

Қазақстан Республикасы Тәуелсіздігінің 30 жылдығына арналған «Сейфуллин оқулары – 17: «Қазіргі аграрлық ғылым: цифрлық трансформация» атты халықаралық ғылыми – тәжірибелік конференцияға материалдар = Материалы международной научно – теоретической конференции «Сейфуллинские чтения – 17: «Современная аграрная наука: цифровая трансформация», посвященной 30 – летию Независимости Республики Казахстан.- 2021.- Т.1, Ч.4 - С. 138-141

СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ ПРОБЛЕМЫ МЕТОДОВ СЕГМЕНТАЦИИ СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Калдарова М.Ж.

Семантическая сегментация изображений – это разделение изображения на отдельные группы пикселей, области, соответствующие одному объекту с одновременным определением типа объекта в каждой области, в общем, определяется как процесс разделения изображения на однородные области так, чтобы каждая область была однородной, но никакое объединение двух смежных областей не было бы однородным. Такие области принято называть сегментами [1]. Семантическая сегментация объектов на изображениях – одно из самых интенсивно развивающихся направлений в области информационных технологий и один из важнейших этапов расчетов автоматической обработки изображений. Методы сегментации применяются в самых разных областях — от систем агропромышленной области и обеспечения безопасности до различных видов медицинской диагностики. Несмотря на интенсивное развитие современных методов и алгоритмов, зачастую они не обеспечивают требуемое качество работы и надежность, поэтому на сегодняшний день существует потребность в повышении качества семантической сегментации объектов на изображениях.

Важную роль в процессе сегментации играет выбор подходящей меры однородности, которая позволяет различать анализируемые объекты друг от друга. В основном используются спектральные и текстурные характеристики. При сегментации могут использоваться также другие признаки (форма, размер, контекст и т.п.) [1, 3].

Семантическая сегментация находит применения в самых разных областях реальной жизни. Семантическая сегментация используется для определения типов земной поверхности по спутниковым снимкам. Продвинутое алгоритмы используются для нанесения на карту дорог, определения типов сельскохозяйственных культур, поиск свободных мест для парковки и так далее. Сегодня в разных областях науки и техники широко востребованы цифровые карты местности и геоинформационные системы. На современном этапе карты должны содержать не только пространственное расположение объектов и высоты точек рельефа, но и подробную

информацию об объектовом составе. Эта информация необходима в широком круге задач от планирования и администрирования территорий до экологического и кадастрового мониторинга. При этом важны не только состав и детальность электронных карт, но и сроки их изготовления и обновления. Процесс их создания является сложной и трудоёмкой задачей, требующей значительного количества ручного труда. Алгоритмы семантической сегментации позволяют в существенной степени автоматизировать этот процесс и даёт возможности своевременного определения границ заранее известных наземных объектов (здания, полей); Полученная алгоритмами информация потребует обработки оператором картографом (оцифровка), но существенно снизит его нагрузку.

Методы сегментации позволяют выделять на спутниковых изображениях классы, соответствующие различным типам природных и антропогенных объектов [2-4]. При этом какие-либо априорные сведения о количестве классов и их вероятностных характеристиках, а также классифицированные обучающие выборки, как правило, отсутствуют. Кроме того на изображениях высокого пространственного разрешения существенно возрастает внутриклассовая неоднородность спектральных характеристик объектов [1, 2, 4] (рисунок 1)

Цифровая обработка изображений

Для описания текстуры

Статистический
(гистограммы: с помощью
текстурной матрицы,
характеризует текстуры)

гладкую

грубую

зернистую

Структурный (взаимное
положение)

формы

размера

плотность

Спектральный (основан
на свойствах Фурье-
спектра)

Учитывающие контекстные
информации и априорные
знания (различные меры
связности)

Модели марковских
случайных полей (форму и
размер)

Мультимасштабной
(пересегментация)

Объектно-
ориентированные
модели (яркость,
площадь и т.п.)

Методы сегментации для
формирования сегментов

Попиксельные
(кластеры)

границные

гибридные

Классификация
(классификация с
обучением)

Классификация без
(классификация без
обучения)

Градиентные фильтры
(поиск граничных
пикселей)

Заполнение/
замыкание границ

На основе
однородных
областей

Максимальное
правдоподобия

Опорные векторы

Нейронные сети

Методы разбиений

Сеточные алгоритмы

плотностные

иерархические

Алгоритмы
спектральной
кластеризации

Нейронные сети

Рисунок 1. Особенности обработки спутниковых изображений и выбора методов и алгоритмов сегментации

Один из наиболее распространенных методов анализа спутниковых снимков при отсутствии обучающей выборки основан на использовании алгоритмов кластеризации данных. Кластеризация - это фундаментальный инструмент для распознавания, основная задача кластеризации состоит в разбиении многих классифицированных объектов на относительно небольшое количество (заранее определенных или нет) непересекающихся так называемых кластеров, и каждый кластер состоит из похожих объектов, объектов, различных кластеров, существенно разных [5].

В настоящее время известно несколько сотен различных алгоритмов кластеризации многомерных данных. Большое количество публикаций указывает на сложность проблемы в невозможности создания универсального алгоритма кластеризации [2, 5]. Среди алгоритмов кластеризации можно выделить следующие основные группы: методы фрагментации, иерархические, плотностные, сеточные алгоритмы, а также алгоритмы спектральной кластеризации и нейронные сети [1, 5]. Часто алгоритмы относятся сразу к нескольким указанным группам, поэтому приведенная систематизация является строгой.

