



OSTIS-2012

(Open Semantic Technologies for Intelligent Systems)

УДК 004.822:514

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ И СЕМАНТИЧЕСКИХ СЕТЕЙ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦИИ РАСТРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ

Паркалов А.В.

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники,
г. Минск, Республика Беларусь*

a.parkalov@gmail.com

В статье рассматривается возможность применения нейросетевых и семантических технологий для сегментации растровых изображений земной поверхности в задаче построения векторной карты местности. Описана реализация нейросетевого подхода решения задачи сегментации и первичной классификации сегментов. Выделены предпосылки для использования семантических сетей при классификации сегментов и хранении данных об объектах, преимущества представления векторных карт в виде семантической сети.

Ключевые слова: нейронные сети, семантические сети, векторизация растровых изображений земной поверхности, геоинформационные системы.

ВВЕДЕНИЕ

Широкое использование векторных карт в навигационных системах обусловлено многими факторами, основными из которых являются меньший размер векторного представления картографической информации по сравнению с растровым, возможность масштабирования и изменения формы представления объектов, что облегчает анализ карты конечным пользователем.

Основным недостатком векторной формы представления является высокая трудоемкость и низкая автоматизация процесса векторизации. Часто для облегчения труда векторизуются топографические планы местности, составленные по данным геодезической разведки, такие автоматизированные и автоматические системы существуют [Самардак, 2005], однако следует отметить, что с момента получения первичных данных до построения векторной карты может пройти достаточно большое время и такая карта устареет раньше момента создания. Очевидным решением является совмещение векторной карты и растрового изображения, полученного с помощью аэрофотосъемки или космической съемки земной поверхности соответствующего региона. Недостатком такого подхода является необходимость совершать двойную работу: хранить и обрабатывать как векторное, так и растровое представление одного и того участка местности.

В данной работе рассматриваются некоторые вопросы, касающиеся второго подхода к проблеме

релевантности карты – автоматизации построения векторных карт из растровых изображений земной поверхности.

Съемка земной поверхности, в т.ч. аэрофотосъемка и космическая съемка, позволяет получить детальное изображение поверхности, однако поиск и выделение информации на таком снимке требует непосредственного участия человека. Основными этапами векторизации являются выделение объектов и их границ на растровых изображениях и классификация найденных объектов.

Задача распознавания объектов на растровых изображениях земной поверхности состоит в поиске участков изображения, отличающихся своими атрибутами и представляющих собой некоторые объекты геоинформационных систем, определении их границ, отнесении их к тому или иному классу объектов. В том случае, если векторная карта заданного участка местности уже существует, поиск в окрестности местоположения известного объекта позволит уточнить координаты и атрибуты объекта. Такого рода задача может возникнуть вследствие изменения местности как в результате хозяйственной деятельности человека, так и в результате природных явлений. Примером может служить прокладка дорог, высадка и вырубка леса, возведение зданий и сооружений, изменение русла рек, затопление низинных земель и др. В случае, если карты заданного участка нет, требуется классификация каждого выделенного на местности объекта.

Автоматическая сегментация изображений

Задачи автоматической сегментации растровых изображений делятся на два класса:

- выделение областей изображения с известными свойствами;
- разбиение изображения на однородные области.

В случае работы с изображениями земной поверхности, задача сегментации относится ко второму классу, при этом никакая априорная информация о свойствах областей не используется, зато на само разбиение изображения накладываются некоторые условия (например, все области должны быть однородны по цвету и текстуре). Методы этого класса универсальны и применимы к любым изображениям.

Задача разбиения изображения на однородные области является по своей природе некорректной, так как далеко не всегда для изображения есть единственно «правильная» сегментация, и далеко не всегда задача сегментации имеет единственное решение. По той же причине нет и объективного критерия оценки качества разбиения изображения [Барина и др., 2006].

