

$$\sum_{l=1}^{k(p)} \rho(A_{pl}, M_p) = 1.$$

Эффективность s -го эквивалентного АК (B_s^0) АК при выполнении научно-прикладной программы в целом (M) определяется с помощью функции принадлежности такого вида:

$$F_3(B_s^0, M) = \sum_{p=1}^h \rho(M_p, M) F_2(B_s^0, M_p); \quad (15)$$

где $\rho(M_p, M)$ — весовой коэффициент важности подпрограммы M_p для программы M , при этом должно выполняться соотношение

$$\sum_{p=1}^h \rho(M_p, M) = 1.$$

Выполнив вычисления F_3 для всех эквивалентных АК по максимальному значению функции

принадлежности (15) определяется квазиоптимальный состав АК как наиболее эффективный для решения всего множества задач научно-прикладной программы ДЗЗ. Выбранный вариант состава АК является решением поставленной задачи.

1. Волкович В. Л., Волошин А. Ф., Даргейко Л. Ф. и др. Методы и алгоритмы автоматизированного проектирования сложных систем управления. — Киев: Наук. думка, 1984.— 216 с.
2. Подиновский В. В., Ногин В. Д. Парето-оптимальные решения многокритериальных задач. — М.: Наука, 1982.— 254 с.
3. Федоровский А. Д. Системный подход при проектировании сложной оптической аппаратуры // Оптико-мех. промышленность.—1980.—№ 3.—С. 36—38.
4. Федоровский А. Д., Даргейко Л. Ф., Зубко В. П., Якимчук В. Г. Об оценке эффективности аппаратурных комплексов дистанционного зондирования Земли // Доп. НАНУ.—2001.—№ 10.—С. 120—124.

Дешифрирование космических снимков ландшафтных комплексов на основе структурно-текстурного анализа

А. Д. Федоровский, В. Г. Якимчук, С. А. Рябоконеко,
И. П. Пахомов, К. Ю. Суханов

Центр аэрокосмических исследований Земли Института геологических наук НАН Украины, Киев

При проведении различных мероприятий, связанных с сельским, лесным и водным хозяйствами, решением задач городского и промышленного строительства, обычно выполняется геофизическое районирование территорий с использованием аэрокосмической информации. С этой целью по космическим снимкам (КС) проводится дешифрирование и последующая классификация расположенных на территории ландшафтных комплексов (ЛК) как по оптическим спектральным признакам, так и по структурно-текстурным характеристикам.

Известны работы по исследованию структурных (форма, размер, относительное положение и ориентация элементов ЛК) и текстурных (внутреннее строение элементов ЛК) признаков природных объектов, которые проводились на основе оптического когерентного спектрального анализа. Так, например, в работе [6] рассматривается структурно-зональный анализ (СЗА) как метод дешифрирования на космических снимках изображений геологических и других объектов. Идея СЗА состоит в

оптическом преобразовании фотоснимков и получении количественной оценки ПЧС путем оптической фильтрации наиболее информативных признаков, характеризующих пространственную структуру изображения.

В настоящее время ИСЗ оснащены оптической сканирующей аппаратурой высокого разрешения, позволяющей получать изображения в цифровой форме. В связи с этим для исследований оптической пространственной структуры и текстуры изображений в ЦАКИЗ ИГН НАН Украины вместо оптического когерентного спектрального анализа был применен цифровой метод, позволяющий, используя возможности современных ЭВМ, значительно ускорить и автоматизировать процесс дешифрирования КС. При этом стало возможным не только снизить материальные и временные затраты, но и создавать компьютерные хранилища геоинформации для их последующего использования.

Цель данной работы показать возможности структурно-текстурного анализа при дешифрирова-

нии КС и анализе космических изображений ЛК. Предложенные в данной статье методы могут быть положены в основу разработки новых компьютерных программ дешифрирования КС и классификации ЛК по типам для решения различных задач землепользования.

