

Использование космической информации для картирования растительности (район оз. Чаны)

Н. М. КОВАЛЕВСКАЯ¹, А. Ю. КОРОЛЮК², Н. J. DROST³, I. GRIGORAS⁴, В. А. БУЛАТОВ¹,
В. В. КИРИЛЛОВ¹, И. Н. РОТАНОВА¹, Д. В. ЧЕРНЫХ¹

¹Институт водных и экологических проблем СО РАН
656038 Барнаул, ул. Молодежная, 1

²Центральный сибирский ботанический сад СО РАН
630090 Новосибирск, ул. Золотодолинская, 101

³Institute for Inland Water Management and Waste Water Treatment
PO box 17, Lelystad 8200 AA, the Netherlands

⁴The Danube Delta National Institute
165, Babadag Street, 8800 Tulcea, Romania

АННОТАЦИЯ

Проведено картирование района оз. Чаны на основе анализа снимка Ландсат и полевого обследования серии ключевых участков. Для дешифрирования снимка использовалась классификация с обучением. Наилучшие результаты для получения карт растительности показало байесовское решающее правило.

В рамках Международного проекта “Сохранение водно-болотных угодий и видового состава их обитателей на юге Западной Сибири” проведено картирование прибрежно-водной и наземной растительности Чановской озерно-бассейновой системы. Основные исследования сосредоточены в пределах озерной подсистемы, включающей современные акватории озер с прилегающими территориями, где характеристики природных комплексов тесно связаны с процессами функционирования и эволюции озер. Район исследования расположен в подзоне южной лесостепи и является местом раздела термических поясов – бореального с недостаточной теплообеспеченностью при достаточном увлажнении и суббореального, где достаточно тепла при недостатке влаги. Однако зональные ха-

рактеристики растительности большинства ландшафтов в значительной мере завуалированы современным или палеогидроморфизмом. В данных условиях даже незначительное изменение высот приводит к смене растительных ассоциаций. В результате ландшафтный рисунок характеризуется комплексностью и мелкоконтурностью, что затрудняет картографирование в полевых условиях.

Для получения карты растительности использованы процессы многоспектральной классификации (сегментации многомерного изображения), представляющие процедуры разбиения элементов раstra на конечное число отдельных классов в соответствии с различными статистическими критериями [1, 2] и различными спектральными значениями элементов раstra [3].

Распознавание образов естественных объектов на многозональных снимках является одновременно наукой и искусством нахождения наиболее представительных образцов (обучающих участков) тех объектов, которые могут быть выделены исходя из имеющейся визуальной информации. Известно, что наилучшее выполнение операций распознавания образов осуществляется человеческим зрением благодаря способности глаза автоматически разделять текстуры и цвета по категориям [4, 5].

При автоматическом распознавании используются вероятностно-статистические методы анализа изображений. Статистики извлекаются из спектральных характеристик элементов изображения. После этого элементы растра относят к различным классам на основании различных математических критериев, в зависимости от наличия априорной информации. Процесс классификации разбивается на две части [6–8]:

- “обучение с учителем” (классификация на основе заданного решающего правила),
- “обучение без учителя” (классификация на основе разбиения элементов на кластеры в признаковом пространстве).

“Обучение с учителем” положено в основу получения карты растительности.

Предварительным этапом карты растительности явилась геометрическая коррекция исходного снимка Landsat, полученного в шести спектральных каналах 22 августа 1999 г. Геометрическая привязка изображений осуществлялась по опорным точкам, полученным в ходе экспедиции. На основе координат опорных точек вычислена матрица трансформации, состоящая из коэффициентов полиномиальных уравнений для преобразования координат. Основная цель состояла в нахождении таких коэффициентов, которые соот-

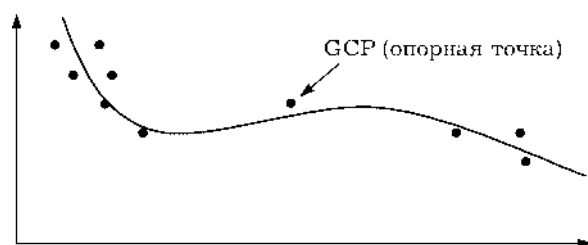


Рис. 1. Полиномиальная кривая для осуществления преобразования на основе опорных точек.

