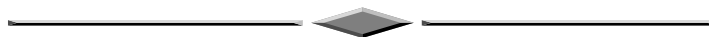


ДИСТАНЦИОННОЕ ЗОНДИРОВАНИЕ ЗЕМЛИ, ФОТОГРАММЕТРИЯ



УДК [528.8:519.234]:631.92
DOI: 10.33764/2411-1759-2019-24-4-58-69

ИССЛЕДОВАНИЕ СТАТИСТИЧЕСКИХ СВОЙСТВ СПЕКТРАЛЬНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК РАСТИТЕЛЬНОСТИ. НЕПАРАМЕТРИЧЕСКИЙ ПОДХОД

Максим Александрович Алтынцев

Сибирский государственный университет геосистем и технологий, 630108, Россия, г. Новосибирск, ул. Плахотного, 10, кандидат технических наук, доцент кафедры инженерной геодезии и маркшейдерского дела, тел. (952)915-29-80, e-mail: mnbcv@mail.ru

Мария Михайловна Шляхова

Сибирский государственный университет геосистем и технологий, 630108, Россия, г. Новосибирск, ул. Плахотного, 10, кандидат технических наук, доцент кафедры фотограмметрии и дистанционного зондирования, тел. (960)795-33-33, e-mail: plazma_space@mail.ru

При дешифрировании многозональных космических снимков выделение типов растительности является наиболее сложной задачей. Для автоматизации дешифрирования их типов применяется теория распознавания образов и методы математической статистики. Учесть статистические свойства растительности и других типов объектов помогает непараметрический подход к дешифрированию космических снимков. Данный подход позволяет найти вид функции распределения и функции плотности распределения вероятностей, а также определить критерии сходства функций, построенных по данным эталонных участков снимков. В статье рассматриваются результаты построения обеих функций по эталонным участкам снимка Iconos. В качестве критериев сходства между функциями распределения предложен критерий на основе вычисления линейных расстояний между функциями, а для функции плотности распределения вероятностей – коэффициент корреляции.

Ключевые слова: статистические свойства, типы растительности, непараметрический подход, функция распределения, функция плотности распределения вероятностей, дешифрирование аэроснимков, эталонный участок.

Введение

Многозональные космические снимки часто используются для статистического распознавания и исследования свойств растительности, где основным дешифровочным признаком является спектральная яркость объектов. Цифровые съемочные системы, применяемые для получения многозональных космических снимков, измеряют спектральные яркости в нескольких диапазонах в пространстве объектов. Для того, чтобы зафиксировать измерения в простран-

стве изображения, значения яркости объекта в заданных каналах соотносят с соответствующими коэффициентами его спектральной яркости [1, 2].

Задачи

В настоящее время разработано большое число алгоритмов и методик автоматизированного дешифрирования многозональных космических снимков различного разрешения. Но все данные алгоритмы и методики не являются совершенными для оценки состояния растительных объектов, что связано в первую очередь с отсутствием необходимого и достаточного набора дешифровочных признаков. Требуется выполнять анализ методов дешифрирования космических снимков с целью подбора оптимального для распознавания конкретного вида объектов, выполнять сбор большого объема статистической информации о характере распределения спектральных яркостей различных видов объектов, среди которых распознавание типов и пород растительности представляет собой наиболее сложную задачу [3, 4].

Методы

Задача дешифрирования растительного покрова неоднозначна. В большинстве случаев вероятность распределения яркости объектов соответствует не числовым значениям яркости пространства изображения, а функции плотности распределения вероятностей.

Как известно, случайный процесс полностью характеризуется функцией плотности распределения вероятностей $f(x)$ [5], которая в общем случае неизвестна. Функция $f(x)$ является производной функции распределения и характеризует плотность, с которой распределяются значения случайной величины в данной точке:

$$f(x) = F'(x). \quad (1)$$

Функцию плотности распределения вероятностей непрерывной случайной величины x также называют плотностью вероятности [6].

Плотность распределения характеризуется плотностью распределения масс по оси абсцисс (так называемая «линейная плотность»). Кривая, изображающая плотность распределения случайной величины, называется кривой распределения.

Сама функция распределения $F(x)$ определяет вероятность P того, что в результате испытания случайная величина X примет значение меньше x [5]:

$$F(x) = P(X < x). \quad (2)$$

Функция распределения имеет следующие свойства:

- значения функции распределения принадлежат интервалу $[0, 1]$;
- $F(x)$ – это неубывающая функция, то есть $F(x_2) > F(x_1)$, если $x_2 > x_1$;

- вероятность того, что случайная величина X примет значение, заключенное в интервале $[a, b]$, равна приращению функции распределения на этом интервале $P(a \leq X < b) = F(b) - F(a)$;
- вероятность того, что непрерывная, случайная величина X примет одно определенное значение, равна нулю;
- если возможное значение случайной величины X принадлежит интервалу $[a, b]$, то $F(x) = 0$ при $x = a$ и $F(x) = 1$ при $x = b$;
- если возможное значение непрерывной случайной величины расположено на всей оси, то $\lim_{x \rightarrow -\infty} F(x) = 0$.

