

УДК 681.3

СУБПИКСЕЛЬНАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ ОБЪЕКТОВ НА КОСМИЧЕСКИХ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

*Тишкин Р.В., к.т.н., начальник отдела 4374 филиала ФГУП «ГНПРКЦ «ЦСКБ-Прогресс» - ОКБ «Спектр»,
e-mail: roman.tishkin@mail.ru*

Юдаков А.А., начальник отдела ФГУП «ГНПРКЦ «ЦСКБ-Прогресс», e-mail: antonyudakov@yandex.ru

Ключевые слова: сегментация изображений, гиперспектральные изображения, нечеткая логика.

Введение

В настоящее время при аэрокосмическом наблюдении Земли гиперспектральная съемка и анализ результатов получил большое развитие. Федеральное космическое агентство России планирует запуск космических аппаратов (КА) с аппаратурой гиперспектральной съемки [1]. Эти планы способствовали появлению большого количества публикаций, посвященных обработке гиперспектральных космических изображений. Однако, практически отсутствуют отечественные публикации, посвященные субпиксельной классификации объектов на гиперспектральных снимках (в оригинале spectralunmixing), в то время как зарубежные исследователи уделяют этому вопросу повышенное внимание [2]. Данная статья является попыткой изложить подходы к решению этой задачи.

Основа для решения поставленной задачи

Прострастенную разрешающую способность съемочной аппаратуры принято характеризовать наземным интервалом дискретизации (НИД) и мгновенным полем обзора (МПО)[3]. Известно, что на космических снимках можно обнаруживать объекты, линейные характеристики которых существенно меньше чем значения НИД и МПО данной съемочной аппаратуры.

Данный эффект возникает при сильной контрастности между объектом и окружающим его фоном. В [3] указывается, что яркий объект на темном фоне будет зафиксирован съемочной системой, даже в случае, если он занимает 0,4% МПО. Этим объясняется появление на высокодетальных снимках объектов, линейные размеры которых значительно меньше пространственного разрешения съемочной системы.

Известно, что даже при высокодетальной съемке поверхности Земли большинство объектов, попавших в МПО, неоднородны. В случае гиперспектральной съемки рассчитываемый спектральный состав пикселя является фактически комбинацией спектральных характеристик объектов, которые этот пиксель образуют. В связи с этим возникает ряд новых задач.

Во-первых, требуется «очистка» спектральной характеристики объекта для его более надежной классификации с использованием спектральных библиотек.

Во-вторых, привлекательной является возможность

Рассматриваются различные подходы к решению задачи субпиксельной классификации объектов на гиперспектральных космических изображениях. Предлагается использование алгоритмов, основанных на нечеткой логике для решения указанной задачи.

восстановления информации о компонентном составе пикселей изображения, т.е. субпиксельной классификации.

В данной работе под субпиксельной классификацией понимается процедура, в ходе которой измеренный спектр пикселя разбивается на набор составляющих спектров (конечных элементов, объектов) с определением соответствующих долей (показателей относительного содержания), которые показывают пропорции каждого конкретного объекта, входящего в состав пикселя. Конечные элементы могут соответствовать известным макроскопическим элементам среды, таким как: вода, почва, металл, растительность либо другим объектам.

Далее будут рассмотрены известные и предлагаемые подходы к решению указанной задачи.

Известные подходы

В настоящее время большинство подходов к субпиксельной классификации основано на предположении о линейном характере взаимодействия объектов, входящих в МПО съемочной аппаратуры.

Так же принято выделять два варианта проведения субпиксельной классификации: контролируемый (supervised) и неконтролируемый (unsupervised). Если принять во внимание, что отражающая поверхность представлена в виде смеси типа «шахматная доска» (рис. 1).

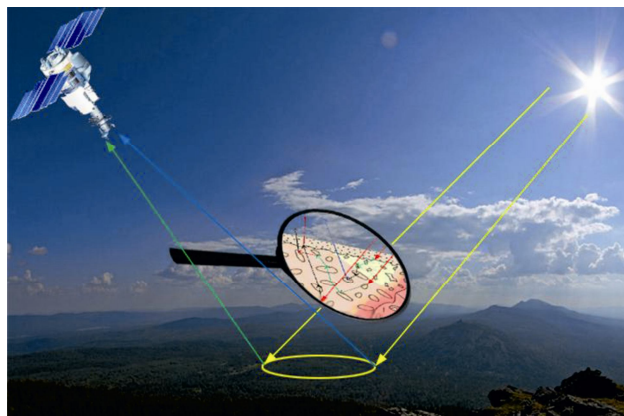
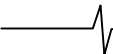


Рис. 1.

Любой определенный пакет падающего излучения взаимодействует только с одним компонентом и общая



площадь поверхности разделена пропорционально относительной распространённости конечных элементов, то отраженное излучение передает характеристики связанных сред в тех же пропорциях. В этом смысле существует линейное соотношение между относительной распространённостью элементов, составляющих отбрасываемую область, и спектрами в отраженном излучении. Однако эта модель весьма упрощена.

