```
cv2.findContours()
```

Функция findContours возвращает сгруппированные наборы точек, которые являются точками контура (или концами отрезков контура, в зависимости от типа аппроксимации)

```
Вернёт точки (аппроксимация None)
cv2.findContours(thresh_img, cv2.RETR_TREE, cv2.CHAIN_APPROX_NONE)

Вернёт отрезки (аппроксимация chain_simple)
cv2.findContours(thresh_img, cv2.RETR_TREE, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)

contours, hierarchy = cv2.findContours(thresh_img, cv2.RETR_TREE,
cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
print(type(contours), type(hierarchy))

Получим вывод
<class 'tuple'> <class 'numpy.ndarray'>
```

Таким образом, сам контур – это обыкновенный тьюпл, а второе возвращенное значение массив numpy. Элементами тьюпла являются массивы numpy.

```
Полученные контуры можно нарисовать с помощью функции cv2.drawContours cv2.drawContours(img_contours, [sel_countour], -1, (255, 255, 255), 1)
```

Если включена аппроксимация (CHAIN_APPROX_SIMPLE), том можно нарисовать контур линиями

```
last_point=None
for point in sel_countour:
    curr_point=point[0]
    if not(last_point is None):
        x1=int(last_point[0])
        y1=int(last_point[1])
        x2=int(curr_point[0])
        y2=int(curr_point[1])
        cv2.line(img_contours, (x1, y1), (x2, y2), 255, thickness=1)
    last_point=curr_point
```

Если аппроксимация выключена мы можем нарисовать контур по точкам

```
for point in sel_countour:
    y=int(point[0][1])
    x=int(point[0][0])
    img_contours[y,x]=255
```

Перед тем как обсудить методы нахождения границ (краев), нужно понять что есть граница на изображении.

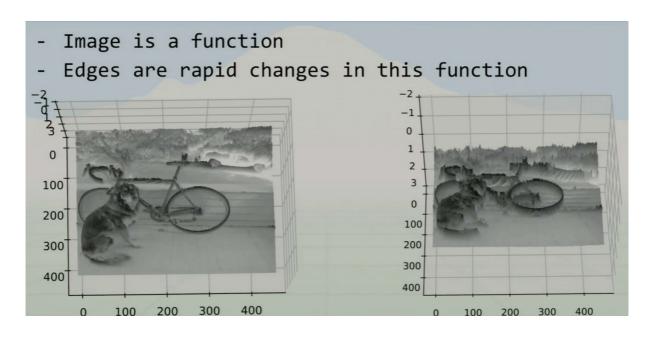
Для простоты рассмотрим черно-белое изображение

| | O 1 2 3 4 5 6 | | | | | | | | | | | | | |
|--------|---------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | | | | | | | |
| 0 | 100 | 102 | 107 | 102 | 132 | 146 | 136 | 156 | 148 | 122 | 115 | 104 | 105 | 103 |
| 1 | 100 | 102 | 107 | 102 | 132 | 146 | 136 | 156 | 148 | 122 | 115 | 104 | 105 | 103 |
| 2 | 100 | 102 | 107 | 102 | 132 | 146 | 136 | 156 | 148 | 122 | 115 | 104 | 105 | 103 |
| Rows 3 | 100 | 102 | 107 | 102 | 132 | 146 | 136 | 156 | 148 | 122 | 115 | 104 | 105 | 103 |
| 4 | 100 | 102 | 107 | 102 | 132 | 146 | 136 | 156 | 148 | 122 | 115 | 104 | 105 | 103 |
| 5 | 100 | 102 | 107 | 102 | 132 | | 60 | 156 | 148 | 122 | 115 | 104 | 105 | 103 |
| 6 | 100 | 102 | 107 | 102 | 132 | 40 | 20 | 50 | 32 | 20 | 20 | 24 | | 62 |
| | 100 | 102 | 107 | 102 | 132 | 71 | | | 51 | 57 | 57 | 58 | 62 | 58 |
| | 100 | 102 | 107 | 102 | 132 | 69 | | 156 | 148 | 122 | 115 | 104 | 105 | 103 |
| - | 100 | 102 | 107 | 102 | 132 | 89 | | 156 | 148 | 122 | 115 | 104 | 105 | 103 |
| | 100 | 102 | 107 | 102 | 132 | 146 | | 45 | 148 | 122 | 115 | 104 | 105 | 103 |
| / | 100 | 102 | 107 | 102 | 132 | 146 | 46 | | 42 | 122 | 115 | 104 | 105 | 103 |

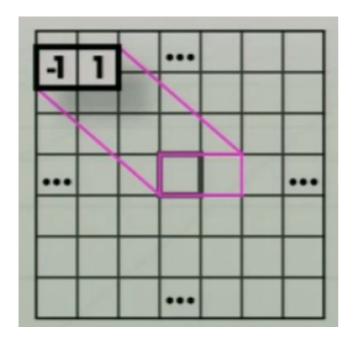
Яркость на изображении задаётся целым числом от 0 до 255

Понятно, что граница объекта на таком изображении это резкий переход от светлого пикселя к тёмному или наоборот.