Получение функций распределения и плотности распределения вероятностей яркостей элементов, образующих изображение, является решением задачи определения статистических характеристик, описывающих распределение яркостей набора элементов. Тип объекта изображения определяется на основе измерения яркости изображения с помощью найденной функциональной зависимости [7, 8].

Для нахождения функциональной зависимости используются методы распознавания образов, которые разделяются на методы с обучением и методы без обучения [9].

В первом случае используются тестовые эталонные участки на изображении, для которых известно, что они принадлежат объектам заданного класса. Используя эталонные изображения, определяют статистические характеристики признаков, используемых для дешифрирования объектов заданного класса. Например, для многоспектральных снимков измеряются яркости элементов в каждом канале и строится многомерная гистограмма многоспектральных яркостей [10].

Определение вида функций распределения и плотности распределения вероятностей может решаться с помощью параметрических и непараметрических подходов [8–11].

Параметрический подход определяется набором параметров, которые оцениваются по обучающей выборке. В параметрическом распознавании в большинстве случаев используется нормальный закон распределения.

Непараметрический подход применяется в случае, когда вид функции не известен, известны только некоторые свойства. Однако для многомерного случая надежных решений практически не существует. Поэтому в настоящее время задачи дешифрирования снимков с использованием непараметрического метода решаются для одномерного случая, т. е. для отдельных каналов многоспектрального изображения.

Непараметрический подход исследования основан на сравнении функций распределения и плотности вероятностей, полученных для объектов эталона (обучающая выборка), и функций распределения и плотности вероятностей, полученных по измерениям дешифрируемого объекта, путем сравнения с порогом функции правдоподобия, полученной как отношение этих выборок [4].

Преимуществом непараметрического подхода является ряд быстрых критериев сходства полученной и эталонной функций, который позволяет выполнять обработку большого объема статистических данных.

При сравнении функций плотности вероятностей в качестве критерия сходства может быть выбрано значение коэффициента корреляции Пирсона K_{xy} между двумя рассчитанными функциями по изображениям x, y [12, 13]:

$$K_{xy} = \frac{\sum_{i=0}^n ((x_i - \bar{X})(y_i - \bar{Y}))}{\sqrt{\sum_{i=0}^n (x_i - \bar{X})^2 \sum_{i=0}^n (y_i - \bar{Y})^2}}, \quad (3)$$

где x_i – вероятность того, что значение яркости пикселя изображения x будет равняться значению i на диапазоне яркостей $[0, n]$;

y_i – вероятность того, что значение яркости пикселя изображения y будет равняться значению i на диапазоне яркостей $[0, n]$;

\bar{X} – среднее значение функции плотности вероятностей для изображения x ;

\bar{Y} – среднее значение функции плотности вероятностей для изображения y .

Чем больше значение коэффициента корреляции, тем больше вероятность того, что исследуемый участок принадлежит определенному эталону.

Но коэффициент корреляции не во всех случаях может являться надежным критерием для распознавания различных видов объектов на космических снимках. Коэффициент корреляции часто применяется там, где форма кривой функции является достаточно неоднозначной и сложной, как в случае с распределением ее значений, близких к нормальным [14, 15]. Функция распределения имеет более простую форму. На рис. 1 показан пример функции распределения и функции плотности вероятностей для одного и того же набора данных.

