

УДК 629.7.054.621.396

Особенности тематической обработки гиперспектральной информации с КА «Ресурс-П» в задачах мониторинга и распознавания объектов природной среды

А. И. Стрыков

к. т. н.

АО «Российские космические системы»

e-mail: alex_strykov@mail.ru

Аннотация. Цель работы — совершенствование методики тематической обработки гиперспектральной информации с КА «Ресурс-П» с использованием эталонных дешифровочных признаков.

Предлагаемая методика тематической обработки имеет две ветви. Первый вариант методики применяется для распознавания объектов природной среды. Второй обеспечивает задачи мониторинга. В первом варианте для каждого из интересующих и маскирующих их объектов создаются дешифровочные признаки, с помощью которых возможно обнаружение объектов с использованием космической информации. Второй вариант использует общую систему дешифровочных признаков, являющихся функциями спектральных характеристик объектов. Рассмотрен процесс построения эталонных дешифровочных величин на основе спектральных характеристик объектов мониторинга. Полученные величины составляют основу базы данных для тематического дешифрирования космических изображений. Основной метод, определяющий принадлежность к эталонному объекту, — метод «голосование по набору признаков».

Основываясь на разработанной методике тематического дешифрирования гиперспектральной информации, создан программный комплекс обработки, реализованный на языке Delphi. Проведена апробация комплекса в режиме обнаружения с использованием материалов аппаратуры «Геотон» КА Ресурс-П.

Ключевые слова: дистанционное зондирование, гиперспектральная информация, тестовый полигон, дешифровочные признаки, метод голосования по набору признаков, тематическое дешифрирование, КА «Ресурс-П»

Features of Thematic Processing of Hyperspectral Information Received from the Resurs-P Spacecraft for the Monitoring Tasks and Detection of the Objects of Environment

A. I. Strykov

candidate of engineering science

Joint Stock Company "Russian Space Systems"

e-mail: alex_strykov@mail.ru

Abstract. The objective of the study is the improvement of the methods and algorithms of thematic processing of hyperspectral information received from the Resurs-P spacecraft using reference decoding characteristics.

The proposed method of the analysis of the thematic processing has two directions. The first direction is used to identify the objects of the natural environment. The second direction provides monitoring tasks. In the first direction, the decoding characteristics, which help to detect the objects by means of decoding signs that are the functions of spectral characteristics of the objects, are created for each of the objects of interest and the objects that mask them. The second direction of the method employs a general system of decoding signs, which are the functions of the spectral characteristics of the objects. The paper studies the process of building the reference decoding values based on the spectral characteristics of the objects under monitoring. The obtained decoding values is a database for thematic decoding of space images. The main method defining the belonging to the reference object is a "Voting on the set of criteria".

Based on the developed technique of the thematic decoding of hyperspectral information, a processing program complex was developed on Delphi programming language. The evaluation of the complex in the detection mode using the materials of the Geoton equipment of the Resurs-P spacecraft was performed.

Keywords: remote sensing, hyperspectral information, test facility, decoding characteristics, voting on the set of criteria, thematic decoding, Resurs-P spacecraft

Введение

Тематическая обработка гиперспектральных изображений требует либо специальных технических средств анализа изображений, либо разработки эффективных методик снижения размерности задачи, которые не приводят к ухудшению качества тематической обработки. Основным критерий качества тематической обработки космических изображений (в том числе и гиперспектральных) при решении прикладных задач — достижение максимальной вероятности правильного распознавания параметров объектов. Эту вероятность можно оценить практически только при использовании тестовых полигонов.

В настоящей статье приводится описание методики тематической обработки гиперспектральных изображений (ГСИ) КА «Ресурс-П», которая может быть использована в решении задач мониторинга объектов природной среды и обнаружения районов несанкционированных посадок (посевов) объектов растительности. Методика реализована в разработанном автором блоке «Обработка ГСА» программного комплекса АПК ТКМ (аппаратно-программного комплекса технологий космического мониторинга).

Существует ряд подходов к тематической обработке гиперспектральной информации, которые приведены в [13].

Традиционный подход к классификации информации, полученной аппаратурой, имеющей более 100 каналов, предлагаемый, например, в [2, 3], делает необходимым привлечение значительных вычислительных ресурсов.