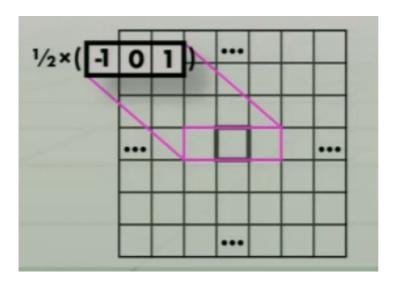
Если представить черно-белое изображение как функцию I(x,y) и нарисовать её график, то границы станет наглядно видно:



Таким образом, самый простой способ найти границу объекта - это посчитать разность между соседними пикселями (Значение пикселя x1 умножить на один, а значение пикселя x0 умножить на "-1")

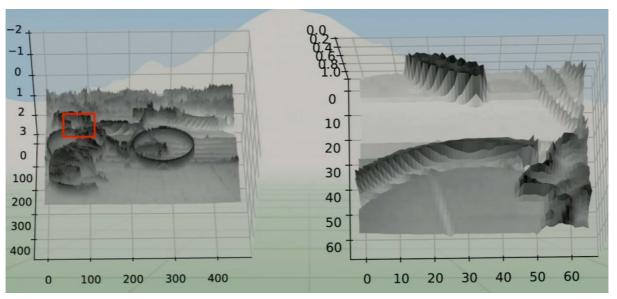


Также можно рассчитать разницу между пикселями, находящимися через один

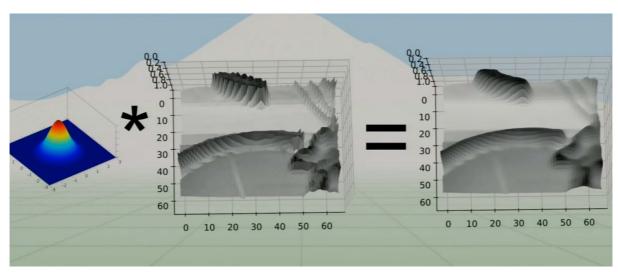


Тем самым мы найдём границы в доль направления "X", для нахождения границ вдоль направления "Y" нужно сравнивать соседние пиксели не в строке, а в столбцах.

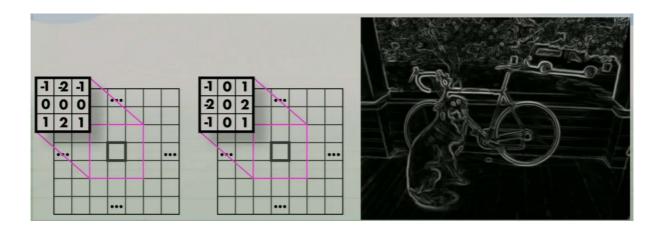
Важно помнить, что изображение часто бывает очень шумным



Для уменьшения влияния шума на нахождение границ применяют сглаживающие фильтры, например фильтр Гаусса:



Фильтр Собеля это последовательное применение к изображению двух фильтров: Первый - фильтр Гаусса (для сглаживания), второй - 0.5 * [-1| 0 | 1]. Фильтр Собеля может действовать по двум разным направлениям



Метод нахождения границ (opencv):

- 1) Разность между соседними пикселями kernel = np.array([-1, 1]) kernel_2 = (1/2)*np.array([-1, 0, 1]) img_out = cv2.filter2D(img_gray, -1, kernel)
- 2) Фильтр Собеля: sobelx = cv2.Sobel(img,cv2.CV_64F,1,0,ksize=5) sobely = cv2.Sobel(img,cv2.CV_64F,0,1,ksize=5) действует вдоль разных направлений: X и Y Также есть возможность объединить результаты: sobel_sum=sobelx/2+sobely/2
- 3) Фильтр Лапласа Он более чувствителен к "шуму" на изображении: laplacian = cv2.Laplacian(img,cv2.CV_64F)
- 4) Фильтр Кэнни (Canny)

В основе он также использует фильтр Собеля, но после этого дополнительно применяет к результату алгоритм NMS (Non-MaximumSuppression) - "подавление не максимумов". Тем самым Canny оставляет на изображении только те пиксели, значение которых максимально в локальной области: edges = cv2.Canny(img,100,200)