

УДК 004.932

О.Б. Дудинова

Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков

МЕТОД КАТЕГОРИЙНОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ ПРИ КОМПЬЮТЕРНОМ АНАЛИЗЕ АЭРОСНИМКОВ

Статья посвящена разработке подхода к категорийной компьютерной классификации объектов аэросъемки. Предложенный метод позволяет осуществлять адекватную поддержку технологии распознавания реалистических картографических изображений в геоинформационных системах с применением категоризации. В соответствии с этим методом для каждой формируемой категории учитывается комбинированная база прототипов, расширяемая с использованием простых критериев (цвета, текстуры, контуров). Введение этапа категоризации в видеосистеме позволяет упростить задачу распознавания объектов.

Ключевые слова: геоинформационная система, классификация объектов, мультикритериальная сегментация, категоризация, компьютерная обработка изображений.

Введение

В последние годы значительное внимание уделяется проблеме охраны окружающей среды и рационального использования природных ресурсов. Для ее решения необходим комплексный подход, который требует оперативной обработки больших объемов экологической, картографической и другой информации о состоянии природной среды, что практически невозможно без применения современных компьютерных технологий [1]. Наиболее перспективными методами такой являются методы, основанные на использовании компьютерных геоинформационных технологий. Использование геоинформационных систем (ГИС), позволяющих проводить одновременный анализ многомерных данных с использованием цифровых карт, упрощает процедуры экологического прогноза и оценку комплексного воздействия на природную среду, делает возможным оперативное выявление аномалий и принятие необходимых мер для их устранения.

Компьютерная обработка реалистических картографических изображений в геоинформационных системах (ГИС) предполагает в общем случае реализацию этапов предварительной обработки, сегментации, распознавания и интерпретации. Особый практический интерес представляют задачи распознавания объектов по аэроснимкам. К основным трудностям такого распознавания относится изменение видимости объектов, вызываемое различными внутренними и внешними факторами (освещение, ориентация, положение и т.д.) [2]. В связи с этим, распознавание аэроснимков зачастую не может быть качественно проведено с непосредственным применением стандартных алгоритмов. В предлагаемом алгоритме объект представляется в категорийной шкале и задача распознавания состоит в его отнесении к одной из категорий по информации, извлекаемой из изображения. Учитывая специфику распознаваемых объектов (аэроснимков), их исходное

представление дополняется такими факторами, как цветность и текстурность, что позволяет повысить качество категоризации. В соответствии с алгоритмом для каждой формируемой категории определяется максимум близости между ее элементами (с учетом всех факторов), а затем осуществляется построение варианта категоризации по критерию максимального расстояния между категориями.

Целью статьи является разработка метода распознавания объектов аэросъемки в зоне экологического мониторинга по результатам их предварительной категорийной классификации.

Общая характеристика задачи обработки и распознавания объектов аэросъемки

Анализ и интерпретация аэроснимков (или аэрокосмических снимков) являются важной частью реализации многих ГИС приложений, например, построение топографических карт, кадастровых планов, диагностики заболеваний лесных насаждений, локализации районов загрязнения и т.п.

Предметом исследований в этой области, как правило, являются простые операции обработки, сжатия кадров или классификации, поскольку здесь речь идет об извлечении структурированной информации высокого уровня, позволяющем распознать и индексировать изображения. К таким изображениям следует, в частности, отнести распознавание на снимках дорог и перекрестков, необходимое для составления картографической базы данных ГИС [3]. Отметим, что в общем случае контрасты фрагментов снимков не всегда достаточно сильны для использования стандартных алгоритмов детектирования контуров. В связи с этим в выделяемых изображениях необходимо сегментировать фрагменты для поиска гомогенных зон в смысле заданных критериев. Эта проблематика характеризует фрагменты районов по их освещенности и текстуре. Детектирование же дорожных сетей основывается на

методах отслеживания контуров и использования таких характеристик, как форма, связность, кривизна. Локализация лесов, зон с растительностью, зон проживания и т.д. составляет важный этап обработки. Извлечение такого типа информации зависит существенно от рассмотрения фактора текстуры и последующей сегментации с выделением границ. Чаще всего при этом используют статистические методы. В то же время существуют методы обработки гомогенных зон, где уделяется особое внимание фазе распознавания для детектирования особых зон (например, специфических фрагментов, дорог, садов и т.д.). Трехмерная информация, используемая для выявления на снимках возвышенностей, зданий и т.п., может обрабатываться различными методами, но при этом в общем случае решаются задачи ограничения зоны изображения (сегментация) и идентификации объекта (распознавание).

В настоящее время отсутствует универсальный подход к решению этой проблемы в рамках создания ГИС-приложений. Современные вычислительные схемы распознавания ограничены, как правило, использованием малого числа специфических моделей, рассматривающих ограниченные типы объектов. Если сложные сцены требуют применения большого числа моделей, как в случае аэроснимков, то возникают сложности, связанные, в частности, с переменной прозрачностью (освещением, ориентацией и т.п.). Целесообразно рассмотреть возможность представления объектов аэросъемки с учетом внешних и внутренних факторов.

Рассмотрим возможность улучшения качества обработки и снижения затрат времени при сегментации и распознавании таких объектов.