К математическому обеспечению классификации гиперспектральной информации могут быть отнесены:

- алгоритмы поэлементной классификации ГСИ;
- классификаторы, использующие оптимальные статистические стратегии классификации.

К оптимальным статистическим стратегиям классификации относятся байесовский классификатор и дерево решений.

Деревом решений [14] называется иерархическая структура, нетерминальные вершины которой определяют разбиение пространства признаков, а терминальные — элементарную функцию

классификации (в простейшем случае — номер класса). В процессе построения решающей функции область определения, представляющая собой K -мерный гиперкуб, последовательно разбивается по осям и порождает древовидную структуру.

Один из подходов к оптимизации вычислительных процедур дешифрирования состоит в использовании параллельных вычислений и мощных вычислительных устройств [4]. При принятии решения об использовании многопроцессорных вычислителей необходимо учитывать конкретные алгоритмы и реальные потоки космической информации, требующие применения специализированного оборудования, в том числе дорогостоящих многопроцессорных материнских плат. Кроме того, в многопроцессорных системах отношение времени коммуникаций к времени операций в процессорах велико, поэтому требуется тщательный анализ задачи для принятия решения о ее параллельном выполнении и создании соответствующего специализированного программного обеспечения (СПО) [5]. Несмотря на интерес к многоядерным и многопоточным процессорам, ключевой момент «в переходе на параллельные вычисления» для процесса обработки материалов ГСА (гиперспектральной аппаратуры) будет состоять не только в технических, но в большей степени и в программных средствах [6–8].

Другой подход к оптимизации вычислительных процедур дешифрирования основан на оптимизации (сокращении) спектральных признаков, например, с помощью корреляционного, факторного анализа или метода главных компонент [9–11]. Цель такой оптимизации — получение некоторой системы зональных (спектральных) характеристик, которая при размерности, существенно более низкой, чем число каналов в гиперспектральном изображении, обеспечивает решение поставленной тематической задачи.

Методика тематического дешифрирования информации ГСА КА «Ресурс-П» в АПК ТКМ

Пусть на информации, полученной аппаратурой ГСА с одного из КА «Ресурс-П» № 1, 2, 3, имеются k изображений объектов природной среды.

Тематическое дешифрирование изображений состоит в получении k непересекающихся подмножеств пикселей W_k из общего количества W пикселей изображения, соответствующих объектам

$$W = W_1 \cap W_2 \dots \cap W_k, \quad W_i \cap W_j = \emptyset \quad (i \neq j),$$

где W_i — пиксели изображения ГСА « i » объекта.

Задача тематического дешифрирования космической информации заключается в построении решающей функции, которая по вектору признаков X_i , определенных по космической информации, ставит в соответствие объект k_i . Вектор признаков объектов назовем дешифровочными величинами объектов. Дешифровочные величины являются в основном функциями спектральных значений объектов. Объекты, для которых определены дешифровочные величины, назовем тестовыми, или эталонными. Так, таблица базы эталонных объектов АПК ТКМ в настоящее время содержит 34 наименования. Для тематической задачи обнаружения объектов по космической информации используются более сложные эталоны, чем для решения задач мониторинга.

В качестве исходных космических данных применяется информация ГСА КА «Ресурс-П».

Используемая гиперспектральная информация имеет уровень обработки 1А: изображение (гиперкуб) с геометрической и радиометрической коррекцией, без трансформирования в картографическую проекцию, с коэффициентами RPC-полиномов.

Для проведения тематического дешифрирования необходим учет влияния атмосферы. Однако имеются проблемы такого учета при коррекции гиперспектральных данных [12].

Для проведения процесса обнаружения или мониторинга по информации, полученной аппаратурой ГСА КА «Ресурс-П» № 1, 2, 3, необходимо два этапа.

На первом этапе реализуется получение эталонных дешифровочных признаков объектов с использованием спектральных величин пикселей объектов мониторинга. Такие признаки должны обеспечить требуемую вероятность правильного сопоставления параметров изображения с тестовым объектом и обеспечить минимум вероятности ошибок распознавания второго рода. Оценка динамики изменения параметров состояния объектов (мониторинг) происходит при дальнейшей обработке

информации в результате анализа моделей вегетации и других вторичных признаков.

