

Введение в Компьютерное Зрение  
Лекция №4, осень 2020

# Глобальные характеристики изображений



Кафедра  
технологий  
проектирования  
сложных  
технических  
систем

# План лекции

- Задача сравнения изображений. Признаковые пространства
- Цветовые признаки
- Текстурные признаки
- Контурные признаки

# Задача сравнения изображений

Мотивация решать задачу сравнения изображений:

- создание поисковых систем;
- один из способов классификации образов;
- один из способов распознавания образов.

Методы решение задачи:

- попиксельное сравнение;
- сравнение наборов признаков – некоторые отличительные особенности изображений

# Признаки изображений

В машинном обучении и распознавании образов **признак** — это индивидуальное измеримое свойство или характеристика наблюдаемого явления

Признаки изображений:

- текстовое описание;
- визуальное описание.

Свойства признаков:

- информативность;
- инвариантность;
- компактность.

# Признаки изображений

Текстовые признаки:

- тэги и аннотации;
- метаданные изображения (дата съемки, параметры сенсора и тп.).

Визуальные признаки:

- цветовые признаки;
- текстурные признаки;
- контурные признаки;
- пространственные признаки.

# Признаки изображений

Разделяют признаки на 2 типа:

- Глобальные – признаки, описывающие общее представление о изображении или его части.
- Локальные – признаки, описывающие представление в специально выбранных областях или точках изображения.

# Признаковое пространство

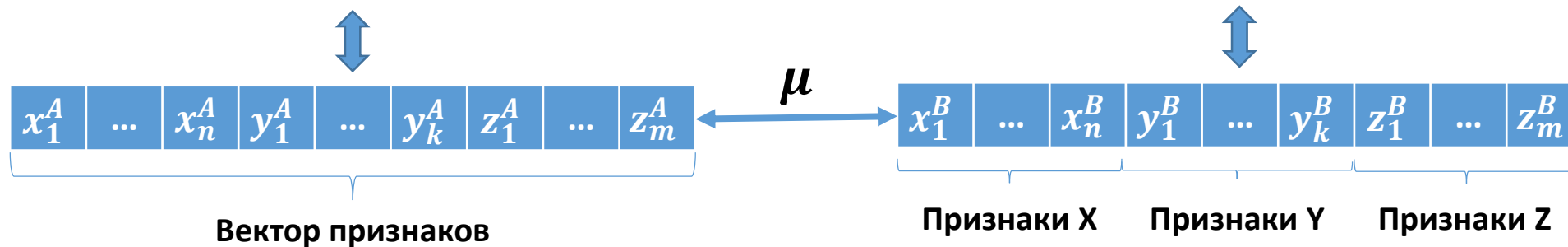
Признаковое пространство – множество векторов признаков с заданной мерой подобия

Вектор признаков –  $n$ -мерный вектор числовых признаков, который представляет некоторый объект

Изображение А



Изображение В



# Сопоставление признаков

Если ввести меру подобия признаков, то так будет задана мера сходства изображений в выбранном признаковом пространстве с заданной мерой

Изображение А



Изображение В

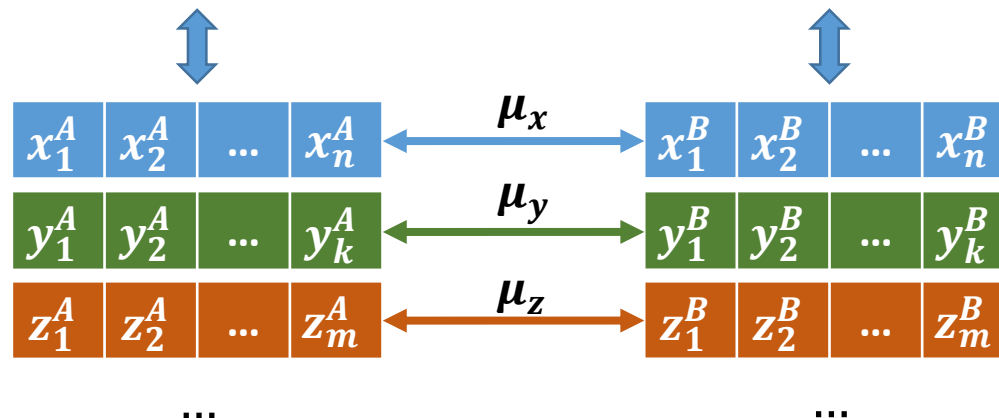


Diagram illustrating the calculation of the image similarity measure  $D$ .

A thick black arrow points from the feature matching diagram to a set of similarity measures  $d_1, d_2, d_3, \dots$ .

A thick black arrow points from the set of similarity measures to the formula for the image similarity measure:

$$D = \sum c_i d_i$$

The text "Мера сходства изображений" (Image similarity measure) is written above the formula.



# План лекции

- Задача сравнения изображений. Признаковые пространства
- **Цветовые признаки**
- Текстурные признаки
- Контурные признаки

# Гистограммы: прямое сравнение

Гистограммы являются признаком изображения с размерностью равной количеству интервалов разбиения

Меры сравнения гистограмм:

1. Пересечение

$$d(H_1, H_2) = 1 - \sum_I \min(H_1(I), H_2(I))$$

2. Корреляция

$$d(H_1, H_2) = \frac{\sum_I (H_1(I) - \bar{H}_1)(H_2(I) - \bar{H}_2)}{\sqrt{\sum_I (H_1(I) - \bar{H}_1)^2 \sum_I (H_2(I) - \bar{H}_2)^2}}, \text{ где } \bar{H}_k = \frac{1}{N} \sum_J H_k(J)$$

3. Хи-квадрат

$$d(H_1, H_2) = \sum_I \frac{(H_1(I) - H_2(I))^2}{H_1(I)}$$

**Важна нормализация гистограмм**

# Гистограммы: проблемы применения

## Квантование гистограмм

- Сетки: быстрые, но применимые только с несколькими размерами
- Кластеризация: медленнее, но может квантовать данные в более высоких измерениях



