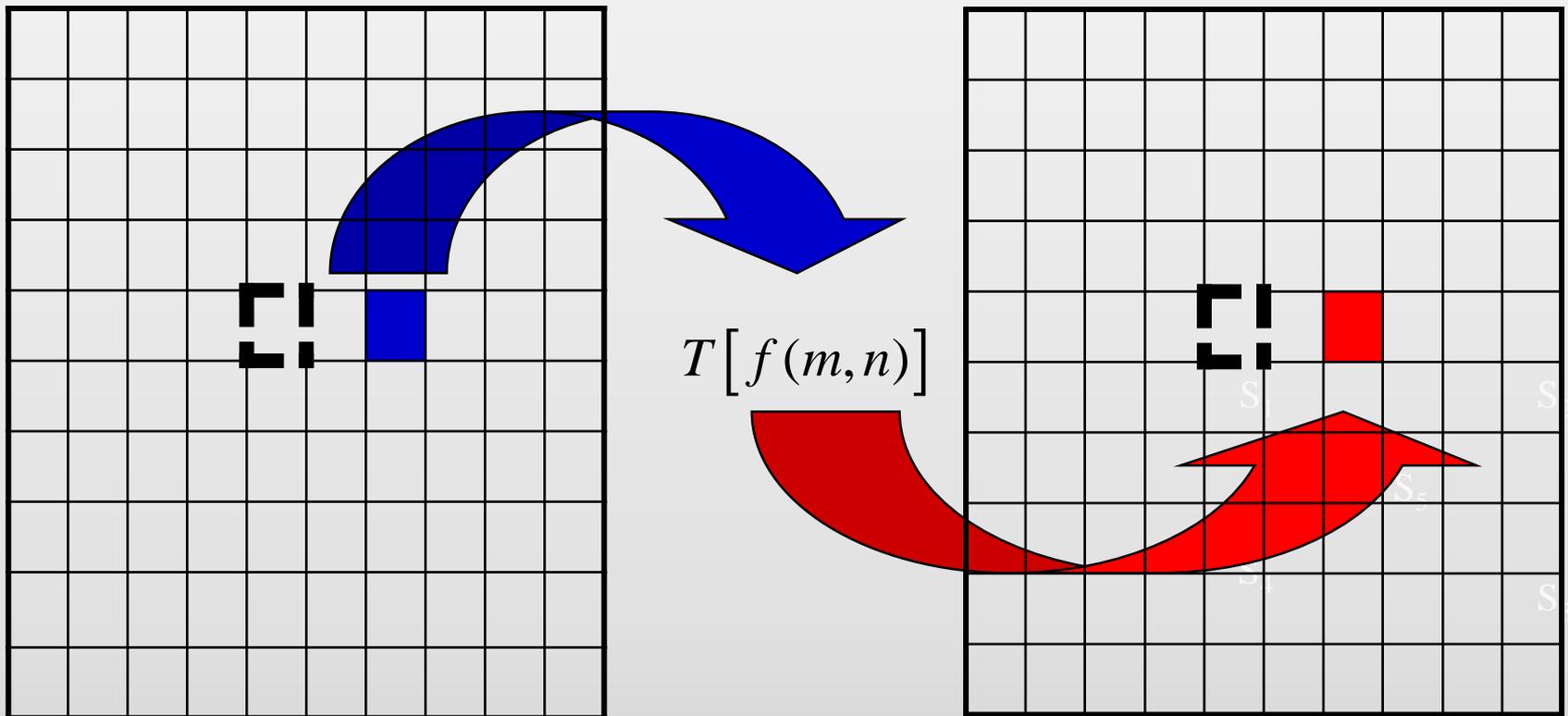
# Попиксельная обработка



$$T[f(m,n)] = g(m,n)$$



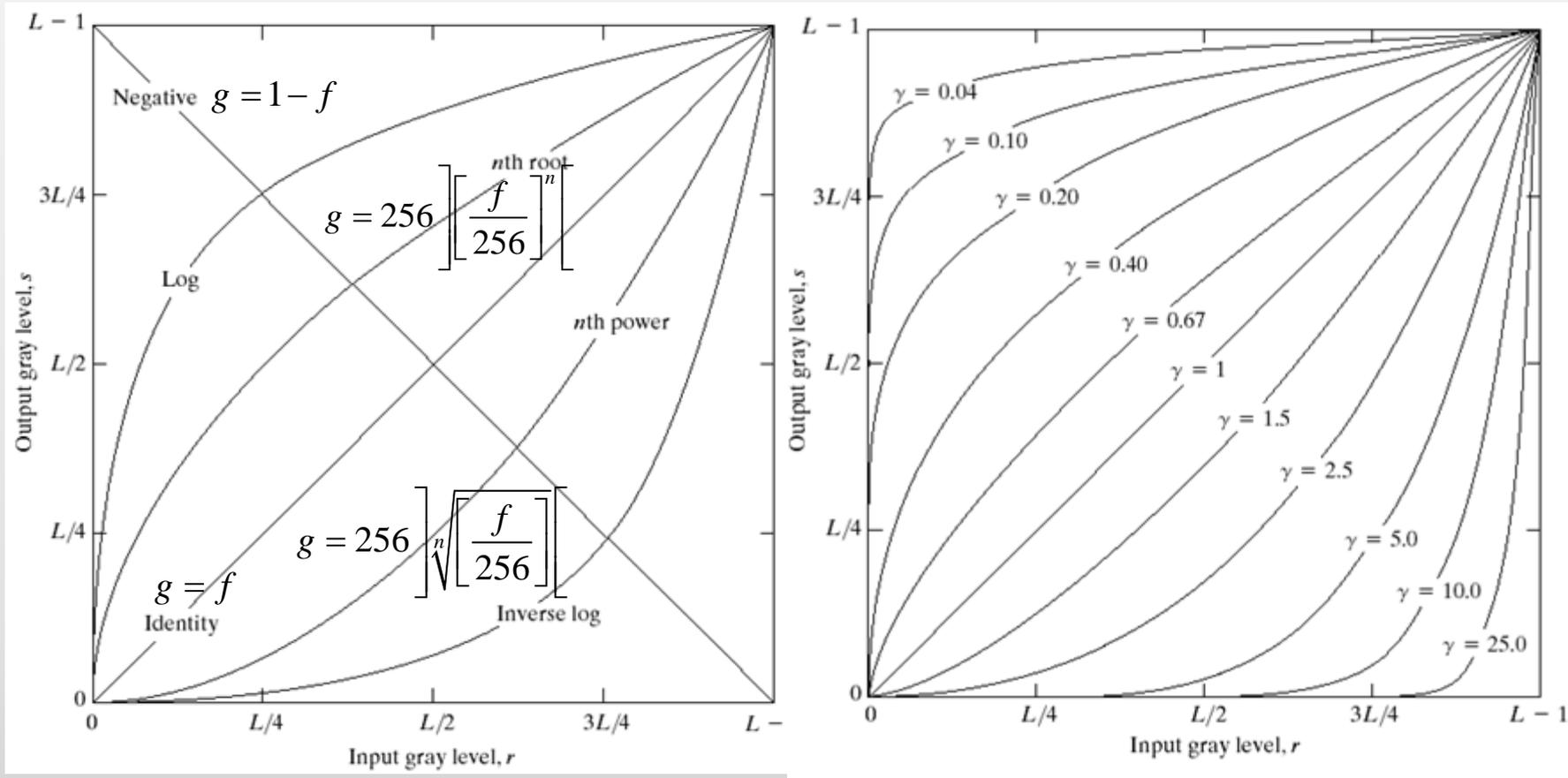
# Попиксельная обработка



$$T[f(m,n)] = g(m,n)$$



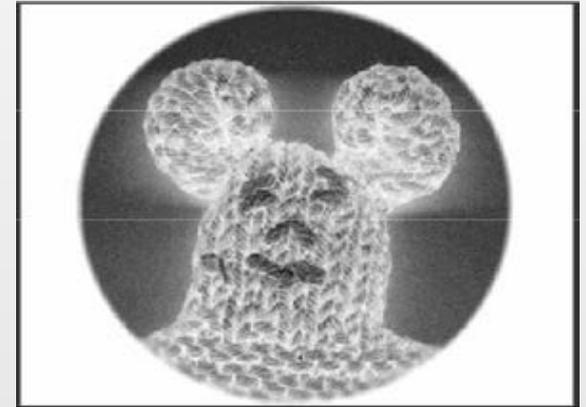
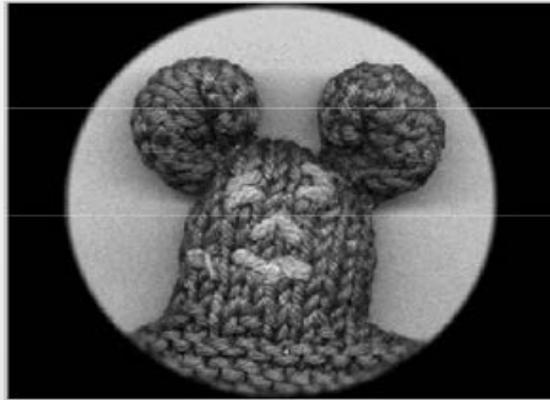
# Типы преобразований



Цело-степенные, логарифмические, экспоненциальные, степенные

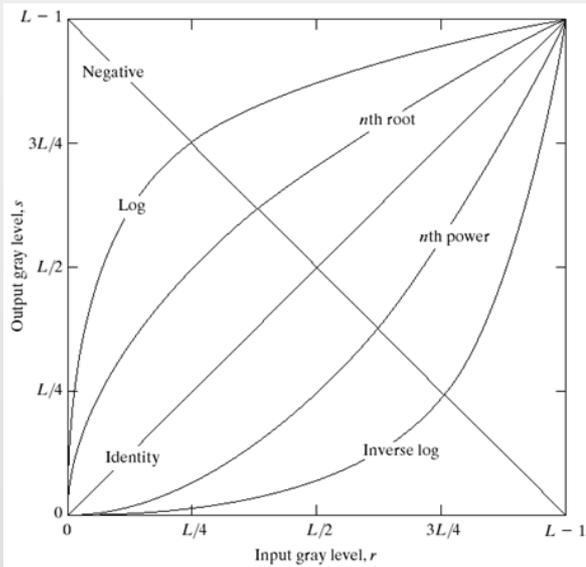
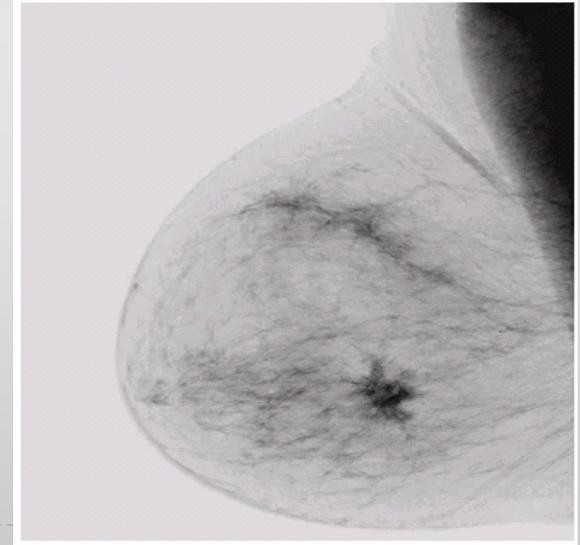
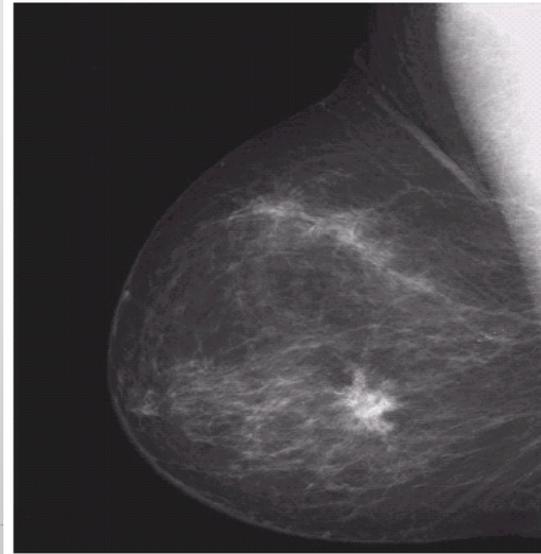
$$g = 256 \left\lceil \log \left( \varepsilon + \frac{f}{256} \right) \right\rceil \quad g = 256 \left\lceil 1 - e^{(f/256)-1} \right\rceil \quad g = 256 \left\lceil \left( \frac{f}{256} \right)^\gamma \right\rceil$$

# Негатив изображения

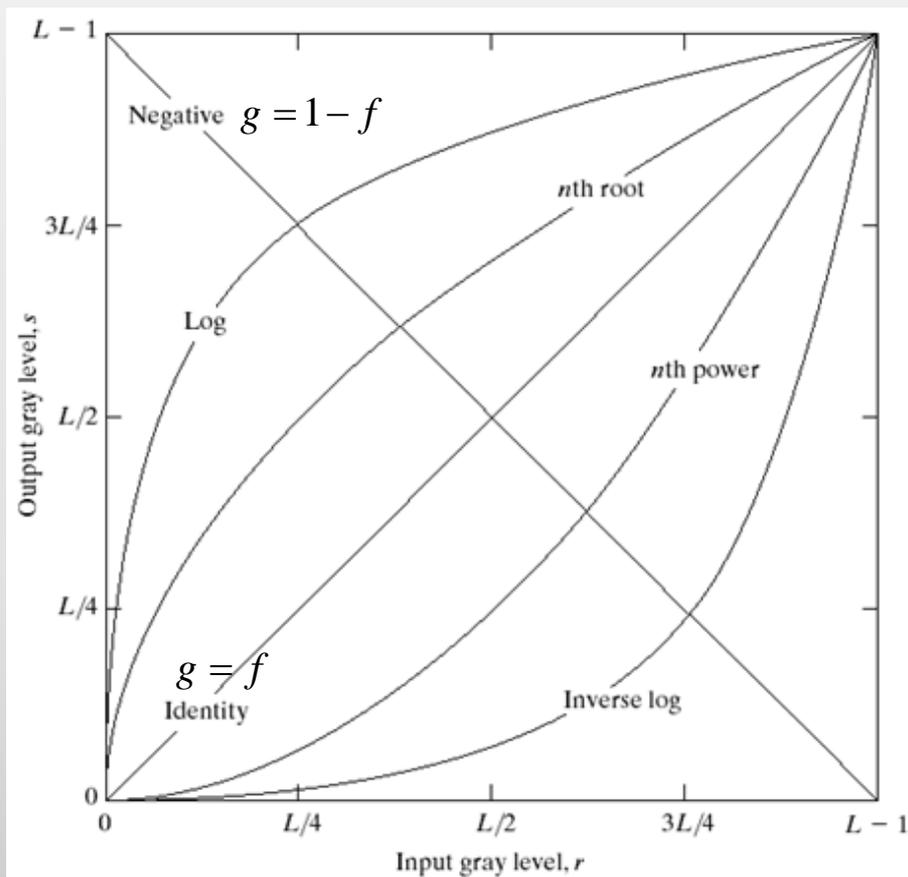


$S_1$

$S_2$



# Логарифмирование и потенцирование изображения



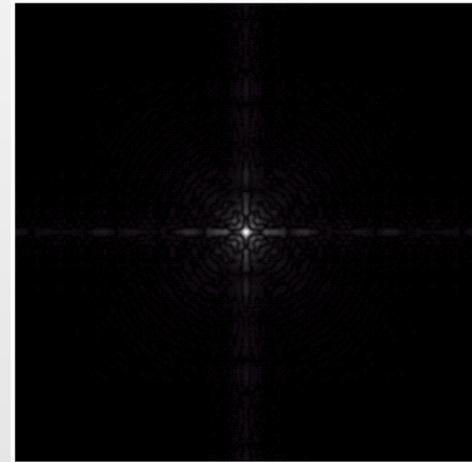
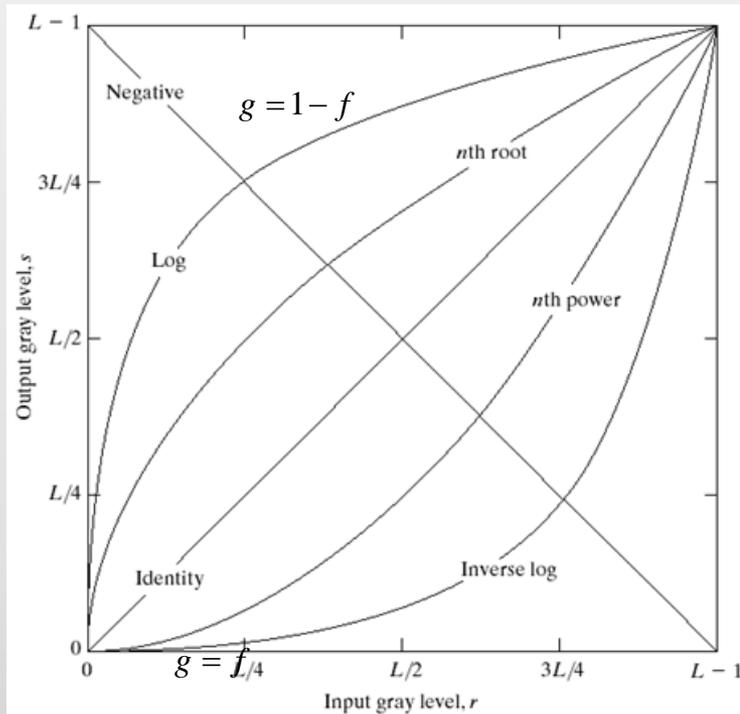
$S_2$



$S_3$

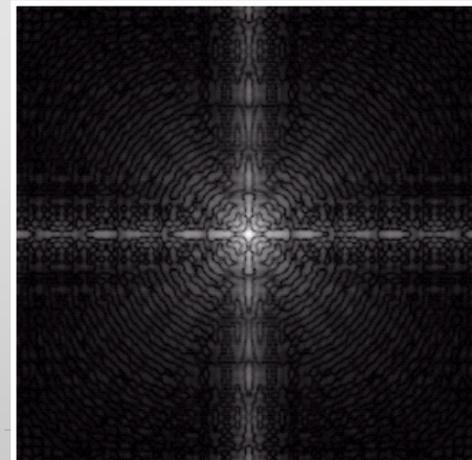


# Логарифмирование фурье-спектра



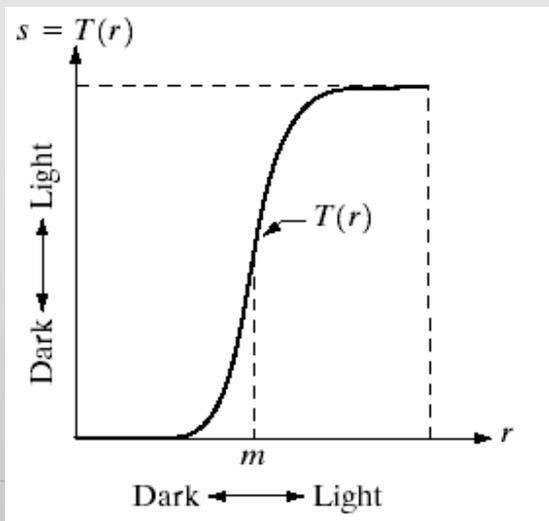
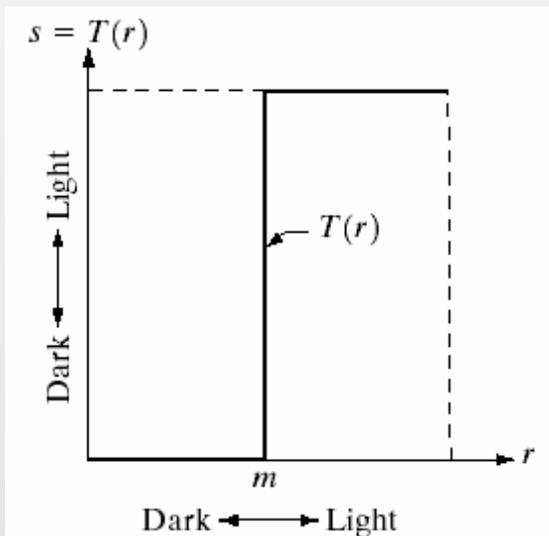
$S_2$