Качество работы метода оценивается в зависимости от того, насколько полученная сегментация обладает набором определенных свойств. Наиболее часто используются следующие свойства [Haralick et al, 1985]:

- однородность регионов (однородность цвета или текстуры);
- непохожесть соседних регионов;
- гладкость границы региона;
- маленькое количество мелких «дырок» внутри региона.

Основные подходы к сегментации изображений [Барина и др., 2006]:

- кластеризация цветового пространства;
- выращивание регионов;
- дробление-слияние регионов;
- моделирование изображения марковским полем;
- методы, основанные на операторах выделения краев;
- методы теории графов;
- оптимизационный подход.

Результатом сегментации является набор сегментов – связанных областей точек, обладающих сходными свойствами. Картографический объект может состоять из нескольких сегментов, одни объекты могут быть частично перекрыты другими.

В настоящее время технологии достаточно просто позволяют получить растровые изображения земной поверхности с разрешением до 0,2 м на пиксель изображения. На характер изображений влияют такие факторы, как освещенность, угол наклона, под которым производится съемка, используемое оборудование, сезон года. Цветовая

гамма изображения от одного участка к другому как правило изменяется незначительно, природные объекты имеют нерегулярную структуру, антропогенные как правило имеют большие перепады яркости (блики и тени в ясную погоду). Всё это затрудняет выбор наилучшего метода сегментации и ухудшает качество получаемых результатов.

Сегментация с помощью нейронной сети

С точки зрения конечного пользователя, система векторизации растровых изображений должна получать на входе некоторый набор растровых изображений (снимков) земной поверхности с географической привязкой, производить их обработку: выделение объектов на местности, границ и атрибутов этих объектов, осуществлять сохранение полученных данных в формате, удобном для построения векторных карт. Эта задача сложна и в автоматическом режиме на сегодняшний день окончательно не решается. Повышение степени автоматизации требует комплексного подхода к проблеме.

Вывод, сделанный в работе [Skarbek et al, 1994] дает основания предполагать, что повышение качества сегментации и распознавания объектов может быть достигнуто путем объединения этапов сегментации изображений и классификации сегментов. Действительно, точные границы многих картографических объектов могут быть определены человеком-экспертом только после отнесения данного конкретного участка местности к тому или иному типу объекта, и наоборот, установить тип и свойства объекта значительно проще, имея его точные границы. Большинство алгоритмов сегментации изображений работает с изображением на низком уровне, использует один или несколько критериев оценки принадлежности соседних пикселей одной и той же области, например, градиент яркости, и не может выполнять классификацию получаемых сегментов. Это не означает, что от данных методов следует отказываться, но их следует дополнить методами, основанными на классификации фрагментов изображения.

В данной статье предлагается использовать методы выделения краев для сегментации изображения на множество мелких фрагментов. Как хорошо зарекомендовавшие себя методы, они используются в системах обработки видео в реальном времени и не требовательны к ресурсам. Для объединения сегментов в регионы и первичной классификации предлагается применить многослойную нейронную сеть с обратным распространением ошибки. Нейронные сети широко применяются для решения таких задач, как классификация объектов на снимке, поиск объектов заданного типа с учетом изменения местоположения объекта и аффинных преобразований, и хорошо работают тогда, когда объекты заметно отличаются друг от друга, от фона, или когда число

различаемых классов невелико [Szeliski, 2010].

Картографическая информация на снимке земной поверхности как правило представлена большим числом объектов и классов объектов, которые имеют сходную текстуру, яркость, контрастность, имеют небольшую разницу в цвете, нечеткие границы, что затрудняет их прямой поиск и классификацию, поэтому прямое использование известных нейросетевых методов распознавания объектов для поставленной задачи нецелесообразно как в плане требуемых вычислительных ресурсов, так и в плане возможности обучения нейросети для успешного решения задачи. Двухступенчатый подход к распознаванию объектов, когда на первом шаге производится сегментация и первичная классификация сегментов, а на втором – более детальная классификация с уточнением атрибутов полученных объектов, позволит улучшить качество распознавания объектов и их границ.