### **Много интервалов квантования:**

- нужно больше данных
- более детальное представление

### **Мало интервалов квантования:**

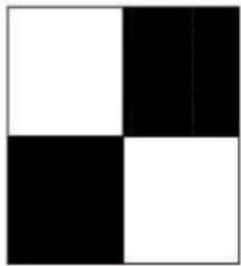
- нужно меньше данных
- более грубое представление

## Совмещение гистограмм:

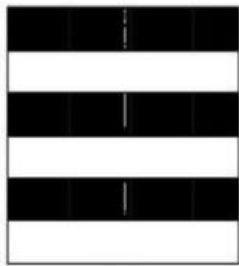
- Мера Пересечение или Евклидово расстояние работает быстро
- Хи-квадрат часто работает лучше

# Гистограммы: проблемы применения

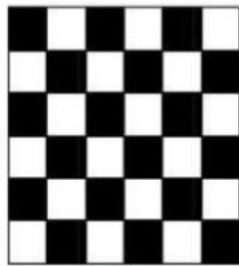
Гистограммы не содержат пространственную информацию о расположении цветов



A

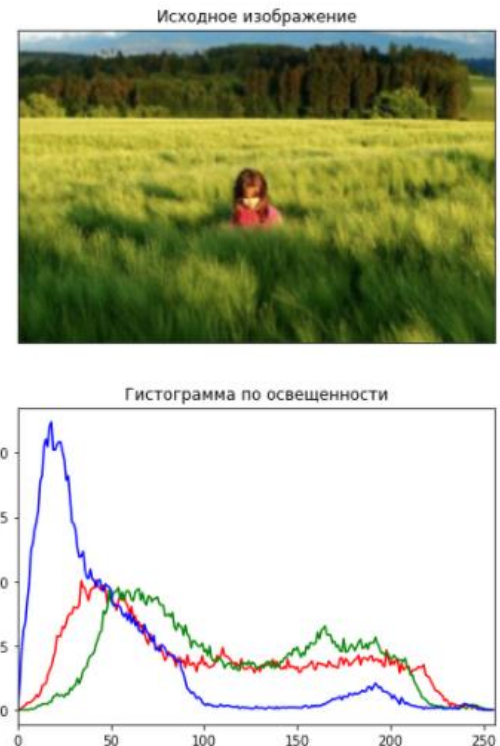
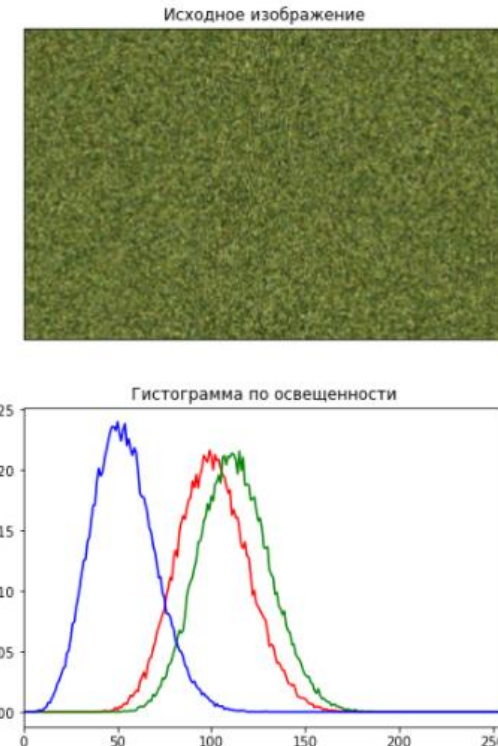
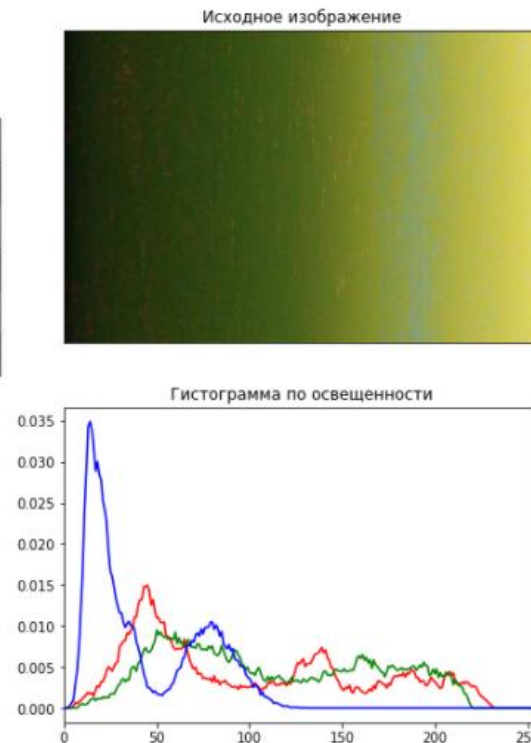


B



C

$$H_A = H_B = H_C$$



Гистограммы для изображений выше будут равны, хотя их структура различается

# Гистограммы: проблемы применения

Гистограммы не содержат семантической информации – не получится в явном виде задать эту информацию



На обоих изображениях видны самолеты, но разного применения – военного и гражданского

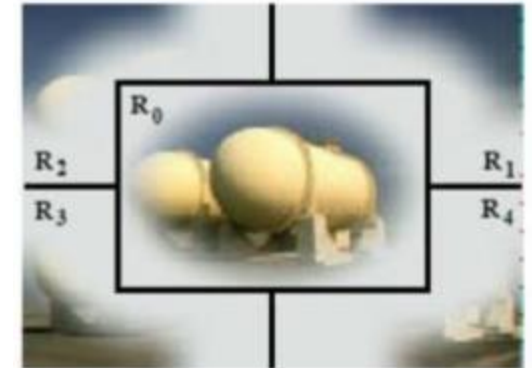
# Гистограммы: учет недостатков

Пространственное расположение объектов в гистограммах можно учитывать с помощью:

- разбиения изображения на зоны интереса;
- выделение нечетких областей.