При этом выделим три задачи:

1. Первая задача состоит во внутренней презентации объектов, упрощающей обработку изображений в части обучения и распознавания. Такая задача не ограничивается только определением моделей объектов, но и расширяется на эффективную организацию множества моделей реальных изображений. Очевидно, что для фрагмента среды на снимке можно задать категории составляющих его объектов.

2. Вторая задача состоит в уменьшении суммарного времени обработки изображений при сегментации и распознавании объектов. Здесь важно улучшить процедуру обработки сигнала и интерпретации сцен путем создания архитектуры, способной, с одной стороны, осуществить параллельную реализацию вычислительных процедур, а с другой стороны, повысить качество алгоритмов обучения и распознавания.

3. Третья задача состоит в применении гибридных методов и критериев качества обработки. Например, для задачи сегментации метод, основанный на детектировании контура, задает форму зоны, в то время как метод, основанный на текстуре, задает содержание той же зоны. Объединение этих методов позволяет одновременно иметь два вида информации. При этом необходимо учесть вычислительную сложность объединения первой и второй задач.

Для решения рассмотренных задач рассмотрим операцию категоризации, основанную на необходимости организации объектов, составляющих базу данных ГИС, с целью снижения вычислительной сложности (времени вычислений, необходимого пространства памяти и т.п.).

Целесообразно разработать подход, позволяющий кооперировать множество методов на уровне мультикритериальной сегментации, обучения и распознавания, с одной стороны, и индексации базы объектов при категоризации для задач распознавания, с другой стороны. Рассмотрим подробнее некоторые аспекты возможной реализации такого подхода.

При создании систем распознавания объектов картографических изображений (в частности, объектов аэросъемки), как правило, идентифицируются три уровня представления: уровень 1 – информация, извлекаемая из изображения (края, изменение интенсивности, группы точек, границы, изгибы линий и т.п.); уровень 2 – локальная ориентация анализируемых поверхностей; уровень 3 – иерархическое описание формы объектов.

Важным пунктом этой парадигмы является иерархическая структура обработки и распознавания как двумерных, так и трехмерных изображений. Наиболее часто такая структура рассматривает три этапа обработки: сегментацию, реконструкцию и распознавание. При анализе реальных снимков распознавание должно учитывать изображения объектов, которые варьируются относительно обобщенных параметров визуализации (освещенность, ориентация, ракурс, размер и т.п.). Визуальные элементы (точка, сегмент, и т.п.) обычно являются недостаточными для интерпретации изображений, представляющих реалистичные сцены (такие как аэроснимки и аэрокосмические снимки). Это вызывает необходимость более широкого рассмотрения задачи первичного представления и предварительной обработки объектов аэросъемки.

Можно выделить две большие группы такого представления. Первая группа основана на представлении объекта путем декомпозиции его структур на примитивы. При этом используется набор характеристик (инвариантов) объекта, которые независимы от разных видов этого же объекта. Вторая группа основана на взаимной связи различных видов представления объекта. Модели этого типа рассматривают вид как упорядоченные коллекции характеристик, используемые для распознавания объектов реальных изображений. Модели первой группы характеризуются компактным и робастным представлением объектов, однако при этом сложно детектировать инварианты в их изображениях.

Модели второй группы представляют объекты по их же изображениям с использованием структур инвариантов геометрического типа. Такое моделирование позволяет распознавать объекты путем сравнения нового изображения и модели объекта, которая формируется автоматически с применением набора, который является наблюдаемым для этого объекта.

Для этого сфера возможных видов дискретизируется и каждый элемент такой дискретизации является изображением, которое показывает одно из проявлений объекта. Таким образом, объект представляется коллекцией изображений, и распознавание базируется на сравнении нового изображения с изображением из этой коллекции. При таком распознавании необходимо проводить анализ, связанный с выделением границ, цветов, текстур, частей и т.п. объекта.

При анализе изображений различают обработки низкого и высокого уровней. В первом случае работают со значениями, полученными из пикселей изображения без рассмотрения связи с представляемой реальностью. Во втором случае работают с символическими сущностями, составляющими интерпретацию реальности, извлекаемой из изображения.

Сегментация является обработкой низкого уровня, которая состоит в разделении набора пикселей в связанных районах, гомогенных и отличных от своих соседей. В настоящее время отсутствует универсальный метод автоматической сегментации ввиду разнообразия типов регионов, которые могут быть представлены в изображении. В общем случае, сегментация изображения осуществляется с использованием методов, основанных на извлечении контуров или региональном подходе. Контурный подход позволяет осуществить идентификацию переходов между регионами. Отметим, что дискретность в изображениях не влияет существенно на геометрические или физические вариации наблюдаемого пространства: она может быть также вызвана разницей в освещенности или эффектом тени. Контурный подход не приводит непосредственно к сегментации, так как выделяемые контуры не всегда являются связными. Однако в ряде случаев он позволяет получить замкнутые контуры и обеспечить дуальность между контурами и регионами. При этом детектирование контуров состоит в наложении на изображение окна, определяющего интересующую нас зону. Для каждой позиции оператор применяется на пикселях окна, чтобы определить наличие перемещения на уровень выбранного атрибута. На основе пикселей, принадлежащих контуру, можно затем извлечь замкнутые контуры. Пиксельный контур часто определяется как локальный минимум модуля градиента или как переход через нуль производной второго порядка в градиентном направлении. Так как операторы дифференцирования чувствительны к шумам, то зашумленные изображения должны быть предварительно сглажены. Сглаживание и дифференцирование могут быть на практике объединены в одном фильтре.