В качестве первичной классификации были приняты следующие типы рельефа:

- лесной покров (леса, парки);
- травяной покров (поля, сельхозугодия, пустыри);
- техногенный рельеф (дороги, здания, сооружения).

Обработка изображения нейронной сетью производилась методом скользящего окна 16x16 пикселей с перекрытием 8 пикселей. В качестве обучающей выборки было использовано изображение земной поверхности с тремя типами рельефа, классифицированное вручную. Размер изображения 740x723 пикселя, изображение приведено к оттенкам серого по формуле (1):

$$k = (r \cdot 11 + g \cdot 16 + b \cdot 5) / 32, \quad (1)$$

где k – значение яркости пикселя приведенного изображения, r , g , b – соответственно красная, зеленая, синяя компоненты исходного пикселя.

Наилучший результат из рассмотренных показала нейронная сеть следующего вида:

- входной слой состоит из 256 нейронов (по числу пикселей окна сканирования);
- первый внутренний слой состоит из 12 нейронов с сигмоидальной функцией активации;
- второй внутренний слой состоит из 3 нейронов с сигмоидальной функцией активации;
- выходной слой состоит из 3 нейронов с линейной функцией активации;
- в качестве результата принимается максимальное значение выходного слоя сети.

Описанная выше нейронная сеть показала себя склонной к переобучению, большинство ошибок сети связано с выделением густой тени на краю лесных массивов в класс «техногенный рельеф».

Возможные причины:

- класс «техногенный рельеф» на использованном снимке преимущественно состоит

из чередования бликов и теней, сеть обучается на распознавание перепадов яркостей;

- цветовой оттенок дорог, зданий, сооружений является наиболее информативным признаком и был отсеян приведением изображения к оттенкам серого;

- обучающая выборка классифицирована неверно;

- число классов, на которые сеть способна эффективно разделить входные данные, больше трех, или же классы выделены неверно, промежуточные результаты приводят к неопределенности.

Повышение качества классификации нейронной сети может быть достигнуто при наращивании обучающей выборки, так как сеть является многослойной, нелинейной, число связей сети достаточно велико.

Применение семантических технологий

Знание априорной информации о классифицируемом объекте часто позволяет уточнить неопределенный результат классификации. Примером может служить тень высокого дерева посреди лесного массива, которая может быть классифицирована как участок с техногенным рельефом, однако сравнив вероятность нахождения одиноко стоящего объекта в лесу и вероятность ошибки классификатора, можно избежать ошибки классификации. Представление векторной карты в виде семантической сети имеет следующие преимущества:

- определение для такой сети количественных, качественных атрибутов узлов и набора отношений (описывающих взаимное положение сегментов и свойства, на основе которых была произведена сегментация), позволит произвести объединение сегментов, принадлежащих одному объекту;

- использование семантической сети в качестве хранилища данных позволит осуществлять интеграцию и слияние различных наборов данных унифицированным способом [Самодумкин и др, 2011];

- применение знаний, содержащихся в базе, позволит на этапе обучения нейронной сети увеличить репрезентативность классов обучающей выборки;

- использование семантической классификации сегментов исходного изображения позволит определить число классов возможных объектов для каждого изображения и увеличить эффективность обучения нейросети.

С точки зрения логической архитектуры системы векторизации растровых изображений земной поверхности, семантическая сеть является хранилищем знаний об объектах, предметной области. Обращение к базе знаний должно осуществляться:

- после проведения этапа первичной

классификации регионов, когда необходимо использовать априорную информацию о предметной области для отсеивания маловероятных результатов классификации;

- на этапе вторичной классификации для уточнения атрибутов объектов;

- по окончании вторичной классификации для сохранения результатов в виде, удобном для построения векторных карт.

