



М.С. Мишанина, М.А. Кудрина

## ИССЛЕДОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ ВЫДЕЛЕНИЯ ОБЪЕКТА НА ФОНЕ

(Самарский университет)

При работе с изображениями часто возникает задача по отделению необходимого в данный момент объекта от остального изображения, называемого фоном, для этого используются различные алгоритмы интерактивной сегментации, требующие от пользователя данные помимо изображения. Они используются для решения различных прикладных задач в области обработки цветных изображений, используемых в медицине, в космической промышленности и дизайне.

Задача отделения фона от объекта нетривиальна, так как на изображении может быть несколько объектов, и сам пользователь решает, какую часть изображения ему необходимо выделить.

Алгоритмы интерактивной сегментации различны, требуют разного количества дополнительных данных, вводимых пользователем, и имеют различную эффективность для разных изображений.

Цель данной работы заключается в сравнении существующих алгоритмов интерактивной сегментации их характеристик.

Для достижения цели была разработана система, в которой реализованы алгоритмы «Волшебная палочка», «Умные ножницы», «Сегментация разрезами на графе», «GrubCut» и «GrowCut», а также производится вычисление критериев оценки качества сегментации.

На рисунке 1 приведена диаграмма вариантов использования разработанной системы.

Алгоритм «*Волшебная палочка*» использует начальный затравочный пиксель и порог чувствительности, на выходе определяя объект как область пикселей смежных с затравочным, цвета которых отличаются от затравочного не более чем на порог чувствительности [1]. Этот алгоритм хорошо показывает себя на объектах с однородным цветом без сложного освещения, с фоном, резко отличающимся по цвету от исходного изображения.

Для алгоритма «*Умные ножницы*» пользователь отмечает точки на границе объекта, а алгоритм проводит граничную линию, находя кратчайший путь между двумя поочередно отмеченными пикселями, с учетом их веса, используя графовые алгоритмы, например, алгоритм Дейкстры [2]. Этот алгоритм требует большой работы со стороны пользователя, однако хорошо определяет объекты с колебанием цвета на самом объекте.

Алгоритм «*Сегментация разрезами на графе*» основан на представлении изображения как графа, вершинами которого являются его пиксели, а ребра между ними определяют схожесть между пикселями по формуле [1]:

$$d = \frac{\lambda}{L} \exp(-\sigma \sqrt{(C1.R - C2.R)^2 + (C1.B - C2.B)^2 + (C1.G - C2.G)^2}),$$



где  $d$  – вес ребра,

$\lambda, \sigma$  – некоторые (положительные) параметры, подбираемые пользователем опытным путем для каждого конкретного изображения,

$L$  – геометрическая длина ребра,

$C1$  и  $C2$  – цвета вершин, в модели RGB, соединяемые ребром,

$C.R, C.B, C.G$  – красные, синие и зеленые составляющие цвета  $C$  по модели RGB.

