

УДК 004.021

РАССМОТРЕНИЕ ПРОГРЕССИВНЫХ СЕГМЕНТАЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ

И.И. ИВАНОВ

(Представлено: канд. физ.-мат. наук, доц. О.В. ГОЛУБЕВА)

В статье рассматриваются современные алгоритмы сегментации изображений для выделения областей или объектов для последующей обработки и анализа. Два описанных алгоритма выделены с точки зрения эффективности применения при выделении однородных областей изображений.

Введение. Одной из базовых задач классификации объектов является сегментация изображения для выделения необходимых данных. В данном направлении интенсивно применяются методы оптимизации и аналитической геометрии. Алгоритмы выделения однородных областей изображения значительно упрощают классификацию объектов в области машинного обучения и повышают результативность распознавания.

Основной раздел. Одним из основных способов сегментации на сегодняшний день является применение алгоритма сегментации по водоразделам (WaterShed). Алгоритм работает с изображением как с функцией от двух переменных – координат пикселя.

Значением функции может быть интенсивность или модуль градиента. Для наибольшего контраста можно взять градиент от изображения. Если по оси OZ откладывать абсолютное значение градиента, то в местах перепада интенсивности образуются хребты, а в однородных регионах – равнины. После нахождения минимумов функции, идет процесс заполнения “водой”, который начинается с глобального минимума. Как только уровень воды достигает значения очередного локального минимума, начинается его заполнение водой. Когда два региона начинают сливаться, строится перегородка, чтобы предотвратить объединение областей [1]. Вода продолжит подниматься до тех пор, пока регионы не будут отделяться только искусственно построенными перегородками, что проиллюстрировано на рисунке 1.

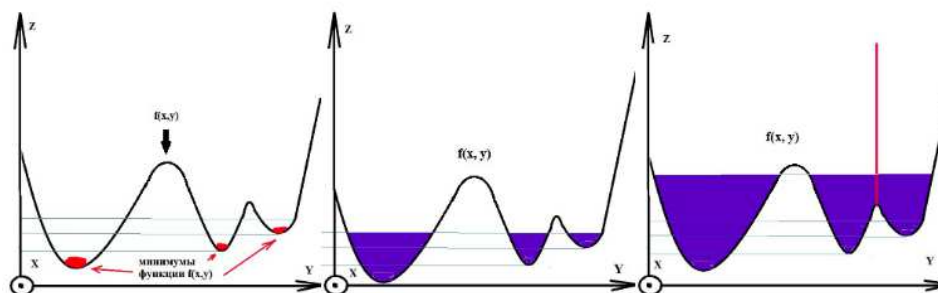


Рисунок 1. – Иллюстрация процесса заполнения водой

Такой алгоритм может быть полезным, если на изображении небольшое число локальных минимумов, в случае же их большого количества возникает избыточное разбиение на сегменты. Например, если непосредственно применить алгоритм, получим много мелких деталей, пример чего представлен на рисунке 2.



Рисунок 2. – Изображение после сегментации алгоритмом WaterShed

Чтобы избавиться от избытка мелких деталей, можно задать области, которые будут привязаны к ближайшим минимумам. Перегородка будет строиться только в том случае, если происходит объединение двух регионов с маркерами, в противном случае будет происходить слияние этих сегментов. Такой подход убирает эффект избыточной сегментации, но требует предварительной обработки изображения для выделения маркеров, которые можно обозначить интерактивно, что представлено на рисунке 3.



Рисунок 3. – Изображение после сегментации алгоритмом WaterShed с использованием маркеров

В результате работы алгоритма мы получаем маску с сегментированным изображением, где пиксели одного сегмента помечены одинаковой меткой и образуют связную область. Основным недостатком данного алгоритма является использование процедуры предварительной обработки для картинок с большим количеством локальных минимумов (изображения со сложной текстурой и с обилием различных цветов).

Алгоритм сегментации по водоразделам показывает хорошие результаты в обработке изображений с простой текстурой. Для группировки объектов с близкими признаками используется алгоритм MeanShift.

В основе идеи алгоритма лежит объединение пикселей со схожими признаками в один сегмент, получая на выходе изображение с однородными областями.

Например, в качестве координат в пространстве признаков можно выбрать координаты пикселя (x, y) и компоненты RGB пикселя. Изобразив пиксели в пространстве признаков, можно заметить сгущения в определенных местах.