Так, для выбранных объектов мониторинга создается совокупность дешифровочных величин. Дополнительно создается логическая функция сравнения эталонных дешифровочных величин и расчетных величин для каждого пикселя ГСИ. Такую логическую функцию назовем признаком. Например,

$$\|X_{\text{эт}} - X_{\text{р}}\| \leq \delta,$$

где $X_{\text{эт}}$ и $X_{\text{р}}$ — эталонное и расчетное значения параметров, δ — некоторое значение. Если результат этой функции сравнения «Истина», то признак считается выполненным.

На втором этапе выполняется тематическое дешифрирование космической информации с использованием метода «голосование по набору признаков».

Этап вычисления дешифровочных величин

Дешифровочные величины эталонных объектов в АПК ТКМ можно получить различными способами. Эти способы существенно зависят от эталонных объектов. Например, для обнаружения некоторых объектов используют эталоны самих объектов и объектов, маскирующих их.

Для примера рассмотрим создание одной из групп дешифровочных величин. Ими могут быть нормализованные дифференцированные индексы NDI классификации, которые приведены в различных справочниках, например в ENVI help (табл. 1).

Все эти индексы представляют собой «индексы зелени». Они суммируют и отражают влияние таких факторов, как содержание хлорофилла, площадь листовой поверхности, сомкнутость и структура растительного покрова. Вегетационные индексы этой группы хорошо коррелируют с индексом фотосинтетически активной радиации (PAR) и индексом листовой поверхности (LAI). Все индексы, кроме NDVI₇₀₅, рассчитываются по данным в широких спектральных зонах. Индексы этой группы отражают общее количество и состояние растительности.

Индекс NDVI₇₀₅ рассчитывается по данным в узких спектральных зонах. Для расчета этого

Т а б л и ц а 1. Набор индексов

Номер индекса	Наименование индекса	Формула
1	NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)	$NDVI = (R_{nir} - R_{red}) / (R_{nir} + R_{red})$
2	NGBDI (Normalized Green-Blue Difference Vegetation Index)	$NGBDI = (R_{green} - R_{blue}) / (R_{green} + R_{blue})$
3	NGRDI (Normalized Green-Red Difference Vegetation Index)	$NGRDI = (R_{green} - R_{red}) / (R_{green} + R_{red})$
4	NNBDI (Normalized Nir-Blue Difference Vegetation Index)	$NNBDI = (R_{nir} - R_{blue}) / (R_{nir} + R_{blue})$
5	SR (Simple Ratio Index)	$SR = R_{nir} / R_{red}$
6	EVI (Enhanced Vegetation Index)	$EVI = 2,5(R_{nir} - R_{red}) / (R_{nir} + 6R_{red} - 7,5R_{blue} + 1)$
7	ARVI (Atmospherically Resistant Vegetation Index)	$ARVI = (R_{nir} - 2R_{red} + R_{blue}) / (R_{nir} + 2R_{red} - R_{blue})$
8	NDVI ₇₀₅ Red Edge Normalized Difference Vegetation Index	$NDVI_{705} = (R_{750} - R_{705}) / (R_{750} + R_{705})$

индекса используются значения коэффициентов отражения на участке спектра от 0,690 до 0,750 мкм (каналы ГСА с 73 по 85). Использование значений коэффициентов отражения в узких спектральных зонах позволяет с помощью индексов фиксировать даже небольшие изменения состояния растительности.

Для вычисления индексов необходимо выбрать подходящие каналы, с помощью которых можно вычислить величины Rblue, Rgreen, Rred, Rnir для определения значений индексов.

Выбирались каналы Rblue в диапазоне 0,4–0,5 мкм (каналы ГСА с 1 по 24), Rgreen в диапазоне 0,5–0,6 мкм (каналы ГСА с 25 по 53), Rred в диапазоне 0,6–0,7 мкм (каналы ГСА с 54 по 74), Rnir в диапазоне 0,7–1,0 мкм (каналы ГСА с 75 по 130).

Диапазон 750 мкм приблизительно соответствует каналу 85, а диапазон 705 мкм — каналу 75.

Рассмотрим методику расчета признаков.

Наиболее простой подход к получению значений индексов объектов мониторинга состоит:

- в выборе соответствующих каналов ГСА изображения;
- в определении величин математических ожиданий значений пикселей этих каналов;
- в вычислении индексов по данным математических ожиданий в спектральных зонах Rblue, Rgreen, Rred, Rnir.