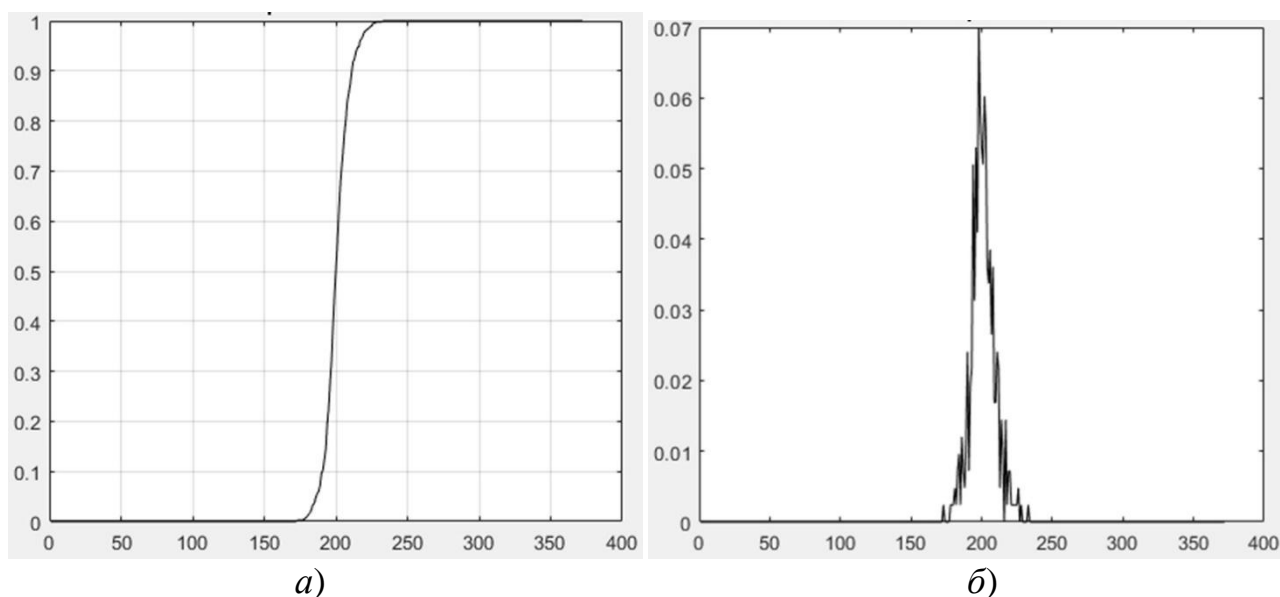


Рис. 1. Пример функций:
 а) функция распределения; б) функция плотности вероятностей

Для сравнения результатов построения функций распределения может быть выбран критерий на основе определения минимального расстояния между функциями распределения соответствующих классов объектов. Для этого сначала в каждом спектральном канале определяется наибольшее значение яркости B_{\max} среди всех сравниваемых участков изображения, один из которых является исследуемым, а остальные эталонными. Для каждого канала соответствующего участка рассчитывается функция распределения в диапазоне $[0, B_{\max}]$. Затем для исследуемого участка на интервале $[0, 1]$ для значений функций распределения, кратных $0,1$, определяется значение яркости B , на основе которого для каждого спектрального канала формируется вектор яркостей f размером 1×10 , соответствующий значениям функции распределения, кратным $0,1$. Аналогично формируются векторы f_i для функций распределения эталонных участков изображения. Количество эталонных участков может быть любым. На следующем этапе выполняется расчет расстояния r между вектором f и каждым из векторов f_i по формуле

$$r = \frac{\sum_{j=1}^{10} |f[j] - f_i[j]|}{10}. \quad (4)$$

Расстояния по функции распределения между каналами каждого эталонного участка и каналами исследуемого сравниваются между собой. Исследуемый участок будет принадлежать тому эталону, до которого расстояние, рассчитанное по формуле (4), будет минимальным.

Также может быть рассчитано суммарное расстояние по всем каналам изображения. При использовании нескольких каналов формула (4) преобразуется к виду:

$$r = \frac{\sum_{j=1}^{10} \sqrt{\sum_{k=1}^n (f[j]_k - f_i[j]_k)^2}}{10}, \quad (5)$$

где n – количество спектральных каналов;

k – номер спектрального канала.

Решение о принадлежности исследуемого участка к тому или иному эталону принимается так же, как и в случае с одним каналом, по значению минимального расстояния.

Результаты

Для исследования статистических свойств растительности был выбран космический снимок, полученный с помощью съемочной системы Ikonos, на территорию вблизи Академгородка г. Новосибирска. Данный снимок включает

панхроматический канал с разрешением 0,8 м и 4 спектральных с разрешением 3,2 м. Значительная часть снимка представлена различными типами растительности, водными объектами и землей. Чтобы выполнить дешифрирование снимка, необходимо создать обучающую выборку, представляющую собой набор эталонов, в качестве которых были выбраны следующие классы объектов: сосна, береза, осина, водные объекты и земля. Для создания эталонов на лесную часть применялась тематическая карта породного состава леса. В качестве эталонных классов объектов выбирались такие участки, площадь которых составила не менее 3 Га. Другие участки снимка, также соответствующие тематической карте, выбирались в качестве исследуемых для оценки достоверности результатов дешифрирования.

Задача исследования заключалась в том, чтобы определить, можно ли выполнить классификацию космического снимка по обучающей выборке, используя непараметрический подход на основе применения функций распределения и плотности вероятностей. На рис. 2 показан результат расчета функций плотности вероятностей для красного канала. В качестве образца был выбран участок соснового леса. Рассчитывались коэффициенты корреляции между данным образцом и пятью эталонами по построенным функциям плотности вероятностей. Результаты расчета данного коэффициента в красном канале также приведены на рис. 2.

