

УДК 007.001.362; 681.327.12.001.362; 528.85/87(15)

Л.В. Орешкина

## ОБНАРУЖЕНИЕ И РАСПОЗНАВАНИЕ КЛАССА ОБЪЕКТОВ НА МНОГОЗОНАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ

*Представляются методика и результаты эксперимента по обнаружению и распознаванию класса объектов на многозональных изображениях дистанционного зондирования. В качестве одного из признаков объекта используется контур (его векторное представление в полярной системе координат).*

### Введение

В настоящее время для мониторинга объектов, представляющих угрозу окружающей среде, жизни и собственности граждан, все более широко используются многозональные данные дистанционного зондирования. Вместе с тем их анализ проводится оператором преимущественно в интерактивном режиме. Ограниченное же количество операторов и возрастающий объем данных дистанционного зондирования приводят к тому, что при сохранении существующего подхода большая часть данных не будет проанализирована [1]. В этой связи оператору целесообразно просматривать только те изображения дистанционного зондирования, которые содержат подлежащие мониторингу объекты. Определение указанных изображений может производить компьютер путем автоматизированного обнаружения и распознавания класса объектов, нахождения их местоположения, изменений и анализа. Одним из наиболее трудоемких этапов является обнаружение и распознавание класса объектов. Поэтому автоматизация данного этапа позволит существенно снизить нагрузку на оператора, повысить эффективность его работы и уменьшить временные затраты при обработке больших объемов данных дистанционного зондирования.

На сегодняшний день в области обнаружения и распознавания класса объектов разработано большое число методов и опубликовано огромное число работ как в отечественных, так и в зарубежных источниках [2–5]. Анализ известных результатов позволяет сделать вывод о том, что методы распознавания используют разнообразный математический аппарат алгебры и геометрии, теории множеств, в том числе нечетких множеств, теории функций, логики и дискретной математики, математической морфологии, статистики, экспертных систем и т. д. Несмотря на значительные успехи в данной области, существующие методы не дают исчерпывающих решений, полностью удовлетворяющих практическим потребностям.

При распознавании класса объектов в интересах обнаружения и мониторинга чрезвычайных ситуаций иногда возникает необходимость учета формы контура (поскольку он несет значительную информацию) объекта. В данной работе предлагается использовать векторную модель контура объекта в полярной системе координат, поскольку такое представление показало высокую эффективность: оно нечувствительно к повороту, размеру, а также неизбежным искажениям [6, 7].

### 1. Методика обнаружения и распознавания класса объектов на многозональных изображениях дистанционного зондирования

Обнаружение и распознавание класса объектов на многозональных изображениях дистанционного зондирования можно разделить на два этапа: выделение объектов на изображении и распознавание их класса. Этап выделения объектов реализуется посредством следующих шагов: пространственного совмещения многозонального изображения и цифровой карты местности, формирования вектора признаков для каждого пикселя, классификации изображения, выделения объектов.

*Цифровая карта местности* выступает в качестве априорной информации для повышения достоверности классификации многозональных изображений дистанционного зондирования, а также распознавания класса объектов. Она представляет собой набор слоев пространственной информации, каждый из которых отображает отдельный класс объектов (рис. 1).