Однако тестовые расчеты показали недостаточную вероятность правильного определения параметров объектов мониторинга с использованием такого алгоритма расчета индексов. Подобное происходит вследствие отличия гистограмм значений пикселей большинства объектов мониторинга в разных каналах от гистограммы закона нормального распределения.

Предлагается следующий алгоритм расчета дешифровочных величин объекта, основанных на индексах.

Выбирается «регион интереса» объекта, для которого определяются дешифровочные признаки. Поскольку основные индексы рассчитываются по данным в широких спектральных зонах, наиболее точное значение величин Rblue, Rgreen, Rred, Rnir (следовательно, и индексов) можно рассчитать при использовании всех спектральных каналов ГСА, входящих в спектральные зоны. Однако такой подход существенно увеличивает время получения индексов и главное — замедляет процесс тематического дешифрирования. Для построения системы признаков, основанных на индексах, требуется привлечь оптимальное количество спектральных каналов для вычисления величин Rblue, Rgreen, Rred, Rnir, которые, с одной стороны, обеспечили бы точность эталонных признаков, а с другой стороны, не замедляли бы процесс тематического дешифрирования.

Для выбора оптимального количества спектральных каналов, используемых для каждой спектральной зоны, были проведены тестовые расчеты для сельскохозяйственных и лесных объектов Орловской области (Орловского полесья).

По результатам тестовых расчетов индексов и проверки результатов дешифрирования материалов ГСА на местности получено, что для расчетов индексов в диапазонах Rblue, Rgreen, Rred, Rnir в АПК ТКМ используются следующие каналы ГСА:

- для расчетов Rblue — каналы 5, 12 и 19;
- для расчетов Rgreen — каналы 30, 38 и 43;
- для расчетов Rred — каналы 58, 64 и 69;
- для расчетов Rnir — каналы 75, 82 и 110.

Пусть регион интереса объекта k содержит N_k векторов спектров. Обозначим через $\text{Pix}[i, j, m]$ значение пикселя ГСА изображения (спектрального канала m) с номерами $[i, j]$ по строке и столбцу изображения. Для табл. 2 количество $N_k = 25$. Регион содержит $j \leq 5$ строк и $i \leq 5$ столбцов.

Получение признака на основе NDVI:

$$\begin{aligned} \text{Rred} &= \text{Pix}[i, j, 58] + \text{Pix}[i, j, 64] + \text{Pix}[i, j, 69], \\ \text{Rnir} &= \text{Pix}[i, j, 75] + \text{Pix}[i, j, 82] + \text{Pix}[i, j, 110], \\ \text{NDVI}[i, j] &= (\text{Rnir} - \text{Rred}) / (\text{Rnir} + \text{Rred}). \end{aligned}$$

Получаем N_k случайных величин NDVI, математическое ожидание NDVI_m и величины NDVI_{δ_1} , NDVI_{δ_2} такие, что 75 % $\text{NDVI}[i, j]$ попадает в отрезок $[(\text{NDVI}_{\delta_1} - \text{NDVI}_{\delta_2})]$.

При тематическом дешифрировании попадание рассчитанного значения NDVI в отрезок $[(\text{NDVI}_{\delta_1} - \text{NDVI}_{\delta_2})]$ является выполнением признака NDVI. Для остальных индексов строятся подобные отрезки. Далее проверяется попадание рассчитанного значения индекса в соответствующий отрезок, что считается выполнением соответствующего признака.

Итак, построена система признаков (8 признаков), основанная на индексах.

Рассмотрим группу дешифровочных величин, позволяющих получить еще одну систему признаков, основанных на разностях значений пикселей в разных спектральных каналах. Назовем их разностными индексами. Рассмотрим ранее приведенные регионы интереса.