При выборе удобного алгоритма кластеризации следует учитывать следующие основные характеристики [1,2,4,5]: способность обрабатывать большие массивы данных; устойчивость к «шуму» и выбросам; быстрые данные - действие (сложность вычислений); возможность разбивать кластеры на свободные структуры (форма, размер и плотность); простота настроек; стабильность (порядок ввода данных или активация результата независимость); возможность обрабатывать большие объемы данных; умение работать с бесчисленными типами данных.

Искусственные нейронные сети представляют собой систему соединенных между собой слоев искусственных нейронов. Искусственный нейрон имеет некоторое количество входов, каждому из которых соответствует определенный вес. Нейрон рассчитывает выходной сигнал как линейную комбинацию всех входных сигналов. Нейронные сети используют в задачах распознавания образов, прогнозирования и классификации, предварительно обучая сеть. Для кластеризации используются самообучающиеся сети.

Самым распространенным методом кластеризации является самоорганизующаяся карта Кохонена (self-organising map, SOM) [6]. Количество нейронов равно количеству кластеров и задается как параметр. Каждый нейрон описывается весовым вектором, имеющий такую же размерность, что и входные данные. В процессе обучения для каждого элемента данных выбирается наиболее похожий по весовому вектору нейрон (победитель), и значение его вектора-веса приближается к текущему элементу. Также приближаются весовые векторы нескольких близлежащих узлов. Циклический процесс обучения, перебирающий входные данные,

заканчивается по достижении картой допустимой погрешности, или при достижении заданного количества итераций.

Существует несколько других методов кластеризации на основе нейронных сетей: CDL, NEC, SPLL, Neural Gas [6, 8], которые также используют кластеры для представления эквивалентных векторов.

Нейросетевые алгоритмы характеризуются стабильностью кластеризации, устойчивостью к «шуму» и возможностью обрабатывать многомерные данные. Недостатком этих методов считается необходимость жесткого задания числа кластеров [7, 8]. Результат работы алгоритмов данного типа зависит от порядка ввода данных и инициализации начальных параметров. Кроме того, эти методы не позволяют выделять кластеры сложной формы без дополнительных модификаций. Другой проблемой для их практического применения является высокая вычислительная сложность. В работе [8] было показано, что для сегментации спутниковых изображений Landsat-5 TM алгоритму SOM требуется более 20000 итераций.

На сегодняшний день существует достаточно большое количество алгоритмов, решающих задачи семантической сегментации. С увеличением производительности вычислительных машин все более широкое распространение получают алгоритмы, основанные на использовании глубоких нейронных сетей. Большинство популярных моделей нейронных сетей, использующихся для сегментации изображений, использует в своей архитектуре сверточные слои (FCN). Это позволяет существенно сократить количество параметров сети, а также достичь относительной устойчивости к переносу, масштабированию и незначительным искажениям на изображении. Такая базовая архитектура, несмотря на её эффективность, имеет ряд недостатков. Один из которых — наличие артефактов, расположенных в шахматном порядке, связанных с неравномерным перекрытием выходов в операции транспонированной свертки. Другой недостаток связан с низкой разрешающей способностью по краям из-за потерь информации в процессе кодирования.

Анализ нескольких алгоритмов кластеризации рассмотрены. Выявлены достоинства и недостатки этих алгоритмов применительно к задаче сегментации спутниковых изображений.

Список литературы:

1. Шовенгердт, Р.А. Дистанционное зондирование. Методы и модели обработки изображений // М.: Техносфера, 2010. – 556 с.
2. Сирота А. А. Анализ алгоритмов поиска объектов на изображениях с использованием различных модификаций сверточных нейронных сетей// А. А. Сирота, Е. Ю. Митрофанова, А. И. Милованова// Вестник ВГУ, серия: Системный анализ и информационные технологии, 2019, № 3. – С. 123-137.
3. Dey, V. A review on image segmentation techniques with remote sensing perspective /V. Dey, Y. Zhang, M. Zhong // Proc. ISPRS TC VII

- Symposium, IAPRS. – 2010. – Vol. 38. – Part 7A. – P. 31-42.
4. Болотова, Ю.А. Обзор алгоритмов детектирования текстовых областей на изображениях и видеозаписях / Ю.А. Болотова, В.Г. Спицын, П.М. Осина // Компьютерная оптика. – 2017. – Т. 41, № 3. – С. 441-452. – DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-3-441-452.
 5. Sarmah, S. A grid-density based technique for finding clusters in satellite image /S. Sarmah, D.K. Bhattacharyya // Pattern Recognition Letters. – 2012. – Vol. 33. – No. 5. – P. 589-604.
 6. Kohonen, T. Self-Organizing Maps / T. Kohonen, M.R. Schroeder, T. S. Huang, S.O. Maps // (Third Extended Edition), New York, 2001. – 501 P.
 7. Афанасьев, В.Н. Формирование алгоритмов оптимизации нестационарных систем управления на основе необходимых условий оптимальности / В.Н. Афанасьев, А.П. Преснова // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2018. – Т. 19 (№3). – С. 153-158.
 8. Jagannath K.J. Automatic semantic segmentation and classification of remote sensing data for agriculture//Jagannath K.Jadhav, R. P. Singh// MATHEMATICAL MODELS IN ENGINEERING. JUNE 2018, V. - 4, ISSUE 2. P. – 112-137