ветствуют наименьшей ошибке преобразования (рис. 1).

Процесс обучения компьютерной системы для последующей классификации был автоматизированным, т. е. проходил под контролем специалиста-дешифровщика.

На этапе подготовительных работ по результатам ранее проведенных исследований выбрали ключевые участки для установления эталонов дешифрирования. Ключевые участки располагались в различных частях водосбора озера и охватывали характерные для территории типы растительности. При этом учитывали специфичные физиономические черты объектов дешифрирования. Во время экспедиции на трех ключевых участках проведено дешифрирование растительности с использованием космического снимка. Для этого в пределах каждого участка по снимку выделяли однородные по характеристикам изображения контуры и проводили их экспертную типизацию. Выбирали крупные контуры, на которых проводилось описание растительности и географическая привязка с использованием GPS. Для каждого типа контура выясняли преобладающие растительные сообщества или описывали структуру комплекса растительности, выполняли геоботанические описания, а также выявляли связь растительности с другими компонентами ландшафтов. Каждый тип контура в результате представлен серией полевых описаний. Также выделена серия контуров, лишенных растительности или антропогенно трансформированных. Выявление последних облегчалось их правильными геометрическими очертаниями. Результатом полевого дешифрирования стали серия описаний контуров с географическими привязками и их предварительная типизация для дальнейшего дешифрирования всего снимка (табл. 1).

На предварительном этапе выбирали области, однородные по спектральным и текстурным признакам [9–12].

Визуальные образцы проверены на противоречивость по отношению к спектральным признакам других классов контуров и на максимальную правдоподобность в соответствии с визуальными характеристиками 1-го порядка, вычисленными по одномерной гистограмме значений сигналов $Hist_{mn}(i)$:

Предварительная типизация контуров по космоснимку

Номер	Класс
1	Злаково-кочкарно-осоковое болото
2	Тростниковое »
2b	То же со скошенным тростником
2с	Рогозовое »
3	Корневищно-осоковое »
4	То же закустаренное »
5	Солончаковатый луг
6	Сообщества однолетних галофитов
7	Сообщество бескильницы (<i>Puccinellia tenuissima</i>)
8	Солонцеватая степь
8b	Солонцеватый луг с доминированием вейника
9a	Залежь I
9b	Залежь II
10	Луговая степь (ненарушенная или слабонарушенная)
10b	То же (дигрессионный пастбищный вариант)
11	Осиново-березовый лес
11a	Лесополоса
12-1	Пашня I
12-2	» II
12-3	» III
13	Сбитое пастбище
15	Сообщество бескильницы (<i>Puccinellia gigantea</i>)
16	Открытый песок
16b	Песок, заросший редким тростником
17	Открытая глина
18	Типчаково-ковыльная степь (ненарушенная или слабонарушенная)
18b	То же, скошенная
18с	То же, дигрессионный пастбищный вариант

среднее значение

$$average = \sum_i i Hist_{mn}(i),$$

дисперсия сигналов

$$dispersion = \sum_i (i - average)^2 Hist_{mn}(i),$$

второй момент

$$moment = \sum_i (Hist_{mn}(i))^2.$$

Вопрос проверки непротиворечивости обучающих образцов классов связан с пересечением/непересечением сигнатур классов в признаковом пространстве спектральных измерений (рис. 2).

Если сигнатуры классов в признаковом пространстве каналов 1 и 2 показывают значительное пересечение, тогда спектральные характеристики элементов растра, представленных сигнатурами, не могут быть различимы в этих двух каналах.

В результате этой проверки для процесса классификации выбраны классы с “надежными” сигнатурами, представленные в табл. 2.

Следующим шагом в выполнении поэлементной классификации с обучением явился выбор параметрического решающего правила.