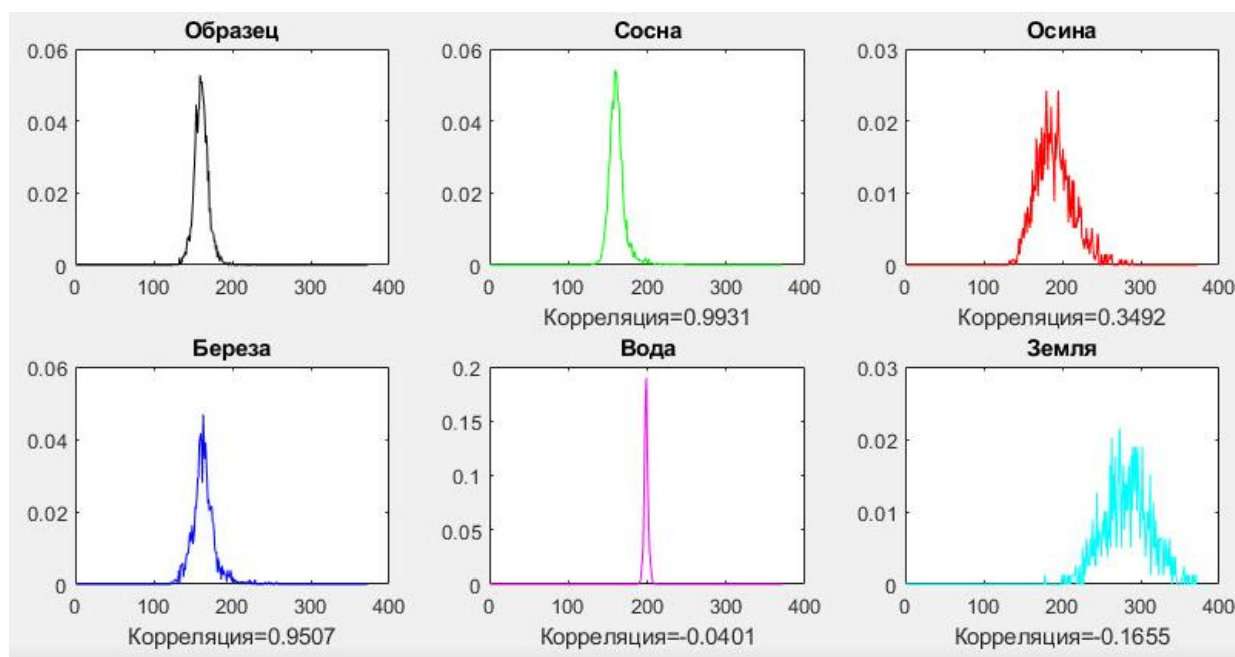


Рис. 2. Пример расчета функций плотности вероятностей для красного канала

На рис. 3 показан результат расчета функций распределения для всех спектральных каналов, где также приведены средние расстояния от того же образца до каждого из эталонов.