$S_5$



$S_3$

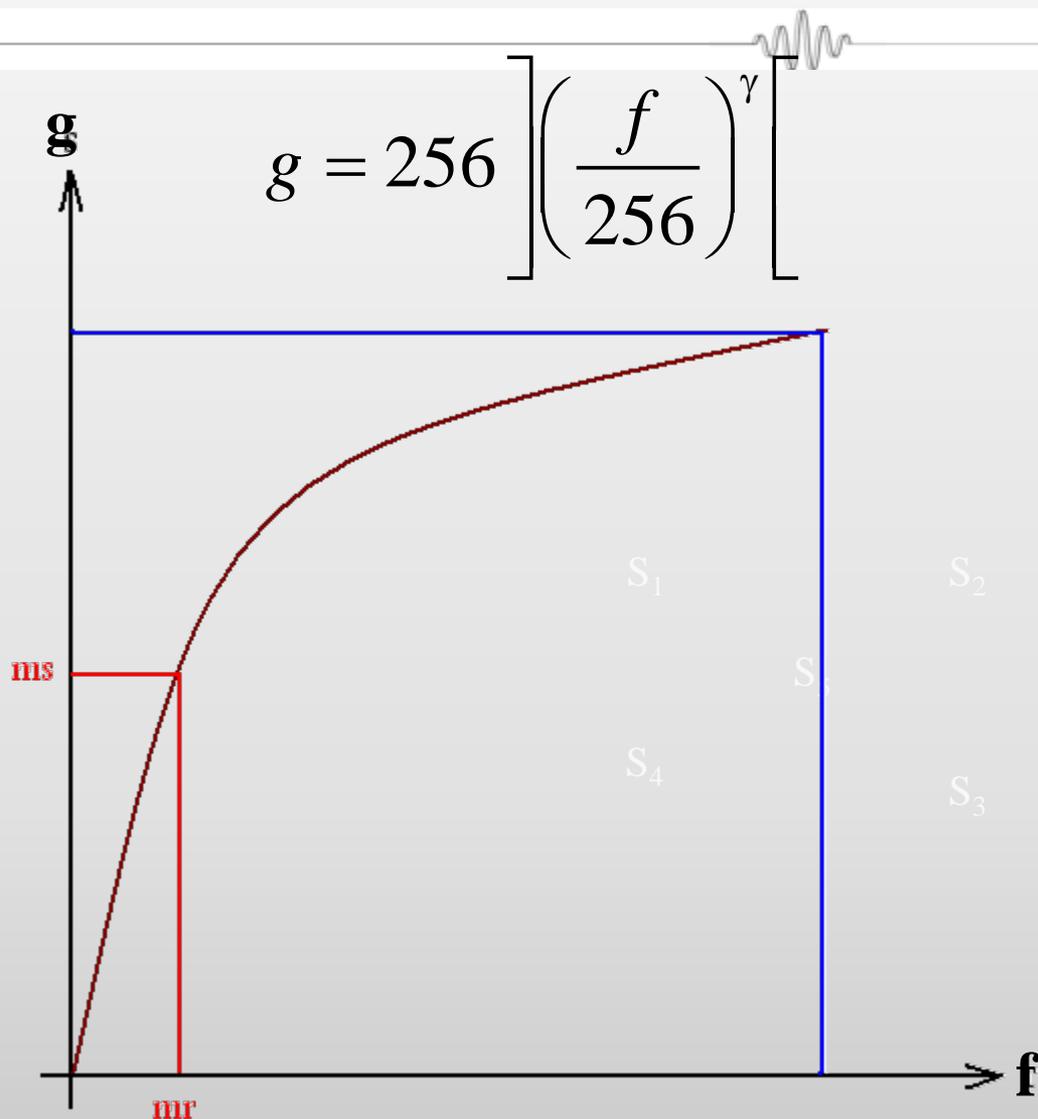
# Пороговая и почти пороговая обработка



# Гамма коррекция

Гамма>1: Сжатие диапазона темных значений и растяжение светлых значений

Гамма<1: Сжатие диапазона светлых значений и растяжение темных значений



# Гамма коррекция



Исходное  
изображение  
аэропорта



$\gamma = 3$

$S_2$



$\gamma = 4$



$\gamma = 5$

$S_5$

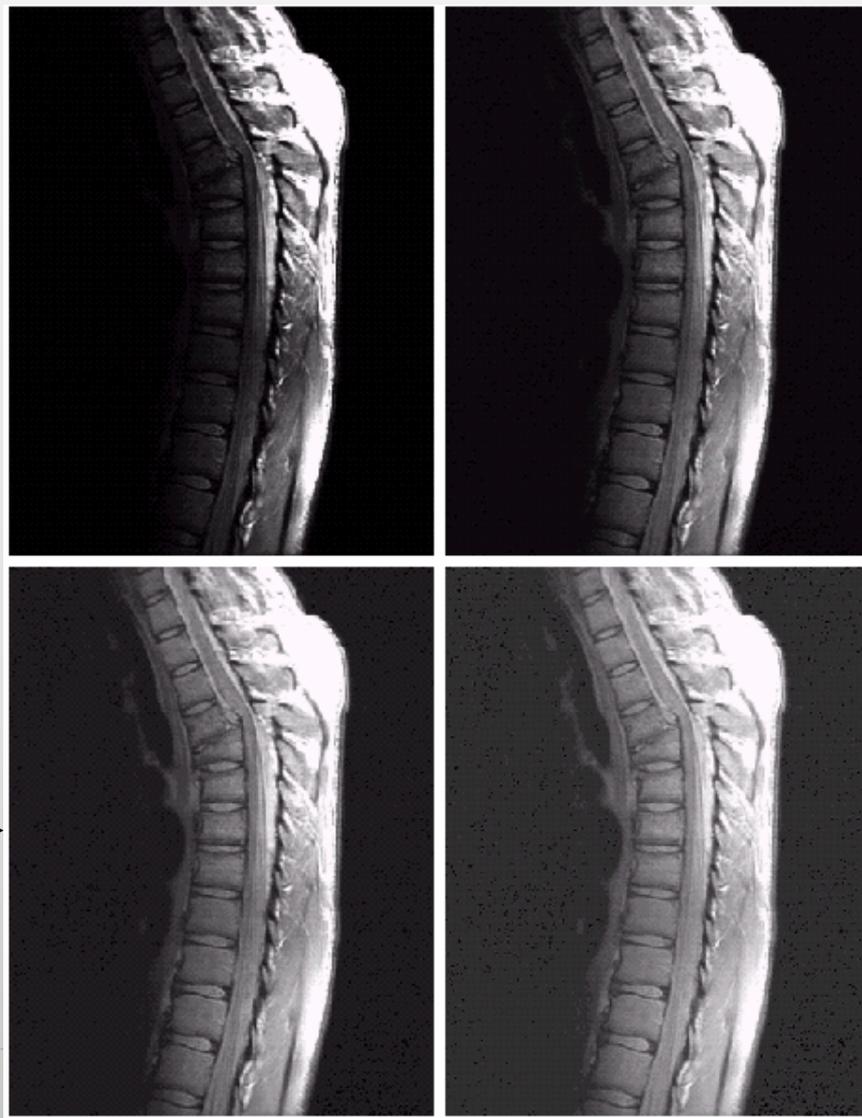
$S_3$



# Гамма коррекция



Исходное  
изображение



$\gamma = 0.6$

S<sub>1</sub>

S<sub>2</sub>

S<sub>5</sub>

S<sub>4</sub>

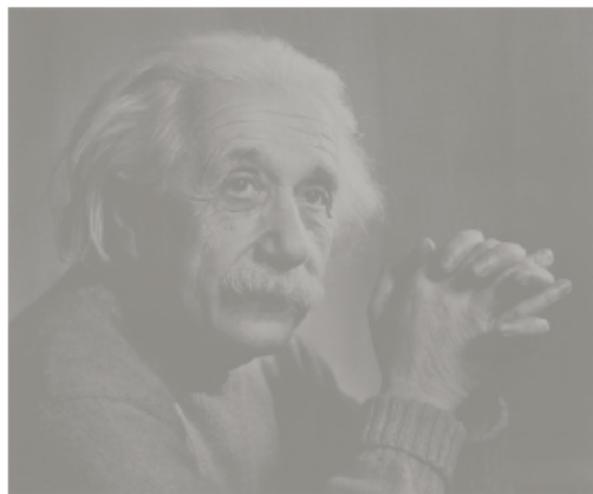
S<sub>3</sub>

$\gamma = 0.4$

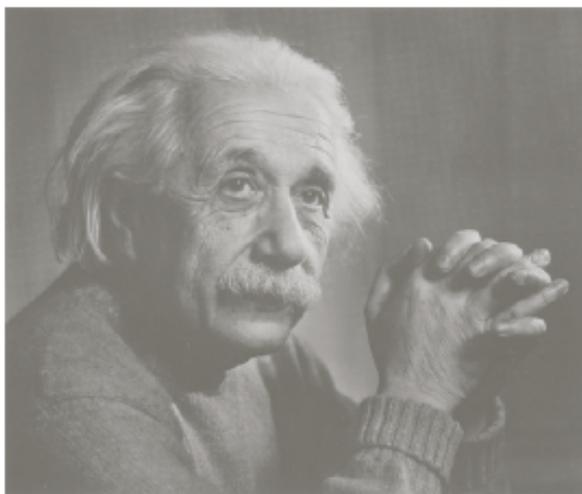
$\gamma = 0.3$



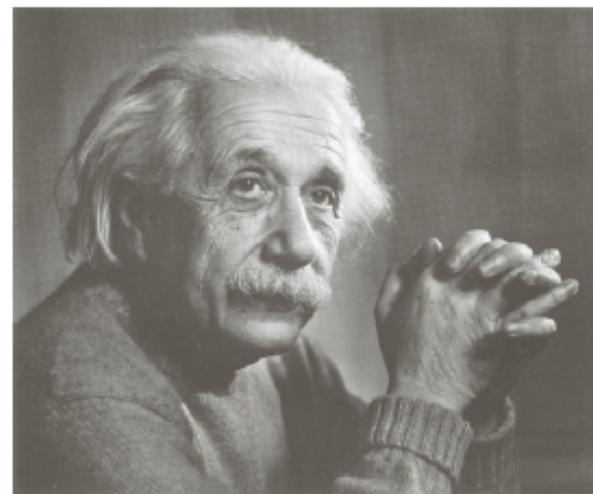
# Гамма коррекция



Исходное  
изображение



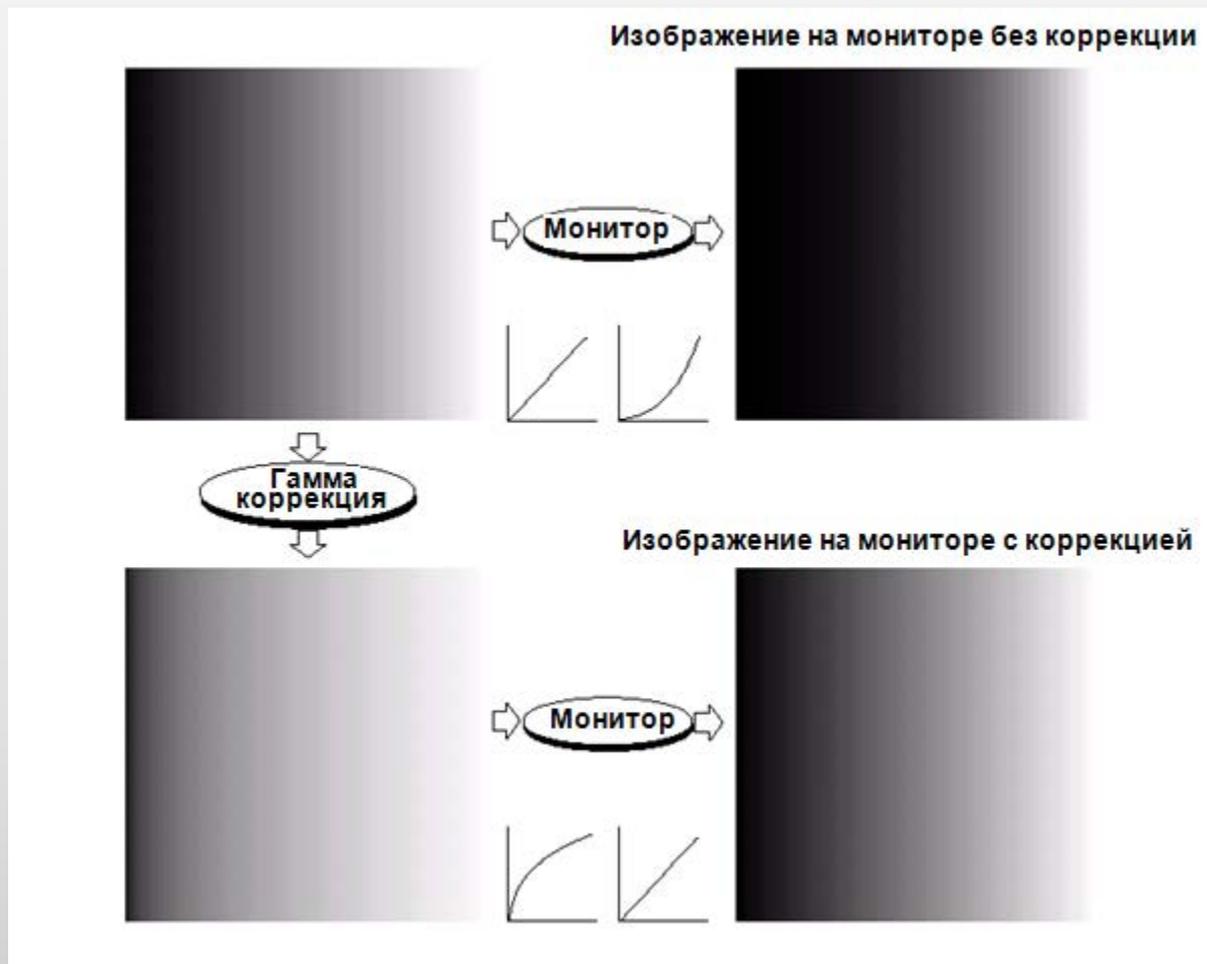
$\gamma = 3$



$\gamma = 4$



# Гамма коррекция



S<sub>2</sub>

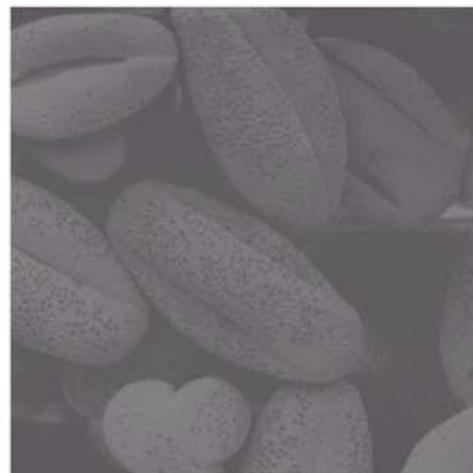
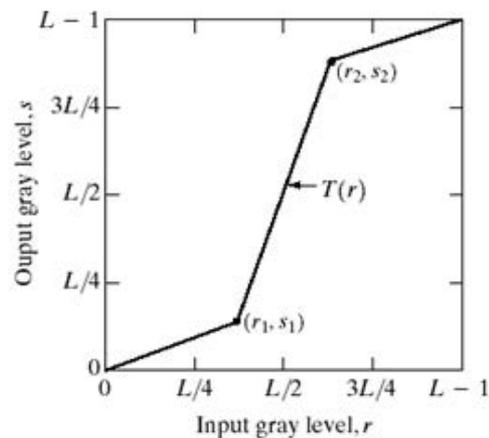
S<sub>5</sub>

S<sub>3</sub>

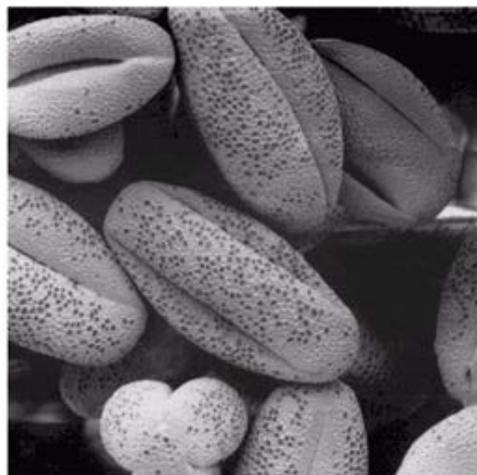
# Кусочно-линейные корректоры



Характеристика  
кусочно-линейного  
корректора



Изображение после  
кусочно-линейной  
корректировки



$S_1$

$S_2$

$S_5$

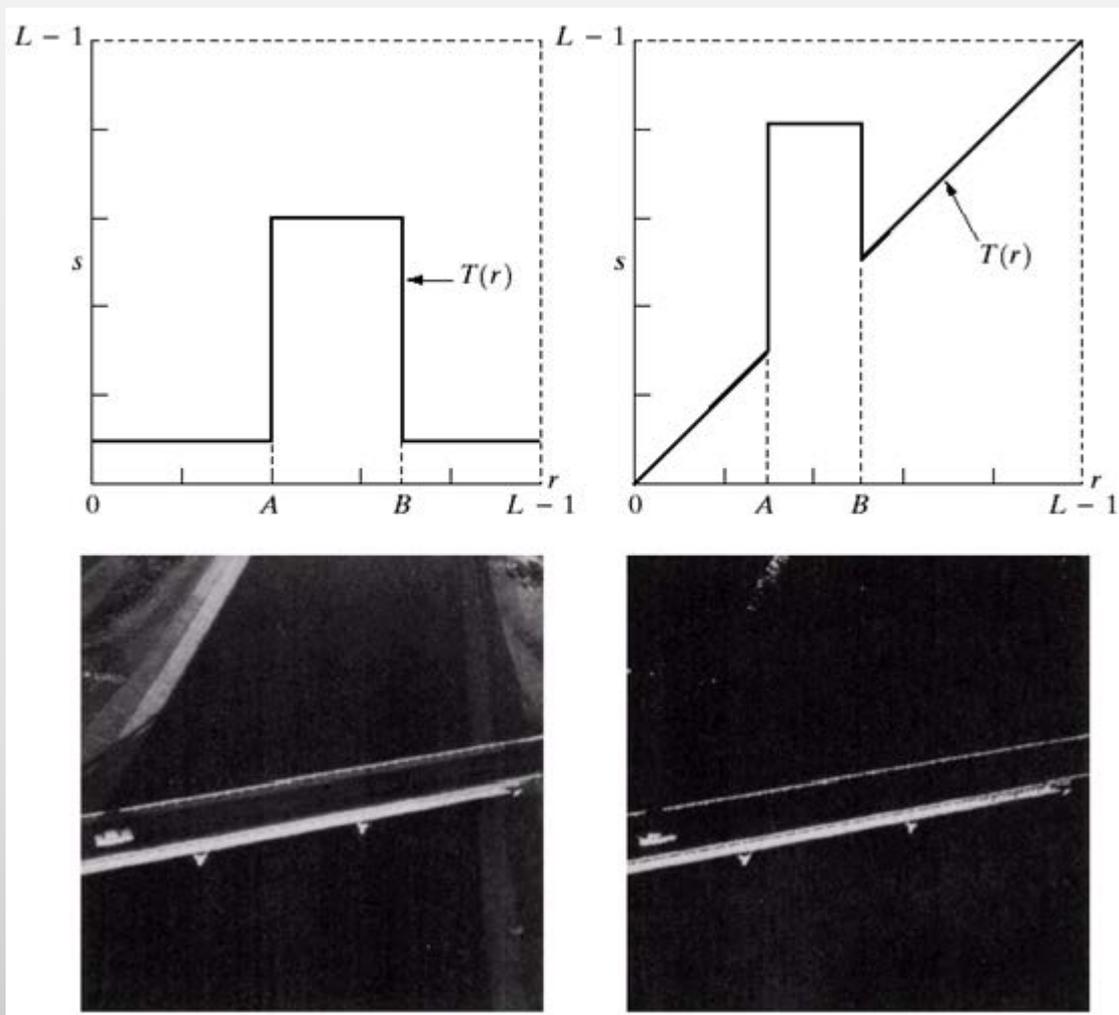
$S_4$

$S_6$

Изображение после  
пороговой обработки



# Диапазонная коррекция



$S_2$

$S_5$

$S_3$



# Гистограмма изображения



- Если  $f(i, j)$  -  $(N \times N)$ -изображение, то его **гистограммой** называется функция  $h(r)$ , показывающая какое количество пикселей в этом изображении принимает яркость, равную  $r$  в некотором яркостном интервале, например, в диапазоне  $[0, 255]$

$$h_f(r) = n_r$$

- где  $n_r$  - число пикселей, имеющих яркость  $r$ .