Разбиение на зона интереса – сегментация



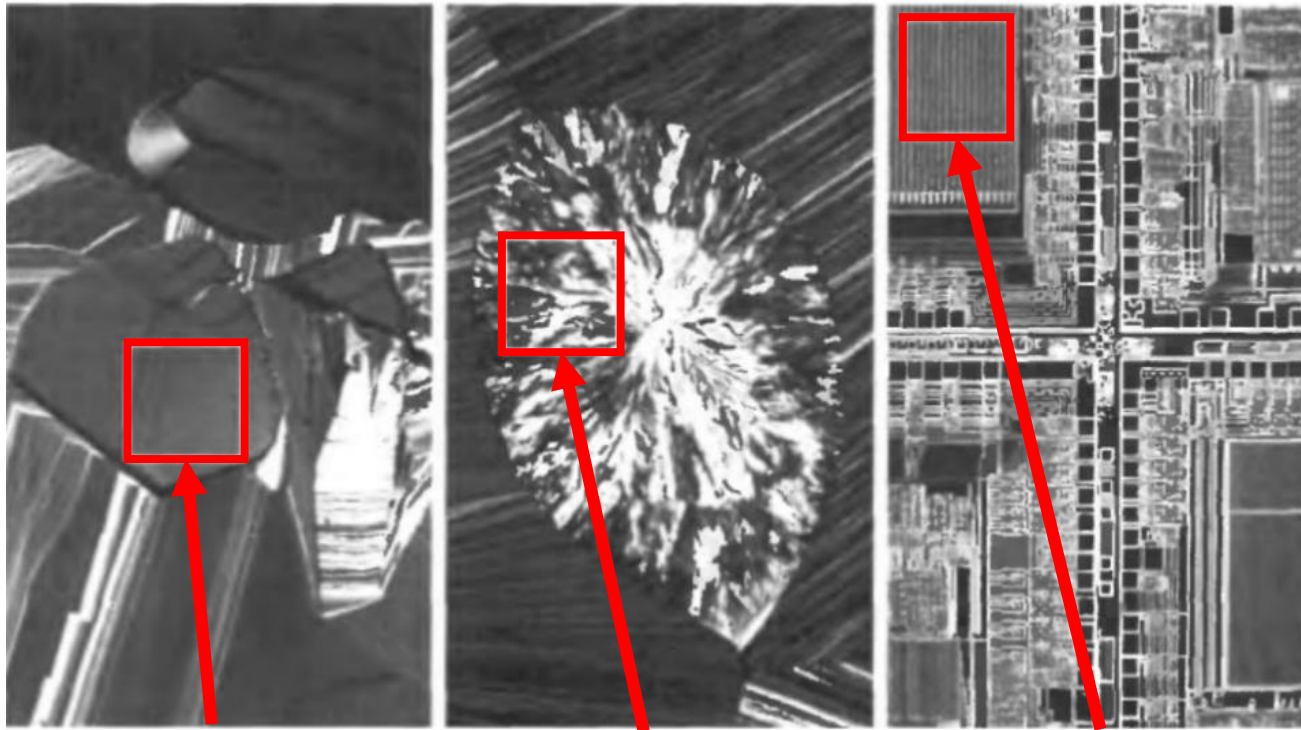
Выделение нечетких областей

# План лекции

- Задача сравнения изображений. Признаковые пространства
- Цветовые признаки
- **Текстурные признаки**
- Контурные признаки

# Текстуры изображений

Выделим примеры типов структур на изображениях:



Гладкая  
структура

Грубая  
структура

Периодическая  
структура



# Матрица смежности

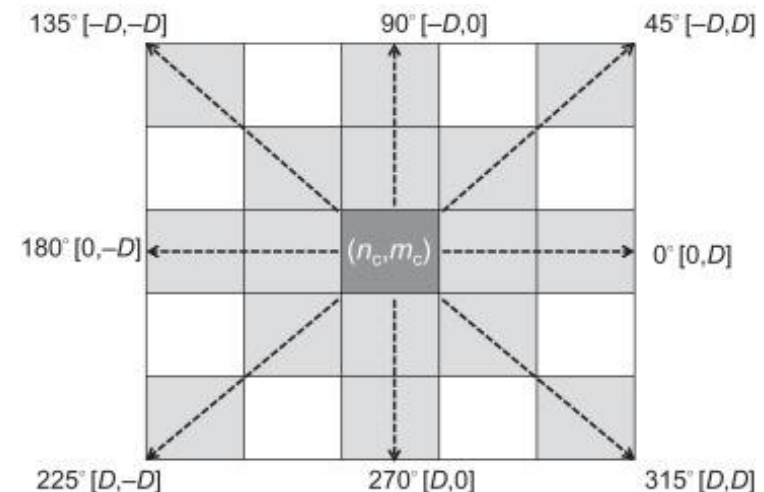
Для того, чтобы численно описать визуальное представление о текстуре используют матрицу смежности - Grey Level Co-occurrence Matrices (GLCM)

Матрица частот пар пикселей определенной яркости, расположенных на изображении определенным образом относительно друг друга

$$C_M = \sum_k^{n=1} \sum_k^{m=1} \begin{cases} 1, \text{if } I(n, m) = k \text{ and } I(n + D_x, m + D_y) = k \\ 0, \text{otherwise} \end{cases}$$

где  $D_x, D_y$  параметр сдвига, задающий взаимное расположение пикселей

$I(n, m)$  – уровень яркости пикселя изображения, расположенного в точке  $(n, m)$



