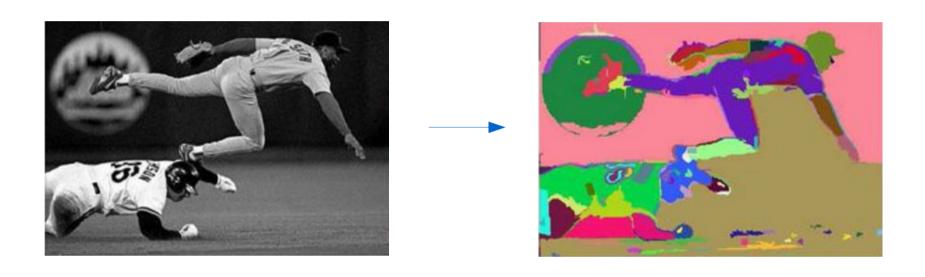
Сегментация медицинских изображений

Студент: М.М. Масягин, ИУ9-42Б

Преподаватель: И.Э. Вишняков

Что такое сегментация изображений?

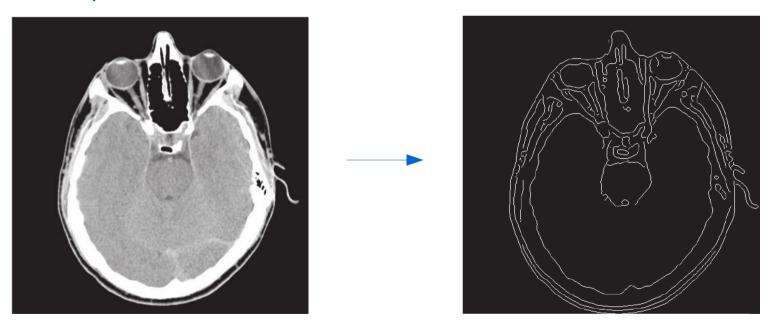
• <u>Сегментация</u> — это разбиение изображения на отдельные фрагменты, схожие по некоторому признаку, например, яркости, текстуре или цвету.



• Её целью является упрощение работы с исходным изображением как человека-эксперта, так и различных более высокоуровневых алгоритмов компьютерного зрения.

Зачем нужна сегментация в медицине?

• Сегодня существуют алгоритмы, способные отыскивать на медицинских снимках опухоли, переломы и различные патологии и даже классифицировать их. Это позволяет разгрузить медицинский персонал, избавить врачей от рутинной работы — изучения снимков. В основе всех этих алгоритмов лежит сегментация.



Какие есть виды сегментации?

По принципу действия:

- Граничные методы;
- Методы, основанные на объединении пикселей в группы;
- Методы, базирующиеся на классификации пикселей;

По поколениям:

- 1-го поколения низкоуровневые алгоритмы, эвристики
- 2-го поколения теор-вер, мат-стат, оптимизационные методы
- 3-го поколения так называемые "экспертные системы"

Алгоритмы первого поколения

По сей день остаются наиболее актуальными и интересными с точки зрения компьютерной графики, так как:

• Алгоритмы второго поколения могут быть "выведены" через алгоритмы первого, а алгоритмы третьего стоит рассматривать больше с точки зрения машинного обучения, но не

графики/обработки изображений

• Очень эффективны и легко распараллеливаются

• Могут быть реализованы в том числе и студентами





Алгоритмы детектирования границ

• <u>Основная идея:</u> яркость – дискретная функция двух переменных. Ее можно исследовать с помощью первых и вторых производных.