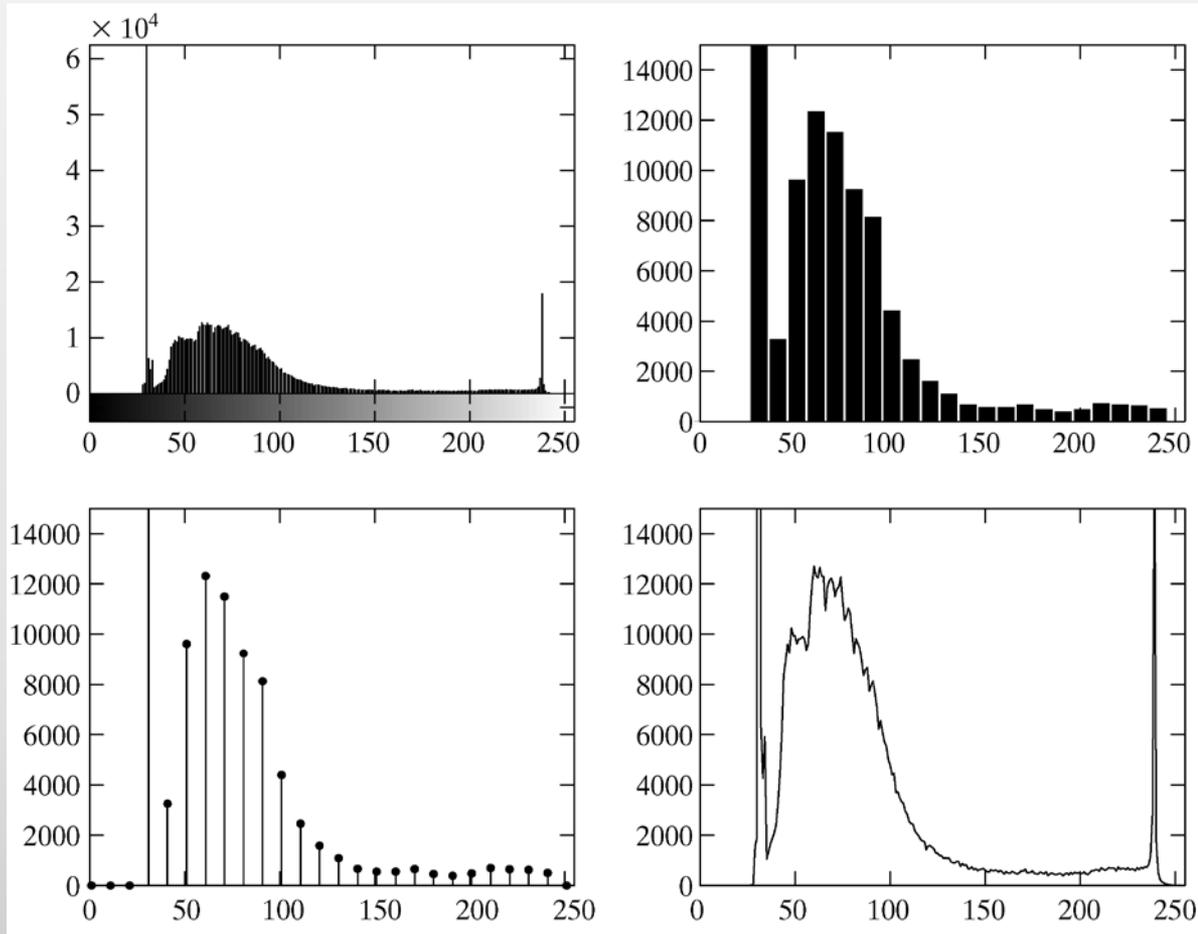
**Нормализованная гистограмма**  $p(r) = h(r) / N^2$  называется вероятностным распределением яркости изображения  $f(i, j)$

Интегральное распределение яркости – является кумулятивной гистограммой:

$$F_f(r) = \sum_{t=0}^r p_f(t) = \sum_{t=0}^r h_f(t) / N^2$$



# Графические представления



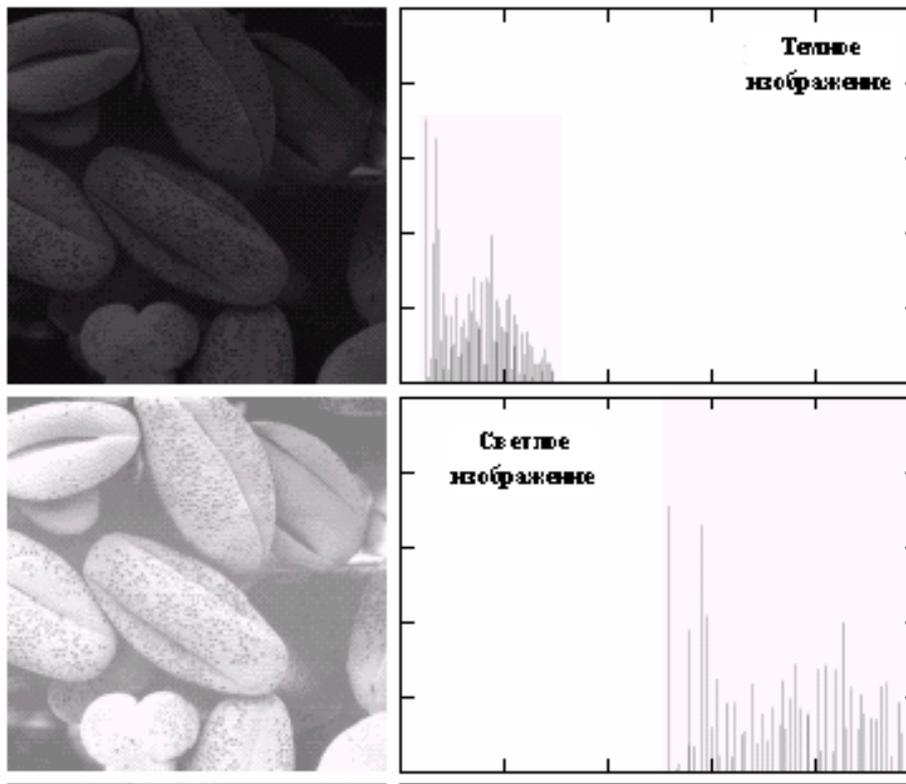
$S_2$

$S_5$

$S_3$



# Примеры гистограмм



$S_1$

$S_2$

$S_5$

$S_4$

$S_3$



# Гистограммная эквализация



Цель гистограммной эквализации – преобразовать яркости пикселей изображения так, чтобы гистограмма  $p_g(s)$  преобразованного изображения была максимально однородной  $p_g(s) \approx 1, 0 \leq s \leq 1$ .



Непрерывный случай

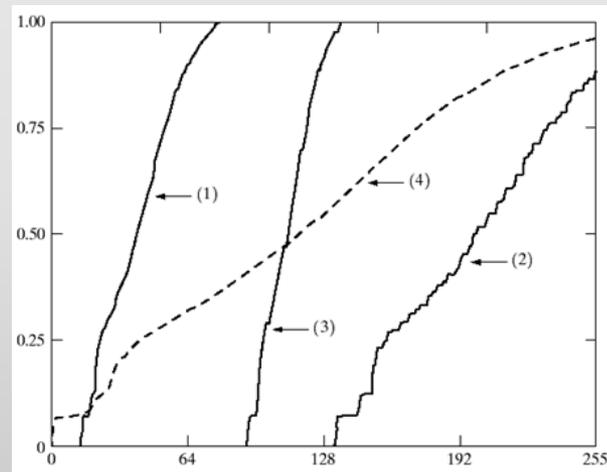
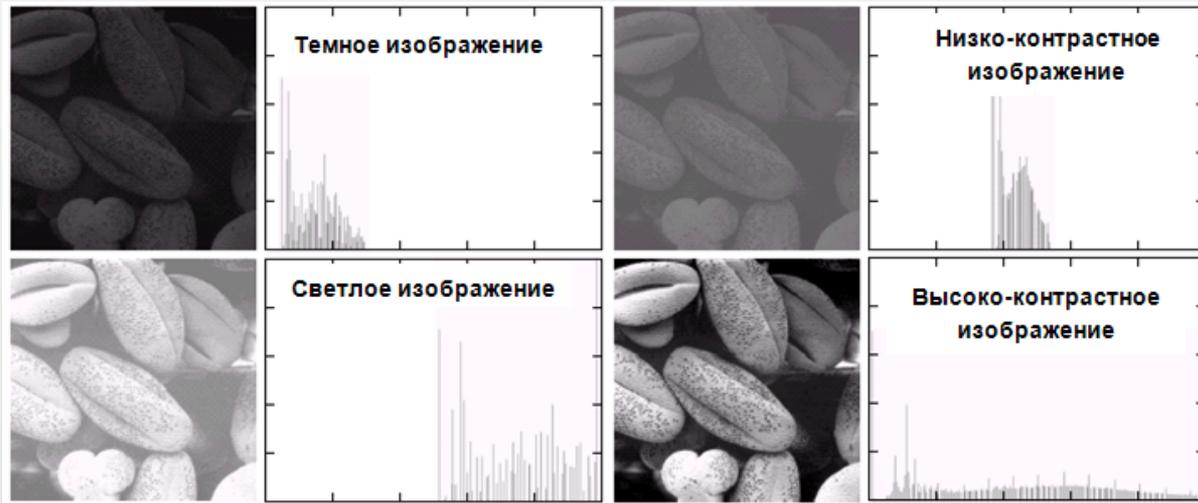
$$s = T(r) = \int_0^r p_f(t) dt$$

Дискретный случай

$$s = T(r) = \sum_{t=0}^r p_f(t)$$



# Д- и И-гистограммы



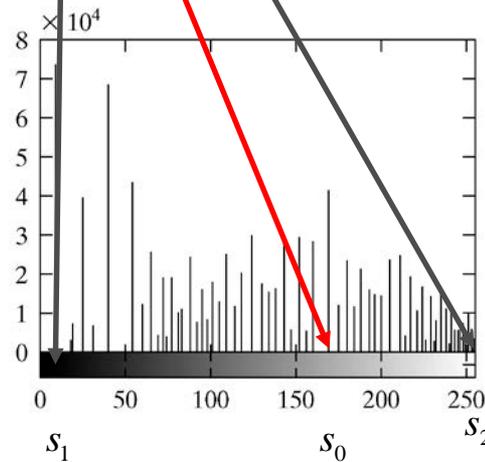
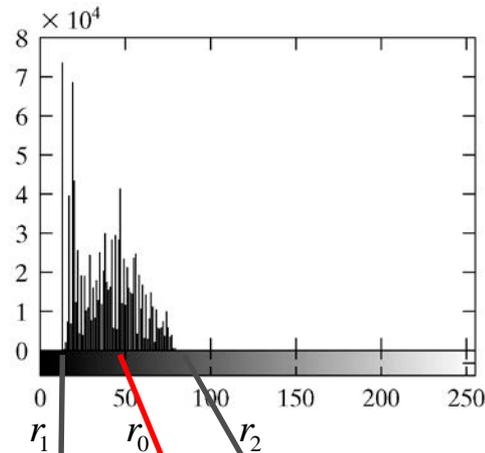
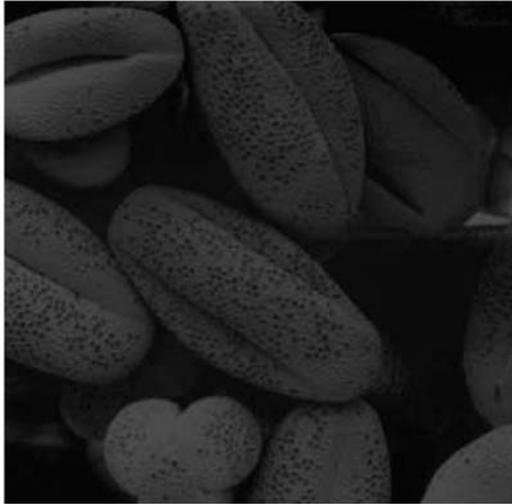
$S_2$

$S_5$

$S_4$

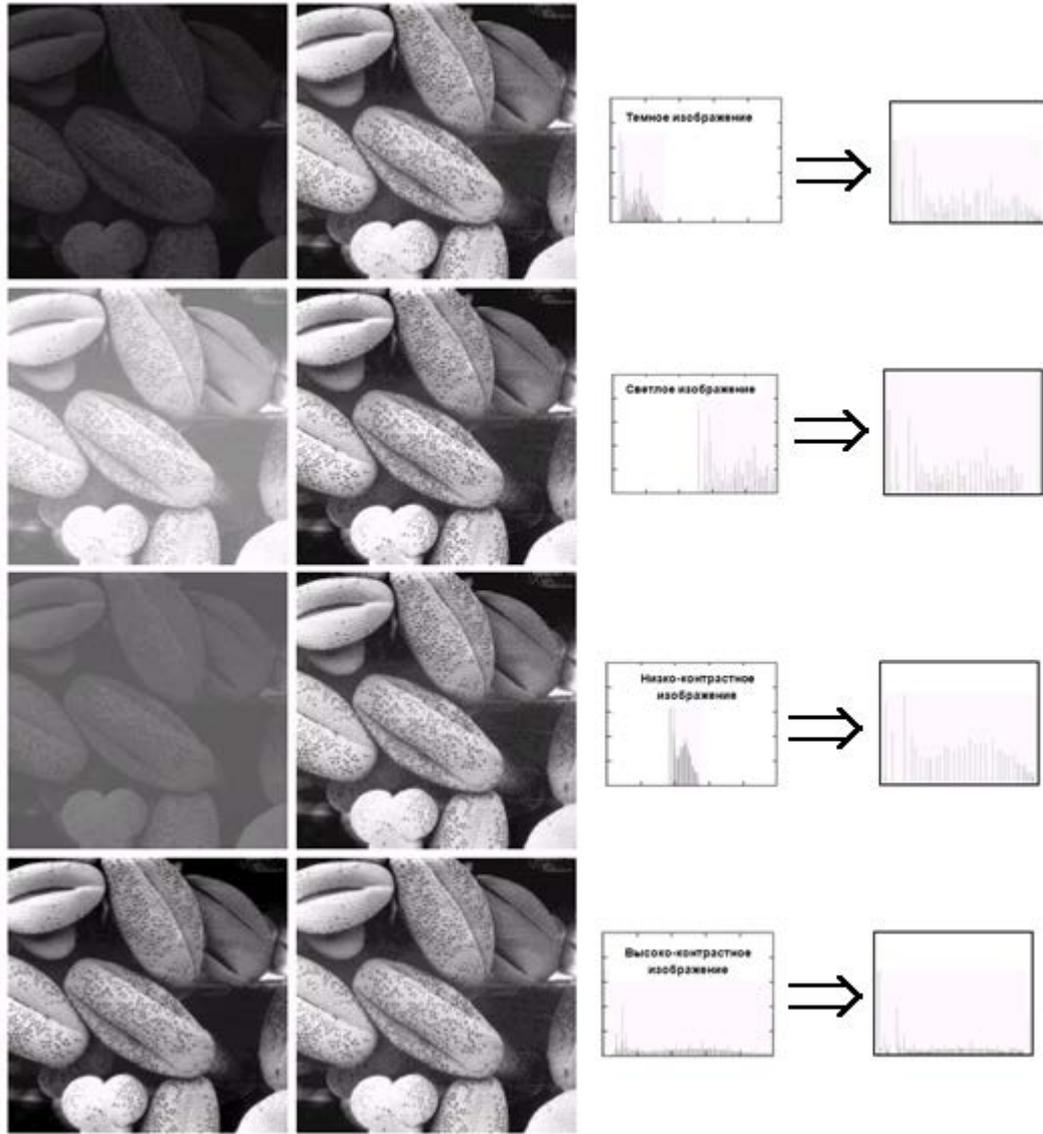
$S_3$

# Гистограммная эквализация



$$s = \begin{cases} 0, & 0 \leq r < r_1 \\ s_1 + \frac{s_0 - s_1}{r_0 - r_1} (r - r_1), & r_1 \leq r < r_0 \\ s_0 + \frac{s_2 - s_0}{r_2 - r_0} (r - r_0), & r_0 \leq r < r_2 \\ 1, & r_2 \leq r < 1 \end{cases}$$

# Гистограммная эквализация



$S_2$

$S_5$

$S_3$



# Гистограммная эквализация



$S_1$

$S_2$



$S_3$

# Гистограммная эквализация



$S_1$

$S_2$

$S_5$



$S_3$





# Сегментация



# Виды сегментации



1. Разбиение на регионы, покрывающие изображение
2. Разбиение на линейные структуры
  - линейные сегменты
  - кусочно линейные сегменты
3. Разбиение на 2D фигуры, такие как
  - окружности
  - эллипсы
  - криволинейные фигуры
4. Объектная сегментация

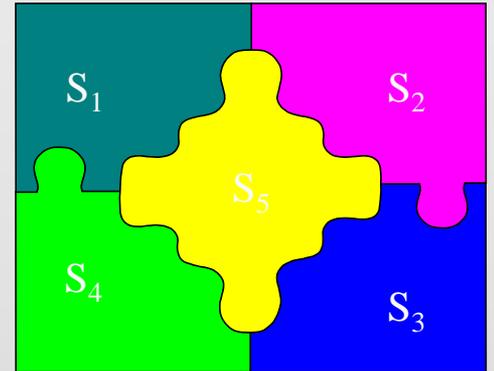


# Региональная сегментация

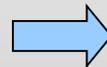
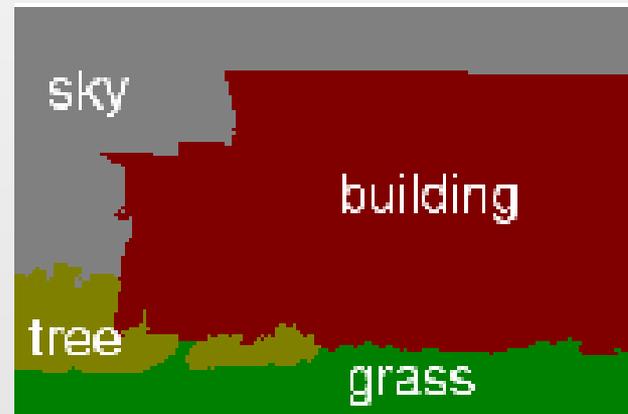
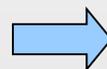


- ▶ **Сегментация на регионы:** Разбиение изображения на однородные связные компоненты

$$\left\{ \begin{array}{l} 1) \quad X = \bigcup_{i=1}^n S_i, \quad S_i \cap S_j = \emptyset \\ 2) \quad S_i \text{ — связные области } \forall i \in \{1, \dots, n\} \\ 3) \quad P_i(S_i) = true \quad \forall i \in \{1, \dots, n\} \\ 4) \quad P_j(S_i) = true \quad \forall i \neq j \end{array} \right.$$