# Характеристики матрицы смежности

В качестве признаков для анализа выделяют характеристики матрицы GLCM:

$$Contrast = \sum_{i,j=0}^{levels-1} C_{i,j}(i-j)^2$$

Контраст является мерой локального изменения интенсивности

$$Dissimilarity = \sum_{i,j=0}^{levels-1} C_{i,j}|i-j|$$

Отражает меру несимметричности элементов в GLCM

$$Homogeneity = \sum_{i,j=0}^{levels-1} \frac{C_{i,j}}{1+(i-j)^2}$$

Отражает близость распределения элементов в GLCM

$$Entropy = - \sum_{i,j=0}^{levels-1} C_{i,j} \log_2 C_{i,j}$$

Совместная энтропия - это мера случайности, изменчивости значений интенсивности соседства

# План лекции

- Задача сравнения изображений. Признаковые пространства
- Цветовые признаки
- Текстурные признаки
- **Контурные признаки**

# Границы объектов на изображениях

Разрывы и перепады значений яркости пикселей означают границы между образами объектов

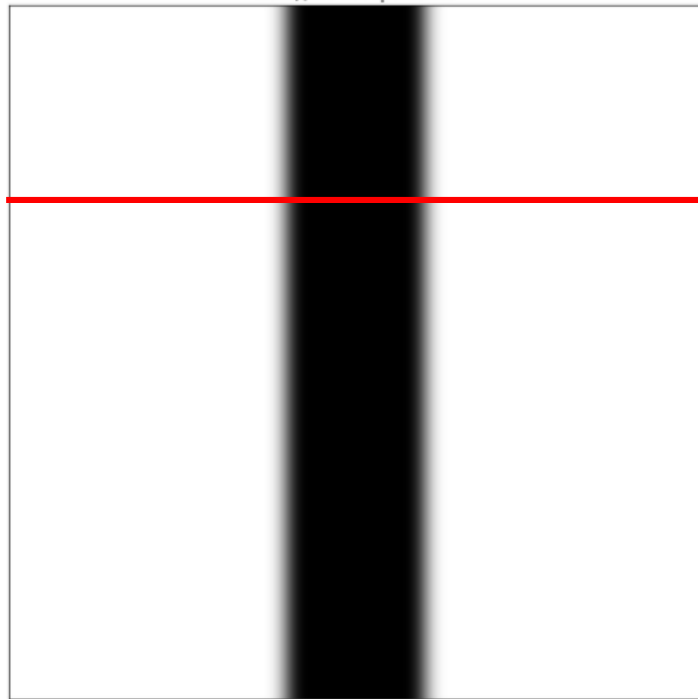
- Границы содержат больше семантической информации, чем однородные области
- Границы имеют более компактный вариант представления семантики на изображении



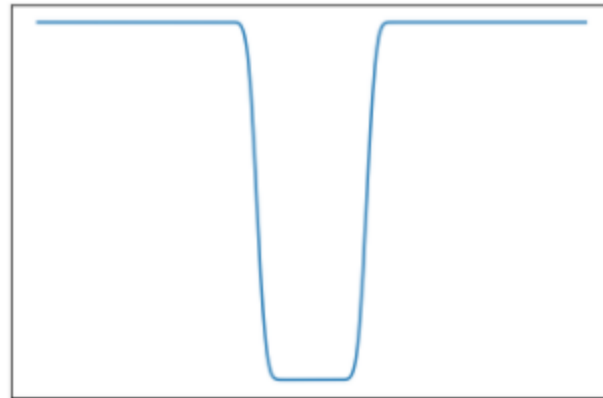
Контур образа человека

# Границы объектов на изображениях

Рассмотрим пример для того, чтобы понять, что означают границы

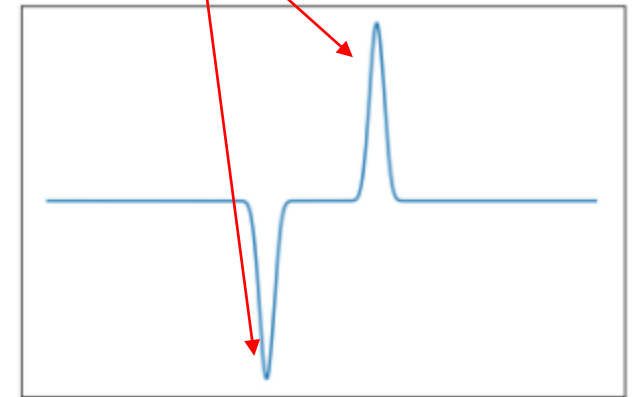


Исходное изображение



Значения пикселей по  
выделенному  
направлению

Пики соответствуют краям

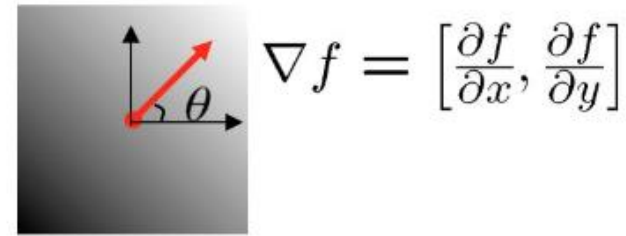
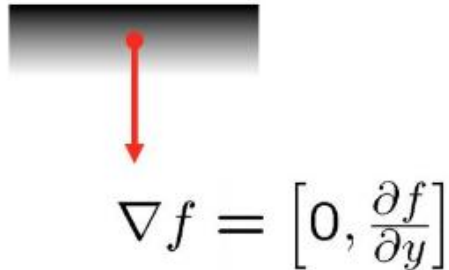
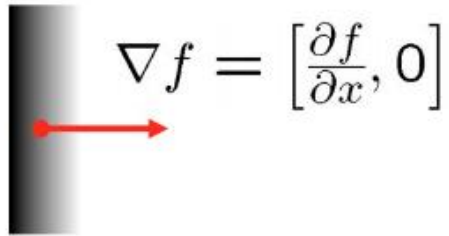


