



- возможность задавать нечеткие условия поиска информации на естественном языке для человека;
- нечеткие запросы позволяют расширить область поиска в соответствии с изначально заданными человеком ограничениями и согласовать формальные критерии и неформальные требования;
- позволяет осуществлять более качественный отбор записей.

К недостаткам нечетких запросов относят относительную субъективность функции принадлежности.

### Литература

1. Дюбуа Д., Прад Г. Теория возможностей. Приложения к представлению знаний в информатике – М.: Радио и связь, 1990 – 287 с.
2. Круглов В.В., Дли М.И. Интеллектуальные информационные системы: компьютерная поддержка систем нечеткой логики и нечеткого вывода. – М.: Физматлит, 2002. – 256 с.
3. Ярушкина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем. – М.: «Финансы и статистика», 2004. – 320 с.

А.С. Евграшин

## СРАВНЕНИЕ МЕТОДОВ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ, ОСНОВАННЫХ НА ТЕОРИИ ГРАФОВ

(Самарский университет)

Сегментацией изображения называют разбиение изображения на области или сектора, отличающиеся друг от друга по каким-либо признакам. Сегментация применяется в машинном зрении: изображение делится на небольшие области перед распознаванием образов. Такой подход позволяет увеличить производительность и повысить точность распознавания [1].

В данной работе проведено сравнение трех методов сегментации, основанных на теории графов:

- Метод минимального разреза (MinCut);
- Метод нормализованного разреза (NormCut);
- Эффективный метод (Efficient).

Основными достоинствами данных алгоритмов являются хорошо изученный математический аппарат теории графов и наглядность представления. Целью сравнения является определение области задач, на которых данные алгоритмы дают лучшие результаты.

Идея обработки изображения с помощью теории графа строится на построении взвешенного неориентированного графа. Пусть мы имеем растровое цветное изображение. Каждому пикселю мы назначим в соответствие свою вершину. Затем соединим между собой каждую вершину с соседними или с ка-



ждой. Вес ребра определяется по формуле «похожести»  $f(v_i, v_j)$ , где  $v_i, v_j$  – вершины графа.

Метод минимального разреза решает задачу о максимальном потоке между двумя мнимыми вершинами, соединяющими все остальные вершины графа. В результате работы алгоритма будут получены два сегмента, которые можно разделить рекурсивно. Особенностью данного алгоритма является нежелательное выделение малых областей изображения при продолжительном разбиении [2].

Нормализованный разрез вводит альтернативную меру качества сегментации. Это порождает NP-полную задачу о равномерном разрезе, которую можно решить через задачу нахождения собственных векторов. Несмотря на сложность реализации данного метода, полученные сегменты разделяют изображение наиболее равномерно [3].

Эффективный метод основан на алгоритме построения минимального остовного дерева (Алгоритм Краскала). Во время его выполнения происходит разрастание множества разрозненных минимальных деревьев. Идея алгоритма состоит в том, что для того, чтобы сегменты «объединились», перепад интенсивностей на их границе должен быть меньше максимального перепада внутри каждого из объединяемых сегментов. Особенностью, которая следует из названия метода, является высокая производительность, так как самая трудоемкая операция в нем – сортировка ребер графа [4].

Для сравнения представленных выше методов была разработана программа в Matlab. Задача состояла в определении производительности различных алгоритмов и областей задач, к которым они наиболее применимы. Тестирование производилось с различными параметрами.

В начале методы были протестированы на изображении с явным разбиением на две части (см. рисунок 1):

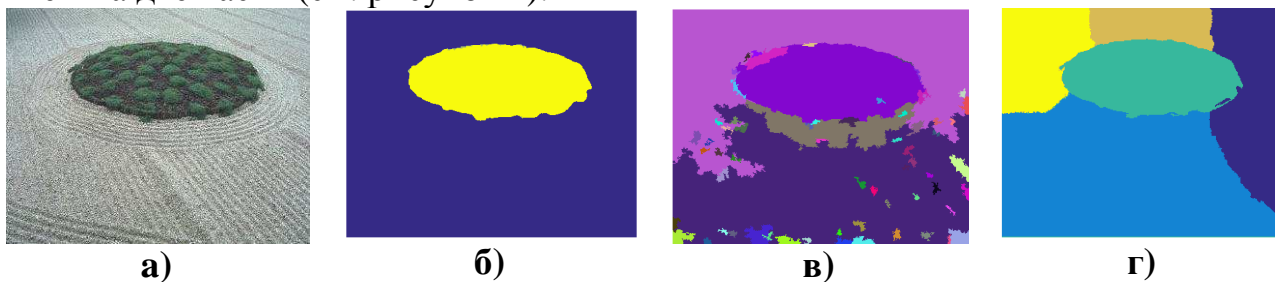


Рисунок 1– Изображение с явным разбиением на две части: а) исходное изображение, б) сегментация MinCut, в) сегментация Efficient, г) сегментация NormCut