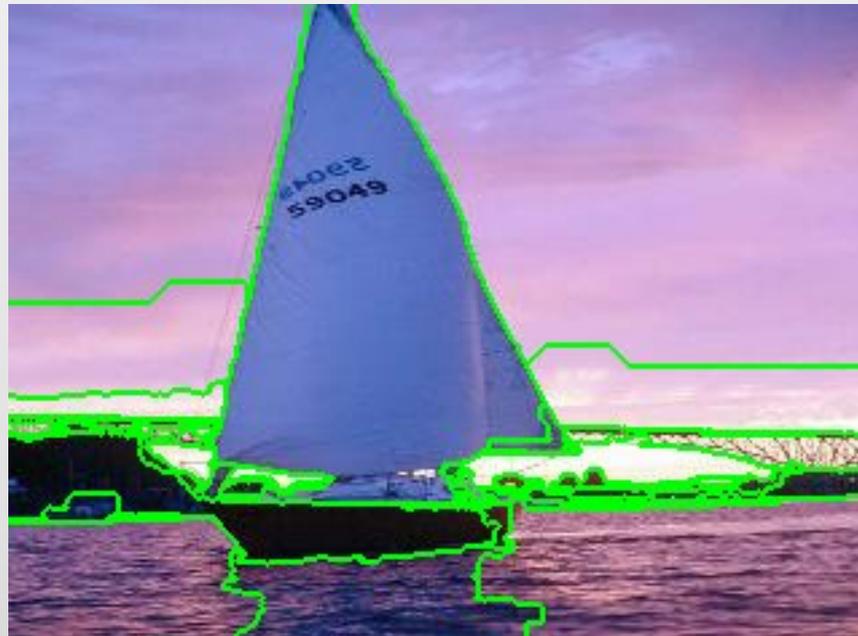
# Примеры сегментации



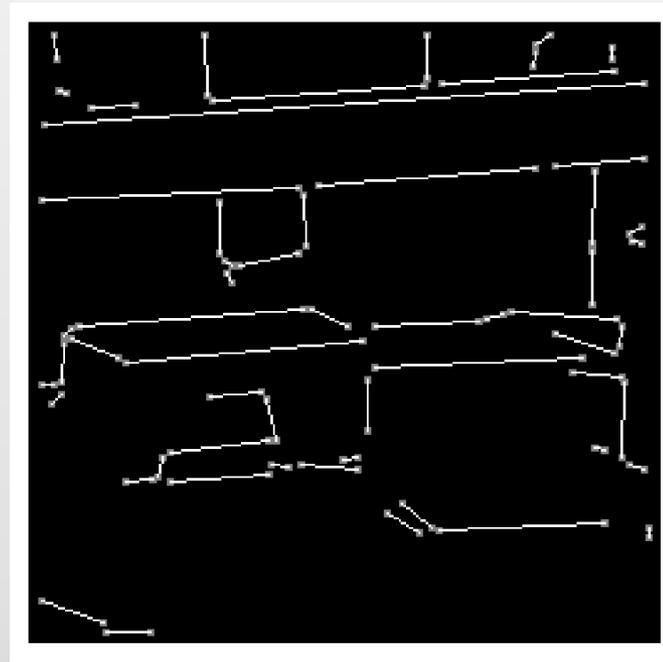
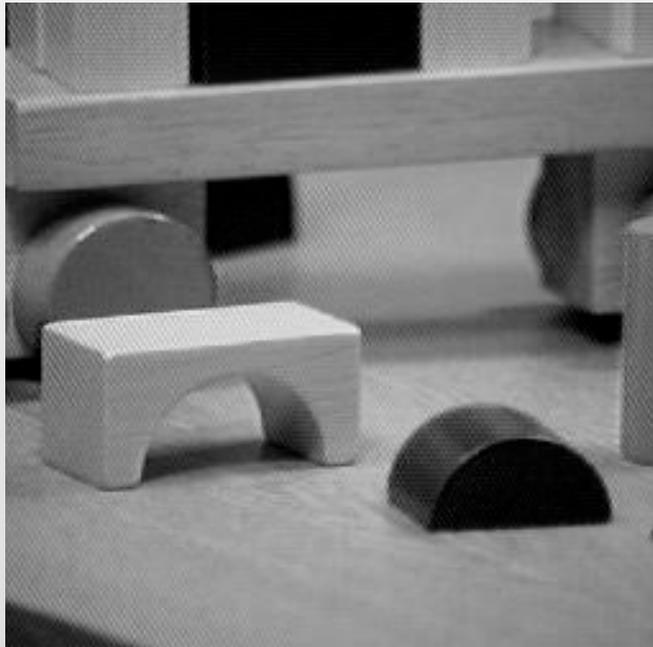
# Примеры сегментации



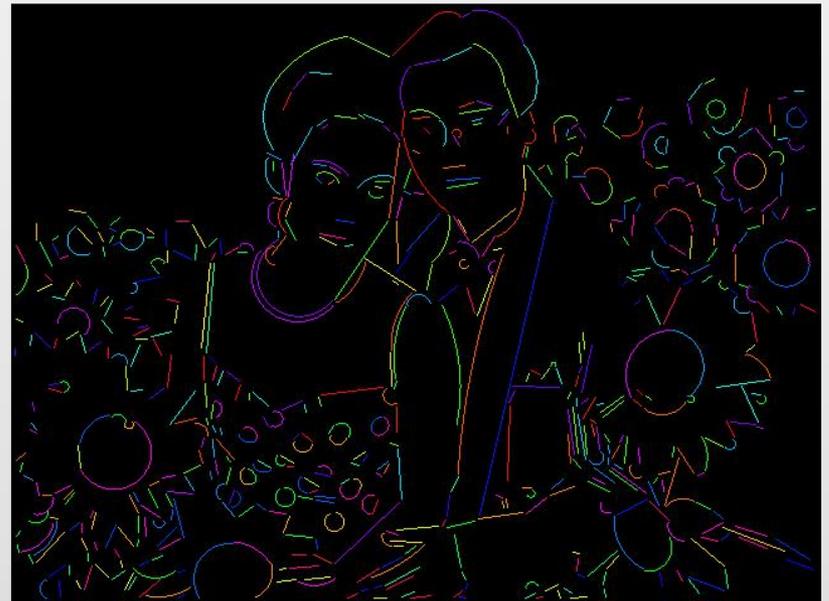
# Примеры сегментации



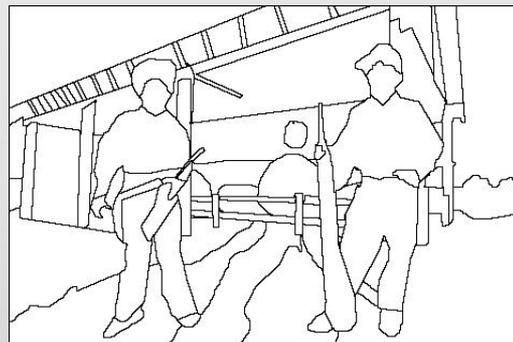
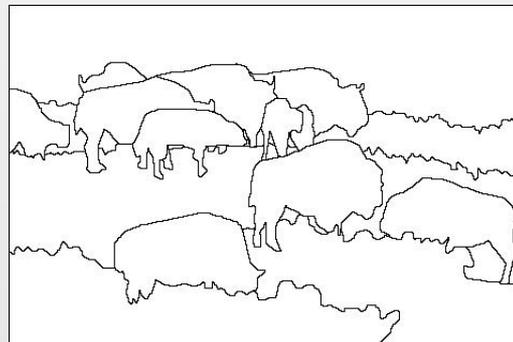
# Линейная сегментация



# Линейная и дуговая сегментации



# Криволинейная сегментации



# Криволинейная сегментации



# Объектная сегментации



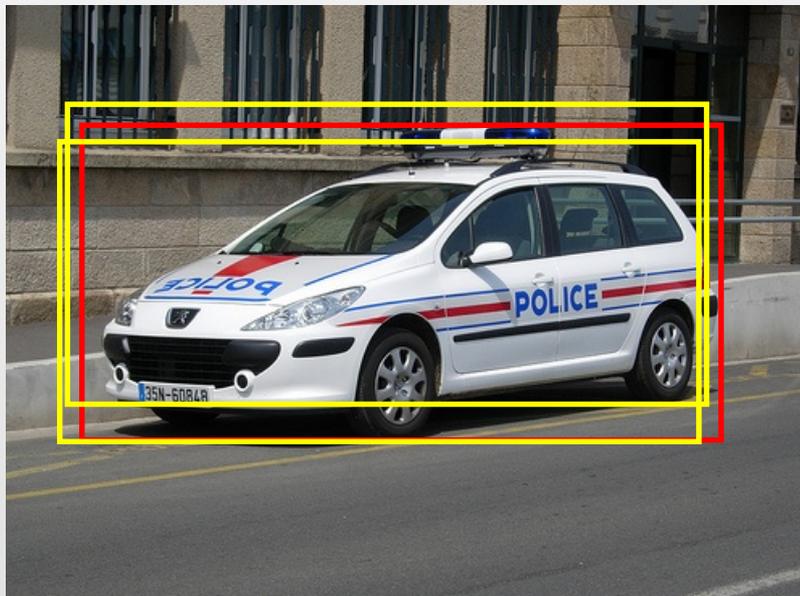
# Объектная сегментации



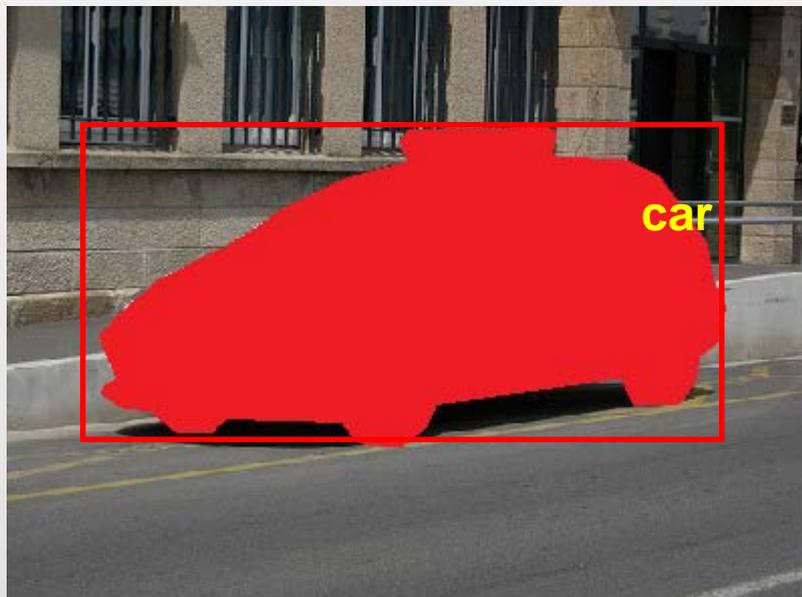
# Объектная сегментации



# Объектная сегментации



# Объектная сегментации



# Объектная сегментации



**Объектная сегментация:** выделить из сцены некоторый объект (вещь) специфической формы и размера



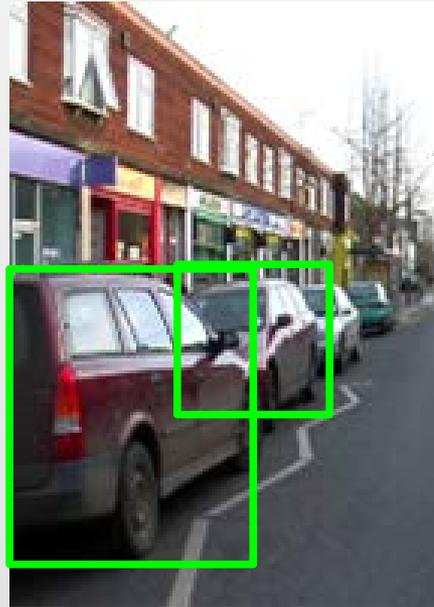
# Объектная сегментации



**Объектная сегментация:** выделить из сцены некоторый объект (вещь) специфической формы и размера



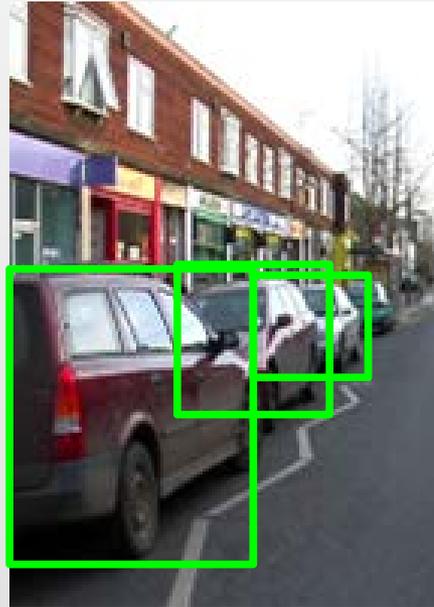
# Объектная сегментации



**Объектная сегментация:** выделить из сцены некоторый объект (вещь) специфической формы и размера



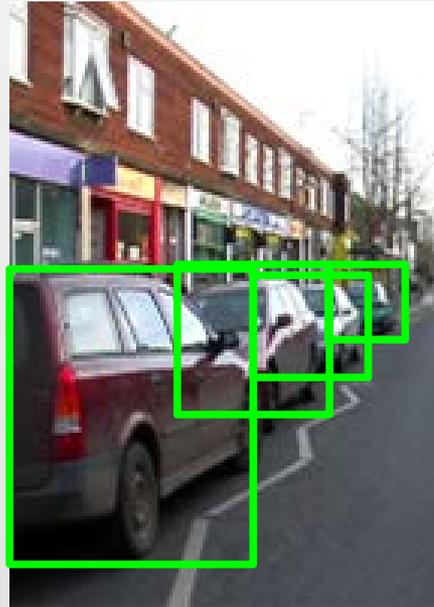
# Объектная сегментации



**Объектная сегментация:** выделить из сцены некоторый объект (вещь) специфической формы и размера



# Объектная сегментации



**Объектная сегментация:** выделить из сцены некоторый объект (вещь) специфической формы и размера



# Объектная сегментации

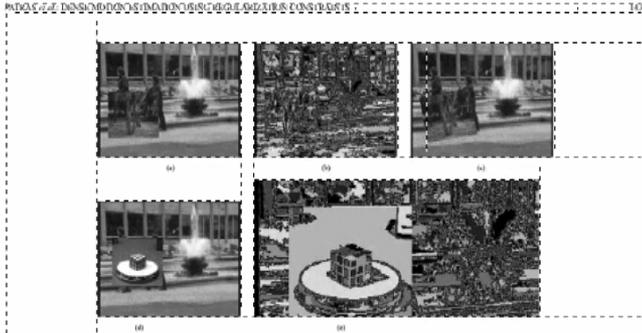


Fig. 2. "Jardin" sequence. Two walking men in a moving background. (a) Original frame, (b) Intensity segmentation, (c) Motion field, (d) Horizontal motion components, (e) Vertical motion components, (f) Combined motion field.

TABLE III  
TRANSFORMED AND ROTATED PARAMETERS FOR THE SYNTHETIC IMAGE SEQUENCES

Sequence	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	$\delta$	$\epsilon$	$\zeta$
(a, b, c)	(5, 9, 0°)	(10, 9, 0°)	(5, 1, 90°)	(5, 9, 3°)	(5, 9, 10°)	

TABLE IV  
COMPARATIVE RESULTS FOR SYNTHETIC IMAGE SEQUENCES: ANGULAR ERROR

Seq.	mean	$\sigma$	Vectors with error less than (%)				
			3°	5°	10°		
r1	0.82°	1.05°	95.96	97.43	98.13	98.58	98.90
r2	1.45°	9.06°	92.90	96.27	96.93	97.23	98.15
r3	0.71°	4.82°	86.80	94.13	96.27	98.50	99.54
r4	1.28°	7.28°	83.27	86.88	88.78	90.88	94.00
r5	0.30°	4.07°	98.43	99.71	99.94	99.29	99.44
r6	0.91°	6.09°	93.71	94.58	93.19	93.84	97.48
r7	7.29°	18.99°	77.14	80.63	82.33	83.50	84.72
r8	4.80°	13.87°	75.63	79.27	81.29	82.94	83.25
r9	9.03°	7.03°	78.05	82.74	86.40	89.86	96.45
r10	5.46°	15.28°	77.60	80.78	82.70	84.90	88.00
r11	2.30°	8.01°	91.54	92.58	92.29	92.25	93.14
r12	1.52°	7.99°	91.26	92.44	91.13	94.25	96.50

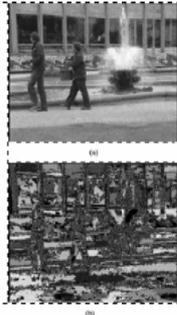


Fig. 3. "Jardin" sequence. Two walking men in a moving background. (a) Original frame, (b) Intensity segmentation.

TABLE V  
COMPARATIVE RESULTS WITH THE BEST APPROXIMATION WITH ESTIMATION OF  $\alpha$ ,  $\beta$  AND WITH FORWARD ONLY MOTION ESTIMATION (I.E. WITH A FIXED ORIGIN) OF THE  $\alpha$ ,  $\beta$  USING THE SYNTHETIC SEQUENCES

Sequence	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	$\delta$
(a, b, c) full method	(0.82°, 7.05°)	(1.45°, 9.36°)	(0.30°, 4.07°)	
(a, b, c) $\alpha = 1$	(0.81°, 1.42°)	(1.19°, 11.63°)	(0.48°, 3.54°)	
Sequence	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	$\delta$
(a, b, c) full method	(0.71°, 4.82°)	(1.87°, 7.38°)	(0.91°, 6.09°)	
(a, b, c) $\alpha = 1$	(0.81°, 5.50°)	(2.85°, 13.16°)	(1.01°, 7.03°)	

...ability for the sequences that contain border lines the magnitude.  
 In order to demonstrate the behavior of our method in our image sequences with more challenging motion we present the results for the image sequence "Jardin", that depicts two walking

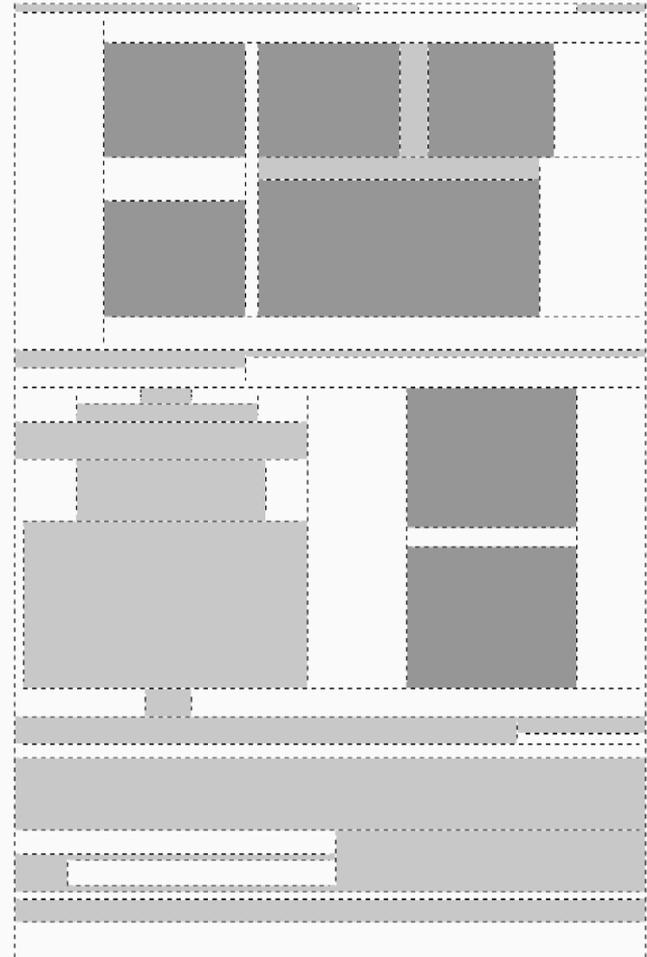


Fig. 5. Motion field estimation for the "Jardin" sequence. (a) Original frame, (b) Intensity segmentation, (c) Motion field, (d) Horizontal motion components, (e) Vertical motion components, (f) Combined motion field.