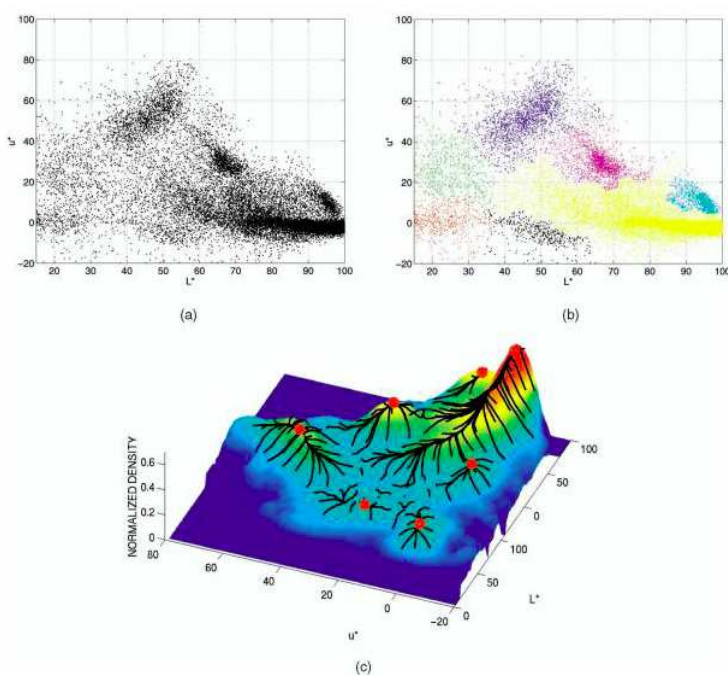


Рисунок 4. – (a) Пиксели в двухмерном пространстве признаков.
(b) Пиксели, пришедшие в один локальный максимум, окрашены в один цвет.
(c) Функция плотности, максимумы соответствуют местам наибольшей концентрации пикселей [2]

Чтобы легче было описывать сгущения точек, вводится функция плотности:

$$f(\vec{x}) = \frac{1}{Nh^d} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h}\right)$$

\vec{x}_i — вектор признаков i -го пикселя, d — количество признаков, N — число пикселей, h — параметр, отвечающий за гладкость, $K\left(\frac{\vec{x}}{h}\right)$ — ядро.

Максимумы функции расположены в точках сгущения пикселей изображения в пространстве признаков. Пиксели, принадлежащие одному локальному максимуму, объединяются в один сегмент. Получается, чтобы найти к какому из центров сгущения относится пиксель, надо шагать по градиенту функции для нахождения ближайшего локального максимума.

При выборе в качестве признаков координат пикселей и интенсивностей по цветам в один сегмент будут объединяться пиксели с близкими цветами и расположенные недалеко друг от друга. Соответственно, если выбрать другой вектор признаков, то объединение пикселей в сегменты уже будет идти по нему. Например, если убрать из признаков координаты, то небо и озеро будут считаться одним сегментом, так как пиксели этих объектов в пространстве признаков попали бы в один локальный максимум.

Если объект, который хотим выделить, состоит из областей, сильно различающихся по цвету, то MeanShift не сможет объединить эти регионы в один, и наш объект будет состоять из нескольких сегментов. Но зато хорошо справиться с однородным по цвету предметом на пестром фоне.

Заключение. Рассмотренные способы сегментации изображений могут применяться для решения очень схожих задач. Использование реализации алгоритма MeanShift обоснованно для кластеризации пикселей, близких по цвету и координатам. MeanShift также используется при реализации алгоритма слежения за движущимися объектами [3]. WaterShed же показывает свою эффективность для изображений с простой текстурой. Таким образом, алгоритм сегментации следует выбирать, конечно, исходя из точной специфики конкретной задачи, однако оба из способов эффективны в своих направлениях, имея математическое обоснование. Применение описанных алгоритмов в паре может повысить энергоэффективность системы для обнаружения широкого спектра типов объектов, включая объекты в движении.

ЛИТЕРАТУРА

1. Р. Гонсалес, Р. Вудс Цифровая обработка изображений, Москва: Техносфера, 2005. – 1072 с.
2. D. Comaniciu, P. Meer Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002. – 603 с.
3. D. Comaniciu, V. Ramesh, P. Meer Real-Time Tracking of Non-Rigid Objects Using Mean Shift, Conference on CVPR, 2000. – 4 с.