

УДК 528.88

А.В. Евтюшкин, К.В. Казанцев, Д.Н. Лукьяненко

Методы распознавания лесных ландшафтов на радарных и оптических космических изображениях

Введение

В настоящее время для мониторинга поверхности Земли используются как радарные, так и оптические изображения. Развитие радаров с синтезированной апертурой (РСА) космического базирования в последнее десятилетие дает основания считать эти системы серьезной альтернативой оптическим. Однако каждый вид данных имеет как свои достоинства, так и недостатки.

Оптические сканерные снимки обладают более низким разрешением по сравнению с РСА-изображениями, но, благодаря своей природе, легче воспринимаются человеком даже без проведения их предварительной обработки. Этот факт позволяет использовать оптические данные для привязки радарных изображений к местности.

В свою очередь радиолокационные изображения (РЛИ) позволяют проводить исследование приповерхностных слоев почвы, поскольку радарные сигналы проникают в сканируемую поверхность на глубину порядка нескольких десятков сантиметров. Кроме того, качество данных изображений практически не зависит от погодных условий и совсем не зависит от условий освещения, что может являться решающим фактором при решении проблемы доступности данных.

Недостатком РСА-данных является наличие спекл-шума, возникающего вследствие интерференции сигнала, отраженного от мелких неровностей подстилающей поверхности.

Несмотря на множество публикаций, посвященных данной тематике, в мире пока не создано стандартной методики обработки радарных данных.

В связи с вышесказанным представляет интерес исследование особенностей РЛИ, возможности распознавания различных земных покровов на основе обработки этих данных, а также перспектив совместной обработки оптических и радиолокационных космических изображений.

Целью данной работы являлось проведение качественного сравнительного анализа степени распознаваемости основных видов ландшафта при обработке оптических и РСА-данных как совместно, так и по отдельности с использованием методики, основанной на вычислении вегетационных индексов, описанной в [1, с. 1–5].

Также целью работы было исследование вопроса применения свойств текстуры в нейросете-

вых имитаторах для классификации радиолокационных изображений.

Сравнение степени распознаваемости ландшафтов при обработке радарных и оптических космических изображений

Исходные данные. Исследуемая территория расположена в Алтайском крае на границе Локтевского района и республики Казахстан в 40 км к югу от города Рубцовска. В качестве исходных данных использовались радиолокационные и оптические сканерные многозональные изображения.

Радарные данные были получены 07.10.94 г. в рамках миссии NASA SIR-C с помощью РСА, установленного на космическом аппарате типа Space Shuttle. Данный радар работал в двух диапазонах длин волн ($L - 23,5$ см и $C - 5,8$ см) со всевозможными комбинациями поляризаций передающей-приемной антенн и обеспечивал разрешение на местности 12,5 м. Всего имелось 8 РЛИ (HH, HV, VV и полная мощность, TP, для двух длин волн, где H означает горизонтальную, V – вертикальную поляризацию).

Оптический многозональный сканерный снимок был получен со спутника «Ресурс-01» (МСУ-Э) 14.10.92 г. и имел разрешение 45 м. Он состоял из трех спектральных каналов: зеленый, красный, ближний инфракрасный (Green, Red, NIR).

В силу того, что имеющиеся данные обладали временным разбросом в несколько лет, в качестве исследуемых объектов были выбраны основные виды ландшафта: лесные массивы, сопки, озера, антропогенные объекты.

Обработка данных. В работе [1] проводились исследования подстилающих поверхностей с использованием вегетационного индекса (ВИ) NDVI. ВИ (это определенная линейная комбинация яркостей спектральных каналов, выбираемая эмпирически, которая дает численное значение, используемое для характеристики и оценки параметров растительного покрова: индекса листовой поверхности, величины надземной фитомассы на гектар и др. Значения индекса NDVI попиксельно перемножались со значениями ЭПР (эффективных площадей рассеяния) каждого из двух радарных каналов (I_{HH} , I_{HV}), а затем проводился анализ необходимых участков местности. Было установлено, что этот метод повышает информативность

изображений и, соответственно, степень распознаваемости, для фрагментов лесных массивов.