На последнем этапе, когда в базе знаний появляются знания о новых объектах и связях между ними, может производиться их анализ и реорганизация с той целью, чтобы в дальнейшем при векторизации изображений использовались наиболее релевантные знания о предметной области.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Сегментация изображений земной поверхности является сложной задачей. Существует множество подходов к ее решению, однако наибольший интерес вызывают методы, объединяющие сегментацию и классификацию объектов. Одним из перспективных путей решения задачи является совместное использование алгоритмов выделения краев и нейросетевых алгоритмов для классификации и объединения сегментов изображения в регионы, а так же использование семантических сетей для хранения и обработки статистической и прочей априорной информации о геоинформационных объектах.

Интегрирование этих подходов позволит улучшить результативность процесса сегментации и выделения объектов на растровых изображениях земной поверхности в задаче построения векторных карт, повысить степень автоматизации процесса векторизации.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

[Самардак, 2005] Самардак, А.С. Геоинформационные системы: Учебное пособие. / А.С. Самардак. Владивосток: ТИДОТ ДВГУ, 2005. - 123 с.

[Барнинова и др., 2006] Барнинова, О. Методы сегментации изображений: автоматическая сегментация [Электронный ресурс] / О. Барнинова, А. Вежнев // Графика и Мультимедиа. Научно-образовательный сетевой журнал. Выпуск №4(4), 2006. - Режим доступа: <http://cgm.computergraphics.ru/content/view/147>. - Дата доступа: 6.12.2011.

[Haralick et al, 1985] Haralick, R. M. Image Segmentation Techniques. / R. M. Haralick, L. G. Shapiro // Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol 29, No 1, 1985.

[Skarbek et al, 1994] Skarbek, W. Colour Image Segmentation: A Survey [Электронный ресурс] / W. Skarbek, A. Koschan. - 1994. Режим доступа: imaging.utk.edu/~koschan/paper/coseg.pdf. Дата доступа: 7.12.2011.

[Самодумкин и др, 2011] Самодумкин, С.А. Семантическая технология компонентного проектирования интеллектуальных геоинформационных систем. / С.А. Самодумкин, С.И. Сорока, А.И. Махина, А.С. Глазунов. // Материалы международной научно-технической конференции OSTIS-2011, 505-514 стр.

[Szeliski, 2010] Szeliski, R. Computer Vision: Algorithms and Applications [Электронный ресурс] / R. Szeliski. - 2010. Режим доступа: <http://szeliski.org/Book/>. - Дата доступа: 6.12.2011.

APPLICATION OF NEURAL AND SEMANTIC NETWORKS IN THE SEGMENTATION OF THE EARTH'S SURFACE BITMAPS

Parkalov A.V.

*Belarusian State University of Informatics and
Radioelectronics, Minsk, Republic of Belarus*

a.parkalov@gmail.com

This article considers the possibility of using neural and semantic technologies to segment raster images the earth's surface in the problem of constructing a vector map. Implementation of the neural network approach in solving the problem of segmentation and primary classification of the segments is described. The preconditions for the use of semantic networks in the segments classification and storing objects data and the advantages of presenting vector maps in the form of a semantic network are identified.

INTRODUCTION

The widespread use of vector maps in navigation systems is the result of many factors, the most important reasons are smaller vector representations of cartographic information, scalability and object representation alterability. The main drawback is the high complexity and low automation of the vectorisation process.

MAIN PART

The main steps of vectorisation are the selection of the objects, defining their boundaries on raster images and classification of objects found.

Improving the quality of segmentation and object recognition can be achieved by combining image segmentation and segment classification stages. It is expedient to use the edge detection algorithm for raster image segmentation and a multilayer neural network with back propagation to join the segments into the regions. In this case object recognition is divided into two stages. Neural network is also applicable in the initial segments classification.

Semantic network can be used as a repository of knowledge about the objects of the domain. Appeal to the knowledge base can be used to improve initial classification, to perform secondary classification.

CONCLUSION

One of the promising approaches in Earth surface images vectorisation is to merge the stages of segmentation and classification. It can be achieved using neural and semantic technologies. Integration will improve the efficiency of the bitmap segmentation and object classification processes in solving the problem of constructing vector maps.