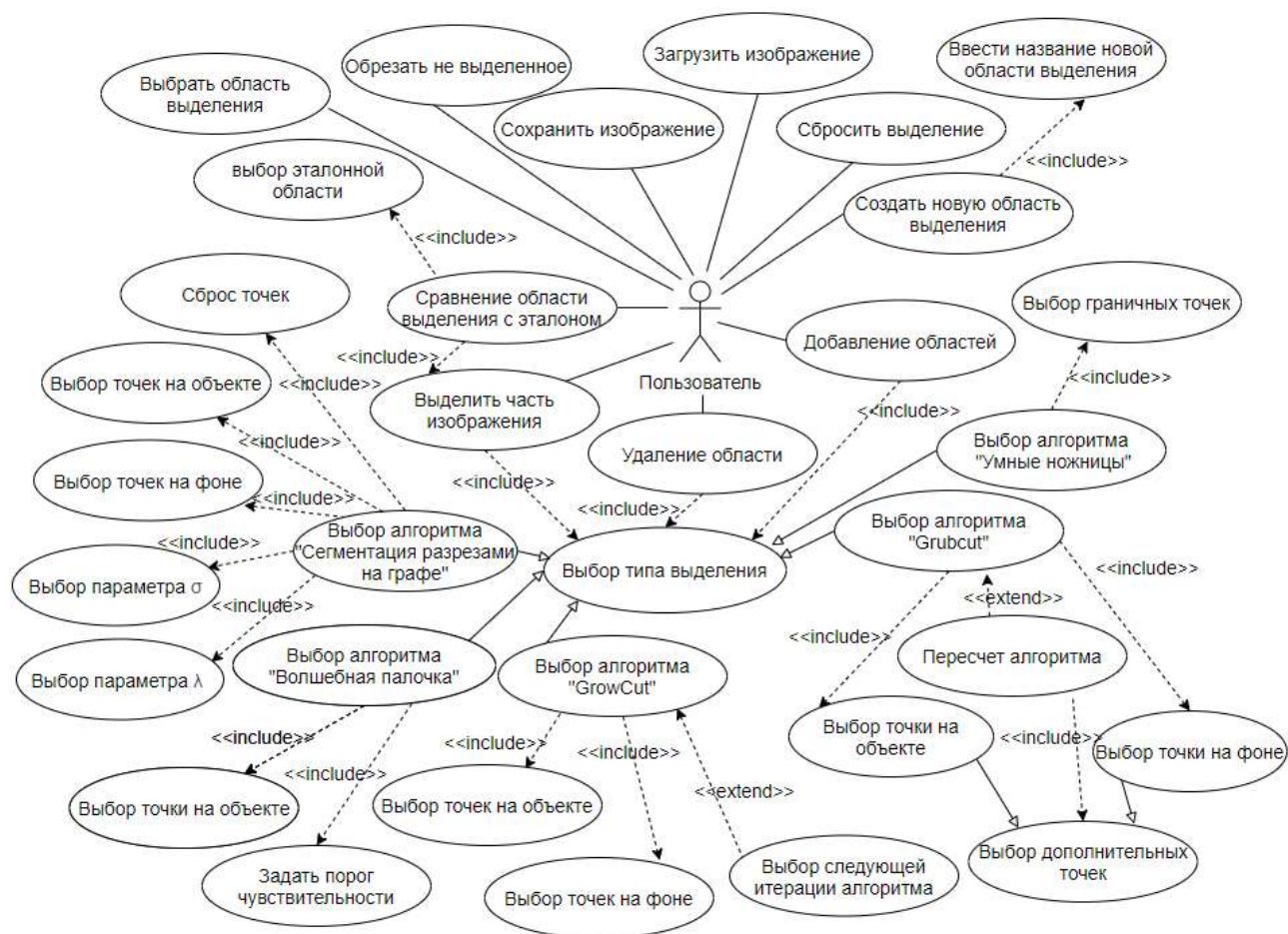


Рисунок 1 – Диаграмма вариантов использования разработанной системы

Пользователь указывает пиксели объекта и пиксели фона. Все остальные вершины графа связываются со стоком и истоком ребрами, в соответствии со схожестью цветов с пикселями фона со стоком и объекта с истоком. Для графа ищется минимальный разрез, делящий граф на два подграфа: содержащий сток и содержащий исток [3].

Алгоритм «GrubCut» представляет собой развитие алгоритма «Сегментация разрезами на графе», с уменьшенной интерактивностью. В алгоритме GrubCut от пользователя требуется только задание ограничивающего прямоугольника, внутри которого находится объект [4].

Алгоритм итеративный. На первой итерации исследуется цветовое распределение внутри и снаружи прямоугольника, заданного пользователем. В качестве модели предполагается сумма гауссовых распределений с заданным ко-



личеством компонент. С математическим ожиданием и среднеквадратичное отклонением, вычисляемыми по формулам [4]:

$$\begin{aligned}\mu(\alpha) &= (1 - \alpha)\mu(0) + \alpha\mu(1), \\ \sigma(\alpha) &= (1 - \alpha)^2\sigma(0) + \alpha^2\sigma(1),\end{aligned}$$

где  $\alpha$  – случайный параметр от 0 до 1.

После этого используется алгоритм «Сегментация разрезами на графе» и уточнение цветовой статистики. Область вне заданного прямоугольника относится к фону, а объект внутри уточняется с помощью прохода по графу.

Алгоритм «*GrowCut*» – это итеративный алгоритм сегментации, в котором пользователь указывает начальные точки, принадлежащие объекту и фону, а остальная часть изображения автоматически сегментируется клеточным автоматом. Этот процесс является итеративным, поскольку автомат помечает объект на изображении, и пользователь может наблюдать эволюцию сегментации и направлять алгоритм с помощью ввода новых точек в местах на объекте, где сегментация трудно вычисляется [5].

Базовый вариант развития клеточного автомата можно описать следующим образом: на каждой итерации каждую клетку  $p$  «атакуют» все её соседи  $q$  (клетки, соответствующие соседним пикселям), если:

$$\theta_q * g(|C_p - C_q|) > \theta_p,$$

где  $\theta_q$  – сила клетки  $q$

$C_p$  – цвет клетки  $p$ ,

$|C_p - C_q|$  – разница между цветами клеток  $p$  и  $q$ ,

$g(x)$  – монотонно убывающая функция на отрезке  $[0,1]$ .

Если условие выполняется, то происходит захват данной клетки – её метка меняется на метку захватчика, а её сила становится равной левой части уравнения.