Данное исследование использовало описанную методику, но применительно к большему числу вегетационных индексов и различных поляризационных комбинаций РЛИ. Было интересным выяснить, как влияют на разделение типов ландшафта различные ВИ и комбинации произведений индексов и радарных изображений.

Каждый слой оптического снимка пересчитывался в координаты радарных с помощью программы интерполяционного преобразования координат с использованием уравнения третьей степени. По полученным изображениям вычислялись следующие вегетационные индексы [2, с. 49–56]: Normalized Difference VI, Infrared Percentage VI, Difference VI, Transformed VI, Soil Adjusted VI.

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red};$$

$$IPVI = \frac{NIR}{NIR + Red};$$

$$DVI = NIR - Red;$$

$$TVI = \sqrt{NDVI + 0,5};$$

$$SAVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red - L} (1 + L)$$

где оптимальным считается $L = 0,5$.

Далее вычислялись попарные произведения этих индексов и ЭПР восьми имеющихся радиолокационных каналов.

После обработки вышеуказанным методом 3 оптических и 8 радарных снимков был получен комплекс из 56 различных изображений. Определение наиболее информативных из них производилось на основе анализа дисперсий и энтропий.

$$D = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n};$$

$$H = - \sum_{i=1}^n \frac{p_i}{n} \log_2 \frac{p_i}{n}$$

где p_i – вероятность распределения яркостей изображения; n – число градаций яркости.

Как известно, дисперсия характеризует динамический диапазон яркостей изображения, а энтропия является мерой равномерности яркостной гистограммы и характеризует контрастность изображения.

На основе использования описанных выше критериев были выбраны несколько изображений для дальнейшей визуализации. Под визуализацией

понимаются методы обработки данных, позволяющие представить их в виде, удобном для зрительного восприятия человеком. В данной работе изображения синтезировались в трех цветовых плоскостях в пакете ENVI. Далее синтезированные изображения, соответствующие оптическим, радарным данным и произведениям радарных данных с индексами, сравнивались между собой.

Результаты сравнения. Проанализировав наиболее информативные изображения, а также наиболее удачные синтезы, были найдены следующие особенности и отличия.

1. На радарных изображениях явно выделяются лесополосы различной ширины, несмотря на то, что в момент сканирования поверхности радаром на деревьях отсутствовал лиственный покров и самые узкие лесополосы были шириной в одно-два дерева (рис. 1), которые неразличимы на оптических снимках (рис. 2).

2. Вследствие различного отражения сигнала от крон деревьев на РСА-изображениях можно выделить разные виды лесных массивов (хвойные, лиственные). На оптике это разделение проявляется слабее.

3. На РЛИ отчетливо просматривается небольшая железная дорога (рис. 1). На оптике выделение этого объекта очень слабое (рис. 2). Это происходит из-за различного отражения радиосигнала от дороги и окружающего леса.



Рис. 1. Участок РЛИ с лесополосами и железной дорогой

4. Преимуществом радарных данных, а также произведений с индексами является выделение рельефа и других характеристик поверхности земного ландшафта, которые на оптических снимках не видны.

5. По степени выделения особенностей подстилающей поверхности РСА-изображения и произведения индексов на ЭПР существенно не различались между собой.



Рис. 2. Участок снимка МСУ-Э с лесополосами и железной дорогой

Аналогичные выводы о преимуществах использования в описанных задачах РСА-данных вместо оптических были получены и при совместном анализе на основе использования метода главных компонент РЛИ и спектрального фотоснимка [3].

Использование свойств текстуры радиолокационных изображений в искусственных нейронных сетях

Анализ спутниковых данных чаще всего сводится к задачам классификации и инверсии. Использование стандартных алгоритмов требует априорное знание функций распределения. Сравнительно недавно для этих задач в нашей стране стали использоваться искусственные нейронные сети [4, с. 111–120].

Среди различных структур нейронных сетей (НС) одной из наиболее известных является многослойная структура, в которой каждый нейрон произвольного слоя связан со всеми аксонами нейронов предыдущего слоя. Метод обучения строится на подаче сигналов в обратном направлении сети. Нами была рассмотрена сеть, состоящая из 3 слоев по 9 нейронов в каждом. На вход системы в интерактивном режиме подаются значения ЭПР, контраста, однородности для каждой поляризации. Предварительной задачей является правильный подбор параметров статистических текстурных параметров для классификации объектов. Выбор ЭПР и контраста был рассмотрен в работе [5, с. 1–5]. В качестве тестовых участков для обучения и анализа были выбраны участки хвойного, лиственного и смешанных лесов. Приобретение сетью знаний проводилось на основе обучения с учителем.