Методы регионального подхода основаны на прямом группировании пикселей, имеющих общее свойство; набор групп пикселей определяет в итоге сегментацию изображения. Наиболее важными являются те сегменты, которые образуются пересечением районов и делением/смешиванием районов. Сегментация по пересечению районов состоит в группировании смежных пикселей изображения, атрибуты которого

изменяются незначительно. При этом выбирается критерий униформизма P и набор начальных пикселей (или «ростков»), на основании которых осуществляется увеличение регионов. Критерий P может, например, состоять в требовании, чтобы изменение в регионе не превысило некоторый порог. Часто в качестве «ростка» принимают некоторое количество пикселей, случайным образом выбранных в изображении. Можно начинать случайно путем идентификации всех маленьких зон по верификации предиката P , чтобы использовать их как отправные точки. На основании «ростков» в регионы последовательно добавляются смежные пиксели, имеющие сходные свойства (в том смысле, что регионы продолжают проверку P после агрегирования пикселя). Смежные районы, для которых проверяется P , могут быть смешанными. Заново «ростки» могут быть введены в зоны, не включенные в существующие районы. Методы типа деления и смешивания состоят из двух этапов. На первом этапе изображение рекурсивно делится до тех пор, пока все районы верифицируют предикат P . На втором этапе смежные районы группируются и для полученной группы верифицируют предикат P .

По результатам сегментации изображений, может быть поставлена задача классификации каждого из сегментированных регионов. В аэроизображениях, например, определяют городские зоны, леса, водоемы, горы и т.п. Речь идет о группировании различных элементов (пикселей) по темам, соответствующим местности. Результатом является сегментированное изображение. Методы такой классификации предполагают необходимость установления атрибутов пикселей изображения априори известных классов (супервизорная классификация) или неизвестных классов (несупервизорная классификация). Рассмотрим некоторые из наиболее применяемых методов этих типов классификации.

Принцип методов, основанных на минимизации расстояния, состоит в поиске класса, наиболее близкого для каждого пикселя или группы пикселей, если обработка идет в окне анализа, центрированном для текущего пикселя. Понятие близости связано с рассматриваемым расстоянием. Эти методы просты, но не робастны к шумам, поскольку не содержат элементов регуляризации. К ним относятся:

– неитеративные методы, которые состоят в мониторинге изображения и определении наиболее близкого класса среди K возможных;

– итеративные методы, которые в основном используют известный алгоритм K -средних. Этот метод является супервизорным в смысле, что количество классов должно быть заданным, но не обязательным является задание их параметров.

Статистические методы классификации основаны на теории полей Маркова и байесовском оценивании. Поля Маркова позволяют свести глобальные свойства к локальным ограничениям. Марковские модели в обработке изображений нашли применение в сегментации, классификации, реставрации изобра-

жения, стереовидении, радарных изображениях, моделировании текстур и т.п.

Для практической реализации методов классификации сегментированных регионов целесообразно использовать искусственные нейронные сети (ИНС) [4]. ИНС могут накапливать экспериментальные знания об окружающей среде, облегчая сложный этап формализации. Методы автоматического обучения ИНС участвуют в представлении знаний и делают возможным то, что один нейрон участвует в кодировке других.

Определение классов сегментированных изображений облегчает осуществление распознавания объектов, присутствующих на анализируемом изображении. Общий подход к такому распознаванию состоит в предположении, что в распоряжении имеется банк данных, где собраны модели объектов и реалистические изображения среды. При этом надо ответить на основной вопрос: существует ли извлеченный объект в банке данных. Успех зависит от качества моделирования объекта. В большинстве случаев такое моделирование является геометрическим и использует набор характеристик, называемых примитивами. Операция распознавания состоит в задании этих характеристик и их выявлении в изображении. При этом используют технику выравнивания, которая состоит в преобразовании репера моделей в репер данных (изображение). На практике при распознавании должны также учитываться другие характеристики, такие, как цвет, текстура, гибкость и т.п. Это становится возможным в случае применения моделей ИНС для накопления информации на фазе обучения и активного использования этой информации на фазе распознавания.

Категоризация объектов аэросъемки

Задачи распознавания объектов аэросъемки и последующей интерпретации сцен должны быть интегрированы всем трем рассмотренным составляющим. Начинаться распознавание будет, начиная с низшего уровня обработки изображений – сегментации. Для извлечения максимума информации на низшем уровне обработки изображений (сегментации) необходимо применение мультикритериальной сегментации (по границам, цветности, текстуре и т.п.). Простой доступ к моделям объектов селективным способом становится возможным благодаря категоризации объектов и их моделей. Действительно, база моделей индексируется категориями, а поиск частной модели проходит вначале путем локализации категории, что существенно снижает число моделей для последующего использования. Категоризация составляет, таким образом, важную часть общей схемы анализа изображений, так как независимо от способа меморизации объектов, их дифференциация и группирование являются активными процессами, позволяющими осуществить распознавание. Категоризация является средством, способным, с одной стороны, осуществить внутреннее представление и, с другой стороны, позволить операцию индексации анализируемых объектов. Для реализации процесса

категоризации используются два принципа. Первый из них – принцип экономии, при котором необходимо балансировать между двумя противоположными тенденциями. Первая тенденция состоит в использовании категорий путем максимизации количества информации, приносимой с помощью категорий. Это приводит к формированию наибольшего числа возможных категорий и выделению наиболее информативной категории. Вторая тенденция основана на уменьшении количества обрабатываемой информации. Степень точности категорий должна стать результатом компромисса между этими двумя тенденциями.