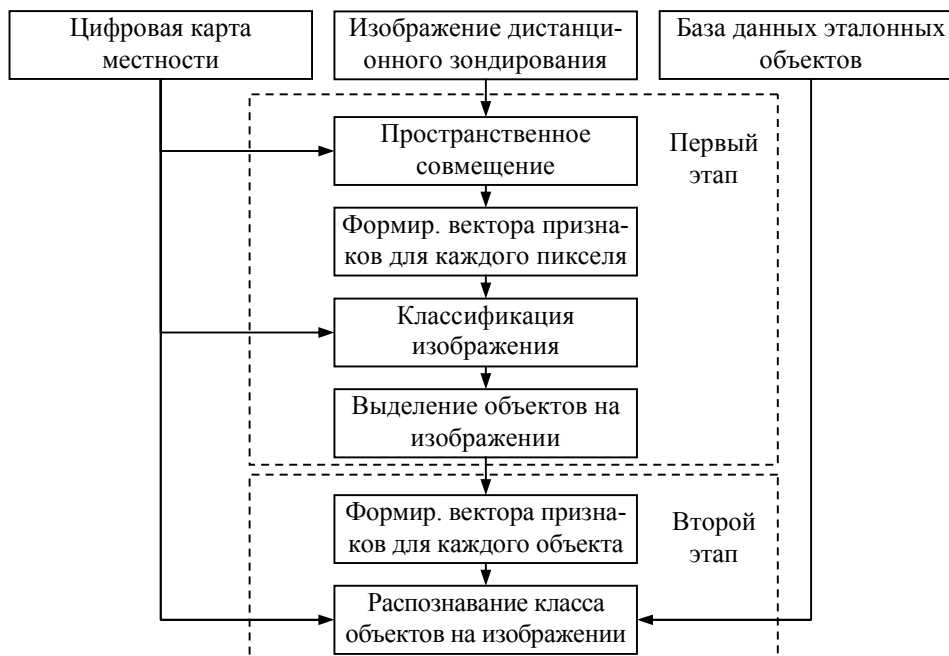


Рис. 1. Методика обнаружения и распознавания класса объектов на многозональных изображениях дистанционного зондирования

*База данных эталонных объектов* содержит характерные значения признаков для каждого из них (средние значения яркости, текстуры по каждому спектральному каналу, вегетационного индекса, данные о площади и контуре). Выбор классов объектов производится предварительно, исходя из решаемой задачи, различимости в пространстве признаков, а также характеристик многозональных изображений дистанционного зондирования (пространственного разрешения, количества и вида спектральных каналов, условий съемки). Схожесть классов приводит к наличию в пространстве признаков областей наложения. Чтобы учесть эту особенность, дополнительно может использоваться *смешанный класс*.

*Пространственное (координатное) совмещение* изображения дистанционного зондирования и цифровой карты местности производится по методу опорных точек. Точность пространственного совмещения определяется количеством опорных точек и погрешностью определения их координат. Считается, что точность в 2,26 пикселя является только лишь адекватной и что требуется точность совмещения в 0,5 пикселя и менее.

*Формирование вектора признаков для каждого пикселя* осуществляется на основе информации, извлеченной из многозонального изображения дистанционного зондирования. К вектору признаков относятся яркость, текстура и вегетационный индекс по каждому спектральному каналу. Признаки выбираются таким образом, чтобы их изменения в пределах каждого класса были малы, а между классами – велики. Признаки должны легко вычисляться, быть устойчивыми, нечувствительными к искажениям, вращению и поддерживать различие классов.

По проявлению на поверхности земли признаки делятся на три группы: прямые – непосредственно проявляющиеся на ней; косвенные – непосредственно не выраженные, но связанные с прямыми признаками; текстурные – свойства земной поверхности, выявляющиеся при анализе окружения. Признаки обладают различной степенью достоверности, и далеко не всегда прямые признаки оказываются более достоверными по отношению к косвенным и текстурным,

но практически всегда количество косвенных и текстурных признаков существенно превышает число прямых [8].

В качестве критериев оценки текстуры рассматриваются (по аналогии с принятым в программном продукте ERDAS Imagine): среднее Евклидово расстояние, дисперсия, скошенность (асимметрия), эксцесс [8]:

$$M = \frac{\sum_{i,j} \sqrt{\sum_{\lambda} (I_{c,\lambda} - I_{i,j,\lambda})^2}}{n-1}; \quad D = \frac{\sum_{i,j} (I_{i,j} - m)^2}{n-1}; \quad S = \frac{\sum_{i,j} (I_{i,j} - m)^3}{(n-1) \cdot D^{3/2}}; \quad Kr = \frac{\sum_{i,j} (I_{i,j} - m)^4}{(n-1) \cdot D^2}, \quad (1)$$

где  $M$  – среднее Евклидово расстояние;

$I$  – значение яркости пикселя;

$I_c$  – значение яркости центрального пикселя скользящего окна;

$i, j$  – координаты пикселя;

$\lambda$  – спектральный канал;

$n$  – количество пикселей в скользящем окне;

$D$  – дисперсия значений яркости;

$m$  – среднее значение яркости пикселя;

$S$  – скошенность (асимметрия);

$Kr$  – эксцесс.

