

АНАЛИЗ МЕТОДОВ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ СЕГМЕНТАЦИИ КРОН ДЕРЕВЬЕВ

Близнюк А.В.

НИУ БелГУ – Белгородский национальный исследовательский университет, Россия, Белгород, e-mail: 1144611@bsu.edu.ru

В данной работе рассматриваются существующие методы сегментации изображений, проводится сравнение методов на выявление достоинств и недостатков.

Ключевые слова: сегментация изображений, нейронные сети, метод теории графов, поиск регионов.

**ANALYSIS OF IMAGE SEGMENTATION METHODS FOR SOLVING
THE PROBLEM OF TREE CROWN SEGMENTATION**

Bliznyuk A. V.

BelGU – Belgorod State Research University, Belgorod, e-mail: 1144611@bsu.edu.ru

This article discusses the existing methods of image segmentation, and compares methods to identify advantages and disadvantages.

Keywords: image segmentation, neural networks, graph theory method, region search.

Введение

Сегментация является промежуточным этапом между обнаружением движения и этапами сопровождения и распознавания объектов. На этом этапе происходит группирование разрозненных участков или фрагментов изображения в область, принадлежащую одному объекту, или разделение какого либо участка изображения на области, принадлежащие разным объектам. При этом группирование осуществляется по различным признакам, таким как яркость, цвет, текстура, движение в одном направлении, с одинаковой скоростью и тому подобные признаки. Применение способа группирования, по тому или иному признаку, зависит от задачи, которую необходимо решить.

Задача распознавания крон деревьев заключается в выделении на них областей, соответствующих реальному расположению выбранных объектов исследования. Для человека не составляет особого труда решить данную задачу, однако это довольно нетривиальная задача для вычислительной машины, так как практически любое её действие – это чётко определённый алгоритм.

Так как этап сегментации предшествует этапам более высокого уровня обработки изображения (сопровождение, распознавание объектов), то к методам сегментации применяются определенные требования.

В общем случае данные требования можно сформулировать следующим образом:

- максимальное соответствие сегментированной области реальному объекту;
- работа в режиме реального времени;
- низкая вероятность ошибок;
- устойчивая работа в сложных условиях.

Исходя из сформулированных требований, проведем анализ наиболее часто применяемых методов, с целью выявления их слабых и сильных сторон:

1. Методы, основанные на применении бинаризации

Сущность данных методов заключается в сведении изображения к бинарному используя яркостную характеристику пикселей и дальнейшую обработку алгоритмами выделения однородных областей. Алгоритмы основаны на принципе кластеризации. Наиболее распространенный алгоритм этой группы методов – это алгоритм k-средних.

2. Методы, основанные на поиске границ регионов

Эти методы находят границы регионов, а затем и сами регионы исходя из найденных границ. Чаще всего для выделения границ используется высокочастотный фильтр, для бинаризации используется k-кластеризация, а выделение регионов на бинарном изображении происходит с помощью алгоритма последовательного сканирования.

3. Методы, основанные на поиске регионов

Данные методы находят регионы непосредственно, объединяя соседние пиксели в регионы по схожести параметров (цвет, яркость и т.д.). Строится вероятностная модель характеристик пикселей определяющих класс соответствующий некоторому региону и производится сравнение параметров пикселей путем применения порога. Эти методы лежат в основе таких методов, как:

- метод слияния регионов;
- метод разбиения и слияния регионов;
- метод «водораздела».

4. Методы, использующие Марковское случайное поле

Данные методы основаны на предположении, что цвет каждой точки изображения зависит от цветов некоторого множества соседних точек. Применение Марковского случайного поля позволяет учитывать различия в текстуре при сегментации [1].

5. Методы теории графов

Сущность данных методов заключается в том, что изображение представляется в виде взвешенного графа, с вершинами в точках изображения. Вес ребра графа отражает сходство точек. Разбиение изображения моделируется разрезами графа. Обычно в методах теории графов вводится функционал «стоимости» разреза, отражающий качество полученной сегментации. Так задача разбиения изображения на однородные области сводится к оптимизационной задаче поиска разреза минимальной стоимости на графе.