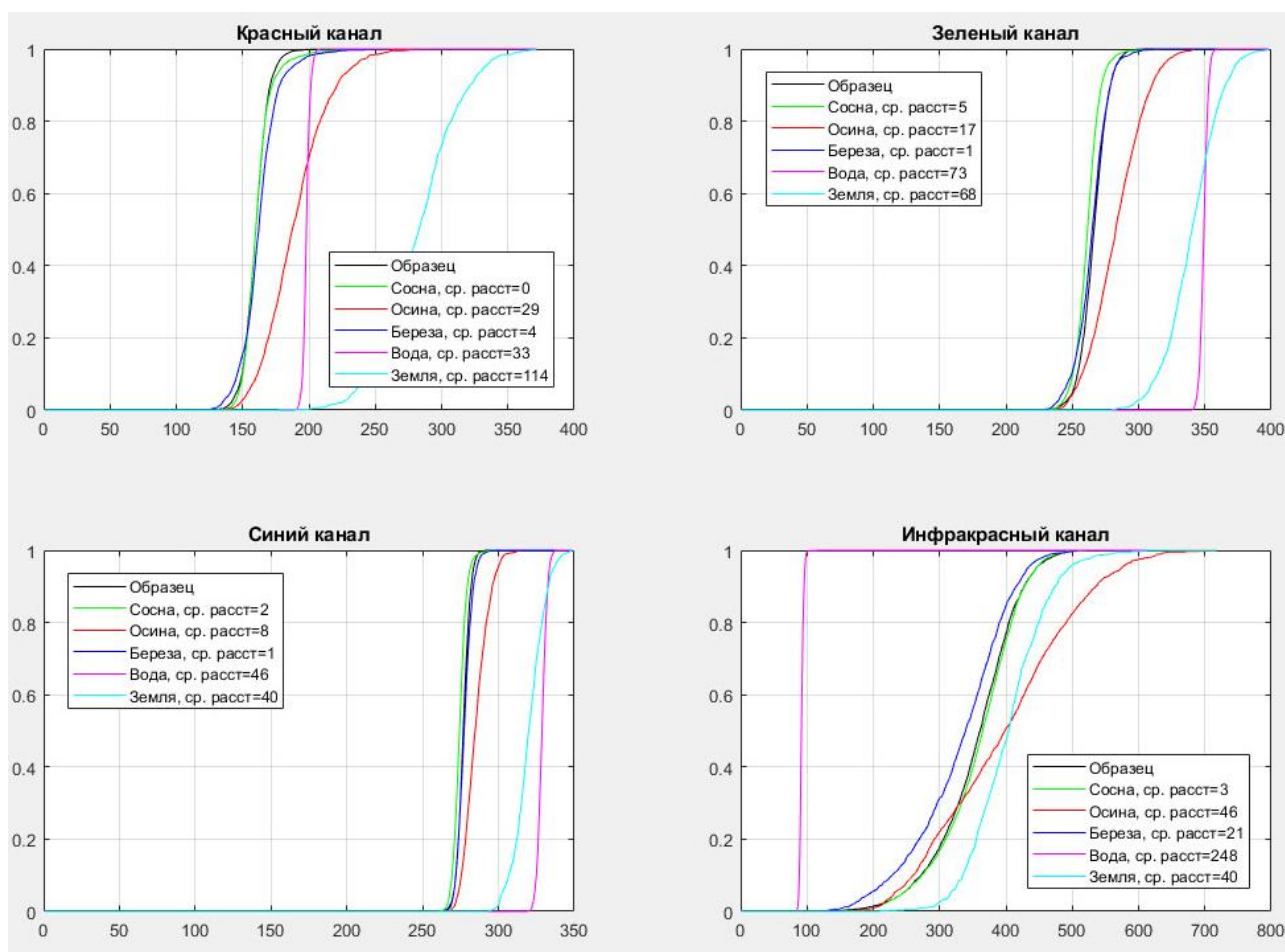


Рис. 3. Пример расчета функций распределения для 4 спектральных каналов

В таблице приведены результаты дешифрирования данного образца по предложенным критериям. Из таблицы видно, что образец был классифицирован верно в красном и инфракрасном каналах как по функции распределения, так и по плотности вероятностей. Также он был верно определен по функции распределения между всеми каналами. В синем и зеленом каналах результат классификации оказался неверен.

Результаты дешифрирования образца

Класс образца	Спектральный канал	Класс с ближайшим расстоянием по функции распределения	Класс с ближайшим расстоянием по функции распределения между всеми каналами	Класс с наибольшим коэффициентом корреляции по функциям плотности вероятностей
Сосна	Красный	Сосна	Сосна	Сосна
	Синий	Береза		Береза
	Зеленый	Береза		Береза
	Инфракрасный	Сосна		Сосна