Как видно сегментация минимальным разрезом прекрасно справляется с поставленной задачей разбиения изображения на две части. Эффективный метод демонстрирует разбиение на малые незначительные кластеры. Нормализованный разрез, равномерно разделяет изображение на равные части. Далее методы были протестированы на спутниковом снимке поверхности Земли с разнообразным ландшафтом множеством мелких объектов (см. рисунок 2, 3).

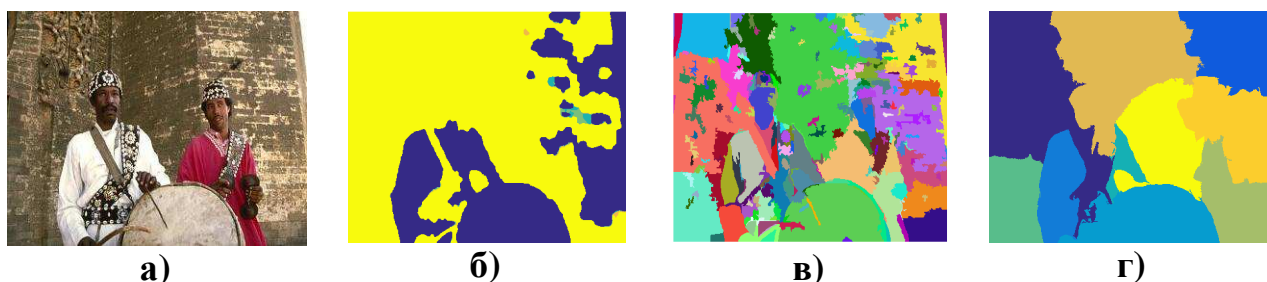


Рисунок 2 –Изображение с большим количеством мелких деталей: а) исходное изображение, б) сегментация MinCut, в) сегментация Efficient, г) сегментация NormCut

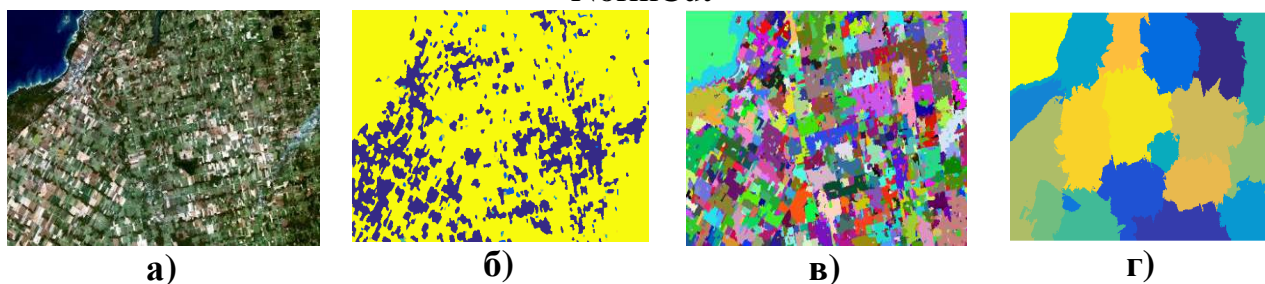


Рисунок 3 –Пример спутникового снимка:а) исходное изображение, б) сегментация MinCut, в) сегментация Efficient, г) сегментация NormCut

В данном тестировании проявляется слабая особенность минимального разреза. Хотя алгоритм способен выполнить разбиение изображения на две части, при рекурсивном разбиении он оказывается не так эффективен. Эффективный метод создал наиболее информативное разбиение, хотя и порождает малые сегменты. Нормализованный разрез демонстрирует хорошее разбиение на картинки с большими контрастными объектами, но порождает слишком обширные области сегментации. В заключение было проведено тестирование производительности (см. рисунок 3).