Аналитические модели смешивания отдельных материалов составляют основу для развития методов восстановления оценок спектров составных элементов смешанных пикселей и их пропорций. Однако полная модель процесса смешивания является более сложной, чем простое описание взаимодействия смесей на поверхности. Модели смешивания могут также включать эффекты трехмерной топологии объектов в среде, такие как: высота деревьев, размер и плотность их листовых покровов, а также угол наблюдения датчика.

Основной предпосылкой моделирования смесей является тот факт, что в пределах данной среды на поверхности доминирует небольшое количество отдельных материалов, имеющих относительно постоянные спектральные свойства. Эти отдельные элементы (например, вода, трава, типы минералов) называются конечными элементами, и доля их содержания в смешанном пикселе называется относительной распространённостью. Из того, что большая часть спектральной изменчивости среды является последовательностью конечных элементов, присутствующих в переменных пропорциях, логически следует, что определенная комбинация их спектральных свойств позволяет моделировать спектральную изменчивость, наблюдаемую системой дистанционного зондирования.

В статье [5] предлагается подход на основе искусственных нейронных сетей (ИНС) для извлечения пропорций конечных элементов в пикселях из гиперспектральных данных. ИНС выполняет процедуру сокращения размерности данных и результирующее несмешивание. Архитектура сети выполняет обе операции в автоматическом режиме, однако сами операции должны быть проработаны по отдельности для исключения возможных ошибок. Результаты классификации показывают, что ИНС дает более точные оценки пропорций конечных элементов в пикселях, чем линейные подходы. Однако требование при обучении ИНС использовать «чистые» пиксели существенно затрудняет проведение процедуры обучения, так например, обучение ИНС по снимку уже становится невозможным. Фактически требуется либо наличие некоторой априорной информации, либо использование существующих спектральных библиотек.

Пути усовершенствования

Отличительной особенностью всех приведенных методов является то, что допускаются предположения о линейном законе «смешивания» компонентов пикселя. В общем случае это не так. Объекты, попавшие в МПО, могут быть совершенно разными по природе и соотношению в МПО. Для проведения субпиксельного анализа было бы полезно использовать данные съемочной ап-

паратуры с более высоким пространственным разрешением, чем разрешение гиперспектрометра.

В случае отечественного КА «Ресурс-П» данная задача облегчается тем, что КА оснащен как гиперспектральной, так и высокодетальной аппаратурой съемки Земли разработки ОАО «Красногорский завод». Наличие такой совокупности съемочной аппаратуры позволяет КА осуществлять синхронную съемку в одной полосе обзора как высокодетальной съемочной аппаратурой, так и гиперспектральной.

В итоге на обработку поступают два набора данных: высокодетальное панхроматическое изображение и набор гиперспектральных изображений со средним пространственным разрешением (гиперкуб). Перспективным представляется использование данных, полученных в оптическом диапазоне, но с высокой детальностью при субпиксельной классификации объектов на гиперспектральных изображениях. Однако, при таком подходе возникает неопределенность, характеризаемая следующими особенностями: неоднозначностью классификации субпиксельных элементов на гиперспектральном снимке (какие спектральные характеристики относить к пикселям высокодетального изображения) и неоднозначностью сравнения спектральных характеристик с характеристиками из спектральных библиотек.

Для снижения неоднозначности классификации субпиксельных элементов перспективным представляется следующий подход:

- проведение кластеризации сегмента высокодетального изображения, соответствующего аналогичному МПО гиперспектрального изображения, с разделением на оптимальное число кластеров;

- использование результатов кластеризации для разделения спектральной характеристики пикселя гиперспектрального изображения (количество новых спектральных характеристик должно соответствовать количеству кластеров).

Для проведения кластеризации предполагается использование нечетких множеств второго типа (type 2 fuzzy set, T2FS), предложенных в [6]. Понятие нечеткого множества 2-го типа в алгоритме нечеткой кластеризации элементов изображения следует использовать следующим образом. Экспоненциальный вес m определяется не точечным значением, а некоторым «нечетким» значением из интервала (m_1, m_2) , т.е. $m \in (m_1, m_2)$ [8].

T2FS \tilde{A} представляется в форме нечеткой системы $\tilde{A} = \{((x, u), \mu_{\tilde{A}}(x, u)) \mid \forall X \in A,$

$$\forall u \in J_x \subseteq [0, 1], \mu_{\tilde{A}}(x, u) = 1\},$$

в которой первичная функция принадлежности J_{x_i} образца x_i представляется интервальной функцией принадлежности со всеми вторичными степенями первичных функций принадлежности, равными 1. Для задания интервальной первичной функции принадлежности определим нижнюю и верхнюю интервальные функции принадлежности при значениях фазификатора m_1, m_2 . Первичные функции принадлежности, представляющие образец x_i , определяются следующим образом:

$$\mu_j^{(B)}(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_1-1}}}, & \text{если } \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_1-1}}} > \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_2-1}}} \\ \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_2-1}}}, & \text{в противном случае} \end{cases} \quad (1)$$

$$\mu_j^{(H)}(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_1-1}}}, & \text{если } \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_1-1}}} \leq \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_2-1}}}; \\ \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{D_{ji}}{D_{li}}\right)^{\frac{2}{m_2-1}}}, & \text{в противном случае} \end{cases} \quad (2)$$