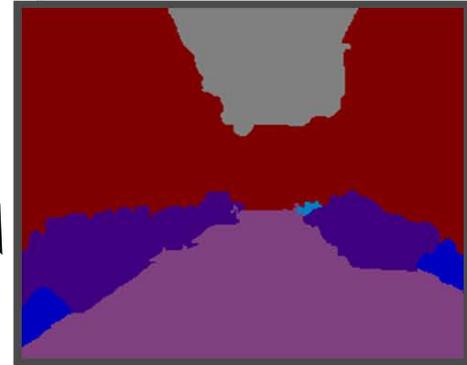
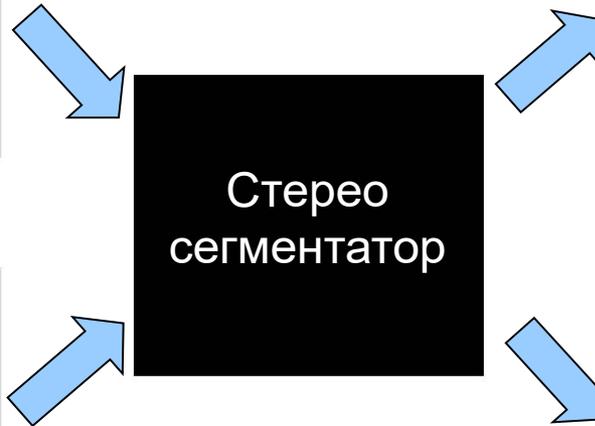
# Объектная сегментации



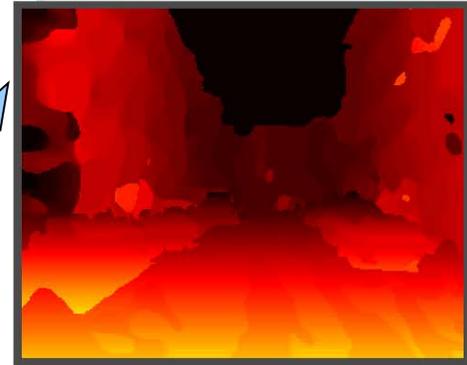
Левое изображение



Правое изображение



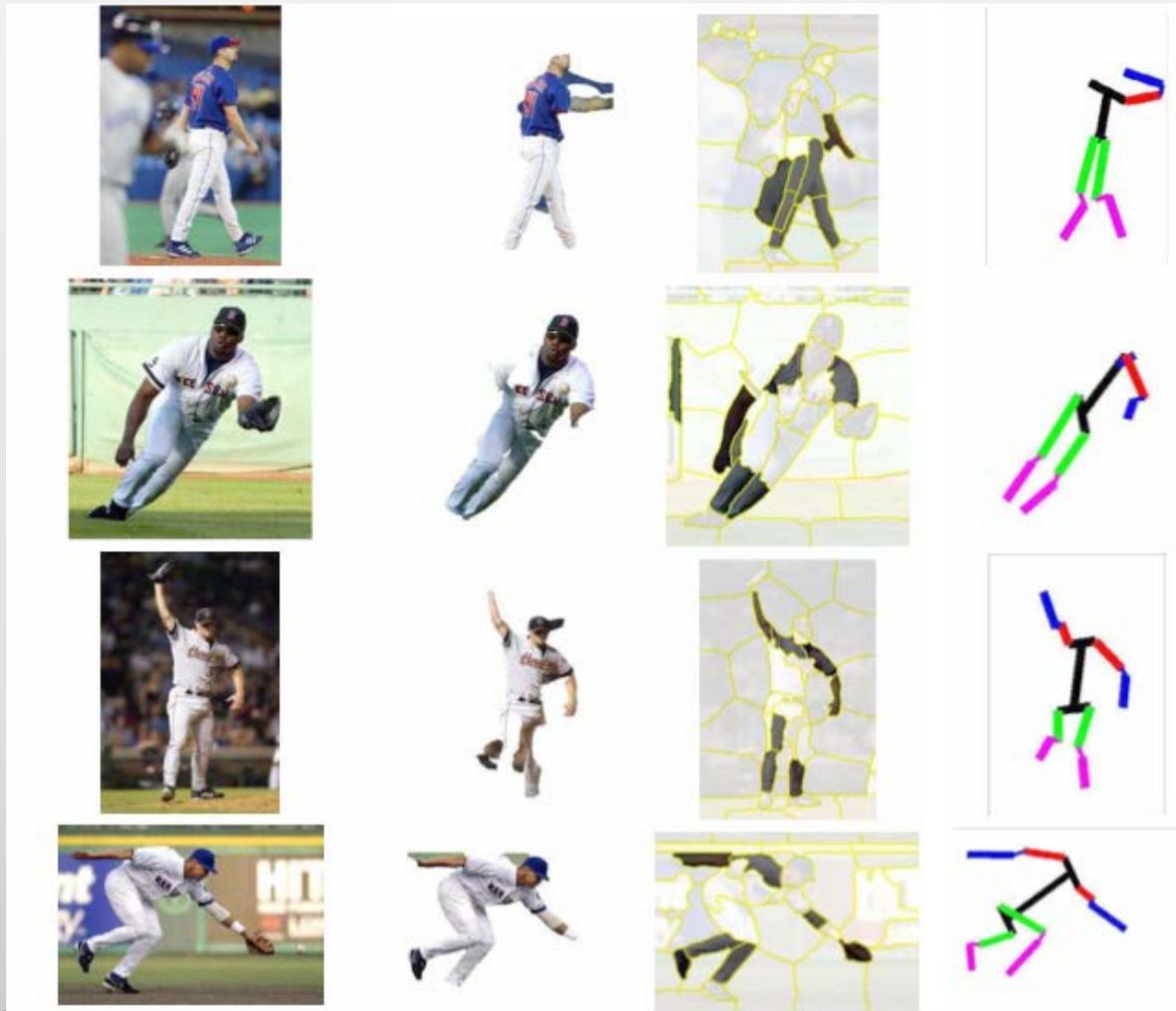
Объектная сегментация



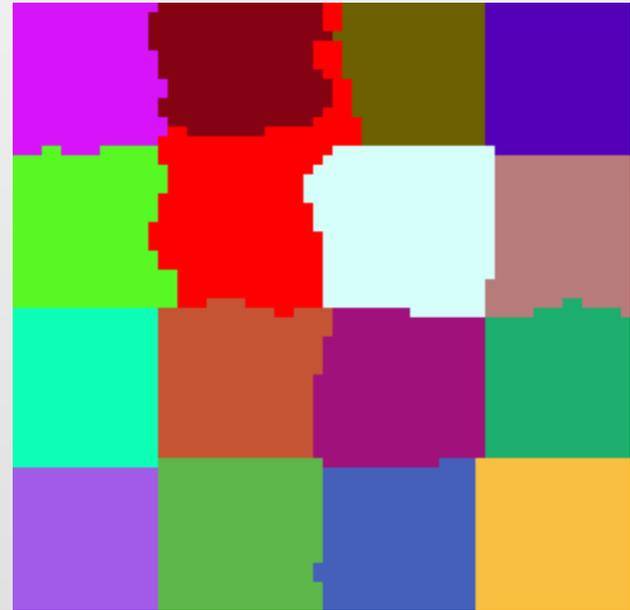
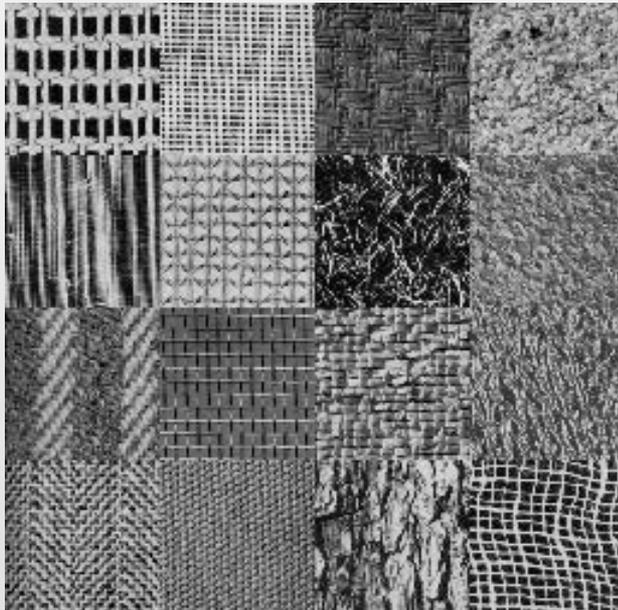
Сtereo реконструкция



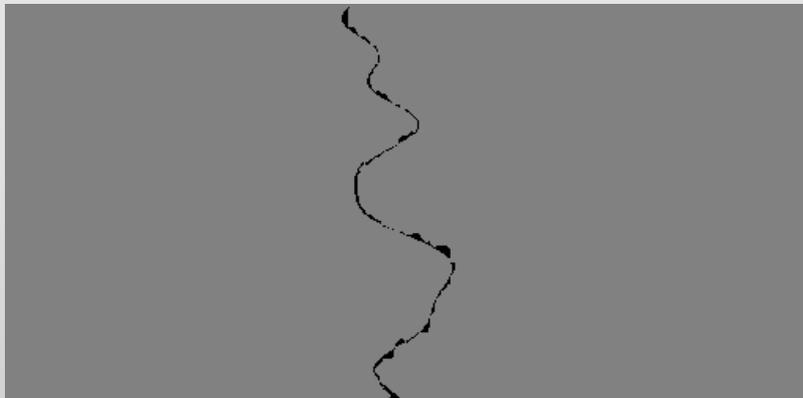
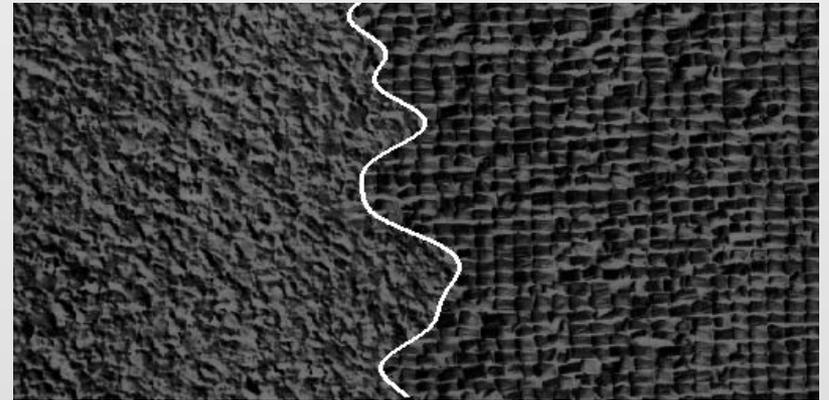
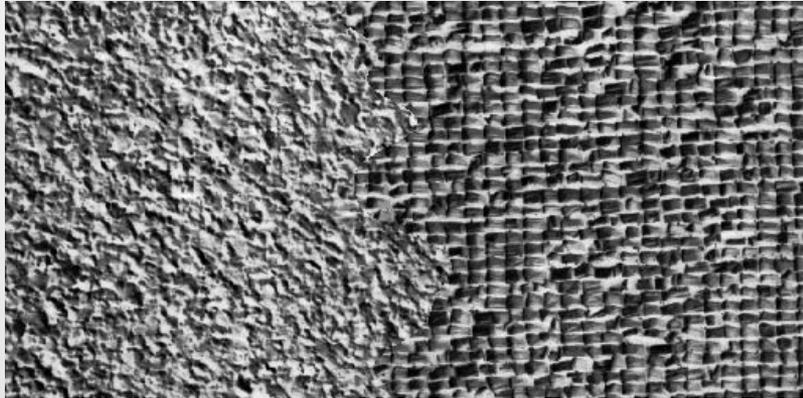
# Объектная сегментации



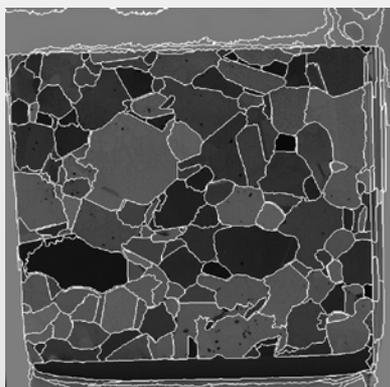
# Текстурная сегментации



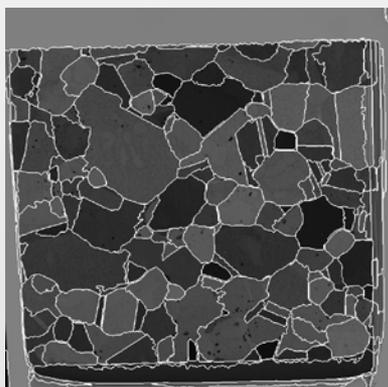
# Текстурная сегментации



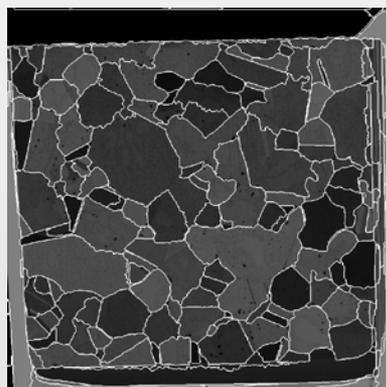
# Текстурная сегментации ГСИ



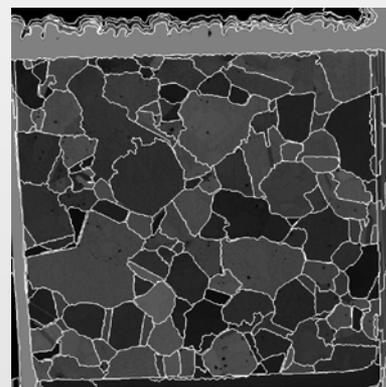
+



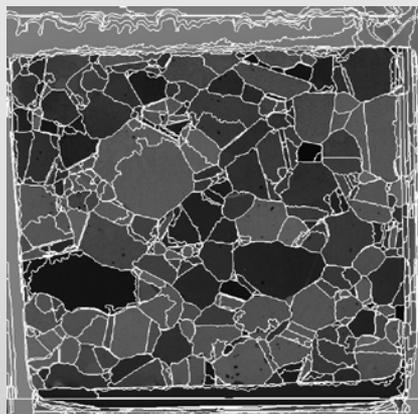
+



+



=





# Пороговая сегментация

Пороговая сегментация



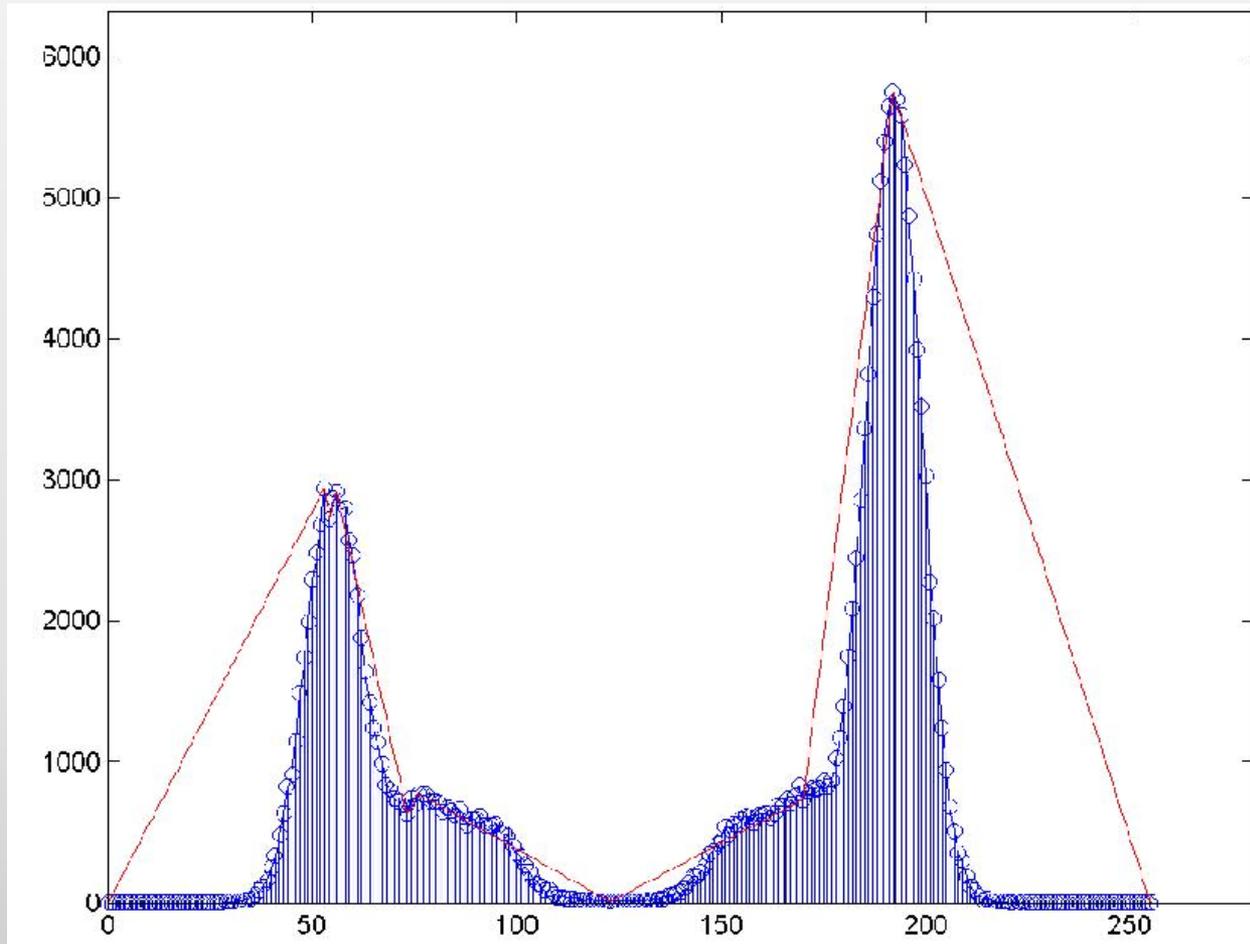
# Двухмодовая гистограмма



- ▶ Если в гистограмме присутствуют две ярко выраженные моды, то она называется двухмодовой. Для сегментации изображения необходим один порог.
- ▶ Если в изображении содержатся две области с различными яркостями на темном фоне, то на гистограмме будут присутствовать три моды. Для сегментации изображения необходимо два порога.
- ▶ В общем случае гистограмма может быть многомодовой, что свидетельствует о наличии в изображении нескольких объектов с различной яркостью



# Двухмодовая гистограмма



# Алгоритм пороговой сегментации СИ



- ▶ Пусть гистограмма имеет  $n$  мод. Впадины между ними разделяют объекты различной яркости. Для их разделения необходимо  $n-1$  порогов

$$T_1, T_2, \dots, T_{n-1}$$

- ▶ Алгоритм многопороговой сегментации:

$$f_{\text{segm}}(i, j) := \begin{cases} M_0, & 0 \leq f(i, j) < T_1 \\ M_1, & T_1 \leq f(i, j) < T_2 \\ \dots, & \dots \\ M_{n-1}, & T_{n-1} \leq f(i, j) < T_n \\ M_n, & T_n \leq f(i, j) < 256 \end{cases}$$



# Алгоритм пороговой сегментации СИ



## ▶ **AI. Алгоритм вычисления начального порога:**

- 1) Выбрать произвольный начальный порог  $T_0$
- 2) Сегментировать изображение на две группы пикселей  $S_0$  и  $S_1$ .
- 3) У каждой группы вычислить средние значения  $m_0$  и  $m_1$
- 4) Вычислить новый порог  $T_1 := (1/2)(m_0 + m_1)$
- 5) Повторять шаги 2,3,4 до тех пор пока разность между текущим и предыдущим порогом не будет меньше наперед заданной величины.

## ▶ **AII. Бинарная сегментация исходного изображения:**

- 1) С помощью итерационно вычисленного начального порога разделить исходное изображение на две части  $S_0$  и  $S_1$

## ▶ **AШ. Алгоритм вычисления порогов $T_1$ и $T_2$ :**

- 1) Повторить процедуру **AI** по отдельности для каждого региона  $S_0$  и  $S_1$ , вычисляя пороги  $T_1$  и  $T_2$

## ▶ **AIY. Алгоритм вычисления последующих порогов:**

- 1) Повторить процедуру **AI** по отдельности для всех вновь появляющихся регионов, вычисляя новые пороги вплоть до последнего порога

# Алгоритм пороговой сегментации ЦИ



- ▶ Цветные изображения имеют три канала, по каждому из которых производится выше описанная сегментация



# Эксперименты

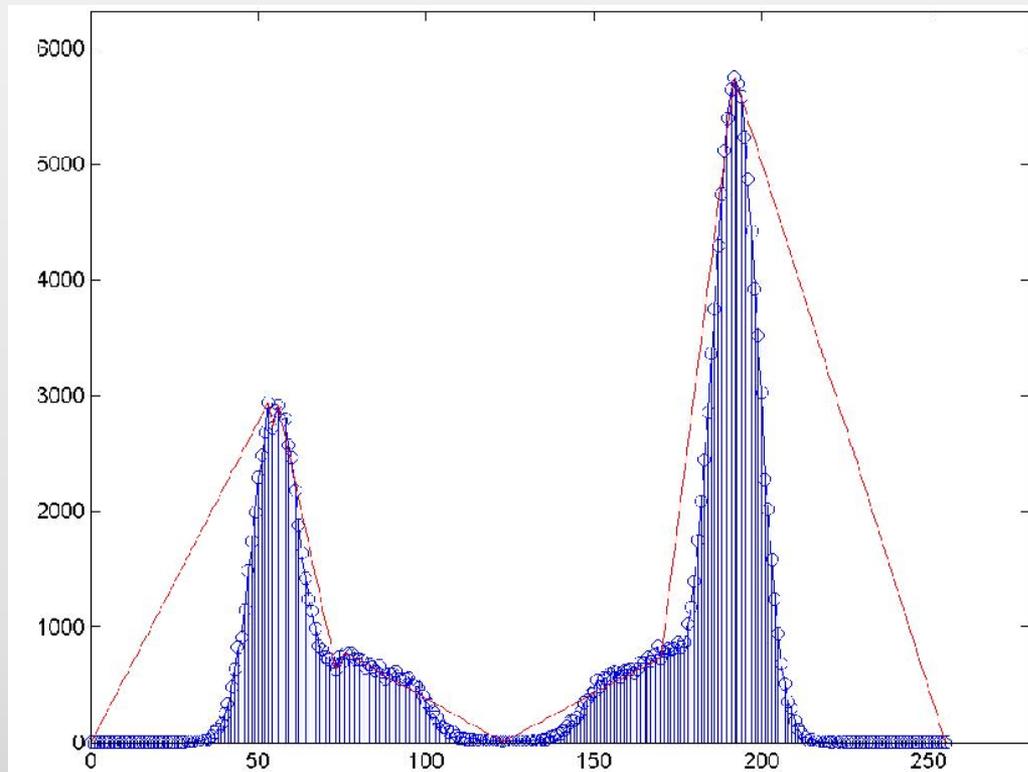


Типы тестовых изображений:

- 1) Серые изображения с двух-модальной гистограммой
- 2) Серые изображения с много-модальной гистограммой
- 3) Цветное изображение с двух-облочной гистограммой
- 4) Цветное изображение с много-облочной гистограммой.