Вычисление вегетационных индексов основывается на различии отражающих свойств хлорофилла в ближнем инфракрасном (0,8 – 1,1 мкм, где отражение растительностью солнечного излучения наиболее велико) и красном диапазонах (в полосе поглощения хлорофилла 0,63 – 0,69 мкм). Вегетационные индексы сильно зависят от состояния растительности и значительно слабее характеристик почвы (имеющей существенно меньший контраст яркости между указанными диапазонами). Чаще всего используется *нормализованный разностный вегетационный индекс* (НРВИ):

$$\text{НРВИ} = \frac{I_1 - I_2}{I_1 + I_2}, \quad (2)$$

где НРВИ – нормализованный разностный вегетационный индекс с диапазоном изменения от –1,0 до +1,0;

$I_1, I_2$  – значения яркостей пикселя в ближнем инфракрасном и красном диапазонах соответственно.

На величину НРВИ влияют неоднородность растительности в пределах пикселя изображения, степень насыщенности зеленого цвета листьев или их отсутствие, ориентация листьев в пространстве. НРВИ позволяет компенсировать разные условия освещения и получения данных. Например, при зенитном угле Солнца  $70^\circ$  значения НРВИ для травы, измеренные под углами  $30^\circ$  и  $60^\circ$ , отличаются от значения НРВИ при наблюдении в надир соответственно на 6 и 4 %, тогда как коэффициент отражения травы в красном диапазоне при углах  $30^\circ$  и  $60^\circ$  отличается от значения, полученного в надир, на 50 и 147 %.

Наиболее высокие значения НРВИ характерны для растительности, а более низкие – для иных объектов. Действительно, облачность, снежный покров и водная поверхность имеют больший коэффициент отражения в видимом диапазоне, чем в ближнем инфракрасном. Это приводит к отрицательным значениям НРВИ. Почва без растительности примерно одинаково отражается в обоих каналах, и НРВИ для нее лежит вблизи нулевого значения. Примечательно, что наиболее высокие значения характерны для густой растительности и более здоровых растений.

Под *классификацией* многозонального изображения дистанционного зондирования понимают принятие решения о принадлежности к тому или иному классу каждого пикселя на основе анализа его вектора признаков. Многозональное изображение может быть представлено в виде трехмерного куба, две оси которого имеют пространственную, а третья – спектральную размерность (непосредственно связанную с излучательной и отражательной характеристиками

объекта). Одним из наиболее эффективных и, соответственно, широко используемых методов классификации многозональных изображений является метод максимального правдоподобия [9]. Для его реализации на многозональном изображении выделяются эталонные (обучающие) участки, отождествляемые с выбранными классами. Для корректного выбора эталонных участков используется цифровая карта местности.

Обнаружение предполагаемых объектов производится по принципу их принадлежности сегменту изображения. Этап распознавания класса объектов включает в себя формирование вектора признаков для каждого предполагаемого объекта и непосредственно распознавание класса объектов.

Для каждого предполагаемого объекта *формируется вектор* описывающих его свойства признаков (табл. 1). Значения яркости, текстуры, вегетационного индекса рассчитываются как среднее для всего предполагаемого объекта.

Таблица 1  
Состав вектора признаков для объекта, выделенного на многозональном изображении

Наименование признака	Примечание
Среднее значение яркости	По каждому спектральному каналу
Среднее значение текстуры	– “ –
Среднее значение вегетационного индекса	–
Площадь	–
Расположение	Цифровая карта местности используется в качестве априорной информации
Контур	– “ –

Контур несет значительную информацию об объекте, что обуславливает целесообразность его использования одним из признаков при распознавании класса объектов.

В качестве меры сходства текущего и эталонного контуров (их векторного представления в полярной системе координат) предлагается использовать значение коэффициента корреляции. Нахождение коэффициента корреляции можно проводить по следующим этапам: выделение контура объекта; определение его центра масс (рис. 2, а), нахождение векторной модели контура объекта (рис. 2, б), определение среднего арифметического и дисперсии векторного представления контура объекта; определение коэффициента корреляции контуров текущего и эталонного объектов [6].