Второй принцип организации наших категорий связан с учетом структуры наблюдаемой среды [5].

Рассмотрим некоторые аспекты категоризации, связанные с выбором модели объектов аэросъемки. По классическому определению категория является представлением коллекции объектов, которые могут быть независимо обработаны одним и тем же способом. В соответствии с этим члены категории могут быть определены с помощью некоторого количества характеристик. Этот подход к категоризации членов ставит следующие проблемы: трудно специфицировать полный набор достаточных характеристик; примеры категории не всегда могут оцениваться одним и тем же способом; неоднозначность: члены могут находиться во многих других категориях. При описании категорий должны быть учтены многие факторы, которые мы рассмотрим в трех больших классах моделей.

Модель прототипов. Для описания категории классическим способом надо определить все ее характеристики. Эти характеристики могут быть в свою очередь категориями и декомпозироваться на другие характеристики. Проблема здесь заключается в определении конечной декомпозиции в виде элементарных характеристик. Другими словами, большинство категорий не имеют ни четко определенных правил, ни фиксированных границ их разделения. Вывод о принадлежности к категории базируется на применении прототипов. Прототип определяется как абстрактное представление, содержащее средние характеристики экземпляров, позволяющие делать вывод о принадлежности к данной категории. Идея представления категории с помощью прототипов вызвана следующими соображениями:

- при использовании этой модели необходимо составить полный список достаточных характеристик, а категории будут определяться набором наиболее типичных характеристик;

- прототипические элементы быстро категоризируются, а прототипические представители просматриваются в первую очередь и используются в качестве отсчетных точек.

Существуют два типа определения прототипов:

- прототип является наиболее типичным представителем группы;

- прототип может рассматриваться как среднее всех членов группы (при этом он не соответствует полностью ни одному из членов группы).

Модель экземпляров. Основные недостатки модели прототипов связаны с тем, что категории представляются лишь списками обработок и что категоризация является функцией степени подобия с категорийным прототипом. При этом отношения подобия между группой сущностей зависят в значительной степени от веса, который присваивается отдельным атрибутам. Кроме того, могут изменяться свойства, которые являются пертинентными в этих контекстах. Отметим также отсутствие критерия, объясняющего, что в этих обстоятельствах будет рассматриваться как операция обработки, свойство или атрибут. Для решения проблемы влияния контекста и изменчивости необходимо сохранять каждый такт категории, так как проще генерировать экземпляр, чем прототип, а вариация характеристик экземпляров является констатируемой. Определение члена категории осуществляется с помощью подобия по правилу ближайшего соседа (с учетом всех экземпляров). Трудностью здесь является существенный рост сложности вычислений.

Гибридная модель. Отношение между членом и категорией является сравнимым с отношением между данными и теорией. Речь идет об определении, в какой точке экземпляр может объяснить полученную или выраженную через категорию информацию. Следует использовать средства дедукции для легализации члена в рамках категории. Категорию будем рассматривать как конкретный инструмент формирования концепта. Концепт, в свою очередь, может рассматриваться как наиболее высокая абстракция, которая позволяет генерировать категории. Другими словами, концепты являются абстракциями опыта, которые обладают предиктивной способностью для новых ситуаций. Гибридная модель описания категорий основана на использовании двух моделей обработки данных. Первая из этих моделей определяется стимулирующей информацией извне, а вторая модель, управляемая концептами, основана на информации, уже сохраненной в памяти, что означает исследование предварительного опыта и уже сформированных концептов. Целесообразно разработать улучшенную гибридную модель, которая была бы способна осуществлять адекватную поддержку технологии распознавания объектов аэро съемки с применением категоризации.

Метод распознавания объектов аэро съемки с применением категоризации

Для рассматриваемой прикладной области важное значение имеют такие аспекты, а также наличие механизма заполнения возможных пробелов в модели прототипов. При организации категорий естественным является принятие следующих допущений, характерных для теории распознавания объектов:

– внутри категории желательно получить максимальное значение близости (в среднем) между членами;

– между категориями желательно получить максимальное различие (в среднем) между категориями, т.е. сформировать хорошо разграниченные категории.

Исходя из этого, предположим, что высшим уровнем является уровень генерации знаний о валидности категории. Примем следующую структуру иерархической модели для разрабатываемого метода распознавания объектов аэро съемки с применением категоризации: на первом уровне рассматривается такая информация как цвет, текстура, формы планов и т.п.; на втором уровне распознаются основные части объекта (при этом распознавание одной части может селекционировать все прототипы, содержащиеся в этой части); третий уровень рассматривает внутренние ограничения объекта (*intra-objets*) и внешние ограничения объекта (*inter-objets*), содержащие набор наиболее перспективных прототипов. Сопровождение прототипов многими типами информации позволяет осуществить неявную индексацию изображений (видов), касающихся объектов, хранящихся в базе данных ГИС. Для этого надо обеспечить объект представления как можно полнее следующими характеристиками: цвет, текстура, формы планов (2D-поверхности), объем (3D-поверхности), декомпозиция объекта на части [6].