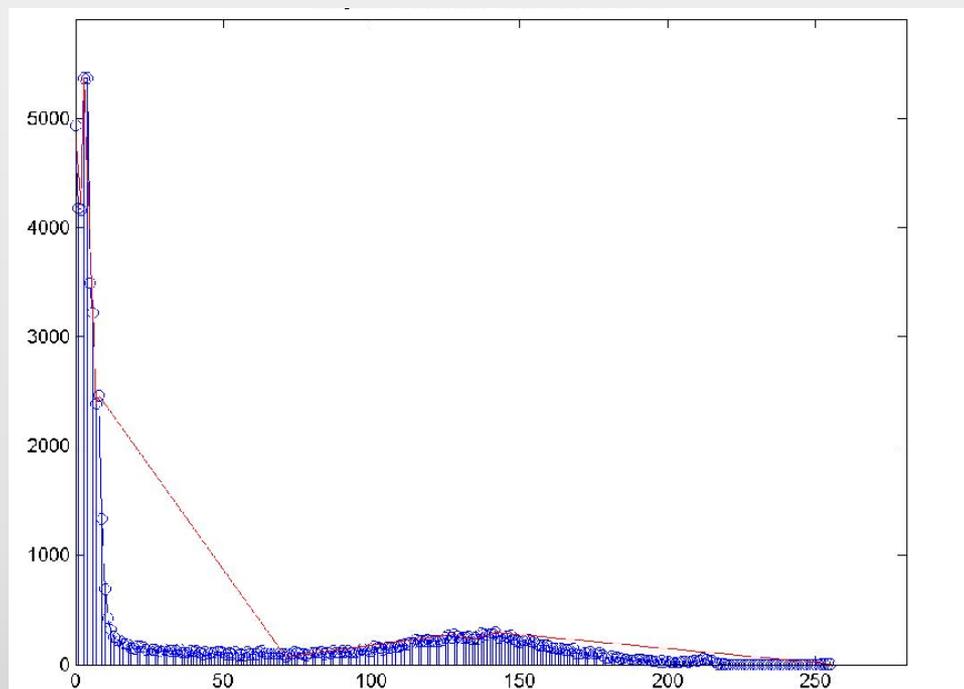
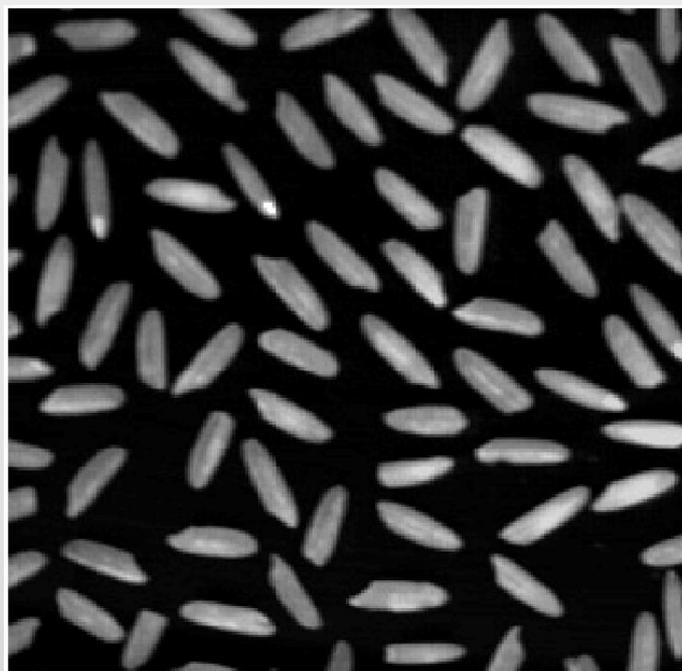
# Сегментация отпечатков пальцев



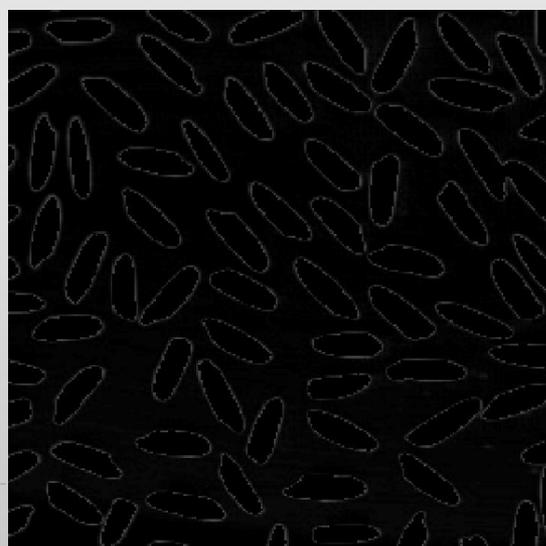
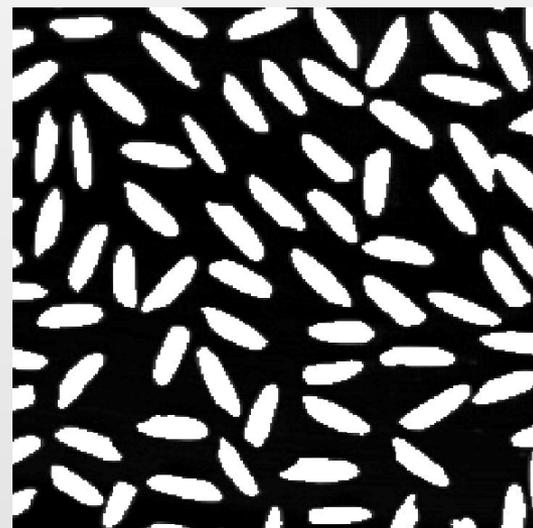
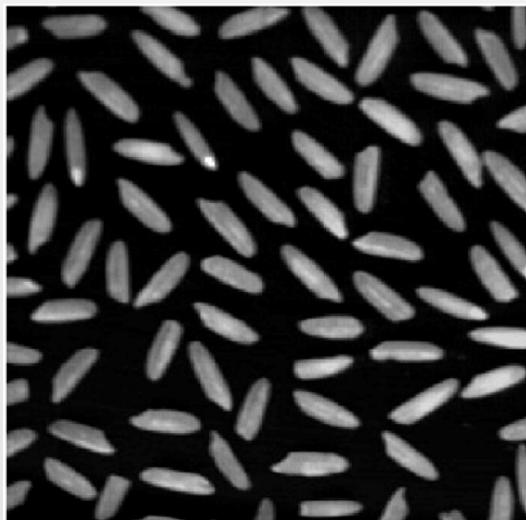
# Сегментация отпечатков пальцев



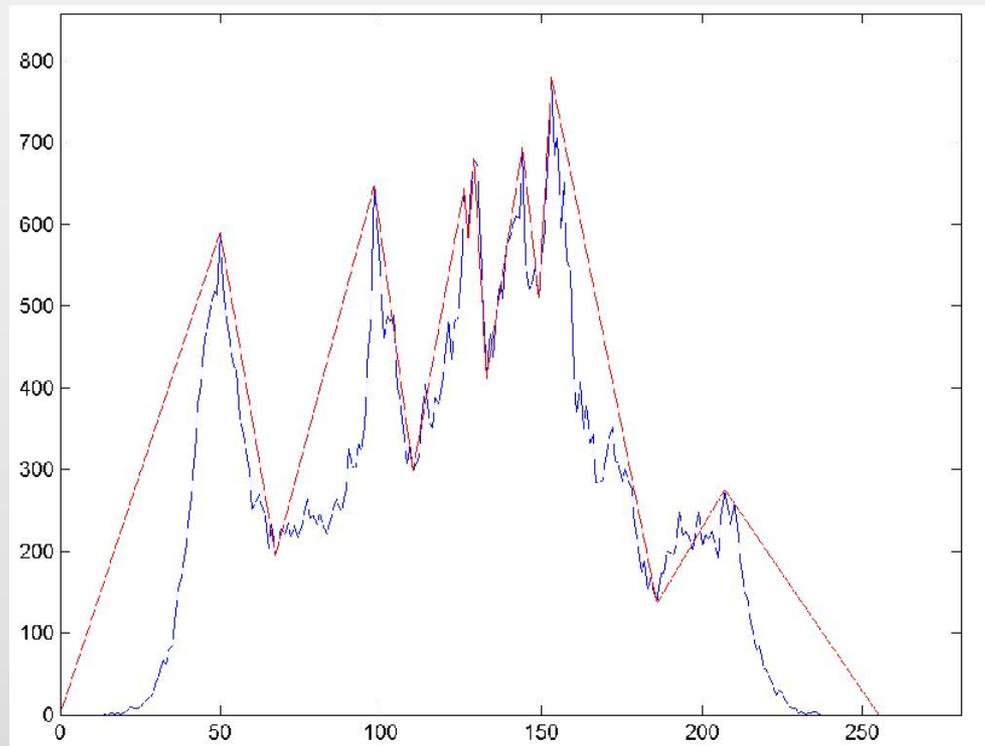
# Сегментация СИ



# Сегментация СИ



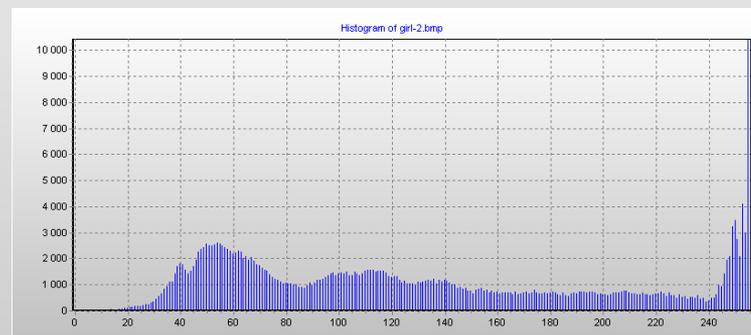
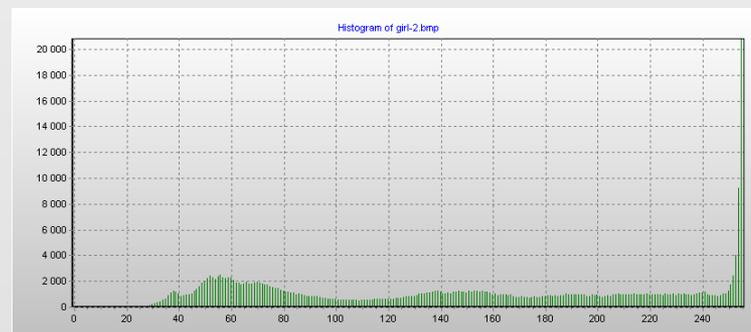
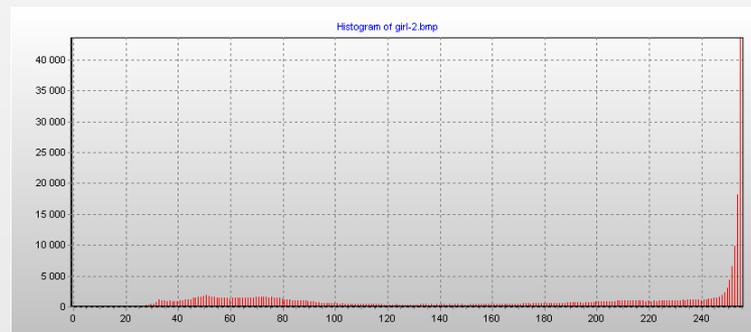
# Сегментация мультимодальных СИ



# Сегментация мультимодальных СИ



# Сегментация бимодальных ЦИ



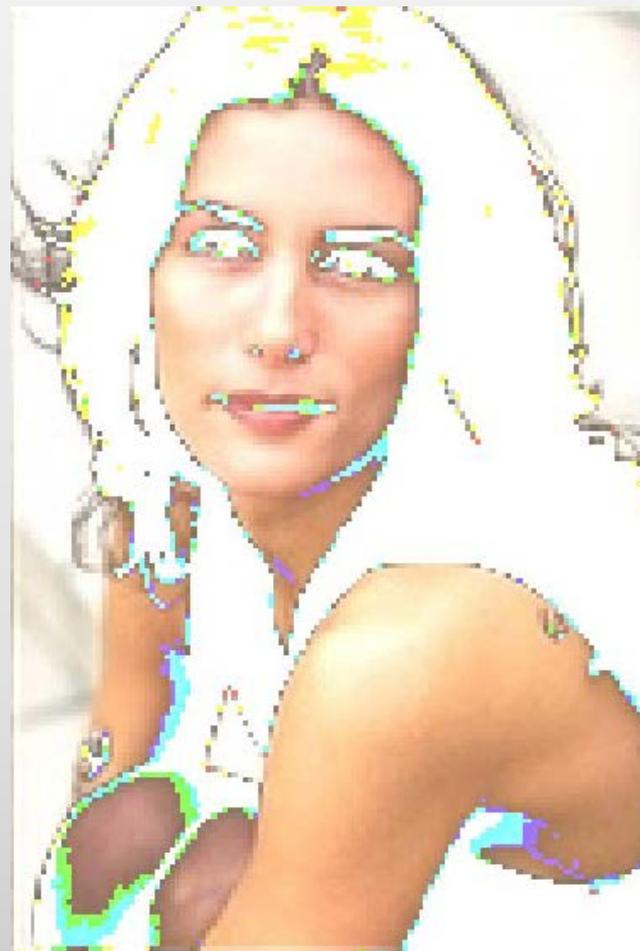
# Сегментация бимодальных ЦИ



Rgbcube.exe



# Сегментация бимодальных ЦИ



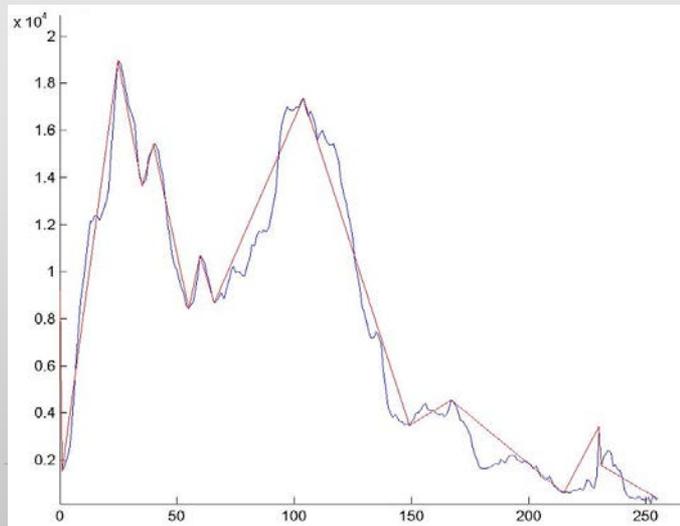
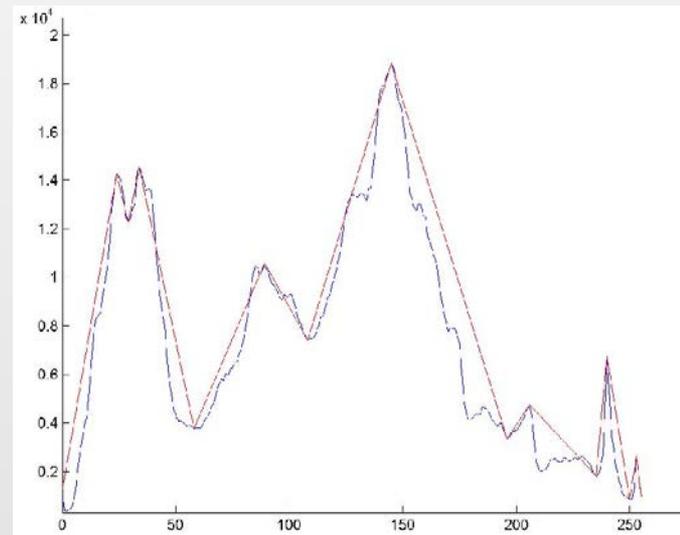
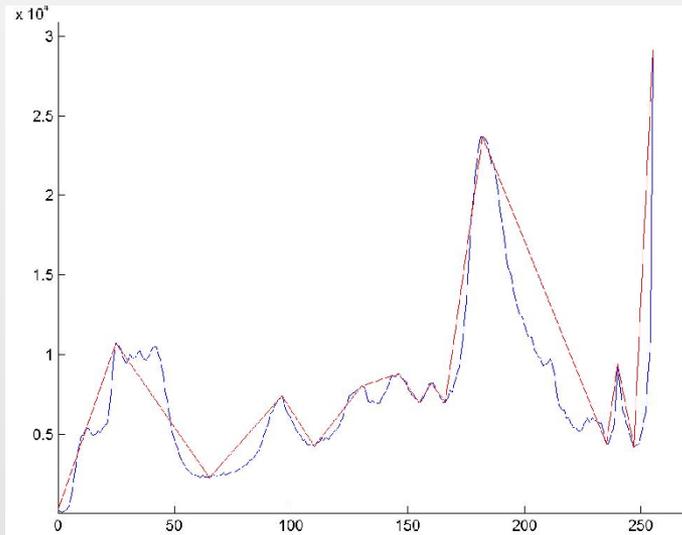
# Сегментация многомодальных ЦИ



Rgbcube.exe



# Сегментация многомодальных ЦИ



# Сегментация многомодальных ЦИ

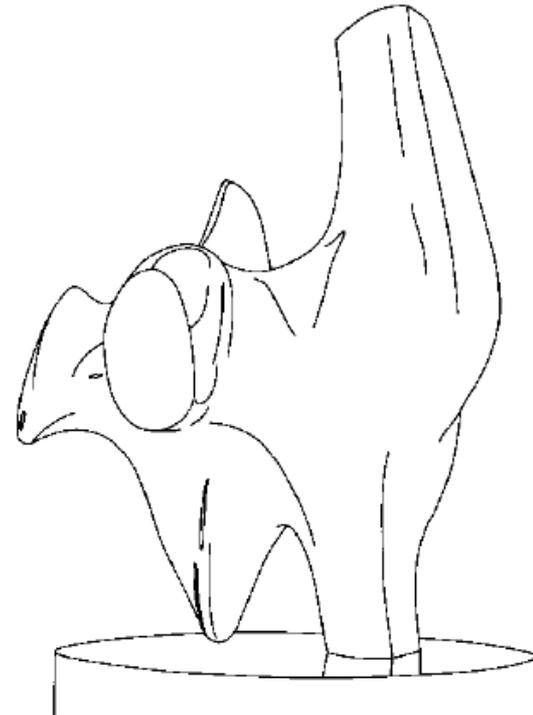
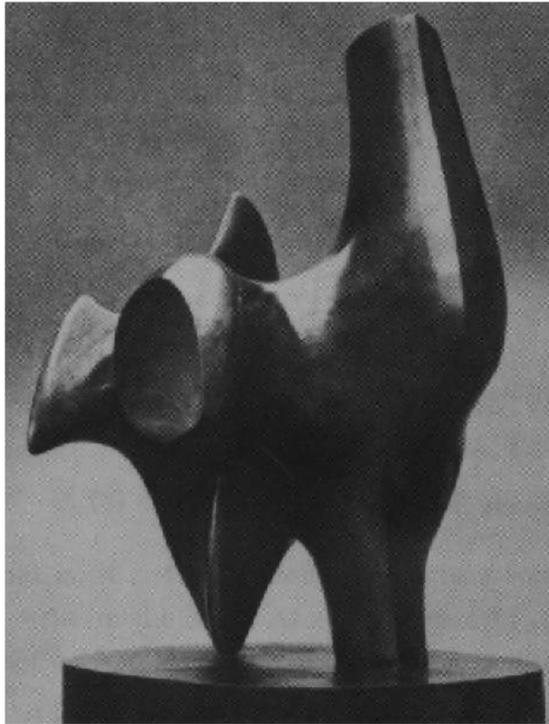