Заключение

Применение непараметрического подхода для распознавания различных типов объектов на космических снимках позволяет улучшить результаты исследования, в частности, типов растительности. Сравнение функций распределения и плотности вероятностей рассматриваемого образа и эталонных участков с помощью предложенных критериев показало возможность повышения достоверности классификации многозональных космических снимков. Но для точной оценки достоверности требуется выполнить сбор большого числа статистической информации, т. е. применить в исследованиях большое число образцов различных типов. Требуется определить, какие спектральные каналы лучше всего использовать для дешифрирования определенного типа объекта, а также, какая из предложенных функций показывает более достоверные результаты.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Аэрокосмический мониторинг лесов / А. С. Исаев и др. – М. : Недра, 1991. – 240 с.
2. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М. : Техносфера, 2006. – 1072 с.
3. Дешифровочные признаки изображений объектов на многоспектральных космических снимках. Разработка методик автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков / А. П. Гук, Л. Г. Евстратова, Е. П. Хлебникова, С. А. Арбузов, М. А. Алтынцев, А. С. Гордиенко, А. А. Гук, Д. П. Симонов // Геодезия и картография. – 2013. – № 7. – С. 31–40.
4. Гук А. П. Автоматизация дешифрирования снимков. Теоретические аспекты статистического распознавания образов // Изв. вузов. Геодезия и аэрофотосъемка. – 2015. – № 55. – С. 166–169.
5. Фомин А. А., Тарловский Г. Р. Статистическая теория распознавания образов. – М. : Радио и связь, 1986. – 264 с.
6. Вентцель Е. С. Теория вероятностей. – 4-е изд., стер. – М. : Наука, 1969. – 576 с.
7. Симонов Д. П. Метрический подход к дешифрированию снимков на основе использования статистических эталонов // Геодезия и картография. – 2014. – № 10. – С. 51–56.
8. Гук А. П., Шляхова М. М. Исследование статистических свойств многоспектральных космических снимков леса // Материалы V Междунар. конф. «Региональные проблемы дистанционного зондирования Земли» (г. Красноярск, 11–14 сентября 2018). – Красноярск : Сиб. федер. ун-т, 2018. – С. 105–108.
9. Гук А. П., Евстратова Л. Г. Новый статистический подход к распознаванию лесных массивов // Материалы III Междунар. конф. «Региональные проблемы дистанционного зондирования Земли» (г. Красноярск, 13–16 сентября 2016). – Красноярск : СФУ, 2016. – С. 14–17.
10. Алмазов И. В., Бродская И. А. Использование статистических признаков для распознавания лесных угодий по материалам аэрофотосъемки // Геодезия и аэрофотосъемка. – 2009. – № 6. – С. 49–52.
11. Гук А. П., Шляхова М. М. Анализ эффективности применения метода главных компонент при использовании непараметрического статистического подхода к дешифрированию снимков // Материалы IV Международной научной конференции «Региональные проблемы дистанционного зондирования Земли». – Красноярск : СФУ, 2017. – С. 89–94.
12. Разработка методик автоматизированного дешифрирования космических снимков. Дешифровочные признаки изображений объектов на многоспектральных космических снимках / А. П. Гук, Л. Г. Евстратова, Е. П. Хлебникова, М. А. Алтынцев, С. А. Арбузов, А. С. Гордиенко, А. А. Гук // Геодезия и картография. – 2013. – № 7. – С. 31–40.

13. Гук А. П. Автоматизация дешифрирования снимков. Теоретические аспекты статистического распознавания образов // Изв. вузов. Геодезия и аэрофотосъемка. – 2015. – № 5. – С. 166–170.
14. Алексеев А. С., Орлов М. М. Лесоустройство и статистическая инвентаризация лесов в России // Современные проблемы лесного хозяйства и лесоустройства : сб. материалов междунар. конф. – СПб. : Гос. лесотехн. ун.-т, 2012. – Т. 1, № 15. – С. 12–17.
15. Кобзева Е. А., Поздина К. А. Автоматизация дешифрирования спутниковых снимков: опыт и проблемы // Геодезия и картография. – 2008. – № 6. – С. 40–44.
16. Гук А. П., Алтынцев М. А. Автоматическая идентификация соответственных точек на аэроснимках лесных массивов // Вестник СГУГиТ. – 2017. – Т. 22, № 4. – С. 68–78.
17. Lowe D. G. Object recognition from local scale-invariant features // Proc. Intl. Conference on Computer Vision. – 1999. – P. 1150–1157.
18. Bay H., Tuytelaars T., Van Gool L. SURF: speeded up robust features // Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision. – Springer LNCS, 2006. Vol. 3951, Pt. 1. – P. 404–417.
19. Wahed M., El-tawel Gh. S., Gad El-karim A. Automatic Image Registration Technique of Remote Sensing Images // International Journal of Advanced Computer Science and Applications. – 2013. – Vol. 4 (2). – P. 177–187.
20. Hirschmuller H. Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information // IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. – San Diego, California USA, 2005. Vol. 2. – P. 807–814.
21. Optimization of automatic image registration algorithms and characterization / K. M. M. Rao et al. // ISPRS Congress. – Istanbul, 2004. Vol. 35. – P. 698–703.
22. Чибуничев А. Г., Михайлов А. П., Старшов В. В. Автоматическое построение плотного облака точек по множеству снимков на основе полуглобального метода отождествления соответственных точек // Изв. вузов. Геодезия и аэрофотосъемка. – 2015. – № 2. – С. 14–18.
23. Гук А. П., Иехиа Хассан Мики Хассан. Автоматический выбор и идентификация характерных точек на разновременных разномасштабных аэрокосмических снимках // Изв. вузов. Геодезия и аэрофотосъемка. – 2010. – № 2. – С. 66–68.
24. Загидуллин Б. А., Бочкарев В. В. Синтез панорамных изображений с использованием метода SIFT и кластеризующего слоя Кохонена // Сб. матер. 35-й конф. молодых ученых и специалистов «Информационные технологии и системы – 2012». – Петрозаводск. – С. 407–412.
25. Соловьев А. В. Метод автоматического определения одноименных точек для вычисления элементов взаимного ориентирования // Изв. вузов. Геодезия и аэрофотосъемка. – 2017. – № 1. – С. 40–44.
26. Горбачев В. А. Плотная реконструкция рельефа местности на основе модифицированного алгоритма полуглобального стерео отождествления // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2014. – № 2. – С. 66–77.