$$f'(x,y)_x = f(x+1,y) - f(x,y)$$

$$f''(x,y)_{xx} = f(x+1,y) - 2 * f(x,y) + f(x-1,y)$$

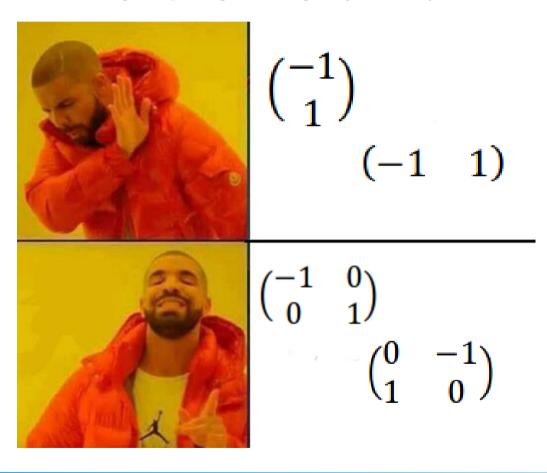
$$\nabla f(x,y) = \begin{pmatrix} f'(x,y)_x \\ f'(x,y)_y \end{pmatrix}$$

$$|\nabla f(x,y)| \approx \sqrt{(f'(x,y)_x)^2 + \left(f'(x,y)_y\right)^2}$$



Вычисление производных

• Вычисление градиентов функций яркости можно производить с помощью последовательного перемещения по всему изображению матрицы-фильтра размером m x n.



Основные фильтры

• Оператор Робертса:
$$\begin{pmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

• Оператор Превитт:
$$\begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

• Оператор Собеля:
$$\begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

• Оператор Шарра:
$$\begin{pmatrix} -3 & -9 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \\ 3 & 9 & 3 \end{pmatrix}$$

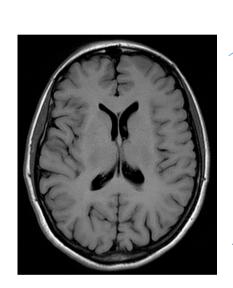
Немного про Лапласиан:

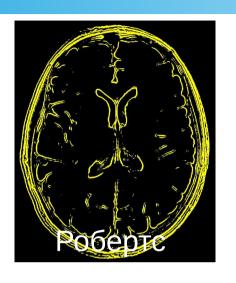
• Все рассмотренные нами фильтры использовали первую производную функции яркости. Можно использовать и вторую, например, применяя ко всему изображению **оператор Лапласа**:

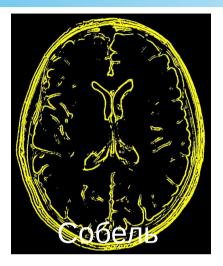
$$\nabla^2 (f(x,y)) = (f''(x,y)_{xx})^2 + (f''(x,y)_{yy})^2$$

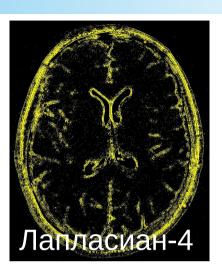
$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \qquad \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

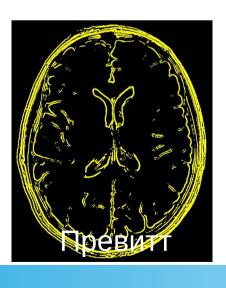
Примеры работы:

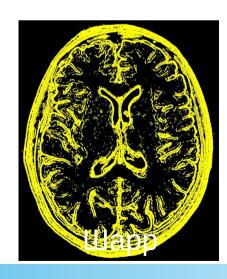


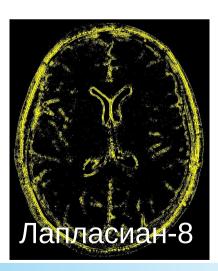












Детектор Кэнни

- В 1980 году Д. Марр и Э. Хилдрет предложили использовать "масштабируемые операторы".
- В 1986 году этой концепцией воспользовался Джон Кэнни:
 - 1) Вычисление производных двумерной функции Гаусса:

$$G(x,y) \approx e^{-(x^2+y^2)/(2*\sigma^2)}$$

$$G'(x,y)_x = -x/\sigma^2 * e^{-(x^2+y^2)/(2*\sigma^2)}$$

$$G'(x,y)_y = -y/\sigma^2 * e^{-(x^2+y^2)/(2*\sigma^2)}$$

- 2) Подавление немаксимумов:
- 3) Применение пороговой обработки с двойным порогом.