Первая производная  
значений пикселей

# Градиенты изображения

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

Градиент направлен в сторону  
наибольшего изменения  
ИНТЕНСИВНОСТИ



Направление градиента:

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

Величина градиента:

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

# Фильтры для вычисления градиента

Для функции двух переменных  $f(x,y)$ , частная производная по  $x$ :

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left( \frac{f(x + \varepsilon, y) - f(x, y)}{\varepsilon} \right)$$

Частная производная линейна и инвариантна к переносу => м.б. выражена через операцию свертки

Приближение разностной производной:

$$\frac{\partial f}{\partial x} \approx \frac{f(x_{n+1}, y) - f(x_n, y)}{\Delta x}$$

что является сверткой с ядром:

-1	1
----	---

# Фильтры для вычисления градиента

Дискретный случай:

$$\frac{\partial f}{\partial x}[x, y] \approx f[x + 1, y] - f[x, y]$$

$z_1$	$z_2$	$z_3$
$z_4$	$z_5$	$z_6$
$z_7$	$z_8$	$z_9$

Операторы для приближенного вычисления первых частных производных:

**Roberts:**

$$G_x = (z_9 - z_5)$$

$$G_y = (z_8 - z_6)$$

-1	0	0	-1
0	1	1	0

**Prewitt:**

$$G_x = (z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3)$$

$$G_y = (z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7)$$

-1	-1	-1	-1	0	1
0	0	0	-1	0	1
1	1	1	-1	0	1

**Sobel:**

$$G_x = (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3)$$

$$G_y = (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7)$$

-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-2	0	2
1	2	1	-1	0	1



# Фильтры для вычисления градиента

Вычисление второй производной: Лапласиан

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

$z_1$	$z_2$	$z_3$
$z_4$	$z_5$	$z_6$
$z_7$	$z_8$	$z_9$

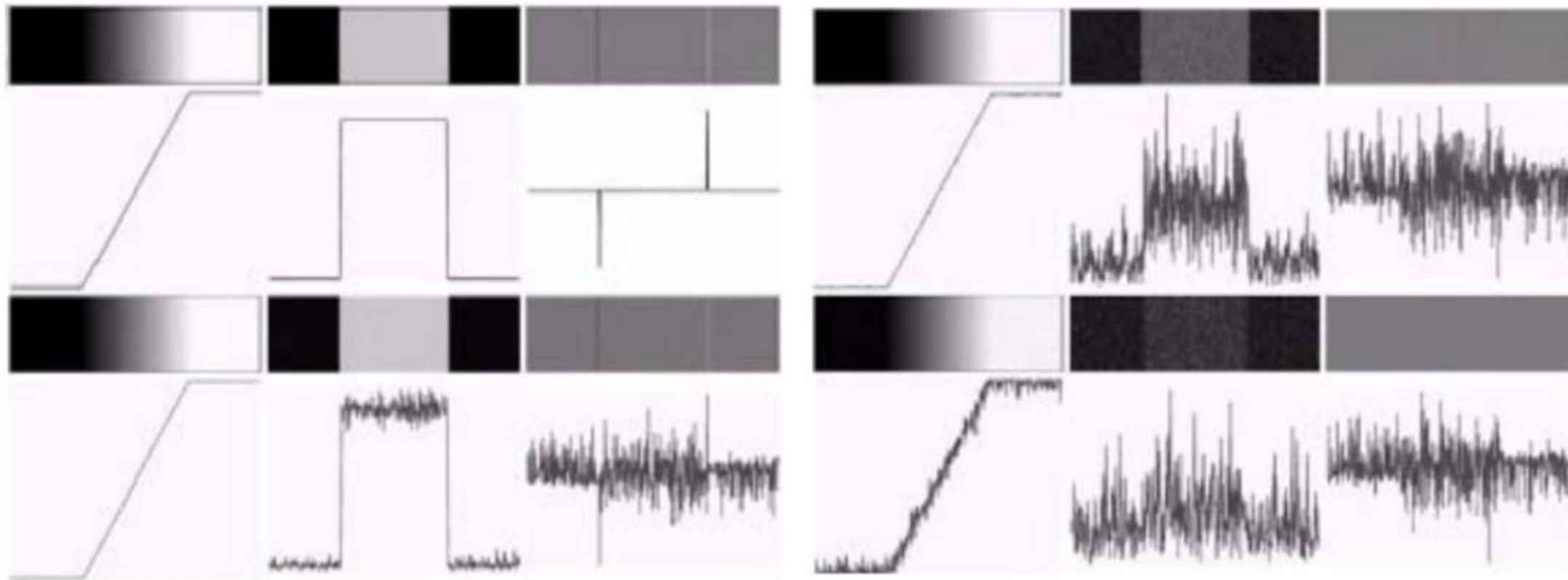
- Маски Лапласиана:

0	-1	0	-1	-1	-1
-1	4	-1	-1	8	-1
0	-1	0	-1	-1	-1

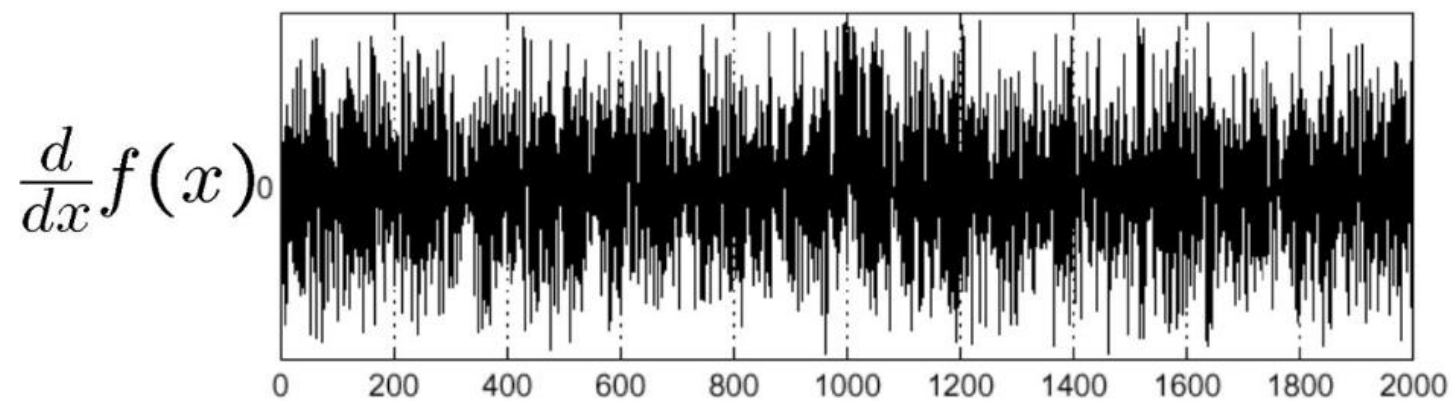
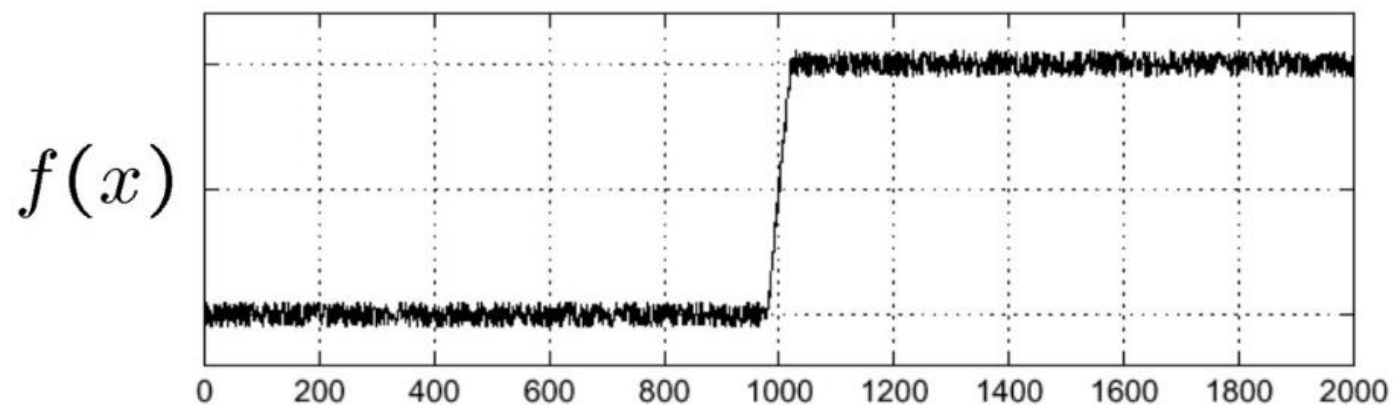
$$\nabla^2 f = 4z_5 - (z_2 + z_4 + z_6 + z_8)$$