На первом уровне обработки будем анализировать цвет, текстуру и форму планов. Эти характеристики включены в структуру параметров, состоящую в представлении системы набором изображений одного и того же объекта (на этапе обучения) или введенных директивно (вручную) в эту структуру. Речь идет о запоминании характеристик, которые распределены тестовыми изображениями (то есть цветовые параметры для растительного мира и частные параметры текстур для деревьев и т.п.). Затем эти характеристики сравниваются с такими же наиболее близкими характеристиками объектов для генерирования результирующей базовой категории.

В предлагаемой схеме моделирования объектов учитываются три уровня абстракции: высшая категория, базовая категория и низшая категория. Каждая визуальная характеристика имеет в наборе параметров свою позицию (*SUB_CATEGORIE*, *BASE_CATEGORIE* или *SUR_CATEGORIE*). Использование трех уровней является достаточно естественным. Базовый уровень (*BASE_CATEGORIE*) задает и хранит визуальные характеристики объектов. Детали отражаются на уровне *SUB_CATEGORIE* (это является необходимым для идентификации отдельного элемента). На высшем уровне (*SUR_CATEGORIE*) отражаются контексты. Выбранные визуальные характеристики (цвет, текстура, форма и т.п.) в этой схеме являются только индикативными. Рассмотрим способы моделирования объектов ГИС при обработке аэро снимков, если надо распознать зоны обитания, горные районы, дороги, реки и т.п. В процессе анализа изображений в населенных пунктах многие детали не всегда представляются четко (машины, отдельные деревья и другие мелкие объекты). При распознава-

нии таких изображений имеют место следующие трудности: разнообразие объектов городской среды (промышленные строения, стены, растения и т.п.); произвольная сложность формы объектов; переменная плотность представления объектов (объекты могут быть скрыты фрагментами среды). Таким образом, не всегда можно основываться лишь на одном критерии сегментации с применением примитивов контурного типа, состоящих из кусочно-линейных частей. В этом случае возникает необходимость сегментации изображений по многим критериям. На рис. 1 приведен пример сегментированного аэроснимка для сложного рельефа среды.



Рис. 1. Пример аэроснимка для сложного рельефа среды

На рис. 2 представлена предлагаемая схема процесса распознавания объектов аэросъемки с применением категоризации. Эта схема основана на идее, которая состоит в рассмотрении распознавания как градуального процесса, связанного с категоризацией. Она содержит три основных модуля: модуль предварительной обработки изображений; модуль, реализующий многокритериальную сегментацию; модуль для задач категоризации (после предварительной фильтрации); модуль компьютерной обработки, осуществляющий операции по распознаванию объектов с применением результатов категоризации.



Рис. 2. Схема процесса распознавания объектов аэросъемки с применением категоризации

Предлагаемый метод распознавания предполагает реализацию следующих этапов:

1. Осуществление мультикритериальной сегментации для извлечения полных индексов (характеристик текстуры, формы и цвета).
2. Селекция категорий по мере извлечения индексов.
3. Осуществление сегментации по комбинации критериев и редукция числа категорий.

4. Категоризация.

5. Распознавание с применением категорий.

Особенность этого метода состоит в возможности реализации процесса распознавания от низкого уровня обработки изображений до наиболее высокого уровня. При этом решаются следующие основные задачи: выделение объектов на снимках с последующей их сегментацией и распознавание выделенных объектов. Аэроснимок, как правило, содержит множество объектов, которые трудно непосредственно выделить с помощью модуля сегментации. Кроме того, объект может быть частью нескольких зон, охваченных многокритериальной сегментацией [7]. Необходимо найти эффективную модель объектов, учитывающую разные характеристики. Для этого могут быть использованы различные подходы автоматического моделирования с обучением. Техника, в соответствии с которой каждый объект представляется гистограммой цветов, достаточно надежна по отношению к изменениям ориентации объекта, изменениям масштаба, к частичной скрытности и изменениям ракурса наблюдения. Основным ее недостатком является чувствительность к цвету и интенсивности освещения. Метод анализа основных компонентов может быть использован для определения чистых изображений в контексте распознавания объектов. Возможным также является представление объектов по плотности вероятностей характеристик объектов. Обучение и локализация объектов являются формальными процедурами для решения задач оценивания параметров. Каждое преобразование объекта (например, перемещение, изменение масштаба или ракурса наблюдения) представляется параметром плотности вероятностей. Как было отмечено, мы в первую очередь обрабатываем информацию о цвете, текстуре и форме. Будем комбинировать эти три характеристики для моделирования объектов на этапе обучения с помощью трех распределений вероятностей, осуществляя распознавание на уровне зон (а не на уровне пикселей, как при классификации). Принадлежность элемента x к одной из моделей $\{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ основана на формуле Байеса:

$$p(\omega_i | x) = \frac{p(x | \omega_i)p(\omega_i)}{p(x)},$$

где $p(\omega_i | x)$ – апостериорная вероятность того, что элемент x принадлежит к i -й модели. Для заданного x распознавание состоит в выборе i -й модели, максимизирующей апостериорную вероятность (МАР-оценку); $p(\omega_i)$ – вероятность того, что случайно выбранный элемент принадлежит к i -й модели; $p(x)$ – закон, моделирующий глобальную гистограмму наблюдаемого изображения; $p(x | \omega_i)$ – апостериорная вероятность элемента x из i -й модели. Параметры могут определяться автоматически или полуавтоматически (супервизорная классификация) [8]. Рассмотрим подробнее способы обучения и распознавания, применяемые в рассматриваемом методе.