1. В соответствии с минимумом расстояния до ближайшего среднего из выбранных сигнатур классов. В этом случае уравнение для классификации в соответствии со спектральным расстоянием основано на Евклидовом расстоянии до среднего классов:

$$Spectral\ Distance_{x,y,V} = \sqrt{\sum_{b=1}^6 (\mu_{V,b} - I_{x,y,b})^2},$$

где b – номер спектрального канала, V – номер класса растительности, $I_{x,y,b}$ – значение элемента (x, y) на снимке, соответствующее спектральному каналу b , $\mu_{V,b}$ – среднее значение в канале b для класса растительности V , $Spectral\ Distance_{x,y,V}$ – спектральное

Номер класса (легенды карты растительности)	Характеристика растительности
1	Злаково-осоковые (<i>Calamagrostis langsdorfii</i> , <i>Carex diandra</i> , <i>C. omskiana</i> , <i>C. juncella</i>) болота
2	Сообщества с доминированием тростника
3	Рогозовые (<i>Typha latifolia</i> , <i>T. angustifolia</i>) сообщества
4	Осоковые (<i>Carex riparia</i> , <i>C. disticha</i> , <i>C. atherodes</i>) болота
5	Осоковые (<i>Carex riparia</i> , <i>C. caespitosa</i> , <i>C. atherodes</i>) закустаренные (<i>Salix cinerea</i> , <i>S. rosmarinifolia</i>) болота
6	Осиново-березовые (<i>Betula pendula</i> , <i>B. pubescens</i> , <i>Populus tremula</i>) травяные леса
7	Разнотравно-злаковые (<i>Hordeum brevisubulatum</i> , <i>Elytrigia repens</i> , <i>Tripolium pannonicum</i>) солончаковатые луга
8	Бескильницевые (<i>Puccinellia gigantea</i>) луга на солончаках
9	Сообщества однолетних солянок (<i>Salicornia perrenans</i> , <i>Suaeda corniculata</i>)
10	Полынно-бескильницевые (<i>Puccinellia tenuisima</i> , <i>Artemisia nitrosa</i>) сообщества на солонцах
11	Солонцеватые остепненные разнотравно-злаковые (<i>Calamagrostis epigeios</i> , <i>Poa angustifolia</i> , <i>Bromopsis inermis</i> , <i>Galatella biflora</i> , <i>Artemisia pontica</i>) луга
12	Остепненные злаково-разнотравные (<i>Poa angustifolia</i> , <i>Filipendula vulgaris</i> , <i>Fragaria viridis</i> , <i>Peucedanum morissonii</i>) луга
13	Ковыльно-типчачковые (<i>Stipa capillata</i> , <i>Festuca valesiaca</i>) степи
14	Перевыпасаемые участки лугов и степей
15	Пашни
16	Пески, лишенные растительности
17	Водная поверхность

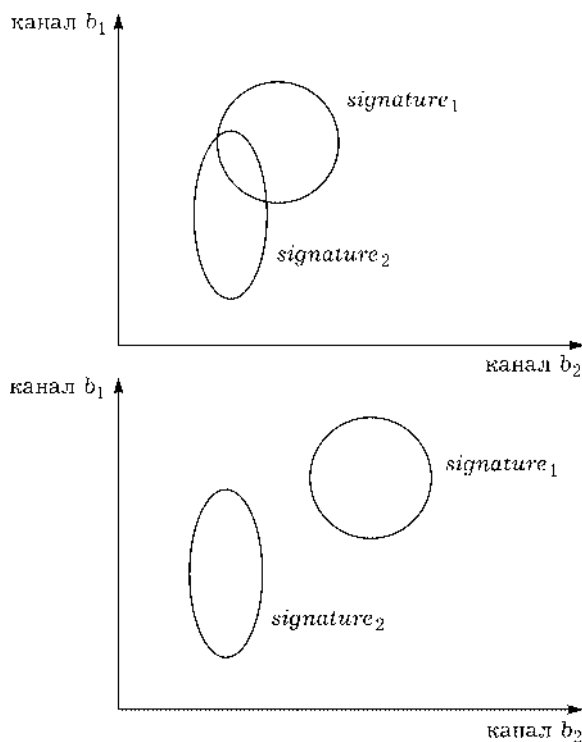


Рис. 2. Возможные положения сигнатур классов в пространстве признаков.