Обозначим через D1420, D5055, D7276, D8083 величины, полученные следующим образом:

$$\begin{aligned} \text{D1420}[i, j] &= \text{Pix}[i, j, 14] - \text{Pix}[i, j, 20], \\ \text{D5055}[i, j] &= \text{Pix}[i, j, 50] - \text{Pix}[i, j, 55], \\ \text{D7276}[i, j] &= \text{Pix}[i, j, 72] - \text{Pix}[i, j, 76], \\ \text{D8083}[i, j] &= \text{Pix}[i, j, 80] - \text{Pix}[i, j, 83]. \end{aligned}$$

В результате для разностных величин четыре массива случайных реализаций. Далее следует провести те же действия, которые предусмотрены алгоритмом получения признака, основанного на NDVI. Получим минимальный набор из 12 признаков. Каждому признаку в наборе соответствует весовой коэффициент. Весовые коэффициенты для каждого признака меняются в зависимости от класса задач. Например, для мониторинга объектов, содержащих хлорофилл, признаки, основанные на NDVI классификации, имеют повышенные весовые коэффициенты. В настоящее время для АПК ТКМ оптимальные весовые коэффициенты определялись по результатам тематической обработки ГСА съемок тестовых полигонов.

Для повышения точности дешифрирования информации ГСА такие группы дешифровочных величин и соответствующих им признаков необходимо разрабатывать для каждого объекта и региона мониторинга. Например, для мониторинга сельскохозяйственной растительности Орловской области используются 17 признаков для каждого объекта растительности (в настоящее время имеются 22 разновидности объектов и их состояний), а для мониторинга лесных сообществ Орловской и Брянской областей используются 16 признаков.

Этап дешифрирования информации ГСА КА «Ресурс-П»

Дешифрирование изображений ГСА с использованием методики «голосование по набору признаков» состоит в проверке выполнения каждого признака. Дешифровочные величины, полученные по значению пикселя на изображении ГСА, сравниваются с набором эталонов для всех объектов таблицы БД АПК ТКМ.

Эталон для объекта состоит из набора значений границ отрезков для всех индексных величин.

Пусть имеется N_0 объектов, для которых рассчитано N_i строк в таблице БД значений индексных величин (для каждого объекта может быть получено несколько строк в таблице БД значений индексных величин).

Пусть N_k количество значений индексных величин. Следовательно, для каждой логической функции (признака) имеется $2N_k$ границ значений величин индексов, т. е. величин « $\delta_{(2i,j)}$ » и « $\delta_{(2i+1,j)}$ » и N_k — весовых коэффициентов признака.

Функция признака будет иметь вид ($\delta_{(2i,j)} \leq X_{i,j} \leq \delta_{(2i+1,j)}$), где $X_{i,j}$ — вычисленная « i » дешифровочная величина для объекта мониторинга с номером « j ».

В текущем примере имеется шесть индексных и четыре разностные величины, т. е. $N_k = 10$.

Обозначим через $P[i, j, k]$ значение пикселя в строке i , столбца j , k спектрального канала. Используя $P[i, j, k]$, вычисляем значения индексов V_m ($m = 1, \dots, N_k$). Далее рассматриваем выполнение признака для признака m , а именно $V_m \in [\delta_{mi1} - \delta_{mi2}]$, где δ_{mi1} , δ_{mi2} — левая и правая границы для индекса m , строки БД с номером i . Проверка на соответствие эталону состоит в подсчете количества признаков, выполняющихся для данного пикселя. Для каждого объекта (эталон для него может быть несколько, например полученных для разных условий съемки) определяется количество выполнения признаков, входящих в эталонное значение.

Пиксель считается принадлежащим объекту, для эталонов которого выполняется наибольшее количество признаков, но не менее 75 % от общего количества признаков. Для процесса обнаружения в признаки объекта закладываются и признаки маскирующих объектов на данный период вегетации. Признаки маскирующих объектов входят в решающее логическое правило с логическим отрицанием. Если по всем строкам таблицы базы данных индексных величин для пикселя выполняется менее 75 % признаков, то пиксель изображения считается неопределенным, т. е. не соответствующим какому-либо объекту. Это один из вариантов построения эталонных дешифровочных признаков. В программном комплексе АПК ТКМ один из вариантов БД СХ построен по этому алгоритму.

Границы можно рассчитать, используя неравенство Чебышева. Это неравенство дает оценку

сверху для вероятности того, что $p\{|V_{cp} - V_m| \geq \alpha\} \leq \frac{\delta^2}{\alpha^2}$, т. е. вероятность абсолютного отклонения случайной величины V_m ($m = 1, \dots, N_k$) от своего математического ожидания V_{cp} на величину больше α не превосходит δ^2/α^2 , где δ^2 — среднеквадратическое отклонение V_m , α — некоторая положительная величина. Величина δ^2/α^2 задает вероятностные оценки, а величина α задает границы отрезков относительно V_{cp} . Однако такой выбор параметров отрезков дает приемлемый результат только в случае нормального распределения V_m ($m = 1, \dots, N_k$). Для изображений ГСА этот факт часто не имеет места (рис. 1, рис. 2).