Для определения качества интерактивной сегментации на практике чаще всего используются экспертные оценки. Для данных оценок берется эталонная область выделения, выделенная с помощью произвольного алгоритма с неограниченным числом итераций, и от неё идет сравнение качества выделения по двум критериям: по процентному соотношению неправильно классифицированных пикселей к общему количеству пикселей в эталоне и проценту пикселей, ошибочно причисленных к данному классу.

Процент неправильно классифицированных точек при выделении объекта в общем случае для сегментации определяется по формуле [6]:

$$M_1^k = \frac{(\sum_{i=1}^n C_{ik}) - C_{kk}}{\sum_{i=1}^n C_{ik}} \times 100\%$$

где  $n$  – количество классов, при выделении объекта;

$C_{kk}$  – количество правильно классифицированных пикселей  $k$  класса;

$\sum_{i=1}^n C_{ik}$  – количество пикселей, действительно принадлежащих к данному классу.



Процентное отношение пикселей, ошибочно причисленных к классу  $k$ , к общему количеству пикселей других классов на эталонном изображении для общего случая сегментации вычисляется по формуле [6]:

$$M_2^k = \frac{(\sum_{i=1}^n C_{ki}) - C_{kk}}{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n C_{ik} - \sum_{i=1}^n C_{ik}} \times 10$$

где  $\sum_{i=1}^n C_{ki}$  – количество пикселей, отнесенных к классу  $k$  при сегментации;  
 $\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n C_{ik}$  – общее количество пикселей на изображении.

Результат работы системы представлен на рисунках 2 и 3.