Структура и текстура изображений элементов ЛК является одним из определяющих информативных признаков при классификации последних по типам. Несмотря на изменчивость тона космического изображения, обусловленную сменой сезонных и погодных состояний ландшафта, структурно-текстурные особенности рисунка сравнительно долгое время могут сохраняться, отражая горизонтальную внутриландшафтную дифференциацию природных элементов. Текстура ландшафтов, изучаемых по снимкам из космоса, можно дать не только качественную, но и количественную оценку. С этой целью используются разнообразные математико-статистические методы, предложенные в работах [1, 2]. Ландшафтная индикация позволит разработать новые дешифровочные показатели, использование которых перспективно в свете поиска путей автоматизации дешифрирования ландшафтной информации на КС.

**ДЕШИФРИРОВАНИЕ ЛК НА ОСНОВЕ
ПРОСТРАНСТВЕННО-ЧАСТОТНОГО АНАЛИЗА**

Известно, что одним из информативных признаков структурно-текстурных параметров изображений ЛК является их пространственно-частотный спектр (ПЧС) [6]. Изменению яркости и координат точек в плоскости предмета или его изображения в терминах спектрального анализа соответствует изменение амплитуды и фазы по пространственным частотам. Таким образом, изображению ЛК, имеющему определенную структуру, соответствует ПЧС, характеризующийся суммой пространствен-

ных составляющих (гармоник) с соответствующими амплитудами и фазовыми сдвигами между этими составляющими. Значения амплитуд определяют вклад соответствующих пространственных частот в формирование изображения, а значения фазовых сдвигов определяют изменение координат отдельных точек в изображении относительно их положения в объекте. Неискаженному изображению соответствует область пространственных частот, в пределах которой характеристика фазового ПЧС равна нулю, т. е. в изображении сохраняются первоначальные координаты различных точек объекта. В качестве ПЧС наиболее часто используются двумерные спектры Фурье. Составляющие ПЧС — $C(n, m)$ вычисляются по методу дискретного двумерного преобразования Фурье в соответствии с выражением [3]:

$$C(n, m) = \frac{1}{A \cdot B} \sum_{x=0}^{A-1} \sum_{y=0}^{B-1} L(x, y) \cdot \exp \left[-i \left(\frac{nx}{A} + \frac{my}{B} \right) \right], \quad (1)$$

где n, m — номера пространственных гармоник по осям X, Y ; x, y — номера пикселей в пределах выделенного фрагмента по осям X, Y ; $L(x, y)$ — распределение яркости в изображении; A, B — количество отсчетов по осям X, Y .

Разработанная в Центре аэрокосмических исследований Земли (ЦАКИЗ) ИГН НАН Украины программа позволяет на основе вычисления ПЧС изображений ЛК определять преимущественное направление развития протяженных структур. Необходимость последнего возникает при исследовании по космическим снимкам рельефа местности, выделении линейных геологических структур, определении преимущественного направления водных потоков, расположения лесопосадок и др. Так, если в исходном изображении имеются протяженные структуры разного направления, то будет наблюдаться расширение ПЧС в направлении, перпендикулярном к наибольшей их протяженности. Изме-

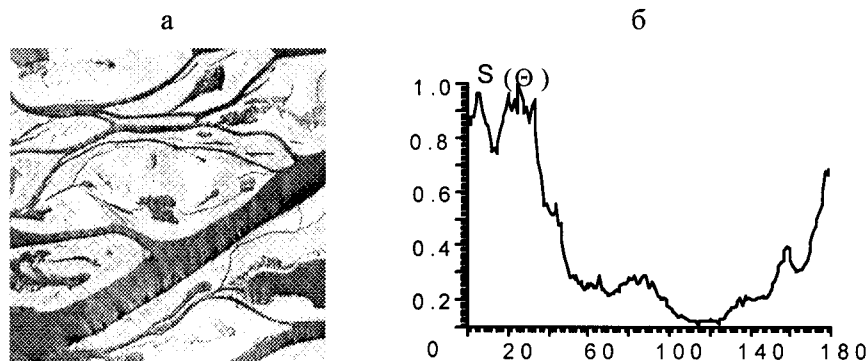


Рис. 1. Определение преимущественного направления водных потоков: а — фрагмент космического снимка участка устья реки Днепр, б — график азимутального распределения ПЧС изображения