Получено 04.06.2019

© М. А. Алтынцев, М. М. Шляхова, 2019

INVESTIGATION OF STATISTICAL PROPERTIES OF SPECTRAL CHARACTERISTICS OF VEGETATION. NON-PARAMETRIC APPROACH

Maxim A. Altyntsev

Siberian State University of Geosystems and Technologies, 10, Plakhotnogo St., Novosibirsk, 630108, Russia, Ph. D, Associate Professor, Department of Engineering Geodesy and Mine Surveying, phone: (952)915-29-80, e-mail: mnbcv@mail.ru

Maria M. Shlyahova

Siberian State University of Geosystems and Technologies, 10, Plakhotnogo St., Novosibirsk, 630108, Russia, Ph. D., Associate Professor, Department of Photogrammetry and Remote Sensing, phone: (960)779-62-25, e-mail: plazma_space@mail.ru

When interpreting multi-zone satellite images, the isolation of vegetation is the most difficult task. To automate the decryption of their types, the theory of pattern recognition and methods of mathematical statistics are used. Nonparametric approach to decoding satellite images helps to take into account the statistical properties of vegetation and other types of objects. This approach helps to find the distribution function and density function of probability distribution, and to determine the criteria of similarity functions based on the data of reference sites of images. The article considers the results of construction of both functions on the reference areas of the Iconos image. As the criteria of similarity is proposed the criteria based on the calculation of linear distances between functions, and for the probability distribution density function is proposed the correlation coefficient.

Key words: statistical properties, vegetation types, nonparametric approach, distribution function, probability distribution density function, interpretation of aerial images, reference plot.

REFERENCES

1. Isaev, A. S., & et al. (1991). *Aerokosmicheskiy monitoring lesov [Aerospace monitoring forest area]*. Moscow: Nedra Publ., 240 p. [in Russian].
2. Gonsales, R. (2006). *Tsifrovaya obrabotka izobrazheniy [Digital processing picture]*. Moscow: Tehnosfera Publ., 1072 p. [in Russian].
3. Guk, A. P., Evstratova, L. G., Hlebnkova, E. P., Arbuzov, S. A., Altynzev, M. A., Gordienko, A. S., Guk, A. A., & Simonov, D. P. (2013). Interpretation signs of images of objects on multispectral satellite images. Development of methods for automated interpretation of aerospace images. *Geodezija i kartografiya [Geodesy and Cartography]*, 8, 31–40 [in Russian].
4. Guk, A. P. (2015). Automation the interpretation of images. Theoretical Aspects of Statistical pattern recognition. *Izvestiya vuzov. Geodeziya i aerofotos"emka [Izvestiya Vuzov. Geodesy and Aerophotography]*, 55, 166–169 [in Russian].
5. Fomin, A. A., & Tarlovskij, G. R. (1986). *Statisticheskaya teoriya raspoznavaniya obrazov [Statistical pattern recognition theory]*. Moscow: Radio Publ., 264 p. [in Russian].
6. Ventcel, E. S. (1969). *Teoriya veroyatnostey [Theory of chances]*. Moscow: Nauka Publ., 576 p. [in Russian]
7. Simonov, D. P. (2014). The metric approach to photo delineation on the use of statistical standards. *Geodezija i kartografiya [Geodesy and Cartography]*, 10, 51–56 [in Russian].
8. Guk, A. P., & Shlyakhova, M. M. (2018). Investigation of the statistical properties of multispectral space images of a forest. In *Sbornik materialov V Mezhdunarodnoy konferentsii: Regional'nye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli [Proceedings of the V International Conference: Regional Problems of Remote Sensing of the Earth]* (pp. 105–108). Krasnoyarsk: Siberian Federal University Publ. [in Russian].
9. Guk, A. P., & Evstratova, L. G. (2016). New statistical approach to forest recognition. In *Sbornik materialov III Mezhdunarodnoy konferentsii: Regional'nye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli [Proceedings of the III International Conference: Regional Problems of Remote Sensing of the Earth]* (pp. 14–17). Krasnoyarsk: Siberian Federal University Publ. [in Russian].
10. Almazov, I. V., & Brodskaya, I. A. (2009). The use of statistical signs for the recognition of forest land on the aerial photography data. *Izvestiya vuzov. Geodeziya i aerofotos"emka [Izvestiya Vuzov. Geodesy and Aerophotography]*, 6, 49–52 [in Russian].