Входные значения предварительно нормируются согласно следующему правилу:

$$y = \frac{x - (\max x + \min x) / 2}{(\max x - \min x) / 2},$$

где $\max x$ и $\min y$ – соответственно максимальное и минимальное значения входного набора данных.

В этом случае входные значения нормируются в диапазон $[0, 1]$. В дальнейшем в интерактивном режиме выбираются образцы из отобранных тестовых изображений, которые подаются на вход нейронной сети. Ищем минимум целевой функции

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j,p} (y_{j,p}^N - d_{j,p})^2,$$

где в скобках разность реального выходного состояния нейрона j -го слоя при подаче на вход p -го образца и идеального выходного состояния. Суммирование идет по всем выходным нейронам и по всем подаваемым образцам. В качестве активационной функции использовалась функция S-образного типа. Минимизация велась методом градиентного спуска, в результате которой производится подстройка весовых коэффициентов сети [6, с. 683–696]. Предварительно коэффициенты инициализируются случайными числами. В результате получаем откорректированные веса. Система обучена и способна различать подаваемые на нее образы. Данная нейронная сеть была реализована для разделения исходных объектов на 9 групп. Архитектура может использоваться для классификации на большее количество классов, но в этом случае возрастает вероятность ошибочного распознавания. Поэтому каждому выходному элементу соответствует свой класс. Выход, содержащий при подаче объекта на вход наибольшее значение, определяет номер класса. Система была протестирована на тестовых участках леса.

Вывод

В данной работе исследовалась возможность повышения степени распознаваемости лесных ландшафтов на основе использования различных вегетационных индексов при проведении совместной обработки оптических и радиолокационных космических изображений. Было установлено, что добавление информации, содержащейся в оптических сканерных данных, не улучшает дифференцируемость объектов, по крайней мере, в ценозе леса. Таким образом, для ускорения обработки данных дистанционного зондирования описанных выше участков земной поверхности имеет смысл использовать только радиолокационные изображения. При этом сократится время обработки изображений и уменьшится объем хранимой информации.

Также было рассмотрено использование стандартного метода обучения нейронных сетей для

классификации многоканальных данных, которыми являются изображения, полученные с помощью РСА. Применение его необходимо для систем, имеющих несколько каналов, для которых стандартные методы не эффективны. Данный метод дает возможность вести разделение

хвойного, лиственного и смешанных лесов на основе использования особенностей изображений на каждой длине волны и поляризации. Применение этого метода освобождает исследователя от модельного представления об исследуемом объекте.

Литература

1. Арманд Н.А., Чимитдоржиев Т.Н., Ефременко В.В., Захаров А.И., Семенов А.А., Мошков А.В. О возможностях совместной обработки радиолокационных изображений L-диапазона и спектрально-анализных снимков оптического диапазона для классификации лесных массивов // Радиотехника и электроника. 1998. №9.
2. Чимитдоржиев Т. Н., Ефременко В. В. Об использовании различных индексов вегетации в дистанционном зондировании экосистем // Исследование Земли из космоса. 1998. №3.
3. Baykalova T.V., Kazantsev K.V., Komarov S.A., Lukyanenko D.N., Mironov V.L., Yevtyushkin A.V., Yushakov V.N. Analysis of forest regions by SAR and optical images // Proceedings IGARSS 98 Symposium, 6(10) July 1998. Seattle, USA.
4. Бельчанский Г.И., Коробков Н.В. Использование искусственных нейронных сетей для анализа спутниковых данных дистанционного зондирования // Исследование Земли из Космоса. 1998. №4.
5. Евтюшкин А.В., Комаров С.А., Лукьяненко Д.Н., Миронов В.Л. Классификация земных покровов по радиолокационным изображениям // Оптика атмосферы и океана. 1997. №12.
6. Sankar K. Pal, Sushimita Mitra. Multilayer Perceptron, Fuzzy Sets, and Classification // IEEE Transactions on Neural Networks. Vol. 3. №5. 1992.