Апробация методики тематической обработки изображений ГСА КА «Ресурс-П»

Апробация методики тематической обработки изображений ГСА КА «Ресурс-П» в составе комплекса АПК ТКМ проходила по материалам съемки тестового полигона. Для оценки точности идентификации объектов растительности при проведении мониторинга региона использовались наземные наблюдения на тестовом полигоне Орловской области.

В табл. 2 и 3 приведем значения некоторых индексных величин, вычисленных для двух регионов интереса, выделенных на ГСА изображениях двух объектов растительности.

Гистограмма распределения 25 значений индекса NGBDI показана на рис. 1 (четыре интервала деления отрезка от минимального значения до максимального). На желтых табличках демонстрируют количество значений индекса, которые попали в соответствующий интервал.

Гистограмма распределения 25 значений индекса NDVI₇₀₅ показана на рис. 2.

Изображения гистограмм индексов — отличие распределения индексов как набора случайных величин от нормального закона распределения.

На рис. 3 представлено изображение 85-го канала ГСА территории тестового полигона Орловской области.

Слева дано сжатое изображение, справа — изображение в реальных пикселях. На правом изображении показаны объект 1, пиксели которого

Таблица 2. Значения индексов для двух прямоугольных регионов интереса (5×5 , т. е. 25 пикселей в каждом) двух разных объектов (каждые 5 значений принадлежат одной строке ГСА изображения)

Наименование индекса	Объект 1	Объект 2
NDVI	0,4859 0,4783 0,4783 0,4783 0,4862	0,4118 0,4144 0,4196 0,4185 0,4123
	0,48 0,4841 0,4803 0,4803 0,4862	0,4234 0,4196 0,4159 0,4148 0,4159
	0,4841 0,4841 0,49 0,4941 0,4961	0,4222 0,4211 0,4248 0,4185 0,4123
	0,4779 0,4841 0,49 0,4841 0,4882	0,4498 0,4348 0,4323 0,4386 0,4273
	0,4762 0,4821 0,4803 0,4824 0,4844	0,4522 0,4397 0,4348 0,4323 0,4236
	Мат. ожидание = 0,4838	Мат. ожидание = 0,4252
GR	2,8906 2,8333 2,8333 2,8333 2,8923	2,4 2,4154 2,4462 2,4394 2,403
	2,8462 2,8769 2,8485 2,8485 2,8923	2,4688 2,4462 2,4242 2,4179 2,4242
	2,8769 2,8769 2,9219 2,9531 2,9688	2,4615 2,4545 2,4769 2,4394 2,403
	2,8308 2,8769 2,9219 2,8769 2,9077	2,6349 2,5385 2,5231 2,5625 2,4923
	2,8182 2,8615 2,8485 2,8636 2,8788	2,6508 2,5692 2,5385 2,5231 2,4697
	Мат. ожидание = 2,8751	Мат. ожидание = 2,4809

Таблица 3. Математические ожидания разностных индексов двух регионов интереса на изображениях двух различных объектов на снимке ГСА

Наименование индекса	Объект 1	Объект 2
D1420	Мат. ожидание = 1,08	Мат. ожидание = 0,68
D5055	Мат. ожидание = 5,44	Мат. ожидание = 5,08
D7276	Мат. ожидание = -17	Мат. ожидание = -13,8
D8083	Мат. ожидание = -25,88	Мат. ожидание = -27,04