В (1) и (2) фаззификаторы m_1 и m_2 представляют различные нечеткие степени принадлежности, использование некоторых приводит к различным целевым функциям, которые должны быть минимизированы с помощью алгоритма FCM. В результате выполнения алгоритма для каждого кластера сегментируемого изображения определяются два значения центра кластера $V_j^{(H)}$ и $V_j^{(B)}$ (в пространстве признаков сегментируемого изображения), поэтому в модернизированный алгоритм FCM предлагается ввести следующую процедуру расчета центров кластеров:

$$V_j = \frac{V_j^{(H)} + V_j^{(B)}}{2}. \quad (3)$$

Модернизацию центров кластеров следует выполнять в ходе работы алгоритма FCM. Для этого используются операции «понижения типа» с помощью обобщенного центроида, применение которых подобно методу центра тяжести в базовом алгоритме кластеризации. Понижение типа во время поиска центров кластеров реализуется с помощью итерационного алгоритма Карника-Менделя [8]. Основным недостатком данного подхода приходится признавать резкое увеличение сложности вычислений и, как следствие, возрастание времени обработки, что особенно критично при обработке многозональных спутниковых снимков. В связи с этим предлагается следующая модификация алгоритма FCM: определяются два значения центров каждого кластера $V_j^{(H)}$ и $V_j^{(B)}$, $j = \overline{1, k}$. Полученные значения участвуют в модернизации центров кластера в соответствии с формулой (3). Подобная процедура модернизации центров кластеров будет более «грубой» по сравнению с предлагаемым в [8] использованием итерационного алгоритма Карника-Менделя. Алгоритм Карника-Менделя обеспечивает последовательную модернизацию центров кластеров, однако в основном (итерационном) цикле алгоритма FCM необходима реализация еще одного итерационного алгоритма. Подобное обстоятельство резко увеличивает время обработки. Предлагаемая модернизация алгоритма позволяет ускорить результаты обработки по сравнению с базовым алгоритмом FCM

(уступая по эффективности алгоритму из [8]), сохраняя сопоставимую сложность вычислений.

В качестве критерия оптимальности кластеризации предлагается использовать индекс Хие-Бени [9]. Индекс Хие-Бени представляет собой функцию следующего вида:

$$HB = \frac{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^2 \|V_i - X_j\|^2}{N \cdot \min_{i,j} \|V_i - V_j\|^2}, \quad (4)$$

где k – число кластеров, N – число объектов, μ_{ij} – функция принадлежности, V_i – координаты центра i -го кластера, X_j – некоторый j -й объект.

С помощью индекса Хие-Бени можно оценивать качество нечеткой кластеризации: чем меньше значение HB , тем разбиение элементов на классы выполнено качественнее.

Применение указанной теории к задаче субпиксельной классификации позволит проводить более качественную классификацию элементов гиперспектрального изображения.

Литература

1. Ахметов Р. Н., Стратилатов Н.Р. Новые технологии анализа и обработки данных ДЗЗ// Аэрокосмический курьер №6 2011г.
2. Geoscience and remote sensing v.49, p.1 Special Issue 2011г.
3. Шовенгердт Р.А. Дистанционное зондирование. Методы и модели обработки изображений. М.: Техносфера - 560с.
4. Keshava N., Mustard J.F. Spectral unmixing Signal processing Magazine, IEEE v.19 2002г. С. 44-57
5. Licciardi G.A., Del Frate F. Pixel Unmixing in hyperspectral data by Means of Neural Networks// Geoscience and remote sensing v.49, p.1 Special Issue 2011г p. 4163-4172.
6. Mendel, J.M., Type-2 Fuzzy Sets and Systems and Overview // IEEE Computational Intelligence Magazine 2(1):20-29, February 2007.
7. А.Н. Пылькин, Р.В. Тишкин Методы и алгоритмы сегментации изображений. М.: Горячаялиния-Телеком, 2010 – 92с.
8. Mendel Uncertain Rule-Based fuzzy logic systems: introduction and new direction, Prentice Hall, upper saddle river, NJ, 2001
9. Xei X.L., Beni G.A. Validity Measure for Fuzzy Clustering // IEEE Trans. on Pattern Anal. and Machine Intell. 3 (8). - 1991. – p. 841 - 846.

SUBPIXEL CLASSIFICATION OF THE OBJECTS ON HYPERSPCTR SPACE IMAGE

Tishkin R.V., Udakov A.A.

In article various approaches to the solution problem of subpixel classification (spectral unmixing) on hyperspectral space image. Use of algorithm based on fuzzy logic for the solution of the specified task is offered.