

УДК 004.932.2

Алгоритмы сегментации изображений

*Оглуздина Ю.А., студент
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана,
кафедра «Программное обеспечение ЭВМ и информационные технологии»*

*Научный руководитель: Пескова О.В., к.т.н., доцент
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана
jajulnex@bmstu.ru*

Одной из основных задач в области компьютерного зрения является задача извлечения информации из изображений. Для того чтобы обрабатывать изображения, необходимо разбить его на элементы.

Сегментацией изображения называют разбиение изображения на области или сектора, отличающиеся друг от друга по каким-либо признакам. При решении задач обработки изображений и компьютерного зрения, сегментация играет важную роль. Область – это множество четырех или восьмисвязных пикселей при определении «соседства» в соответствии с выбранным признаковым пространством. Обычно пиксели, которые соответствуют одной и той же области, имеют какие-либо схожие параметры (цвет, яркость и т.п.).

Сегментация активно используется при обработке медицинских изображений, например, для обнаружения опухолей и других патологий, определение объемов тканей, различных диагностик, планирование лечения; при выделении объектов на спутниковых снимках, распознавание лиц, распознавание отпечатков пальцев, в системах управления дорожным движением и т.д. А также для обработки объектов видеопоследовательности. Это позволяет акцентировать внимание на существенных деталях и пренебрегать качеством несущественных.

Выделение границ различными алгоритмами должны были бы приводить к одинаковому результату, но поскольку на сегментацию влияет большое количество различных факторов, ни один из алгоритмов не дает достаточно точной информации о границах и областях. Сегментация обычно используется не самостоятельно, а как часть некоторой системы (например, системы машинного зрения), поэтому качество работы алгоритма оценивается исходя из работы системы в целом, один и тот же алгоритм сегментации может оказаться хорошим для одной задачи и плохим для другой.

Классификация алгоритмов

Выделяют следующие алгоритмы сегментации:

1. Пороговые алгоритмы;
2. Алгоритм наращивания областей;
3. Граничные алгоритмы;
4. Алгоритмы сегментации на основе кластеризации.

Пороговые алгоритмы

Если необходимо распознавать изображение, области которого значительно различаются по яркости, то рекомендуется использовать пороговые алгоритмы, например, для сегментации алгоритмом порогового распределения необходимо получить бинарное изображение из полутонового [1]. Для этого устанавливается некоторое пороговое ограничение. После квантования функция изображения отображает элементы изображения с уровнем яркости больше порогового в значение 1, меньшее порогового 0. В таких случаях оптимальное значение порога определяется достаточно легко на основе анализа гистограмм. Дальнейшее его естественное развитие – мультипороговая сегментация.

При отсутствии шумов и других возмущений, колебание яркости происходит только на границах выделяемой области. Такая модель может быть упрощена до единой размерности, тогда распределение яркости однозначно совпадает с формой контура границы. По сути, распределение яркости I является производной от контура границ

$$f(I) = c \left| \frac{dx}{dI} \right|$$

Так как для I в заданном диапазоне ΔI , $f(I)\Delta I$ пропорционально диапазону расстояний входящих в него Δx , распределение $f(I)$ может вычисляться для всех значений I , включая два экстремума (максимального и минимального значений) яркости.

Для учета шумов и других колебаний яркости, как правило, используются свертки

$$F(I) = \int_{-\infty}^{\infty} b(u - 1)f(u)d(u),$$

где b – соотношение пикселей фона на изображении. Она дает более реалистичное распределение, подтверждающее, что пик гистограммы в наивысшем или низшем значении яркости может повлиять на смещение минимума в ту или иную сторону, то есть это определенное пороговое значение будет неточным.

Данные алгоритмы позволяют сегментировать простые изображения, но, как правило, не дают хорошего результата на изображениях с наличием неровного освещения, всплеск, теней и различных помех, что, к сожалению, часто встречается в реальных

ситуациях. Кроме того, при наличии значительных интервалов между экстремумами определение значимого минимума может быть затруднительным.

Для уменьшения влияния указанных недостатков разработаны алгоритмы, которые реализуют анализ взвешенных значений экстремумов, а точнее анализируют интенсивность и градиент.

В общем случае, для корректного использования алгоритмов пороговых значений, нужно избегать «смещения» при выборе порогового значения путем жесткого контроля одинаковости распределения в темных и светлых областях гистограммы яркости; необходимо разбивать изображение на возможно малые элементы, чтобы гистограмма яркости имела ярко выраженные экстремумы; эти элементы должны быть достаточно большими, чтобы объем статистической выборки позволял удовлетворительно оценить местоположение экстремумов и описать окрестность.