Способ обучения. Если элемент x – пиксел, то процесс обучения основывается на нахождении моделей текстур, цветов и форм. При этом определяются параметров характеристик (цвета, текстуры и формы), полученных по набору примеров изображений объектов и максимизирующих закон вероятности $p(x | \omega_i)$.

Способ распознавания. Если элемент x – зона, то процесс состоит в атрибутировании к модели известного объекта, который соответствует максимуму апостериорной вероятности $p(\omega_i | x)$. Зашумленный объект сегментирован с помощью различных критериев (текстур, цветов, границ). В соответствии с каждым критерием сегментированное изображение представляет зоны входа процесса категоризации, который отбирает по штрафам один или несколько прототипов (моделей). Действительно, группировка характеристик сегментированных регионов, поступивших первыми в базу данных, позволяет индексировать (предварительно селекционировать) ограниченное число прототипов, вычисляемых по этим данным. Эти прототипы составляют начальные гипотезы, которые должны быть проверены присутствием в изображении других (еще не детектированных) характеристик, принадлежащих тем же объектам. Без этих механизмов редукции данных проблема распознавания объектов приводит к комбинаторному взрыву числа оцениваемых возможностей. Для повышения эффективности категоризации зоны могут быть комбинированы с применением мультикритериальной сегментации (например, комбинирование текстуры и цвета), что позволяет получить более точные зоны и редуцировать число прототипов. Такая же стратегия используется на этапе идентификации, при этом достаточно оперировать тем же механизмом категоризации на расширениях (особые объекты в базе) прототипов, отобранных на предыдущих этапах. Этот процесс является градуированным: он начинается по набору возможных категорий этапа сегментации и продолжается уменьшением этого набора с помощью деталей, раскрываемых в изображении. Финальное распознавание состоит в реализации процедуры оценки принадлежности с использованием контекста.

Для иллюстрации целесообразности категоризации в системе рассмотрим пример обрабатываемого изображения (голая земля, растительность и лес (рис. 1)). При обработке изображения необходимо располагать базой моделей для объектов, присутствующих в примере. Многогранные поверхности в трехмерном пространстве формируются на основе базовых геометрических объектов «Полигон» (рис. 3). Геометрический объект «Полигон» базового класса моделей может быть сформирован по алгоритму, приведенному в [6]. Разделяя базу моделей по форме, текстуре и цвету, получаем:

а) три прототипа формы: прямоугольник, треугольник, окружность и трапецию (PF1, PF2, PF3, PF4);

б) два прототипа текстуры: лес и земля (PT1, PT2);

в) четыре прототипа цвета: зеленый, «каштан», голубой и розовый (PC1, PC2, PC3, PC4).

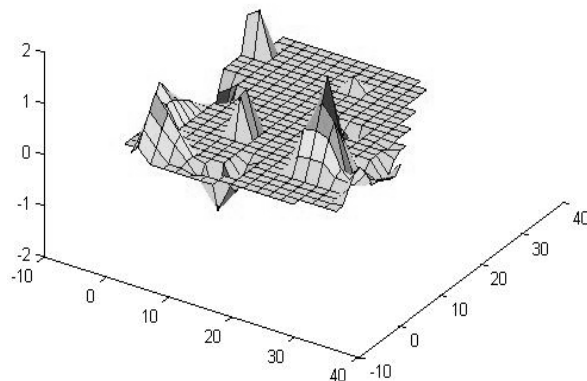


Рис. 3. Пример представления поверхности на основе базовых моделей типа «Полигон»

Выберем 3 критерия сегментации по границам, цвету и текстуре. Сегментация с помощью детектирования границ основана на технике дифференцирования. Если $g(x, y)$ представляет уровень серого в пикселе (x, y) , то величина

$$\rho(x, y) = \sqrt{\left(\frac{\partial g(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial g(x, y)}{\partial y}\right)^2}$$

является модулем градиента (x, y) . Точка на границе между двумя регионами соответствует существенному скачку уровня серого. Модуль градиента для этой точки должен быть максимальным по направлению

$$\theta(x, y) = \text{Arctg} \frac{\partial g(x, y) / \partial y}{\partial g(x, y) / \partial x}.$$

В общем случае сегментация осуществляется по порогу: пиксели считаются граничными точками, если их модуль градиента превышает определенное значение. В вычислительном плане используются дискретные варианты дифференцирующих фильтров, свертываемых в $g(x, y)$. К наиболее используемым фильтрам относятся фильтры Собеля, Превитта, Робертса и т.п. Оператор Собеля для двух направлений (горизонтального и вертикального в окне 3×3):

$$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} -1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}.$$

Этот оператор оценивает градиент в точке координат (x, y) , отдавая привилегии пикселям, более близким к центру фильтра. Для улучшения детектирования контуров модифицируем алгоритм Кэнни, который использует карты градиента изображения, что позволяет учесть качество детектирования точек контура, локализовать детектированные точки и получить единственное решение. Учет этих трех критериев для оператора детектирования позволяет