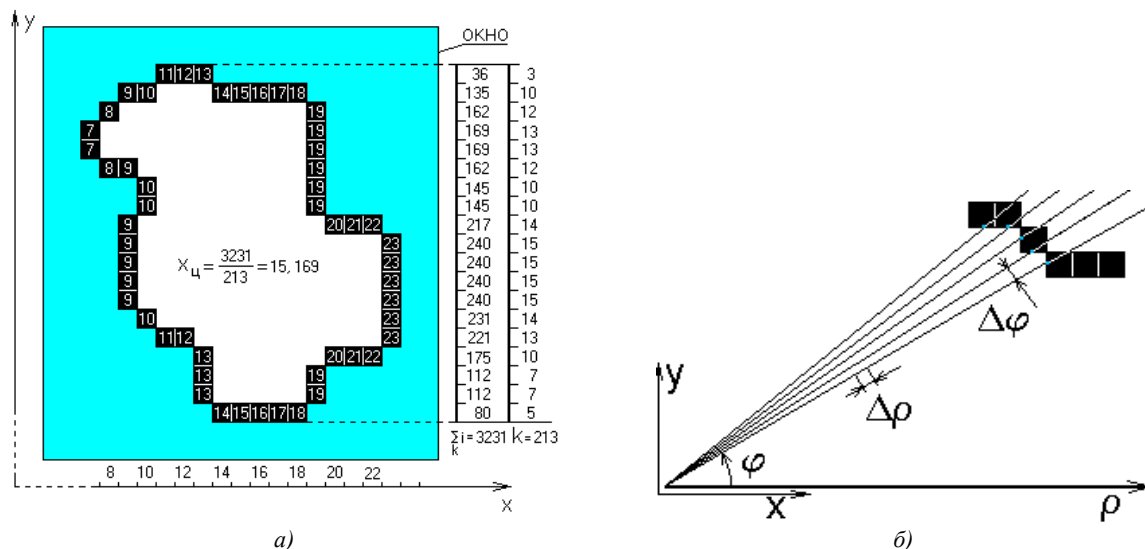


Рис. 2. Формирование векторной модели контура объекта в полярной системе координат: а) нахождение координаты центра масс контура объекта по оси x; б) определение длины радиуса-вектора;  $X_{ц}$  – координата центра масс контура объекта по оси x;  $\rho$  – текущая длина радиуса-вектора;  $\varphi$  – значение полярного угла;  $\Delta\varphi$  – дискретность изменения полярного угла

Поскольку в общем случае текущее изображение повернуто относительно эталонного, векторная модель контура текущего объекта вращается с заданной дискретностью и на каждом шаге вычисляется значение коэффициента корреляции. Его максимальное значение при всех углах поворота принимается за найденное.

Следует иметь в виду, что для достоверного определения коэффициента корреляции контуров текущего и эталонного объектов необходимо, чтобы их размер по наименьшей из осей составлял не менее 10 пикселей (критерий Джонсона).

На *заключительном шаге* путем анализа выделенных на предыдущем шаге векторов признаков, исходных данных относительно их характерных значений (базы данных эталонных объектов), а также априорной информации (цифровой карты местности) определяется класс каждого из объектов. Наиболее часто с этой целью используется метод максимального правдоподобия.

## 2. Анализ результатов эксперимента

При исследовании использовались многозональные изображения со спутника QuickBird с пространственным разрешением 0,61 м. Исходя из спектральных характеристик, текстуры, значений вегетационного индекса, а также количества и характеристик спектральных каналов были определены следующие шесть классов для классификации многозональных изображений (табл. 2): «голая почва», «лес», «полевая растительность», «асфальт», «строения» и «вода».

Таблица 2  
Значения векторов признаков, использованных на этапе классификации многозонального изображения