расстояние от элемента (x, y) до среднего значения класса растительности V .

2. В соответствии с Махалонобисовым расстоянием:

$$Distance_M = (I - M_V)^T (Cov_V^{-1}) (I - M_V),$$

где $Distance_M$ – Махалонобисово расстояние, V – номер класса, $I = (I_1, I_2, \dots, I_6)$ – вектор сигнатур элемента растра в исходных спектральных каналах, $M_V = (\mu_{V,1}, \mu_{V,2}, \dots, \mu_{V,6})$ – вектор средних значений сигнатур для класса растительности V , Cov_V – матрица ковариаций элементов растра в сигнатуре класса V , Cov_V^{-1} – обратная матрица ковариаций, T – функция транспозиции.

3. В соответствии с Байесовским классификатором или по принципу максимального правдоподобия:

$$Distance_{ML} = [0,5 \ln(|Cov_V|)] - [0,5 (c - M_V)^T (Cov_V^{-1}) (I - M_V)],$$

где $Distance_{ML}$ – правдоподобное расстояние, I – вектор значений входного элемента растра, $I = (I_1, I_2, \dots, I_6)$, M_V – вектор средних значений образца класса растительности V ,

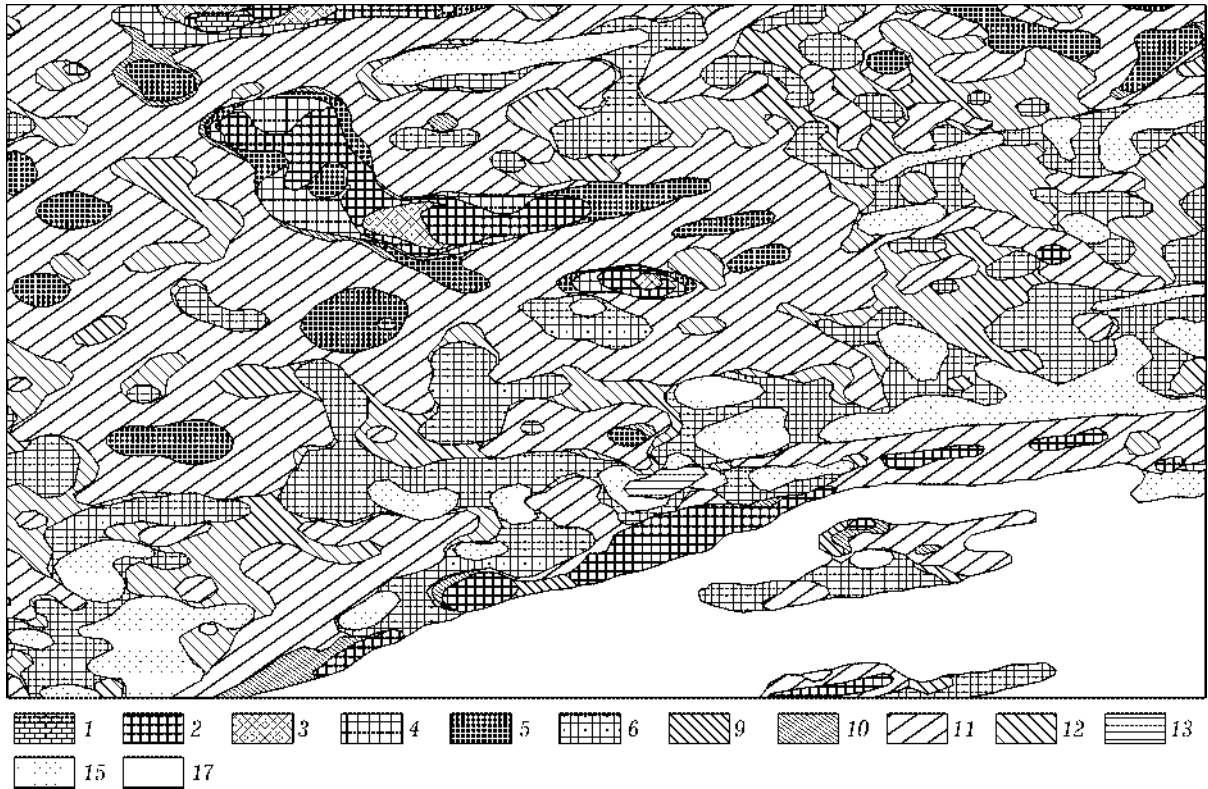


Рис. 3. Фрагмент карты растительности ключевого участка (характеристика номеров легенды приведена в табл. 2).