Наиболее часто применяемыми методами теории графов являются:

- жадные алгоритмы;
- методы динамического программирования;
- алгоритм Дейкстры;
- метод Normalized;
- метод Nested Cuts;

– метод сегментации SWA. [2].

6. Методы, использующие признак движения

В данных методах сегментация производится по оценке вектора движения. Основой определения векторов движения является уравнение оптического потока:

$$\langle \nabla L, V \rangle + I_t = 0, \text{ где } \nabla L = \left(\frac{\partial L}{\partial x}, \frac{\partial L}{\partial y} \right) - \text{ яркостной вектор-градиент по}$$

пространственным координатам; I_t – производная яркости по времени;

$$V = \left(\frac{\partial x}{\partial t}, \frac{\partial y}{\partial t} \right) - \text{ вектор движения.}$$

Принцип группирования (разгруппирования) основан на определении совпадений у соседних пикселей таких параметров как яркость и скорость движения. В этих методах применяется значение порога к текущему параметру пикселя для сравнения со статистической моделью какой-либо области изображения [3].

7. Нейросетевые методы

Нейросетевые методы предлагают иной подход к решению задачи распознавания образов. Архитектура и функционирование нейронных сетей (НС) имеют биологические прообразы. Веса в нейронной сети не вычисляются путём решения аналитических уравнений, а подстраиваются различными локальными методами (например, разновидностями градиентного спуска) при обучении. Обучаются нейронные сети на наборе обучающих примеров. В процессе обучения НС происходит автоматическое извлечение ключевых признаков, определение их важности и построение взаимосвязей между ними [5].

Настройка нейронной сети для решения определённой задачи производится в процессе обучения на наборе тренировочных примеров. Таким образом, не требуется вручную определять параметры модели (выбирать ключевые признаки, учитывать их взаимоотношение и т.п.) – НС извлекает параметры модели автоматически наилучшим образом в процессе обучения. Остаётся только построить тренировочную выборку. Архитектура НС и

процедуры обучения позволяют выполнить гибкую настройку на конкретную решаемую задачу. Для большинства НС процедура обучения является эвристическим алгоритмом, что, с одной стороны, обеспечивает приемлемость получаемых решений, а с другой стороны, не требует непомерных вычислительных ресурсов.

Нейронные сети обладают хорошей обобщающей способностью (одной из лучших среди существующих методов, например, много лучше, чем у решающих деревьев). Это значит, что опыт, полученный в процессе обучения на конечном наборе образов, НС может успешно распространять на всё множество образов.

Нейронные сети ни налагают каких-либо ограничений на тренировочную выборку, ни полагаются на то, что она обладает какими-либо априорными свойствами, в отличие, например, от статистических методов. Не требуется никакого предварительного изучения характера данных. НС принимает тренировочный набор «как есть» и учится производить правдоподобное решение, не претендуя на абсолютную истину, т.е. строится наилучшая не физическая модель, которая не является максимально точным соответствием реального процесса, но даёт приемлемую его аппроксимацию. Имеется ряд примеров, когда нейронные сети показывали себя лучше статистических методов. Кроме того, в статистике не имеется аналогов некоторых нейросетевых методов, таких, например, как карты Кохонена, машина Больцмана и, что важно для распознавания изображений, когнитрон [4].

НС характеризуется нечётким распределённым хранением информации, т.е. нет отдельного нейрона, отвечающего за какое-либо понятие или признак, и удаление или искажение работы этого нейрона не приведёт к фатальным последствиям.

Но несмотря на все достоинства, применение НС к изображениям требует специальных усилий. Это связано в первую очередь со сложным характером изображений, особенно изображений трёхмерных объектов

реального мира. Изображение должно быть предобработано – приведено к некоторым стандартным условиям. Двумерный характер изображения, изменение условий освещённости, топологические искажения изображения при смене ракурса и прочих воздействиях не позволяют ограничиться простейшими архитектурами НС для достижения оптимального результата.