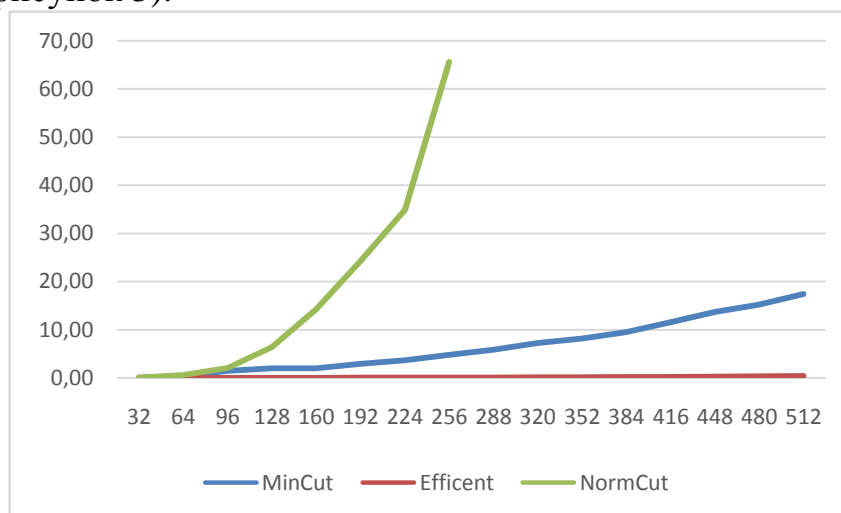


Рисунок 3 – Время выполнения сегментации от размера изображения  
Самым быстрым методом оказался эффективный метод (Efficient). Алгоритм Краскала, лежащий в основе этого метода, обладает сложностью  $O(N \log N)$ , где  $N$  – количество пикселей. Метод минимального разреза (MinCut) решает задачу о максимальном потоке за  $O(N^2)$ . Метод нормали-



зованного разреза является самым медленным, так как нахождение векторов собственных значений занимает  $O(N^3)$ .

В описанных выше методах быстроедействие и качество разбиения во многом зависит от параметров условия останова. В статье [3] предложено использование matrix-free алгоритмов для нахождения собственных векторов для метода нормализованного разреза, что должно существенно увеличить производительность. На практике данный алгоритм уместно применять с предварительной генерацией супер-пикселей.

Таким образом можно заключить, что каждый алгоритм порождает решение свойственное определенной задаче. Для отделения контрастного изображения от фона подходит метод минимального разреза. Для сегментации изображений с содержанием большого количества мелких деталей – эффективный метод. Для задач, где время не является критическим и требуется разделить изображение на равные части – метод нормализованного разреза.

### Литература

- 1 Форсайт Д., Компьютерное зрение. Современный подход [Текст] / Форсайт Д., Понс Ж. – Москва: Вильямс, 2004. – 928 с.
- 2 Boykov Y., Graph Cuts and Efficient N-D Image Segmentation / Boykov Y., Funka G. // Int J Comput Vision. – 2006. – № 70 – С. 109–131.
- 3 Jianbo S., Normalized Cuts and Image Segmentation / Jianbo S., Jitendra M. // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence – 2000, – № 20 – С. 888–905.
- 4 Felzenszwalb P., Efficient Graph-Based Image Segmentation / Felzenszwalb P. // Journal International Journal of Computer Vision archive – 2004 – № 59, – С. 167 – 181.

Д.А. Жуков, В.Н. Клячкин

## АЛГОРИТМЫ БУСТИНГА В ЗАДАЧАХ ТЕХНИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ

(Ульяновский государственный технический университет)

Для решения основной задачи технической диагностики – распознавания исправности состояния рассматриваемого объекта [1], могут быть использованы методы машинного обучения, с помощью которых проводится бинарная классификация: объекты подразделяются на исправные и неисправные с помощью моделей, полученным по обучающим выборкам [2-4].

Распознавание состояния технического объекта обычно проводится по результатам измерений косвенных показателей функционирования этого объекта в условиях ограниченной информации. В качестве исходных данных рассматриваются известные результаты оценки состояния системы: при заданных значениях контролируемых показателей техническая система исправна или неисправна. Таким образом, имеется множество  $N$  прецедентов  $(x^{(i)}, y^{(i)})$ ,  $i = 1 \dots N$ :