x

Пороговая обработка

$$f_1(x,y) = \begin{cases} C_0, & 0 \leq f(x,y) \leq T_0 \\ C_1, & T_0 < f(x,y) \leq T_1 \\ \dots, & \dots \\ C_{n-1}, & T_{n-2} < f(x,y) \leq T_{n-1} \\ C_n, & T_{n-1} < f(x,y) \leq T_n \end{cases},$$
 где $T_{0,\dots,n}$ - некоторые пороги яркости, а

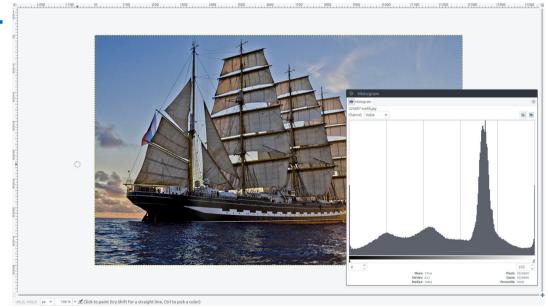
 $C_{0,...,n}$ - различные цвета.

Гистограмма изображения

• Гистограмма изображения — это график статистического распределения элементов цифрового изображения с различной яркостью, в котором по горизонтальной оси представлена яркость, а по вертикали — относительное число пикселей с конкретным значением яркости.

• Если в гистограмме есть ярко выраженные перепады (так называемые "горы" и "равнины"), то можно выбирать пороги как

значения яркости в равнинах.



Другие методы

- Если с помощью гистограммы не удалось получить хорошего разбиения, есть два варианта:
 - 1) При большом числе порогов вообще поменять метод сегментации
- 2) При одном пороге (бинаризации), использовать различные вероятностные методы подбора порога, например:
 - метод Отсу;
 - методы Ниблэка, Савуола и Кристиана;

Метод Отсу

Алгоритм:

1) Строим нормализованную гистограмму изображения.

$$||p_i|| = p_i/(M*N)$$

2) Рассчитываем вероятности попадания пикселя "под границу" для всевозможных порогов.

$$P_1(k) = \sum_{i=min}^k ||p_i|| \quad m_1(k) = P_1^{-1} * \sum_{i=min}^k i * ||p_i||$$

$$P_2(k) = 1 - P_1(k), \quad m_2(k) = P_2(k)^{-1} * \sum_{i=k+1}^{max} i * ||p_i||$$

3) Вычислим среднюю яркость всего изображения.

$$m_G(k) = \sum_{i=min}^{max} i * ||p_i||$$
 $m = \sum_{i=min}^{k} i * ||p_i||$

4) Ищем порог с максимальной дисперсией. Он и есть искомый.

$$\sigma^2 = P_1 * (m_1 - m_G)^2 + P_2 * (m_2 - m_G)^2 = \dots = (m_G * P_1 - m) / (P_1 * (1 - P_1))$$

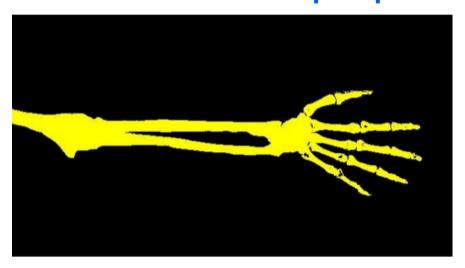






Методы Ниблэка, Савуола и Кристиана

• В прошлом алгоритме порог выбирался глобально. Возможная и иная стратегия – **локальный выбор порога**.



$$T(x,y) = m(x,y) + k * \sqrt{\sigma^2(x,y)}.$$

$$T(x,y) = m(x,y) * \left(1 + k * \left(\sqrt{\sigma^2}/128 - 1\right)\right)$$

$$T(x,y) = (1-k) * m(x,y) + 0.5 * M + 0.5 * \left(\sqrt{\sigma^2}/R\right) * (m(x,y) - M)$$

Метод выращивания регионов

- Есть 2 основных варианта:
 - 1) Ищем точки кристаллизации, от них начинаем выращивать элементы.
 - 2) Предварительно разбиваем изображение на N частей. Затем сливаем/разбиваем их на новые элементы.
- Правила слияния предикаты.

Конец