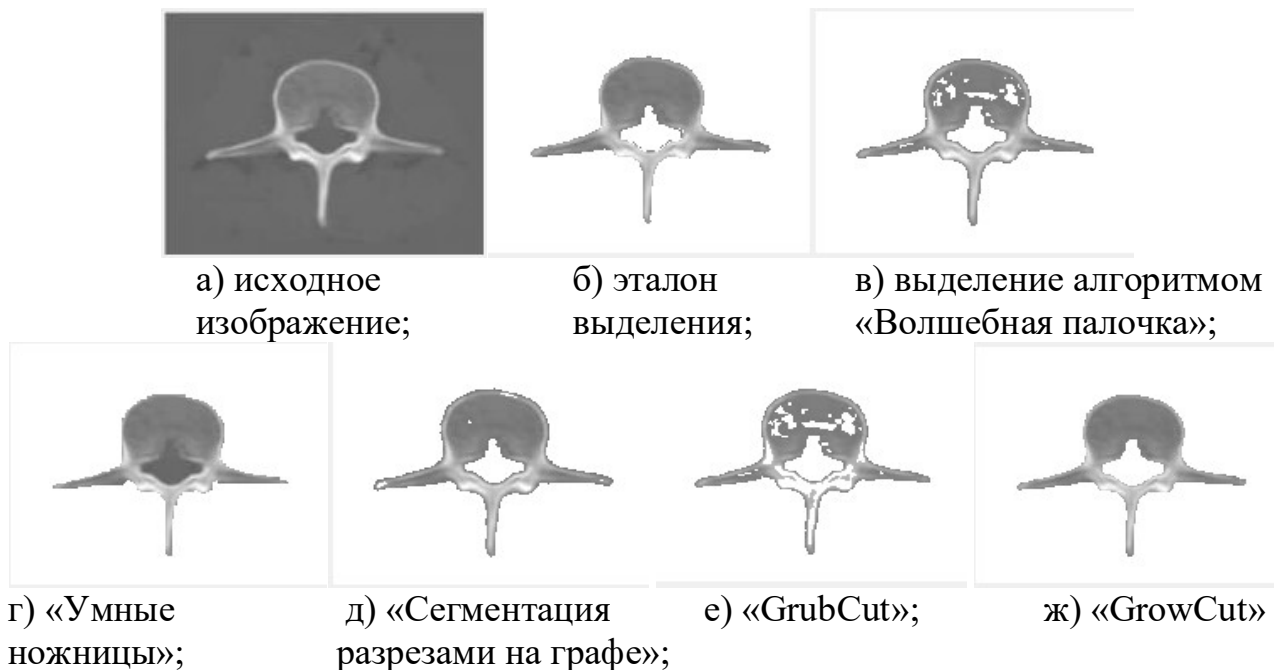


Рисунок 2 – Результаты работы алгоритмов сегментации

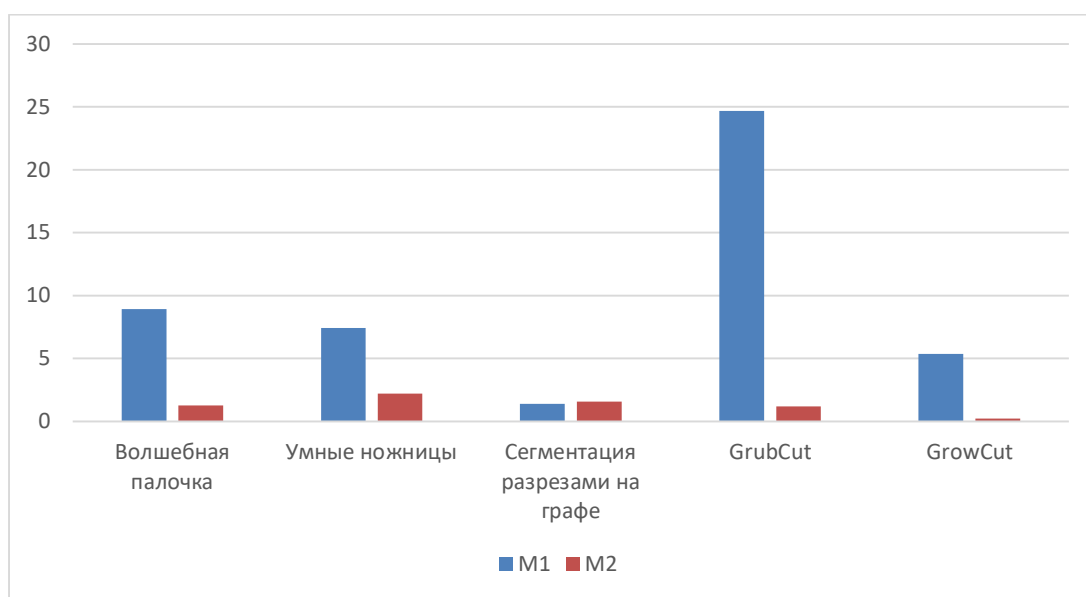


Рисунок 3 – Диаграмма результатов проверки качества работы алгоритмов



Чем меньше величина критериев  $M_1$  и  $M_2$ , тем лучше выделенная область, в идеальном случае они принимают значения 0. Вычислительный эксперимент показал, что среди рассмотренных методов сегментации для данного изображения наиболее эффективным оказался алгоритм «Сегментация разрезами на графе».

### Литература

- 1 Лекция 10. Выделение объектов на фоне [Электронный ресурс] URL: <https://www.intuit.ru/studies/courses/993/163/lecture/4509?page=1> (дата обращения 10.04.2021).
- 2 Mortensen, E.N. Intelligent scissors for image composition [Текст] / E.N. Mortensen, W.A. Barrett – Proc. ACM Siggraph, 1995, 191-198 с.
- 3 Белим, С.В. Сегментация изображений на основе алгоритма выделения сообществ на графе [Текст] / С.В. Белим, С.Б. Ларионов – Математические структуры и моделирование, 2016. -74–85 с.
- 4 Kolmogorov, V. GrabCut – Interactive Foreground Extraction using Iterated Graph Cuts [Текст] / C. Rother, V. Kolmogorov, A. Blake – ACM Transactions on Graphics (TOG). 2004. V. 23. P. 309–314.
- 5 Vezhnevets V. Grow-Cut - Interactive Multi-Label N-D Image Segmentation [Текст] / V. Vezhnevets, V. Konouchine – Proc. Graphicon. 2005. P. 150–156.
- 6 Захаров, А.В. Критерии оценки качества сегментации изображений [Текст] / А.В. Захаров, П.П. Кольцов, Н.В. Котович, А.А. Кравченко, А.С. Куцаев, А.С. Осипов, 2012, 13с.

О.А. Морозов, В.Р. Фидельман, Ю.Е. Чуманкин

## ОЦЕНКА СМЕЩЕНИЯ ГЛАВНОГО МАКСИМУМА ДИАГРАММЫ НАПРАВЛЕННОСТИ НА ОСНОВЕ ГЕОМЕТРИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ ПОЛОЖЕНИЯ РЕФЛЕКТОРНОЙ АНТЕННЫ

(Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского)

Максимально точное знание диаграммы направленности (ДН) рефлекторной антенны оказывается критически важным для решения многих прикладных задач. В частности, для задачи пеленгации. Традиционно для достижения удовлетворительной точности пеленгации используются крупногабаритные рефлекторы.

Описание ДН и положения источника излучения ведется в системе координат азимутальный угол  $az$  - угол места  $el$ . ДН дискретизируется на сетке в указанной системе координат. Согласно [1], предполагается что:

$$A = A_0 d(az_0, el_0), \quad (1)$$

где  $A$  – зарегистрированная амплитуда излучения,  $A_0$  – амплитуда излучения источника,  $d$  – ДН антенны,  $(az_0, el_0)$  – направление на источник излучения.