Алгоритмы наращивания областей

Если на изображении имеет место устойчивая связность внутри отдельных сегментов, то рекомендуется использовать алгоритмы наращивания областей - происходит группировка соседних элементов с одинаковыми или близкими уровнями яркости, которые после объединяются в однородные области. Наиболее распространенные алгоритмы нахождения областей включают в себя такие алгоритмы, как слияние-расщепление областей, алгоритм водоразделов и алгоритм центроидного связывания [2].

Простые способы наращивания областей используют только совокупности свойств отдельных групп точек для определения примитивных областей. Более сложные алгоритмы построены на объединении примитивных областей.

При центроидном связывании на основании информации об объекте выбираются стартовые точки, которым присваиваются различные метки. Точки с одинаковыми метками образуют отдельные множества. Такой алгоритм наиболее пригоден для сегментации простых изображений. Для более сложных изображений выбор точек проводится по итерациям, на каждой из которых рассматривается набор точек на предмет принадлежности их соседей данному множеству. Точки, включенные в множество на предыдущих итерациях, не рассматриваются. Так проводится анализ всех множеств по очереди. Точки, добавленные к множеству на данной итерации, называются фронтом, а объединение фронтов – волной, поэтому такие алгоритмы получили название – волновые.

Алгоритм слияния-расщепления разделяет точки изображения путем разбиения некоторым образом изображения на квадраты, которые затем анализируются для их проверки на однородность (чаще всего это однородность по яркости). Если квадрат не

удовлетворяет условиям однородности, он заменяется четырьмя «подквадратами», а подходящие по условию однородности 4 квадрата могут быть объединены в одну область.

К недостаткам алгоритмов нахождения областей в первую очередь относят то, что они выделяют общие фрагменты, зачастую не показывая информации об изменении яркости внутри области и возможных внутренних границах. Однако эти алгоритмы зарекомендовали себя более эффективными при работе с зашумленными изображениями.

Граничные алгоритмы

Другой способ сегментации заключается в нахождении точек, лежащих на границах областей [3]. Характеристика яркости - основная для определения границ, хотя часто используются такие характеристики, как текстура и, конечно же, градиент.

Границей называют сильные локальные изменения яркости на изображении. Фактически они разделяют области. Часто граница определяется как скачок значения первой производной яркости изображения. Такие «разрывности» (неоднородности) могут быть пошаговыми, когда яркость на изображении резко меняет свое значение вплоть до противоположного значения, и линейными, когда значение яркости также внезапно меняется, но через короткий промежуток возвращается к первоначальному состоянию. Последние изменения встречаются не часто вследствие сглаживания в изображениях, получаемых при использовании практически всех устройств получения/преобразования изображений. Поэтому при рассмотрении изменений в пределах конечного отрезка пошаговые изменения фактически идентифицируются как линейно возрастающие, а линейные – как треугольные. Встречаются случаи, когда границу удобно идентифицировать по обоим признакам.

Фрагмент границы соответствует координатам границы i и j , и направленности границы θ , которая может быть градиентным углом. Набор границ или математическая кривая, моделирующая набор границ, образует контур. Существуют алгоритмы соединения границ (создание упорядоченного набора границ), использующие локальную информацию для принятия решения о принадлежности пикселя границе, и алгоритмы отслеживания границ (процесс исследования результатов фильтрации изображения для определения контуров), которые могут использовать глобальную информацию.

Алгоритмы выделения границ состоят из фильтрации (улучшение выделения границ при наличии шумов), усиления (акцент на точках, где происходит перепад яркости), выделения (используя пороговое значение, решение, выделять ли точки в границу) и локализации (определение месторасположения и направления). Разработано много способов выделения границ, например, операторы Робертса, Собела, Превитта, Канны.

В общем, существующие алгоритмы делятся на алгоритмы сравнения с эталоном и дифференциально-градиентные алгоритмы [4]. Оба подхода определяют, когда колебание градиента яркости g становится достаточно большим, чтобы утверждать, что здесь находится граница объекта. Принципиальная разница алгоритмов заключается в способе локальной оценки градиентного значения и определении локальной направленности границ, что немаловажно в некоторых схемах распознавания объектов.

Для определения локальных градиентов и те, и другие алгоритмы используют матрицы свертки. Для дифференциально-градиентных алгоритмов достаточно 2×2 масок – по направлениям x и y . В случае сравнения с эталоном применяются до 12 масок (свертки), оценивающих локальные компоненты градиента в разных направлениях.

При сравнении с эталоном колебание локального градиента границы аппроксимируется путем выбора максимального значения среди откликов компонентов масок:

$$g = \max(g_i: i = 1..n),$$

где обычно $n = 8$ или $n = 12$.