11. Guk, A. P., & Shlyakhova, M. M. (2017). Analysis of the effectiveness of the use of the principal component method when using a non-parametric statistical approach to photographic interpretation. In *Sbornik materialov IV Mezhdunarodnoy konferentsii: Regional'nye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli [Proceedings of the IV International Conference: Regional Problems of Remote Sensing of the Earth]* (pp. 89–94). Krasnoyarsk: Siberian Federal University Publ. [in Russian].
12. Guk, A. P., Evstratova, L. G., Hlebnkova, E. P., Arbuzov, S. A., Altynzev, M. A., Gordienko, A. S., & Guk, A. A. (2013). Development of methods for automated interpretation of satellite images. Interpretation signs of images of objects on multispectral satellite data. *Geodezija i kartografija [Geodesy and Cartography]*, 7, 31–40 [in Russian].
13. Guk, A. P. (2015). Automate the interpretation of images. Theoretical aspects of statistical pattern recognition. *Izvestiya vuzov. Geodeziya i aerofotos'emka [Izvestiya Vuzov. Geodesy and Aerophotography]*, 5, 166–170 [in Russian].
14. Alekseev, A. S., & Orlov, M. M. (2012). Forest management and statistical inventory of forests in Russia. In *Sbornik materialov mezhdunarodnoy konferentsii: T. 1, № 15. Sovremennye problemy lesnogo khozyaystva i lesoustroystva [Proceedings of the International Conference: T. 1, No. 15. Current Problems of Forestry and Forest Management]* (pp. 12–17). St. Petersburg: State Forest Technical University Publ. [in Russian].
15. Kobzeva, E. A., & Pozdina, K. A. (2008). Automating the interpretation of satellite images: experience and problems. *Geodezija i kartografija [Geodesy and Cartography]*, 6, 40–44 [in Russian].
16. Guk, A. P., & Altynzev, M. A. (2017). Automatic identification of corresponding points for aerial images of forest areas. *Vestnik SGUGiT [Vestnik SSUGT]*, 22(4), 68–78 [in Russian].
17. Lowe, D. G. (1999). Object recognition from local scale-invariant features. In *Proc. Intl. Conference on Computer Vision* (pp. 1150–1157).
18. Bay, H., Tuytelaars, T., & Van Gool, L. (2006). SURF: speeded up robust features. In *Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision*. Vol. 3951, Pt. 1 (pp. 404–417). Springer LNCS.
19. Wahed, M., El-tawel, Gh. S., & Gad El-karim, A. (2013). Automatic Image Registration Technique of Remote Sensing Images. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 4(2), 177–187.
20. Hirschmuller, H. (2005). Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information. In *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition: Vol. 2* (pp. 807–814). San Diego, California USA.
21. Rao K. M. M., et al. (2004). Optimization of automatic image registration algorithms and characterization. In *ISPRS Congress: Vol. 35* (pp. 698–703). Istanbul.
22. Chibunichev, A. G. Mikhailov, A. P., & Starshov, V. V. (2015). Automatic generation of a dense point cloud using multiple images, based on semi-global method of matching corresponding points. *Izvestia vuzov. Geodezija i aerofotosemka [Izvestia Vuzov. Geodesy and Aerophotography]*, 2, 14–18 [in Russian].
23. Guk, A. P., Yehia Hassan Miky Hassan. (2010). Identification of Image Features on the Multitemporal and Multiscale Space Imagine. *Izvestia vuzov. Geodezija i aerofotosemka [Izvestia Vuzov. Geodesy and Aerophotography]*, 2, 66–68 [in Russian].
24. Zagidullin, B. A., & Bochkarev, V. V. (2012). Panoramic image synthesis with SIFT algorithm and Kokhonen's clustering layer. In *Sbornik materialov 35-oy konferentsii molodykh uchenykh i spetsialistov: Informatsionnye tekhnologii i sistemy – 2012. [Proceedings of 35th Conference of Young Scientists and Specialists: Information Technologies and Systems – 2012]* (pp. 407–412). Petrozavodsk [in Russian].

25. Solovyov, A. V. (2017). Method Of Determining Conjugate Points Automatically Used To Calculate The Elements Of Relative Orientation. *Izvestia vuzov. Geodezija i aerofotosemka [Izvestia Vuzov. Geodesy and Aerophotography]*, 1, 40–44 [in Russian].

26. Gorbachev, V. A. (2014). Dense Reconstruction of Area Releief Based on Modified Semi-Global Matching Algorithm. *Izvestia RAN. Teoriya i systemy upravleniya [Izvestia RAS. Theory and Control Systems]*, 2, 66–77 [in Russian].

Received 04.06.2019

© M. A. Altyntsev, M. M. Shlyahova, 2019