# *Edge detection*



# Детектирование перепадов яркости

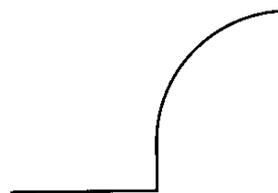
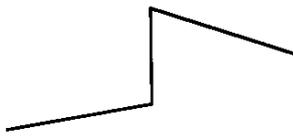
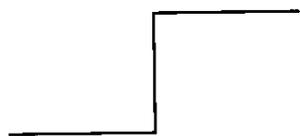


$S_2$

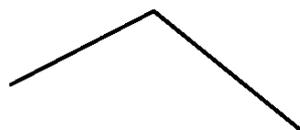
$S_3$



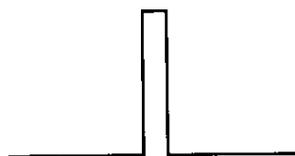
# Профили перепадов яркости



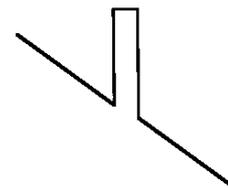
Step Edges



Roof Edge



Line Edges



$S_2$

$S_3$



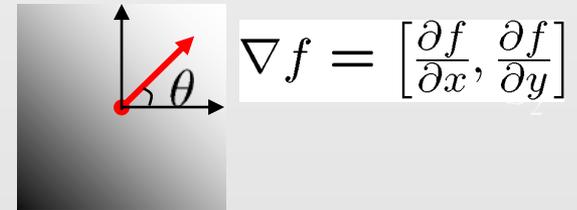
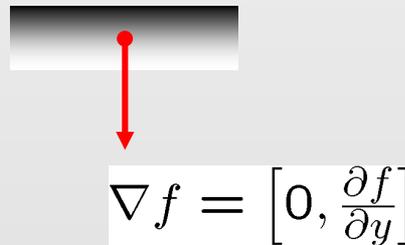
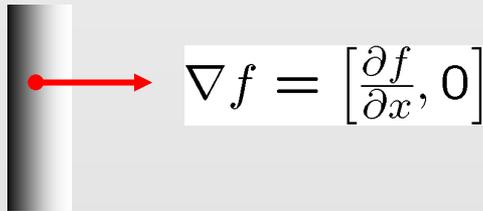
# Градиент изображения



- ▶ Градиент:

$$\nabla f = \left[ \frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right]$$

- ▶ Градиент показывает направление наибольшего изменения яркости



Угол наискорейшего изменения градиента:

$$\theta = \tan^{-1} \left( \frac{\partial f}{\partial y} / \frac{\partial f}{\partial x} \right)$$

Абсолютное значение градиента

$$\|\nabla f\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}$$



# Дискретный градиент



**Аппроксимация первой производной:**

$$\frac{\partial f}{\partial x}[x, y] \approx f[x+1, y] - f[x, y] \quad \boxed{\begin{array}{|c|c|} \hline 1 & -1 \\ \hline \end{array}}$$

$$\frac{\partial f}{\partial x}[x, y] \approx f[x, y] - f[x-1, y] \quad \boxed{\begin{array}{|c|c|} \hline 1 & -1 \\ \hline \end{array}}$$

$$\frac{\partial f}{\partial x}[x, y] \approx \frac{1}{2} f[x+1, y] - f[x-1, y] \quad \boxed{\begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & . & -1 \\ \hline \end{array}}$$

## Детекторы Превитта

$$M_x(i, j) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$M_y(i, j) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$



# Типы градиентных операторов



$\Delta_1$	$\Delta_2$	$\Delta_1$	$\Delta_2$
0 1 -1 0	1 0 0 -1	-1 0 1 -1 0 1 -1 0 1	1 1 1 0 0 0 -1 -1 -1
(a)		(b)	
$\Delta_1$	$\Delta_2$	$\Delta_1$	$\Delta_2$
-1 0 1 -2 0 2 -1 0 1	1 2 1 0 0 0 -1 -2 -1	-3 -1 1 3 -3 -1 1 3 -3 -1 1 3 -3 -1 1 3	3 3 3 3 1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 -3 -3 -3 -3
(c)		(d)	

S<sub>2</sub>

S<sub>5</sub>

S<sub>3</sub>

(a): Кросс-операторы Робертса (b): 3x3 Операторы Превитта  
(c): Операторы Собеля (d) 4x4 Операторы Превитта



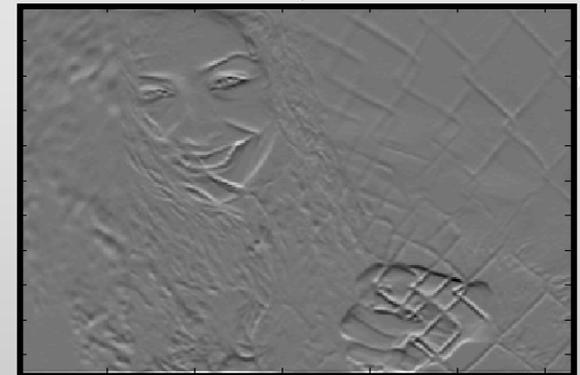
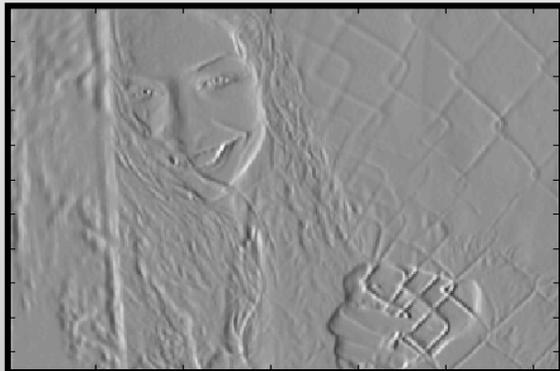
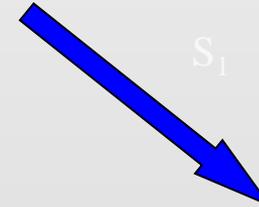
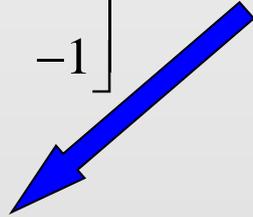
# Детекторы Собеля



$$M_x(i, j) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$



$$M_y(i, j) = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$



$S_1$

$S_2$

$S_5$



# Детекторы Собеля



$$M_x(i, j) = \frac{1}{8} \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline -2 & 0 & 2 \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline \end{array}$$

$$M_y(i, j) = \frac{1}{8} \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline -1 & -2 & -1 \\ \hline \end{array}$$

$$M_{135}(i, j) = \frac{1}{8} \begin{array}{|c|c|c|} \hline -2 & -1 & 0 \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline 0 & 1 & 2 \\ \hline \end{array}$$

$$M_{45}(i, j) = \frac{1}{8} \begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & -1 & -2 \\ \hline -1 & 0 & -1 \\ \hline -2 & -1 & 0 \\ \hline \end{array}$$



# Детекторы Собеля



Оригинальное изображение



Градиентное изображение

$S_2$



Бинарное изображение



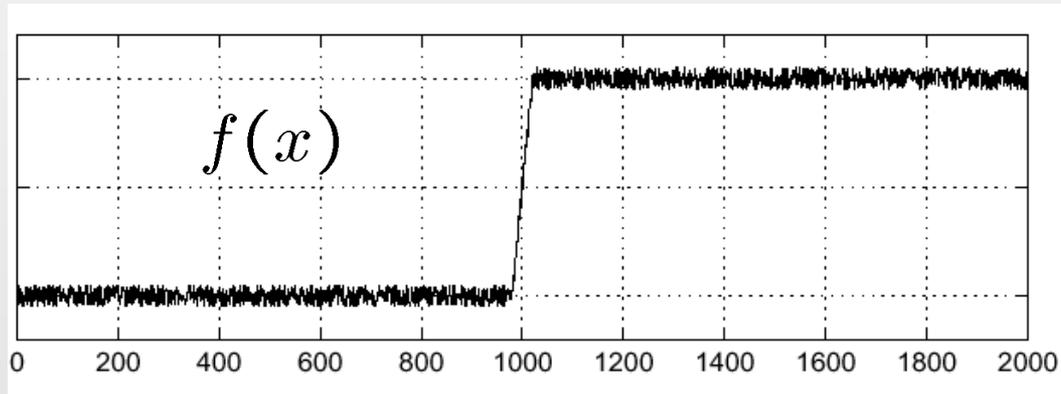
Скелетное изображение

$S_3$

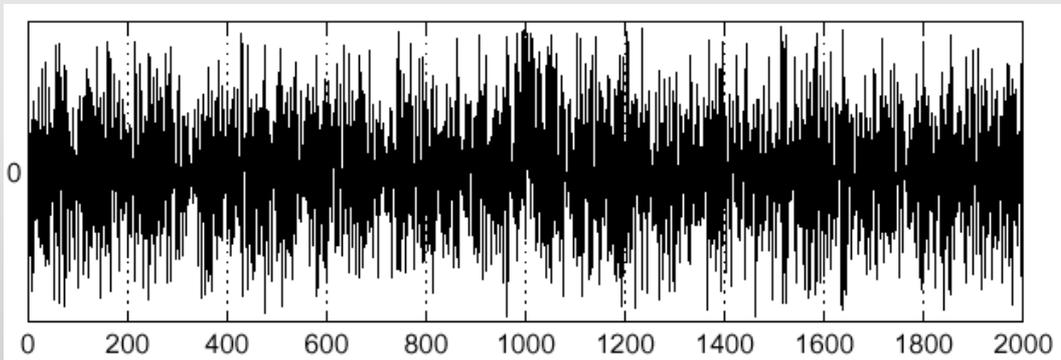
# Воздействие шума



Сигнал+шум



$$\frac{d}{dx} f(x)$$



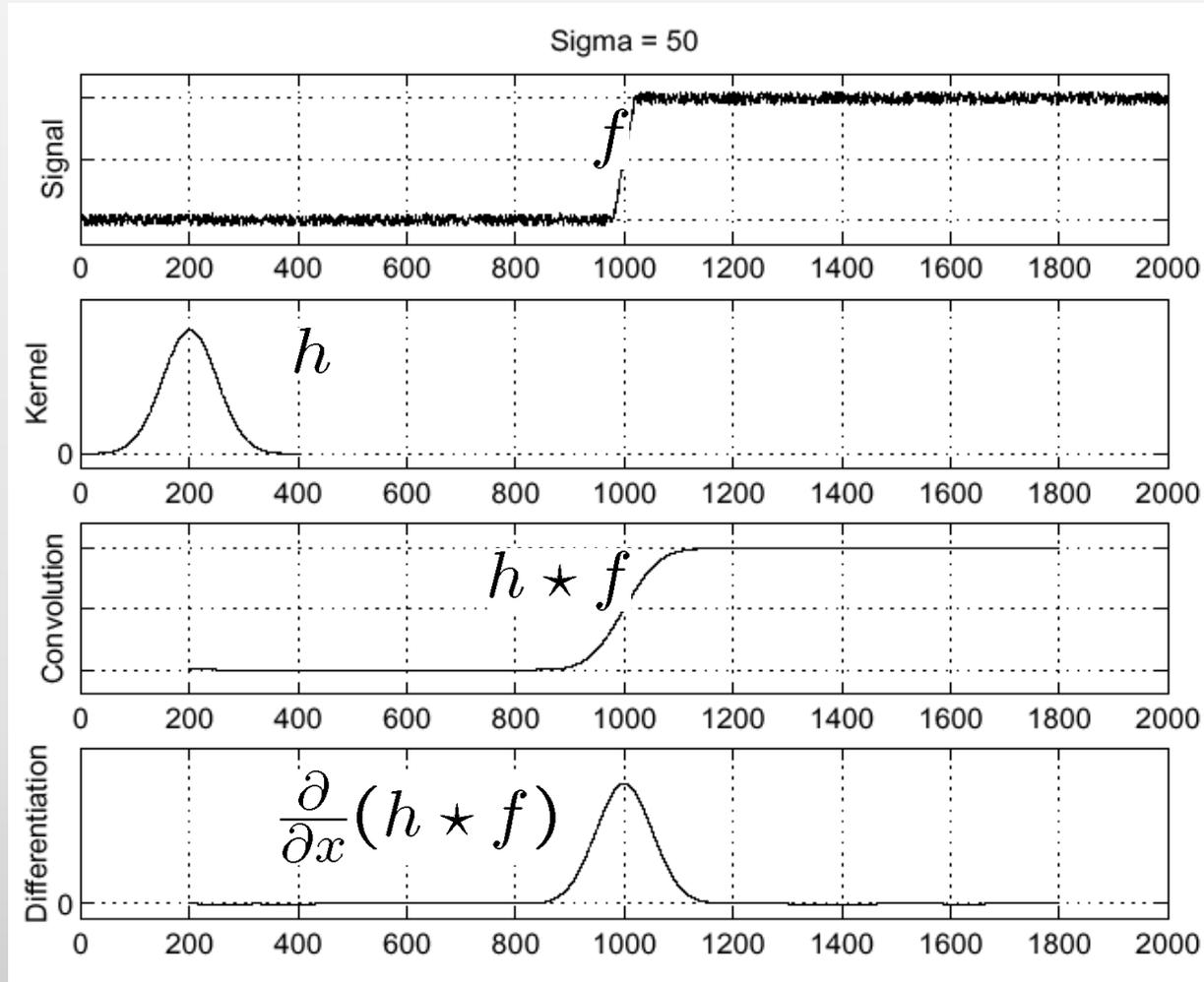
$S_5$

$S_3$

Где перепад?



# Решение: предварительная фильтрация сигнала



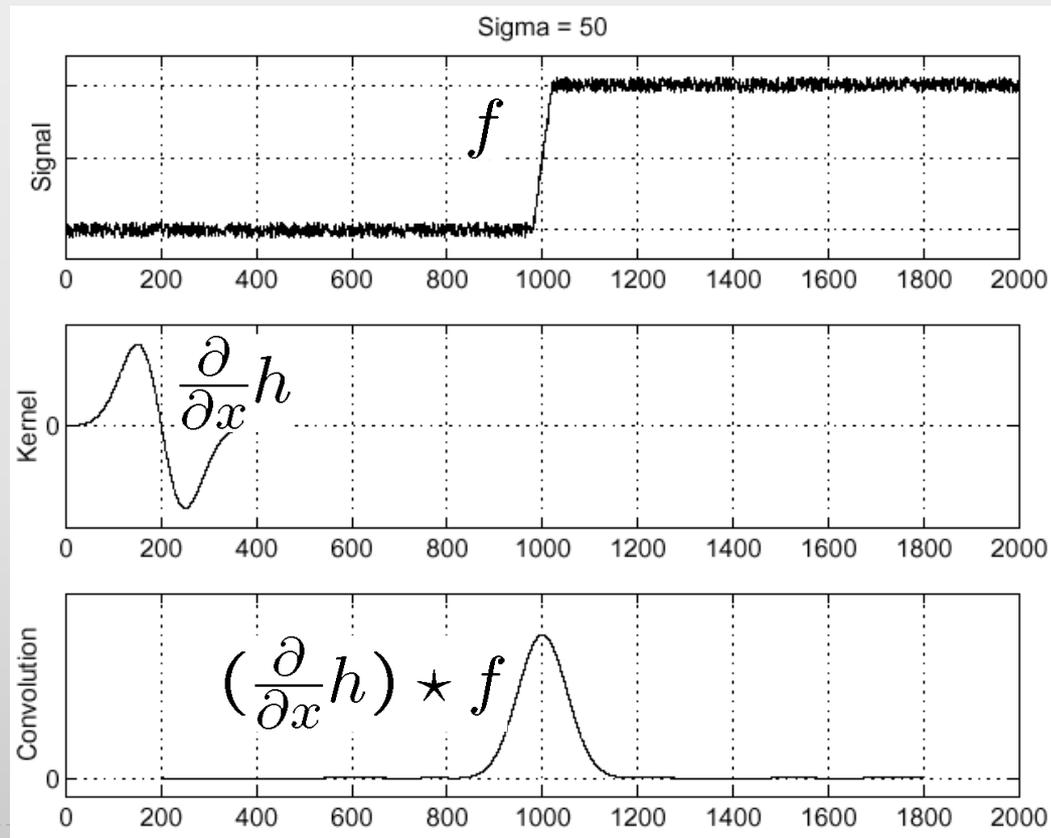
Где перепад? Смотри на пик в  $\frac{\partial}{\partial x}(h \star f)$

# Теорема о производной свертки



$$\frac{\partial}{\partial x}(h \star f) = \left(\frac{\partial}{\partial x}h\right) \star f$$

Свертка с производной ИПХ



S<sub>2</sub>

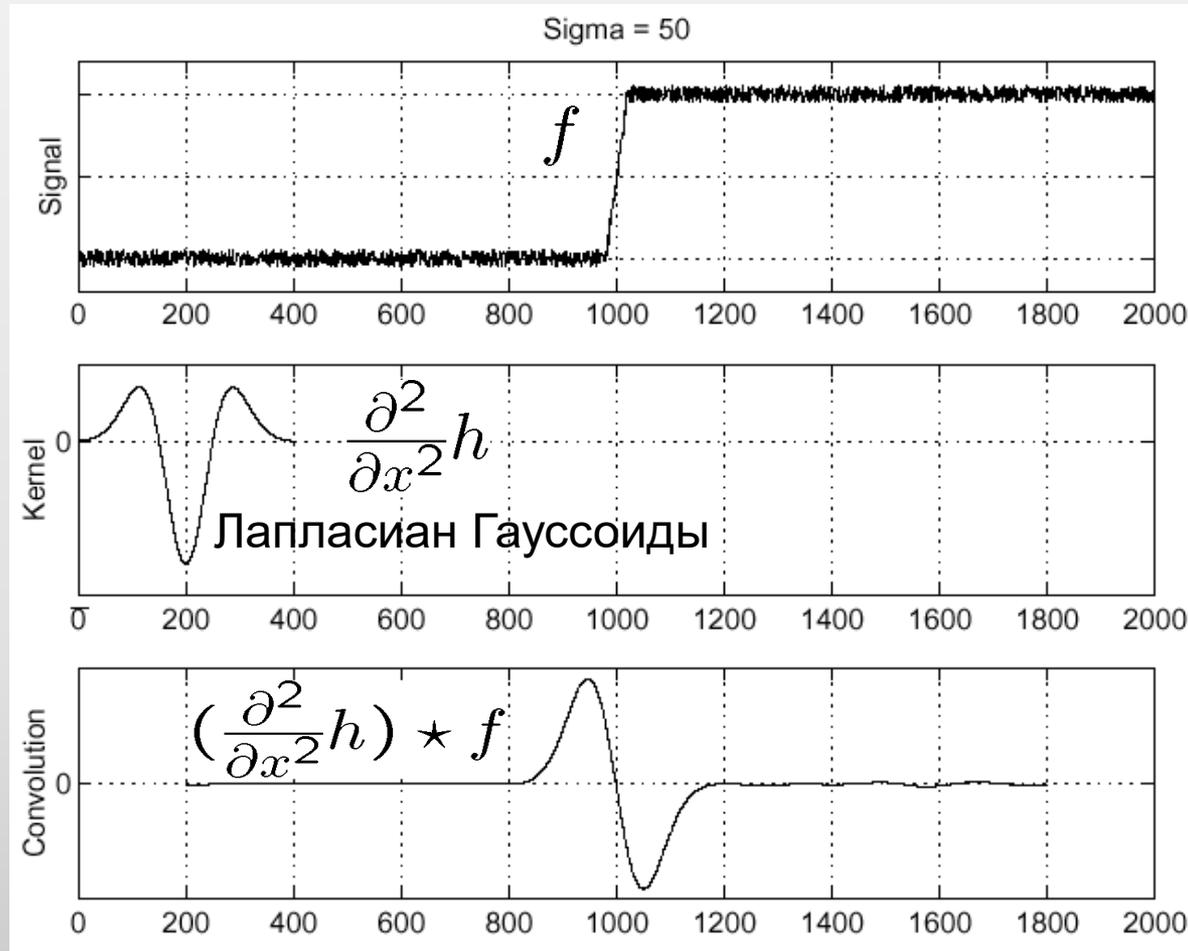
S<sub>5</sub>

S<sub>3</sub>

# Лапласиан Гауссоиды



► Рассмотрим  $\frac{\partial^2}{\partial x^2}(h \star f)$



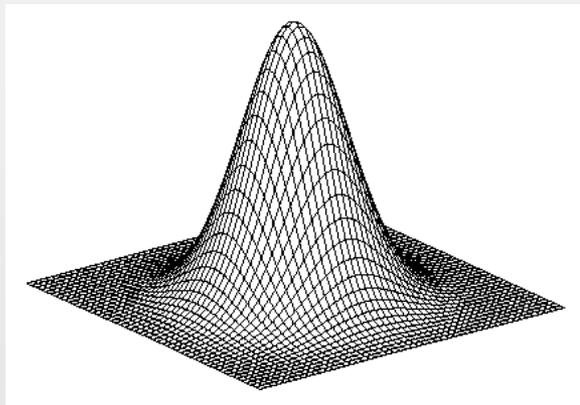
S<sub>2</sub>

S<sub>5</sub>

S<sub>3</sub>

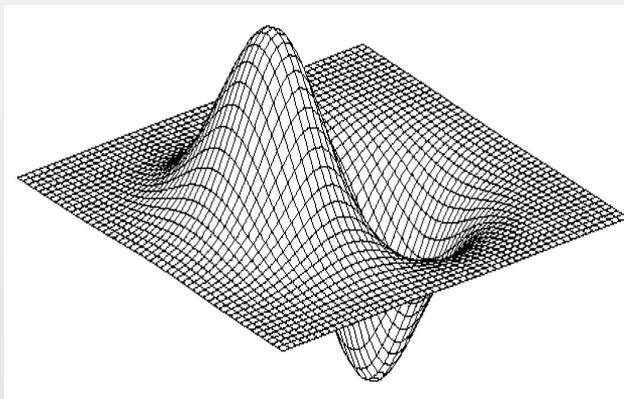
► Где перепад? Там, где пересекается нулевой уровень