осуществить первую аппроксимацию с помощью производной от функции Гаусса:

$$g_1(i) = \alpha i e^{-i^2/2\sigma^2}.$$

Такая аппроксимация может быть улучшена с помощью модифицированного фильтра Гаусса:

$$g_2(i) = \alpha i e^{-\alpha|i|}.$$

Преимуществом этого фильтра является его сепарабельность, т. к. он работает независимо по двум осям изображения. При применении фильтра Кэнни оцениваются производные $g_1(x)$ от функции Гаусса по каждой из двух осей, чтобы получить карты нормы градиентов и их локальных направлений по схеме:

– фильтрация изображения с помощью фильтра Гаусса, дисперсия которого фиксирует степень сглаживания;

– оценивание амплитуды и направления градиента с применением фильтра Собеля;

– селекция локального максимума;

– использование порогов для детектирования и объединения контуров.

Параметры алгоритма использования порогов s_1 и s_2 с помощью гистерезиса (при применении двух порогов s_1 и $s_2 = 2s_1$ и комплектации результата из s_2 по данным из s_1) выбираются для задания отношения между качеством локального детектирования и качеством глобального детектирования.

Для сегментации с помощью цветов будем использовать алгоритм, основанный на анализе пространства характеристик, где пиксели группируются и выражаются в пространстве цветов. Каждая группа представляет гомогенный регион в изображении. Алгоритм использует процедуру, перемещения среднего (ПС). Пусть x – вектор в пространстве р характеристик и $f(x)$ – функция плотности вероятностей. При задании набора точек x_i в одном и том же пространстве процедура ПС может быть описана следующим образом:

$$\nabla f(x) = M\{x_i - x\}; x_i \in S_{r,x},$$

где $S_{r,x}$ – гиперсфера в р-мерном пространстве с радиусом r и центром x .

Рекурсивное применение этого свойства позволяет найти локальные максимумы (при $\nabla f(x) = 0$) с помощью перемещения окна $S_{r,x}$.

Процедура содержит следующие этапы: выбирается радиус r окна поиска; выбирается начальное положение окна; вычисляется вектор ПС и перемещается окно поиска по этой суммарной характеристике. Процедура повторяется до сходимости. Если эта процедура применяется ко всем точкам, то точки сходимости объединяются в группы, определяющие бассейн аттракции. Группы ограничены границами бассейнов и могут иметь случайные формы.

Алгоритм сегментации в рассматриваемом подходе использует пространство 5 характеристик: 3 характеристики пространства цветов (в гиперсфе-

ре, образующей окно ПС) и координаты пиксела в изображении. При этом: изображение фильтруется с помощью ПС; локализованные бассейны аттракции (для $r/2$) рекурсивно объединяются до сходимости; наиболее обширные бассейны сводятся к району, для которого определяется среднее значением пикселей (центр). Сегментация с помощью текстур основана на следующей трехэтапной процедуре:

Этап 1. Инициализация: чтение изображения в формате *pgm* (8 бит), расчет гистограммы, начальная сегментация с помощью алгоритма K-means и первое оценивание параметров $\theta = (\alpha, \beta)$, где α означает параметры регулярности марковского моделирования, а β задает параметры смешивания (моменты порядка от 1 до 4).

Этап 2. Оценивание параметров: реализуется с помощью алгоритма итеративного условного оценивания (ICE) [14]. На каждой n -й итерации осуществляется оценивание θ_n параметров θ .

Этап 3. Сегментация: этот этап позволяет сегментировать оригинальное изображение на основе оцениваемых параметров θ_N (на выходе ICE). При этом используется алгоритм максимума апостериорной моды (MPM).

Сегментация изображения по трем критериям (цвет, текстура и границы) задает соответствующие зоны: S1 (оценка текстуры по процедуре MRF); S2: (оценка цветности); S3: (оценка градиентов для контуров). После репараметризации процедур, чтобы сохранить только зоны больших размеров и наиболее длинные контуры (фиксируется порог для размера и порог для длины), получают окончательные результаты.

Результаты моделирования

В рассматриваемых тестовых примерах (в частности, для рис. 1) входное изображение состояло из четырех идентифицируемых зон для цветов и текстур: цвета: «каштан» (M), голубой (G) и зеленый (V); текстуры: T1 (примитивы для лесов); T2 (примитивы для голых участков); T3 (примитивы для участков с насаждениями). Зоны растительности не определялись сегментацией текстур, зато находились с помощью комбинации признаков. Напротив, границы между лесом и голой площадкой (горой) не выделялись с помощью контуров (многие цепи контуров были слишком малы и удалялись на этапе объединения). Моделирование позволило протестировать инструменты комбинированной базы, расширяемой с использованием простых критериев (цвет, текстура, контуры). Например, для рельефа, соответствующего рис. 1, были выделены 3 различные текстуры: t1, t2 и t3; 3 цвета: c1, c2 и c3; 2 внешних линии, разделяющих 3 различных зоны: f1, f2 и f3. Следует отметить, что зоны, определяемые только контурами, не соответствовали точно зонам, получаемым с помощью других сегментаций (текстур и цветов). Напротив, другие сегментации соединяли зоны f3 с t3 и c3 соответственно.