$$\nabla^2 f = 8z_5 - (z_1 + z_2 + z_3 + z_4 + z_6 + z_7 + z_8 + z_9)$$

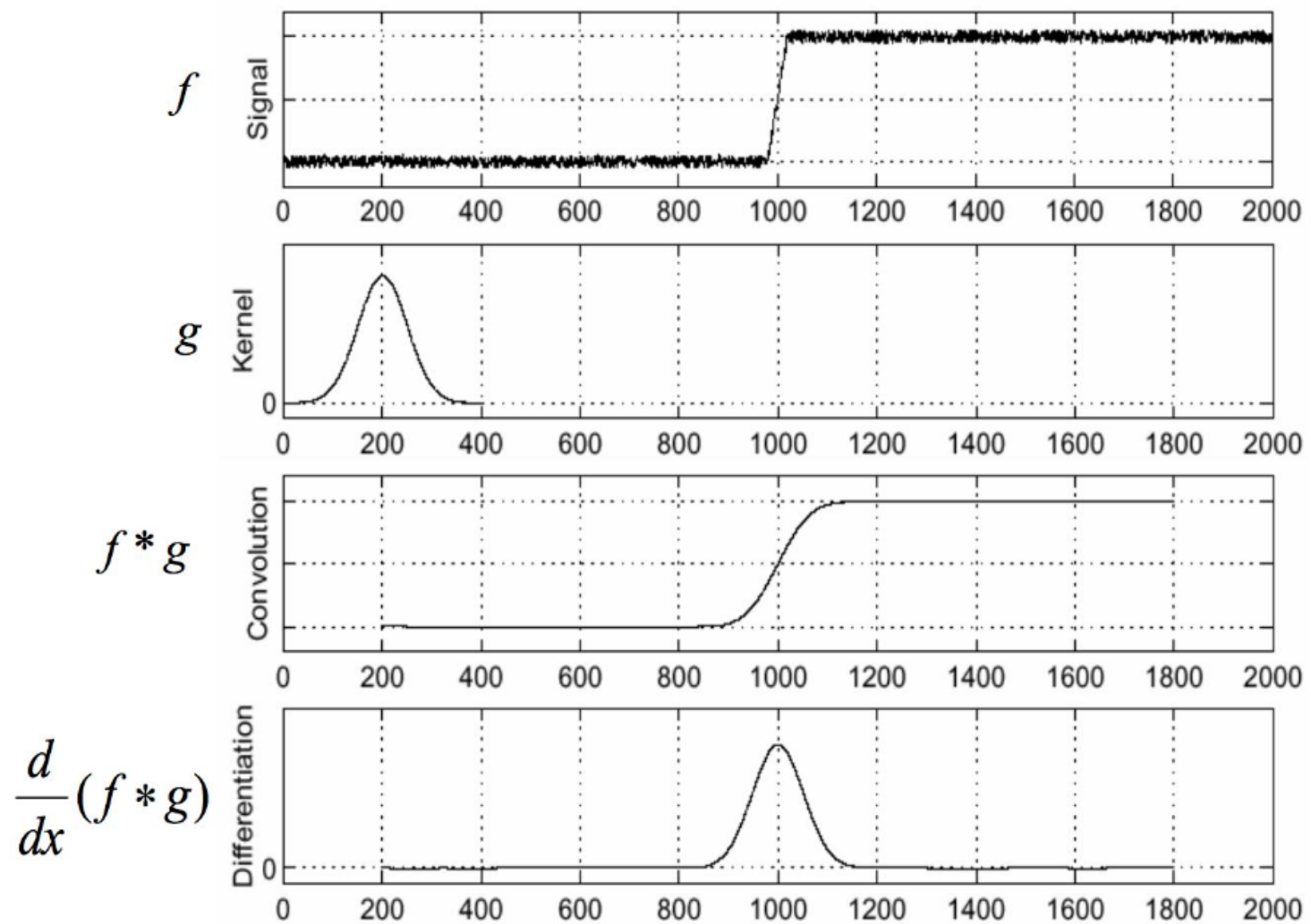
# Влияние шума



# Влияние шума



# Сглаживание шума

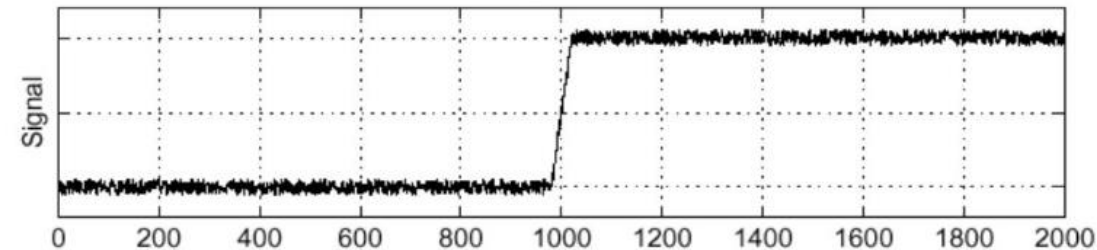


# Сглаживание шума

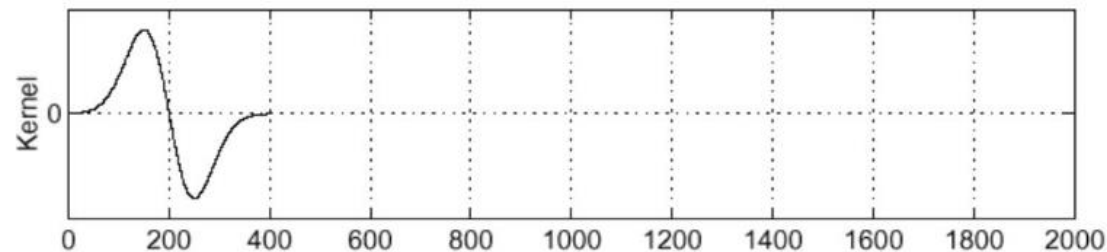
Воспользуемся свойствами свертки:

$$\frac{d}{dx}(f * g) = f * \frac{d}{dx}g$$

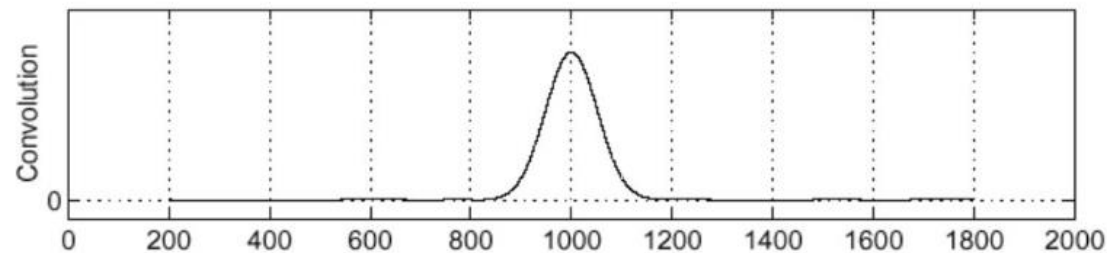
Sigma = 50



$f$

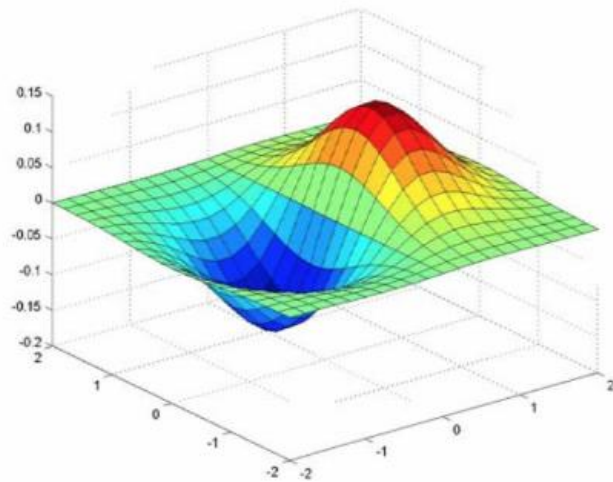


$\frac{d}{dx}g$

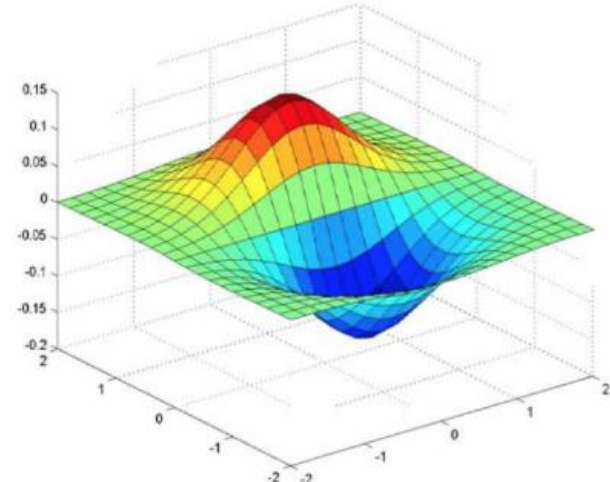
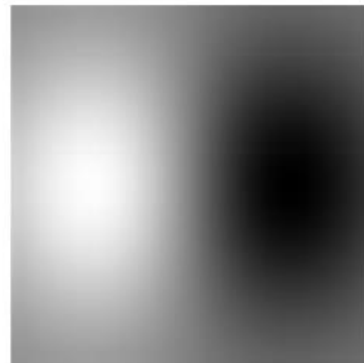


$f * \frac{d}{dx}g$

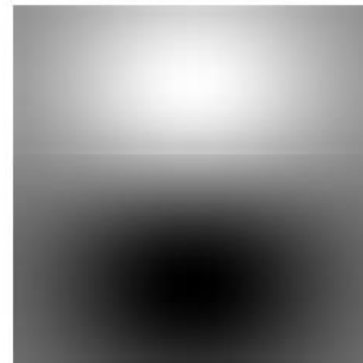
# Производная Гауссова фильтра



x-direction



y-direction



# Проблемы выделения границ

Как локализовать то, что мы видим на картинке как край?

Как сделать этот край таким, чтобы он рисовал полную границу объекта?

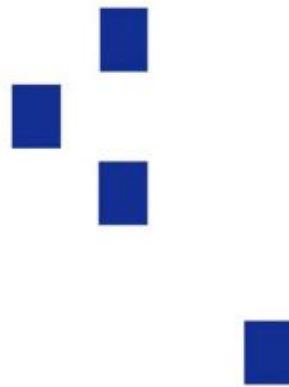


# Свойства детектора границ

- **Good localization:** найденный край должен быть как можно ближе к истинному краю
- **Single response:** детектор должен выдавать единственную точку для одной точки истинного края, минимизировать число локальных максимумов рядом с истинным краем



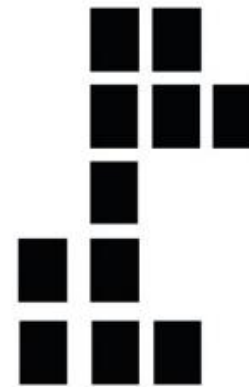
True  
edge



Poor robustness  
to noise



Poor  
localization



Too many  
responses



# Детектор границ Canny

Алгоритм детектора Canny:

1. Свертка изображения с производной фильтра Гаусса
2. Поиск значения и направления градиента
3. Выделение локальных максимумов (non-maximum suppression): «Утоньшение» края
4. Связывание краев и обрезание по порогу (hysteresis):
  - Определяем два порога: нижний и верхний
  - Используем верхний порог для начала построения кривой, нижний – для продолжения

# Детектор границ Санны: пример



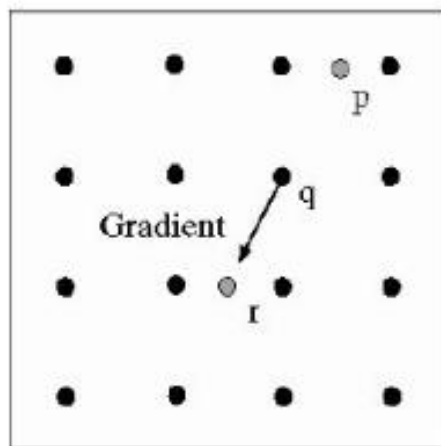
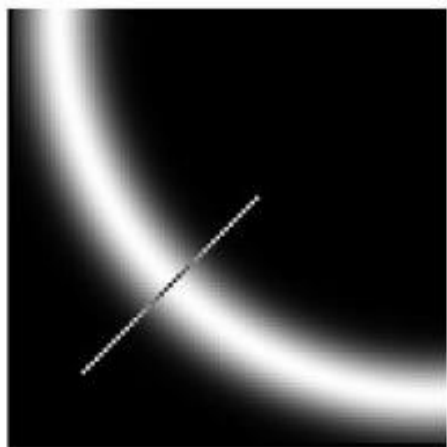
# Детектор границ Саллу: вычисление градиента



# Детектор границ Саллу: пороговое правило



# Детектор границ Санны: non-maximum suppression



# Контурные признаки

Требования к признакам:

- Инвариантность к параллельному переносу
- Инвариантность к изменению масштаба
- Инвариантность к повороту
- Устойчивость к незначительным изменениям формы
- Простота вычисления
- Простота сравнения

# Контурные признаки

## Примеры признаков:

- Периметр (длина) – число пикселей, принадлежащих контуру
- Диаметр – большая ось границы
- Эксцентриситет – степень отклонения от окружности, отношение длины большой оси к длине малой
- Кривизна – скорость изменения угла наклона, вторая производная в каждой точке кривой
- Площадь – число пикселей, принадлежащих области
- Центр масс – координаты центра масс области
- Компактность – отношение квадрата периметра к площади
- Число Эйлера – разность между числом компонент связности и числом отверстий

# Заключение

- Рассмотрены понятие признакового пространства и идея для решения задачи сравнения изображений
- Выделены 4 типа признаков:
  - цветовые
  - текстурные
  - контурные
  - пространственные
- Изучены методы текстурного и контурного анализа