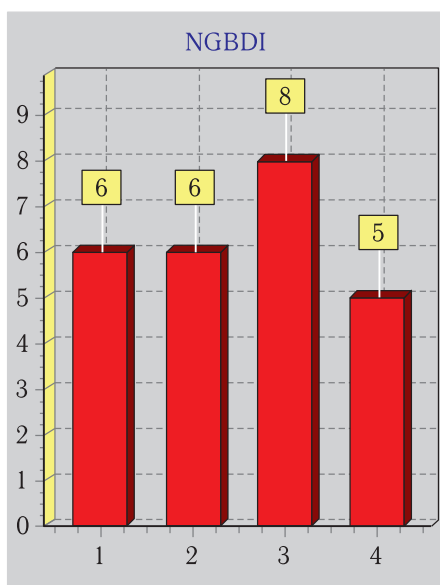


Рис. 1. Гистограмма распределения 25 значений индекса NGBDI

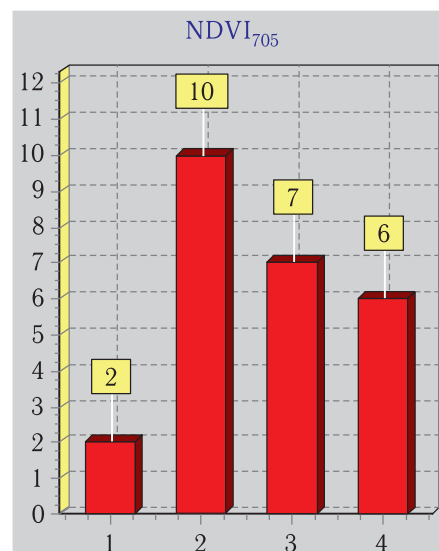


Рис. 2. Гистограмма распределения 25 значений индекса NDVI₇₀₅



Рис. 3. Результат идентификации двух объектов на изображении ГСА (пиксели красного и зеленого цветов)

выделены красным цветом, и объект 2, пиксели которого выделены зеленым цветом. Были использованы величины индексов, приведенных в табл. 1, и 9 разностных индексов, специально разработанных для этих объектов. Всего 17 индексов, т. е. в «голосовании по набору признаков» приняло участие 17 признаков. Для сокращения ошибок второго рода, т. е. уменьшения принятия пикселей, не входящих в изображения двух выбранных объектов, за пиксели выбранных объектов, были наложены более жесткие условия на выполнения признаков: были уменьшены размеры отрезков, определяющих признак, и для принадлежности пикселя к изображению объекта требовалось выполнение 16 признаков. В результате объекты хорошо определились, посторонних пикселей (неправильно определившихся) незначительное количество. Вероятность правильного распознавания объектов на изображении ГСА составляет 0,78, а ошибка второго рода 0,15 (но это максимальные значения).

Для осуществления процесса мониторинга необходимо либо дополнить таблицу индексных величин в разные периоды вегетации и состояния объектов, либо моделировать изменение состояния объектов, анализируя динамику вегетационных индексов.

Методика дешифрирования ГСА изображений с использованием набора признаков создавалась для ускорения процесса дешифрирования за счет распараллеливания как процессов расчетов эталонных значений таблиц БД, так и процессов расчетов тематической обработки.

Для оценки затрат времени на процесс дешифрирования ГСА изображений в АПК ТКМ (без эталонных расчетов) с использованием параллельных вычислений был проведен эксперимент. Он проводился с применением ГСА изображения

(рис. 1) на ПК с ОС Windows и четырехъядерным CPU на базе Intel и ОП 4 ГБ.

Использовалось разделение процесса дешифрирования всего ГСИ на 3 потока, плюс 1 поток остался системным. Эксперимент не выявил существенного ускорения процесса дешифрирования по сравнению с алгоритмами, не использующими параллельные вычисления. Автор полагает, что эффективность параллельных вычислений на таких технических средствах с ОС Windows снижается из-за двух причин. Во-первых, для того, чтобы организовать потоки, уходит некоторое время. Во-вторых, даже при самостоятельном распределении потоков по ядрам ОС Windows может не всегда оптимально реорганизовать этот процесс, т. к. переход выполнения кода с одного ядра на другое замедляет расчеты. В связи с тем, что с оперативной памятью одновременно работают сразу несколько ядер, требуются временные ресурсы для обеспечения их бесконфликтной работы. Результаты эксперимента дают основание в настоящее время отказаться от параллельных вычислений на текущих технических средствах, а разрабатывать менее емкие вычислительные процедуры. Однако модернизация технических средств должна обеспечить эффективность методик, основанных на параллельных вычислениях, что заложено в АПК ТКМ.

Обработка тестовых съемок для Орловской области показала, что вероятность правильного распознавания объектов на изображении ГСА составляет в среднем 0,73, а ошибка второго рода 0,19.