При дифференциально-градиентном подходе локальное значение границ может быть рассчитано векторным путем, используя нелинейное преобразование

$$g = (g_x^2 + g_y^2)^{\frac{1}{2}}$$

При сравнении с эталоном направленность границ оценивается как результат маски, давший наибольшее число градиента в уравнении. В дифференциально-градиентном подходе уравнением

$$\theta = \arctg\left(\frac{g_y}{g_x}\right)$$

Последние два соотношения имеют достаточно высокую вычислительную сложность, но они считаются более точными. Но в ситуациях, когда информация о направлении не требуется, а также для изображений с очень большим диапазоном изменения контрастности, алгоритм сравнений с эталонами считается более предпочтительным.

Подход сравнений с эталонами использует разные операторы, в зависимости от вида границы.

В целом, выделение границ дает весьма неплохие результаты для интерпретации изображения. Карты границ могут быть построены в различных масштабах, что позволяет получать коррелированные результаты. Также алгоритмы выделения границ требуют

меньше ресурсов для вычислений, и результирующая информация занимает гораздо меньше места для хранения. Алгоритм выделения границ рекомендуется использовать тогда, когда границы довольно четкие и стабильные.

К недостаткам можно отнести то, что многие схемы имеют большую вычислительную сложность, что не оправдано для многих приложений и не позволяет использовать алгоритмы в системах реального времени. Необходимо учитывать также, что для точной оценки значения и направленности границ необходимо использовать разные маски; получение маски путем перестановки коэффициентов циклически по соседям «по квадрату» не всегда будет гарантировать достоверный результат; оптимизация в целях устранения шумов накладывает на маски дополнительные условия.

Алгоритмы сегментации на основе кластеризации

Отдельной ветвью выделяются алгоритмы сегментации, основанные на кластеризации [5]. Их преимущество - они автоматические и могут быть использованы для любого количества признаков и классов. Существующие алгоритмы кластеризации, такие как K-средних, медоидный, CURE, ROCK, DBSCAN, созданы для нахождения кластеров, соответствующих какой-либо статической модели. Эти алгоритмы могут дать сбой, если параметры модели были выбраны некорректно, по отношению к классифицируемым данным, или если модель не охватывает в должной мере характеристики кластеров. Также многие алгоритмы допускают погрешности, если данные состоят из кластеров разной формы, плотности и размеров. Предложен алгоритм, измеряющий сходство двух кластеров с помощью динамической модели. В процессе кластеризации слияние двух кластеров происходит только, если внутренняя связность и схожесть двух кластеров тесно связана с внешней связностью кластеров между собой и близостью элементов внутри кластера. Также существует множество различных алгоритмов с использованием жесткой кластеризации и кластеризации, основанной на нечеткой логике, статистики появления признаков, гистограмм, релаксации, иерархической кластеризации, смежных графов, Гауссовой модели и анализа основных компонентов и др.

Выводы

Каждый из алгоритмов сегментации имеет определенную область применения, которая зависит от входных данных, от требований для распознавания, от объемов вычислений и скорости принятия решений. Для каждой конкретной задачи нужно подбирать алгоритм, отвечающий необходимым требованиям.

Тем не менее, данных алгоритмов сегментации недостаточно и требуется интеллектуальный анализ полученных областей для выявления отношений между

фрагментами, например использование признаков формы. Понятно, что в зависимости от набора признаков можно получить ряд разбиений, наиболее оптимальное из которых будет определяться в соответствии с определенным набором решающих правил.

Список литературы

1. Вежнев В. Выделение связных областей в цветных и полутоновых изображениях [Электронный ресурс] / И.М. Журавель. – Режим доступа: http://www.ict.edu.ru/lib/index.php?a=elib&c=getForm&r=resDesc&d=light&id_res=2397 (дата обращения: 12.04.2013).
2. M. Buvry, J. Senard, C. Krey. Hierarchical region detection based on the gradient image / In: Scandinavian Conference on Image Analysis, Lappeenranta, Finland – Vol. 2. – 1997. – P. 717-724.
3. Edge Detection Using steerable Filters and CNN, Atilla Ozmen and Emir Tufan Akman, 2002.
4. Whitey D.J., Koles Z.J. A review of Medical Image segmentation: Methods and available software. // International Journal of Bioelectromagnetism. – 2008. – Vol.10. – №3. – P. 125–148.
5. Вежнев В., Барина О. Алгоритмы сегментации изображений: автоматическая сегментация [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.cgm.computergraphics.ru.postman.ru/content/view/147> (дата обращения: 12.04.2013).