Параметры	Диапазон, мкм	Класс поверхности земли					
		Голая почва	Лес	Полевая растительность	Асфальт	Строения	Вода
Яркость	Синий (0,45 – 0,52)	84,78	40,65	52,42	118,58	77,64	46,69
	Зеленый (0,52 – 0,6)	116,39	69,78	103,23	136,76	103,1	85,75
	Красный (0,63 – 0,69)	125,15	59,61	85,37	137,99	104,7	34,95
	Ближний инфракрасный (0,76 – 0,9)	99,91	129,76	207,51	95,19	63,41	0,056
Дисперсия	Синий (0,45 – 0,52)	117,59	548,83	123,91	90,61	1871,89	1,47
	Зеленый (0,52 – 0,6)	96,26	964,41	135,27	95,52	2154,03	29,48
	Красный (0,63 – 0,69)	107,73	515,33	194,49	90,66	2632,16	14,61
	Ближний инфракрасный (0,76 – 0,9)	109,04	3481,17	27,88	241,43	1643,27	0,05
Скошенность (асимметрия)	Синий (0,45 – 0,52)	2,6	0,85	-0,4	1,24	-0,44	-0,75
	Зеленый (0,52 – 0,6)	0,86	0,37	-0,19	1,14	-0,5	1,11
	Красный (0,63 – 0,69)	0,86	0,52	-0,39	1,16	-0,14	0,46
	Ближний инфракрасный (0,76 – 0,9)	-0,05	-0,05	0	1,11	0,45	4,5
Эксцесс	Синий (0,45 – 0,52)	5,17	3,12	3,09	8,87	2,87	3,82
	Зеленый (0,52 – 0,6)	5,48	2,36	3,27	9,1	3,12	3,07
	Красный (0,63 – 0,69)	5,36	2,47	3,93	8,9	2,79	5,33
	Ближний инфракрасный (0,76 – 0,9)	0,8	0,15	0	3,57	2,19	14,95
Вегетационный индекс	–	-0,11	0,37	0,42	-0,18	-0,25	-0,99

Были исследованы 10 фрагментов многозональных изображений размером до 1000x1000 пикселей. Результаты классификации показали, что благодаря высокому пространственному разрешению возможно выделение большего количества классов. Шесть классов, судя по результатам классификации, явно не достаточны для того, чтобы отразить все разнообразие классов объектов на изображении. Кроме того, на изображении велико количество пикселей,

имеющих смешанные характеристики, поскольку одному пикселю на местности зачастую соответствует несколько различных объектов.

При четырех спектральных каналах выявляется высокая неоднородность таких классов, как «лес», «полевая растительность», «строения». В связи с этим возникает сложность задания однородной обучающей выборки (для наилучших результатов ее следует задавать в виде полигона сложной формы, избегая нетипичных значений яркости). Из-за высокого пространственного разрешения изображений и большой ширины спектральных зон невозможно отделить по спектральной яркости классы «лес» и «полевая растительность», «строения» и «голая почва». Вместе с тем указанные классы хорошо разделяются по дисперсии.

При обнаружении и распознавании класса объектов (рис. 3) учитывались средние значения яркости, текстур, вегетационный индекс, площадь, контур. Существенное влияние на результаты распознавания оказало объединение при классификации многозонального изображения близких тематических категорий. В результате неправильно распознанными или нераспознанными оказались объекты, объединенные из-за их близкого расположения с объектами, имеющими схожие характеристики в пространстве признаков.