Ускорение вычислительного процесса, который реализует эту методику, состоит в том, чтобы на первом этапе проводить оценку, не требующую больших вычислительных затрат целочисленных признаков. Проверки целочисленных разностных

признаков происходят с высокой скоростью. Далее, только при успешном выполнении этих признаков, оценивается выполнение признаков, основанных на индексах.

Заключение

Представленная работа является одним из этапов разработок методик внедрения материалов ДЗЗ с российских КА в решение практических задач. Эта статья посвящена разработке нового направления в тематической обработке гиперспектральных изображений с российских КА «Ресурс-П» № 1, 2, 3.

Разработана методика получения эталонных дешифровочных признаков для материалов космической съемки, выполненной аппаратурой ГСА.

Полученный опыт использования гиперспектральной съемки с аппаратуры ГСА КА «Ресурс-П» позволяет надеяться на повышение вероятности правильной идентификации объектов и на повышение качества космического мониторинга с использованием аппаратуры ГСА.

Предложенная методика применяется и совершенствуется в разрабатываемой в настоящее время системе мониторинга растительности, реализованной в АПК ТКМ.

Планируется применение данной методики для космического мониторинга природной среды в рамках программы российско-белорусского сотрудничества и создания отечественной системы обнаружения регионов произрастания растительности, содержащей наркотические вещества, по материалам космической съемки.

Список литературы

1. Чернявский Г.М., Стрыков А.И. Системный подход и новые информационные технологии в задачах обнаружения наркосодержащих растений. М.: АНО «Научно-информационный издательский центр», 2003.
2. Бондур В.Г. Современные подходы к обработке гиперспектральных аэрокосмических изображений // Научно-исследовательский институт аэрокосмического мониторинга «Аэрокосмос» Минобрнауки России и РАН, г. Москва. 2013 г.
3. Козодеров В.В., Кондранин Т.В., Дмитриев Е.В., Казанцев О.Ю., Персеев И.В., Щербаков М.В. Обработка данных гиперспектрального аэрокосмического зондирования // Исследование Земли из космоса, 2012. № 5. С. 3–11.
4. Бондур В.Г., Резнев А.А. О применении суперкомпьютеров для обработки потоков аэрокосмических изображений // Материалы 2-й Всероссийской научно-технической конференции «Суперкомпьютерные технологии», Дивноморское, Геленджик, 2012. С. 338–345.
5. Телегин П.Н. Настройка выполнения параллельных программ // Программные продукты и системы, 2012, № 4. С. 25–30.
6. Волков Д. Реальность и фантазии // Открытые системы, 2006, № 5.
7. Аладышев О.С., Дикарев Н.И., Овсянников А.П., Телегин П.Н., Шабанов Б.М. СуперЭВМ: области применения и требования к производительности // Известия вузов. Электроника, 2004, № 1. С. 13–17.
8. Черняк Л. Многоядерные процессоры и грядущая параллельная революция // Открытые системы, 2007, № 4.
9. Чабан Л.Н., Вечерук Г.В., Гаврилова Т.С. Исследование возможностей классификации растительного покрова по гиперспектральным изображениям в пакетах тематической обработки данных дистанционного зондирования // ТРУДЫ МФТИ, 2009, т. 1, № 3.
10. Смирнов С.И., Михайлов В.В., Остриков В.Н. Применение рандомизированного метода главных компонент для сжатия данных гиперспектральной съемки // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 2014, т. 11, № 2. С. 9–17.
11. Остриков В.Н., Смирнов С.И., Михайлов В.В. Алгоритм двухэтапной классификации гиперспектральных данных в пространстве коэффициентов спектральной яркости по результатам авиационной съемки // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 2013, т. 10, № 3. С. 75–84.
12. Деркачева А.А., Тутубалина О.В. Эффективность атмосферных коррекций гиперспектральных снимков Нурегон в регионах с развитым растительным покровом // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 2014, т. 11, № 4. С. 360–368.
13. Кузнецов А.В., Мясников В.В. Сравнение алгоритмов управляемой поэлементной классификации гиперспектральных изображений // Компьютерная оптика, 2014, т. 38, № 3.
14. Quinlan J.R. Induction of Decision Trees // Machine Learning, 1986, V. 1(1). P. 81–106.