# 2D детектор перепадов яркости



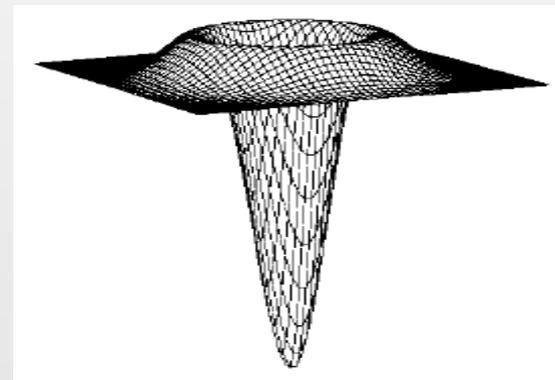
Гауссоида

$$h_{\sigma}(u, v) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma^2}}$$



1-ая производная Гауссоиды

$$\frac{\partial}{\partial x} h_{\sigma}(u, v)$$



Лапласиан Гауссоиды

$$\nabla^2 h_{\sigma}(u, v)$$

$\nabla^2$  - оператор Лапласа:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$



# Детекторы Марра (LoG-детекторы)



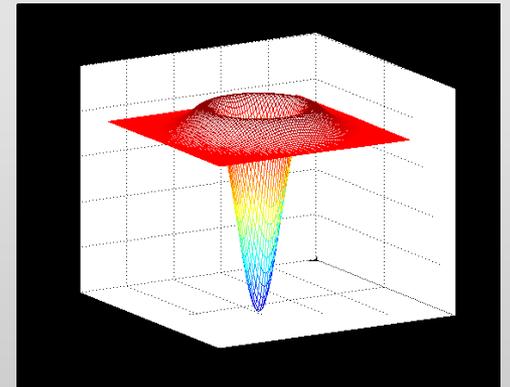
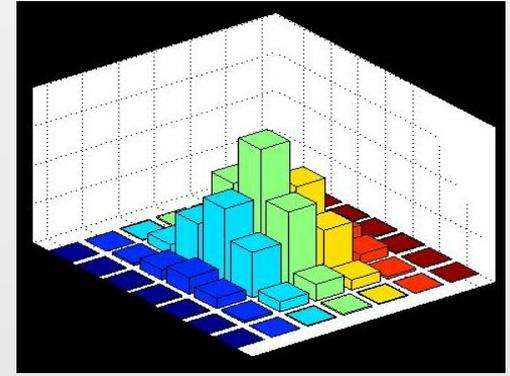
Гауссовское сглаживание  $S = g * f$

$$g = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

Воздействие Лапласианом  $\Delta^2 S = \frac{\partial^2}{\partial x^2} S + \frac{\partial^2}{\partial y^2} S$

$$\Delta^2 S = \Delta^2 (g * f) = (\Delta^2 g) * f$$

$$\Delta^2 g = -\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^3}} \left( 2 - \frac{x^2 + y^2}{\sigma^2} \right) e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$



# LoG -фильтр



$$\Delta^2 G_\sigma = -\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \left( 2 - \frac{x^2 + y^2}{\sigma^2} \right) e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}$$

0.0008	0.0066	0.0215	0.031	0.0215	0.0066	0.0008
0.0066	0.0438	0.0982	0.108	0.0982	0.0438	0.0066
0.0215	0.0982	0	-0.242	0	0.0982	0.0215
0.031	0.108	-0.242	-0.7979	-0.242	0.108	0.031
0.0215	0.0982	0	-0.242	0	0.0982	0.0215
0.0066	0.0438	0.0982	0.108	0.0982	0.0438	0.0066
0.0008	0.0066	0.0215	0.031	0.0215	0.0066	0.0008

*Y*

*X*

*S*<sub>2</sub>

*S*<sub>3</sub>

# LoG -фильтр

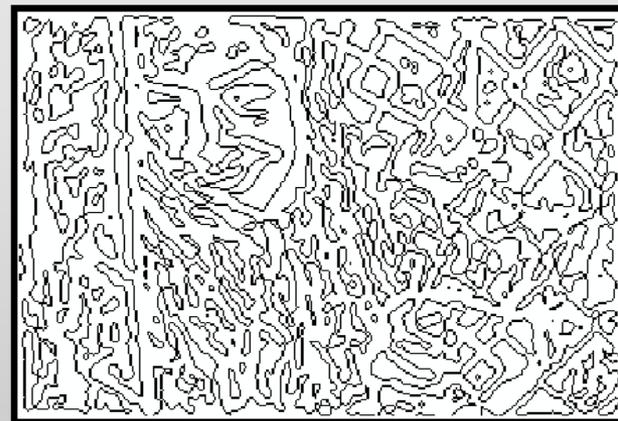


$f$



$(\Delta^2 g) * f$

Пересечения нулей  $\Delta^2 S$



# Влияние $\sigma$ на LoG-детектор



Оригинал



LoG-детектор с  $\sigma = 1$



LoG-детектор с  $\sigma = 2$

Выбор  $\sigma$  зависит от многих факторов:

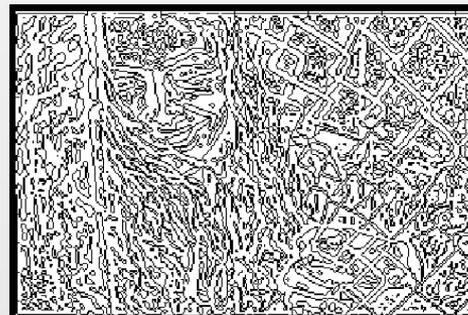
- Большое  $\sigma$  : детектируются «грубые» перепады
- Маленькое  $\sigma$  : детектируются малые детали



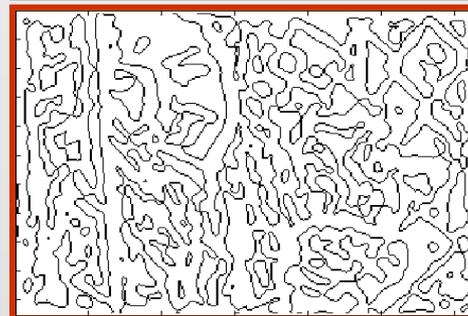
# LoG -фильтр



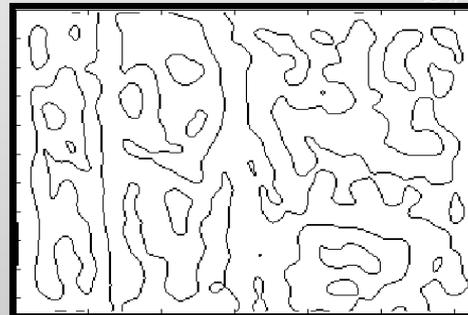
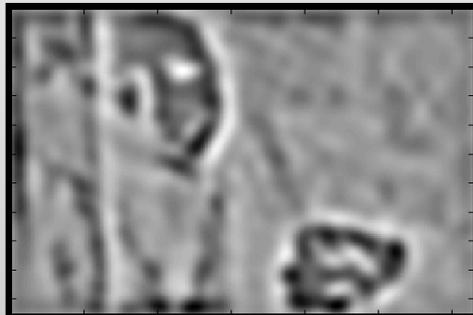
$\sigma = 1$



$\sigma = 3$



$\sigma = 6$



$S_2$

$S_5$

$S_3$



# Детектор Кэйинни



1. Сглаживание Гауссовским фильтром
2. Дифференцирование сглаженного изображения
3. Нахождение абсолютного значения и угла градиента
4. Подавление немаксимальных элементов  $S_1$   $S_2$
5. Пороговая обработка  $S_5$

$S_4$

$S_3$



# Детектор Кэйнни



Два первых шага:

Сглаживание

$$S = f * g(x, y) = g(x, y) * f$$

$$g(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

Вычисление градиента

$$\nabla S = \nabla(g * I) = (\nabla g) * I$$

$$\nabla S = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} * f = \begin{bmatrix} g_x * f \\ g_y * f \end{bmatrix}$$

$$\nabla g = \begin{bmatrix} \frac{\partial g}{\partial x} \\ \frac{\partial g}{\partial y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix}$$

S<sub>1</sub>

S<sub>2</sub>

S<sub>5</sub>

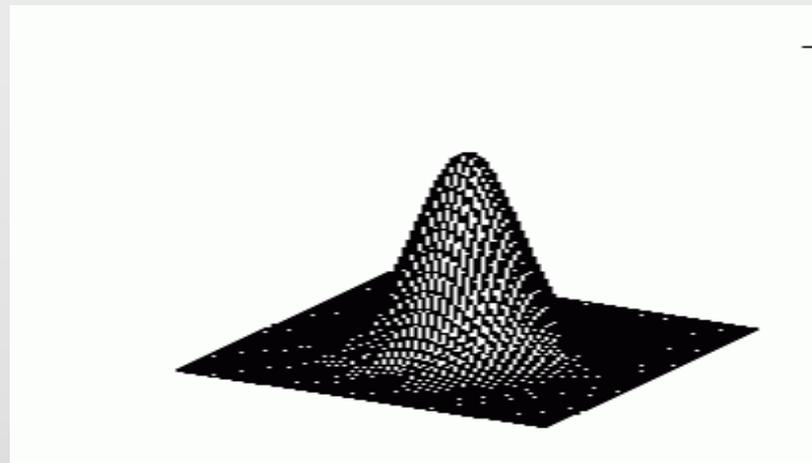
S<sub>3</sub>



# Детектор Кэйинни

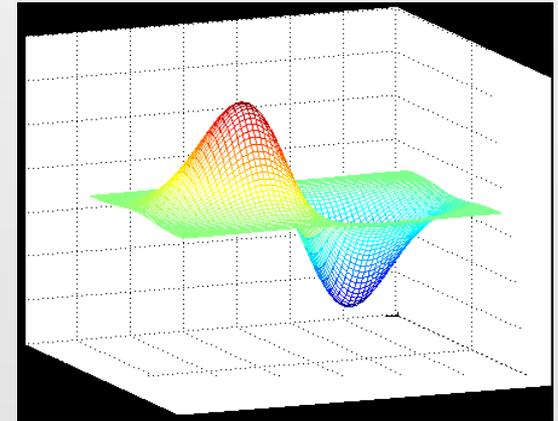


## Градиент Гауссоиды:

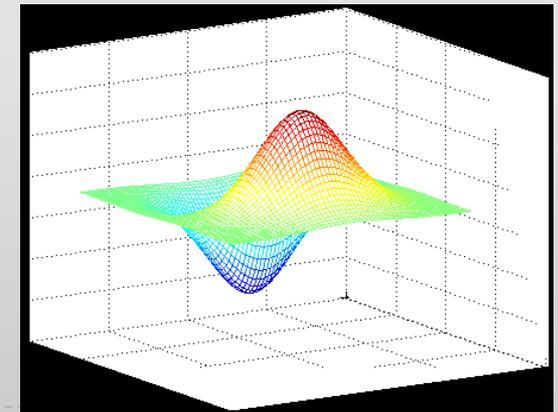


$g(x, y)$

$g_x(x, y)$



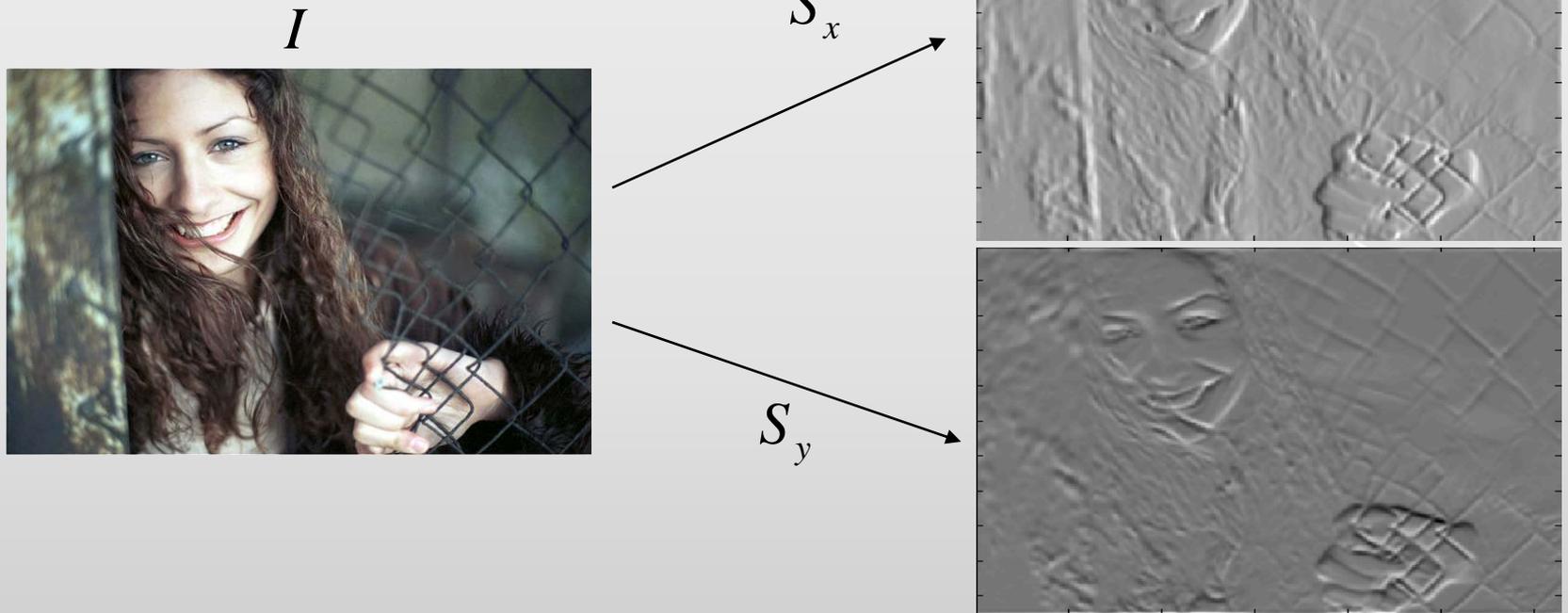
$g_y(x, y)$



# Детектор Кэйинни



Два первых шага:



# Детектор Кэйинни



## Градиент Гауссоиды:

Абсолютное значение и направление градиента

$(S_x, S_y)$  Градиентный вектор

$$\text{норма вектора} = \sqrt{(S_x^2 + S_y^2)}$$

$$\text{Направление} = \theta = \tan^{-1} \frac{S_y}{S_x}$$

$S_1$

$S_2$



$S_5$

$S_3$

Изображение

Норма градиента



# Детектор Кэйинни

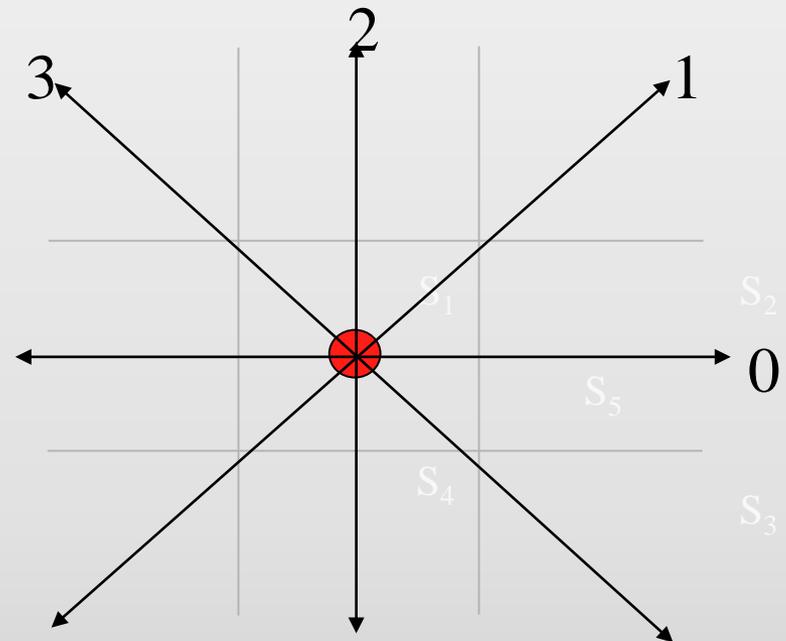


## Квантование нормальных направлений

$$\tan \theta = \frac{S_y}{S_x}$$

Квантование:

- 0:  $-0.4142 < \tan \theta \leq 0.4142$
- 1:  $0.4142 < \tan \theta < 2.4142$
- 2:  $|\tan \theta| \geq 2.4142$
- 3:  $-2.4142 < \tan \theta \leq -0.4142$

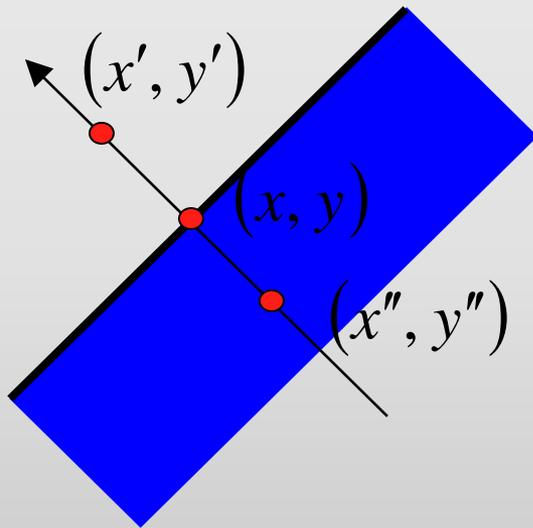


# Детектор Кэйинни



Подавление пикселей в  $|\nabla S|$ , которые не являются локальными максимумами

$$M(x, y) = \begin{cases} |\nabla S|(x, y) & \text{if } |\Delta S|(x, y) > |\Delta S|(x', y') \\ & \& |\Delta S|(x, y) > |\Delta S|(x'', y'') \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad S_5$$



$x'$  и  $x''$  соседи  $x$  вдоль нормального направления к перепаду



# Детектор Кэйинни



$$|\Delta S| = \sqrt{S_x^2 + S_y^2}$$

*M*



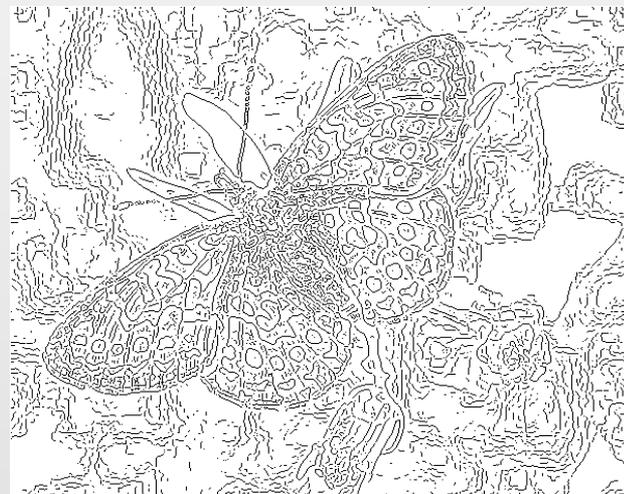
Для визуализации

$M \geq \text{Threshold} = 25$

# Детектор Кэйинни



## Влияние $\sigma$



$S_2$



$S_4$

$S_3$



# Детектирование с вычитанием



$S_2$



$S_5$

$S_4$

$S_3$



# ВОПРОСЫ





**END**