Основные достоинства и недостатки, которые свойственны рассмотренным методам, приведены в таблице 1:

Таблица 3.1 – Достоинства и недостатки методов сегментации

№ п/п	Наименование метода	Достоинства	Недостатки
1.	Методы, основанные на применении бинаризации	<ul style="list-style-type: none"> – простота реализации; – высокая скорость обработки. 	<ul style="list-style-type: none"> – большая вероятность ошибочной сегментации.
2.	Методы, основанные на поиске границ регионов	<ul style="list-style-type: none"> – возможность изменения порога классификации; – низкая чувствительность к изменениям характеристик изображения. 	<ul style="list-style-type: none"> – алгоритм не работает при разрыве границы; – неточное выделение; – низкая скорость работы; – многоступенчатость метода.
3.	Методы, основанные на поиске регионов	<ul style="list-style-type: none"> – широкая область применения; – возможность изменения порога классификации; – скорость работы; – устойчивость к ошибкам на первых этапах метода; – точность сегментации. 	<ul style="list-style-type: none"> – при работе с большими областями возрастает вероятность ошибки и снижается быстродействие.
4.	Методы, использующие Марковское случайное поле	<ul style="list-style-type: none"> – высокое качество сегментации по текстуре. 	<ul style="list-style-type: none"> – сложность реализации.
5.	Методы теории графов	<ul style="list-style-type: none"> – возможность помимо однородности цвета и текстуры сегментов управлять также формой сегментов, их размером и сложностью границ. 	<ul style="list-style-type: none"> – низкая скорость работы; – большие затраты памяти.

6.	Методы основанные на признаке движения	<ul style="list-style-type: none"> – точность сегментации. 	<ul style="list-style-type: none"> – при изменении освещенности возможно появления аномальных векторов; – большая вычислительная сложность.
7.	Нейросетевые методы	<ul style="list-style-type: none"> – обладают хорошей обобщающей способностью; – позволяют выполнить гибкую настройку на конкретную решаемую задачу. 	<ul style="list-style-type: none"> – сложная предобработка данных – изменение условий освещённости, топологические искажения изображения при смене ракурса и прочих воздействиях влияют на достижения оптимального результата

Анализ методов сегментации показывает, что все они не лишены недостатков. Поэтому выбор того или иного метода зависит от конкретной задачи. Например, при изменении освещенности (интенсивности солнечного света) меняются яркостные характеристики объектов, или объекты имеют неоднородную яркость или слабо выраженную текстуру. В случае нахождения в кадре множества объектов с похожими признаками, двигающихся по произвольным траекториям, перекрывающим друг друга, провести точную сегментацию практически невозможно.

Видно, что большинство методов ориентировано под определенные признаки сегментации (яркость, цвет, текстура, скорость и т.п.). Так же при выборе метода сегментации необходимо учитывать и то, что свойства объектов, под влиянием внешних факторов могут изменяться.

Наибольшей популярностью при решении задач сегментации крон деревьев пользуются свёрточные нейронные сети, которые входят в состав технологий глубокого обучения, и позволяют добиться высокой точности сегментации, минимальных затрат временных и вычислительных ресурсов.

Таким образом, для решения задачи сегментации крон деревьев необходимо использовать комбинированный подход, основанный на использовании нейросетевых методов сегментации.

Литература

1. Форсайт Д., Понс Ж. «Компьютерное зрение. Современный подход», Москва. Санкт-Петербург. Киев 2014г. – 465с. Конушин В., Вежневек В..
2. Методы сегментации изображений: интерактивная сегментация. Компьютерная графика и мультимедиа. Выпуск №5(1)/2007.
3. Обухова, Н.А. Сегментация объектов интереса на основе признака движения в видеокомпьютерных системах / Н.А.Обухова // Инфокоммуникационные технологии. - 2007 - №1 – С.77-85.
4. Тропченко А.А. Методы вторичной обработки распознавания изображений. Учебное пособие [Текст] / А.А. Тропченко, А.Ю.Тропченко. – СПб: университет ИТМО , 2015. – 215 с.
5. Зенин, А. В. Анализ методов распознавания образов // Молодой ученый. – 2017. – № 16. – С. 125-130. [Электронный ресурс]. – URL:: <https://moluch.ru/archive/150/42393/> (дата обращения 07.07.2020).