Комбинация критериев в процессе сегментации во всех протестированных изображениях позволяла корректировать ошибку и определять зоны с комбинациями текстур, цветов и контуров, например: $z1 = t1 - c1 - f1$, $z2 = t2 - c2 - f2$, $z3 = t3 - c3 - f2$ и $z4 = t3 - c3 - f3$.

На этапе категоризации выделялись объекты-прототипы, соответствующие зонам. Например, для зоны $z3$ (после ее извлечения из оригинального изображения) процесс категоризации для этой зоны определялся схемой, реализуемой по трем параллельным процедурам:

– процедура 1: оценка по прототипам формы ((PF1, PF2, PF3, PF4) – отсутствие близкого прототипа (отрицательный результат выбора);

– процедура 2: оценка по прототипам текстуры (PT1, PT2) – выбор прототипа PT1 (текстура T1) – выделение двух объектов с текстурой T1;

– процедура 3: оценка по прототипам цвета (PC1, PC2, PC3, PC4) – выбор прототипа PC1 (зеленый) – выделение трех объектов зеленого цвета, два из которых имели текстуру T1.

Простое пересечение двух выбранных классов позволило получить два гибридных прототипа P1 и P2, что упростило и ускорило часть распознавания объектов. Процесс категоризации был продолжен аналогичным образом для других зон с последующим выделением конечного числа объектов анализируемого изображения.

Выводы

Предложенный метод распознавания объектов на зашумленных изображениях, полученных с применением аэросъемки, основан на идее применении градуального процесса, связанного с категоризацией и сегментацией. Метод содержит следующие основные операции: предварительной обработки изображений; многокритериальной сегментации; категоризации анализируемых фрагментов изображений (после предварительной фильтрации); распознавания объектов с применением результатов категоризации. Введение этапа категоризации позволяет упростить

задачу распознавания объектов. Рассмотренный подход к осуществлению категоризации позволяет учесть комбинированную базу прототипов, расширяемую с использованием простых критериев (цвета, текстуры, контуров). Система распознавания, основанная на предложенной модели, позволяет организовать задачи сегментации и селекции pertinentных прототипов на этом этапе категоризации.

Перспективным развитием метода категоризационного распознавания может быть рассмотрение задачи его практического применения в ГИС экологического мониторинга.

Список литературы

1. Куссуль Н.М. Геоінформаційна інфраструктура моніторингу навколишнього середовища та надзвичайних ситуацій / Н.М. Куссуль, С.В. Скакун, А.Ю. Шелестов // Наука та інновації. – 2010. – Том 6, № 4. – С. 21-28.
2. Шамраев А.А. Метод компьютерной обработки цифровых аэрофотоснимков / А.А. Шамраев, Е.О. Шамраева, О.Б. Дудинова // Системи обробки інформації. – Х.: ХУ ІС, 2014. – Вип. 7(123). – С. 168-171.
3. Кобзаренко Д.Н. Особенности применения некоторых алгоритмов вычислительной геометрии в геоинформационных технологиях / Д.Н. Кобзаренко // Информационные технологии. – 2011. – № 8. – С. 37-39.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин: пер. с англ. – М.: ООО "И.Д. Вильямс", 2006. – 1104 с.
5. Lingua A. Automatic Digital Surface Model (DSM) generation procedure from images acquired by Unmanned Aerial Systems / A. Lingua, D. Marenchino, F. Nex // RevCAD J. of Geodesy and Cadastre. – 2009-V1. – P. 53-64.
6. Gonzalez R.C. Digital Image Processing / R.C. Gonzalez, R.E. Wood. – Prentice Hall, 2008. – 954 p.
7. Беляков С.Л. Комбинирование картографических изображений / С.Л. Беляков // Информационные технологии. – 2005. – С. 36-43.
8. Удовенко С.Г. Методы обработки картографических изображений / С.Г. Удовенко, А.А. Шамраев, Е.О. Шамраева // 23-я Межд. конф. «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии» (КрыМиКо '2013). – Севастополь: Вебер, 2013. – С. 394-395.

Поступила в редколлегию 1.04.2016

Рецензент: д-р техн. наук, проф. О.Г. Руденко, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков.

МЕТОД КАТЕГОРІЙНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ В ЗАДАЧАХ КОМП'ЮТЕРНОГО АНАЛІЗУ АЕРОЗНІМКІВ

О.Б. Дудинова

Роботу присвячено розробці модифікованого метода класифікації об'єктів в задачах комп'ютерного аналізу аерознімків. В запропонованих процедурах використано комбіновану базу прототипів, що розширюється за допомогою простих критеріїв (кольору, текстури, контурів). Застосування категоризації дозволяє спростити задачу розпізнавання об'єктів.

Ключові слова: геоінформаційна система, класифікація об'єктів, мультикритеріальна сегментація, категоризація, комп'ютерна обробка зображень.

METHOD OF CATEGORY CLASSIFICATION OF OBJECTS IN THE COMPUTER ANALYSIS TASKS OF AEROPICTURES

Dudinova O.B.

The given work is devoted to development of the modified method of category objects classification in the tasks of computer analysis tasks of aeropictures. The combined base of prototypes, upgradable by means of simple criteria (color, texture, contours), is used in the offered procedures. Application of categorizing allows to simplify the task of objects recognitions.

Keywords: геоінформаційна система, класифікація об'єктів, мультикритеріальна сегментація, категоризація, комп'ютерна обробка зображень.