Cov_V – матрица ковариаций элементов растра в образце класса V .

$$Cov_V = \begin{cases} Cov^V(b_1, b_2), & \text{если } b_1 \neq b_2, \\ Cov^V(b_1, b_2), & \text{если } b_1 = b_2, \end{cases}$$

$$Cov^V(b_1, b_2) = \frac{\sum_1^k (I_{i,b_1}^V - \mu_{b_1}^V)(I_{i,b_2}^V - \mu_{b_2}^V)}{k},$$

$$Cov^V(b, b) = \frac{\sum_1^k (I_{i,b}^V - \mu_b^V)^2}{k},$$

где $I_{i,b}^V$ – значение i -го элемента растра, принадлежащего классу V в канале b , μ_b^V – среднее значение класса V в канале b , i – номер отдельного элемента растра класса V , k – число элементов растра класса V .

Эксперименты по картографированию растительности района оз. Чаны на основе снимков Landsat показали наилучшие результаты при использовании Байесовского решающего правила (3). Несмотря на то что в этом случае требуются большая память и боль-

шее время вычислений, результаты классификации оказываются более точными, во время как результаты использования процедур (1) и (2) требуют дополнительных операций типа “thresholding” для получения приемлемого результата.

В результате работы создана карта растительности района исследований. Фрагмент карты, представляющий территорию одного из ключевых участков, представлен на рис. 3.

ЛИТЕРАТУРА

1. Р. Дуда, П. Харт, Распознавание образов и анализ сцен, М., Мир, 1976.
2. И. Д. Мандель, Кластерный анализ, М., Финансы и статистика, 1988.
3. В. Прэтт, Цифровая обработка изображений, кн. 2, М., Мир, 1982.
4. F. R. Hansen, H. Elliot, *Comp. Vis., Graphics, Image Proc.*, 1982, 20, 101–132.
5. M. Hassner, J. Sklansky, *Ibid.*, 1980, 12, 357–370.
6. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности, М., Финансы и статистика, 1989.

7. Дж.Ту, Р. Гонсалес, Принципы распознавания образов, М., Мир, 1978.
8. G. Gimel'farb, N. Kovalevskaya, Computer Analysis of Images and Patterns. Proc. of the 6th Int. Conf. (CAIP'95) Prague, Czech Republic, Sept. 5-9, 1995, Berlin, Springer-Verlag, 1995, 57-64.
9. N. Kovalevskaya, From Laboratory Spectroscopy to Remotely Sensed Spectra of Terrestrial Ecosystems, Dordrecht/Boston/London, Kluwer Academic Publishers, 2002, 121-146.
10. N. Kovalevskaya, V. Pavlov, *J. Environ. Qual.*, 2002, 31, 1462-1470.
11. T. Pavlidis, *Ann. Rev. Comput. Sci.*, 1988, 3, 121-146.
12. L. Van Gool et al, *Comp. Vis., Graphics, Image Proc.*, 1985, 3, 336-367.

Use of Space Information for Mapping the Vegetation (the Region of the Lake Chany)

N. M. KOVALEVSKAYA, A. YU. KOROLYUK, H. J. DROST, I. GRIGORAS, V. A. BULATOV,
V. V. KIRILLOV, I. N. ROTANOVA, D. V. CHERNYKH

Mapping of the region of the lake Chany based on the Landsat image analysis and a field study of a series of key sites has been carried out. For decoding the image, a classification with training was used. The best results in obtaining vegetation maps have been demonstrated by the Bayesian decision.