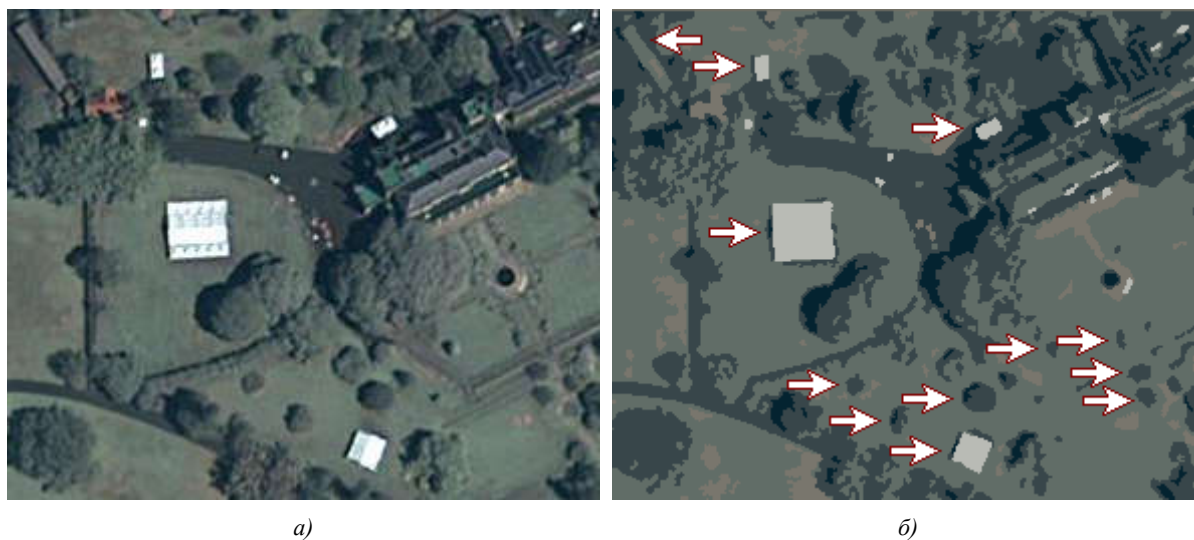


Рис. 3. Обнаружение и распознавание класса объектов на многозональном изображении:  
а) исходное изображение; б) результат обнаружения и распознавания класса объектов,  
стрелкой показаны некоторые правильно распознанные объекты

### Заключение

Разработанная методика обнаружения и распознавания класса объектов на многозональных изображениях дистанционного зондирования состоит из двух этапов: выделения объектов на изображении и распознавания их класса. При обнаружении и распознавании класса объектов учитывались средние значения яркости, текстур, вегетационный индекс, площадь, контур. Результаты классификации многозональных изображений в значительной степени определяются спектральным и пространственным разрешением изображений, а также характером имеющихся на них объектов. Существенное влияние на результаты распознавания оказало объединение при классификации многозонального изображения близких тематических категорий. В результате неправильно распознанными или нераспознанными оказались объекты, объединенные из-за их близкого расположения с объектами, имеющими схожие характеристики в пространстве признаков.

### Список литературы

1. Deer P.J. Digital change detection techniques: civilian and military applications. Information technology division, defense science and technology organization. – Australia, 1995. // <http://ltwww.gsfc.nasa.gov/ISSSR-95/digitalc.htm>

2. Maniakov N., Makhnist L., Rubanov V. Training algorithm for forecasting multilayer neural network // Seventh international conference. PRIP'2003. Pattern recognition and information processing. – Minsk, 2003. – P. 26–30.
3. Cheng Y., Chen S. Image classification using color, texture and regions // Image and vision computing. – 2003. – V. 21. – № 9. – P. 759–776.
4. Абламейко С.В., Лагуновский Д.М. Обработка изображений: Технология, методы, применение. – Мн.: Ин-т техн. кибернетики НАН Беларуси, 1999. – 300 с.
5. Konakh V., Topaz A. Remote sensing materials processing in soil cartography // Seventh international conference. PRIP'2003. Pattern recognition and information processing. – Minsk, 2003. – P. 190–194.
6. Krautsou S.L., Areshkina L.V., Murashko N.I. Vector contour presentation in polar coordinate system for object classes recognition // Sixth international conference. PRIP'2001. Pattern recognition and information processing. – Minsk, 2001. – P. 35–39.
7. Методика классификации природных объектов на многоспектральных космических изображениях на основе последовательного слияния информации / М.А. Попов, В.И. Лялько и др. // Мат. Второй открытой всероссийской конф. «Современные проблемы дистанционного зондирования земли из космоса». – Москва, 16–18 ноября 2004 г. – С. 46.
8. ERDAS Field Guide. – Atlanta, USA, 1999. – 698 p.
9. Еремеев В.А., Мордвинцев И.Н., Платонов Н.Г. Современные гиперспектральные сенсоры и методы обработки гиперспектральных данных // Исследование земли из космоса. – М., 2003. – № 6. – С. 80 – 90.

Поступила 28.03.05

*Объединенный институт проблем  
информатики НАН Беларуси,  
Минск, Сурганова, 6  
e-mail: laura\_or@tut.by*

**L.V. Areshkina**

## **DETECTION AND RECOGNITION OF OBJECT CLASSES ON MULTISPECTRAL REMOTE SENSING IMAGES**

The technique and results of experiment on detection and recognition of object classes on multispectral remote sensing images are proposed. Object contour (its vector representation in polar coordinate system) is used as one of the features for object identification.