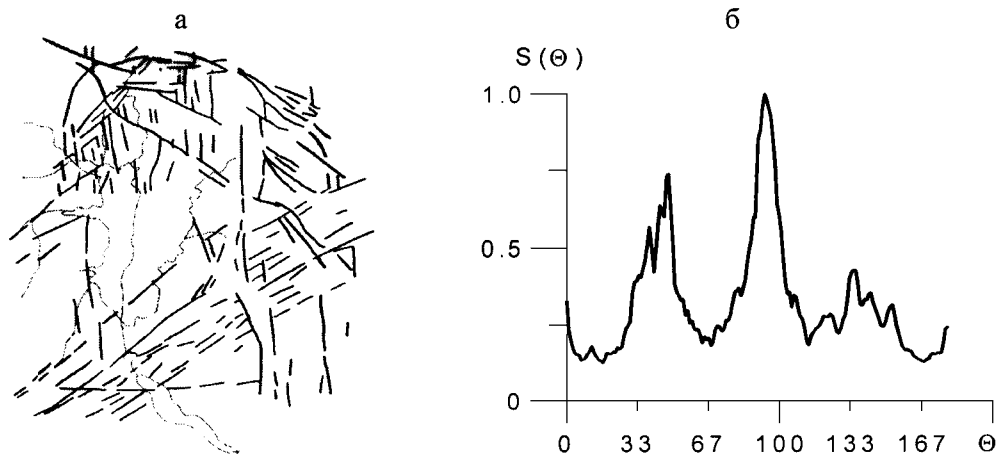


Рис. 2. Распределение энергии пространственного спектра по углам Θ : *а* — фрагмент космического снимка участка устья реки Днепр, *б* — график азимутального распределения ПЧС изображения

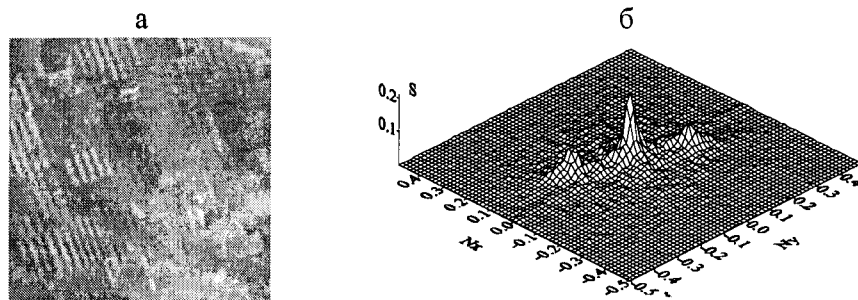


Рис. 3. Двумерные спектры Фурье для участка лесопосадки: *а* — авиаснимок, *б* — амплитудные спектры. S — амплитудный спектр Фурье, N_x и N_y — пространственные частоты по осям X и Y

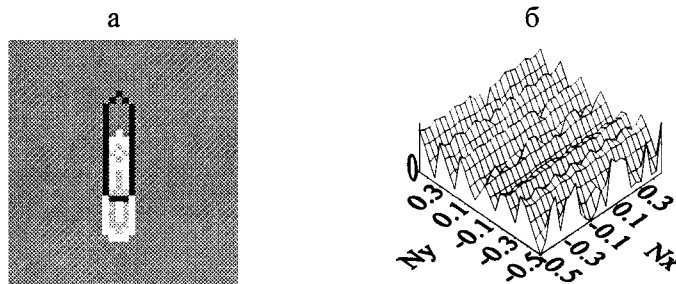


Рис. 4. К определению расстояния между двумя положениями объекта: *а* — изображение двух положений объектов, *б* — разности фазовых спектров

ря распределение интенсивности спектра по угловой координате, можно определить доминирующие направления и соотношение их суммарной протяженности. В этом случае для амплитудного спектра, преобразованного в полярные координаты, определяется функция распределения амплитудной составляющей по направлениям. Угол, соответствующий направлению с максимальным значением амплитудной составляющей, указывает доминирующее направление протяженной структуры.

Предлагаемый подход был апробирован при анализе доминирующих направлений рукавов устьев рек, геологических разломных структур и лесопосадок. На рис. 1, *а* изображен космический снимок участка устья Днепра, а на рис. 1, *б* — график азимутального распределения ПЧС изображения. При сопоставлении графика с изображением можно отметить, что направлению основного русла соответствует пик ПЧС под углом примерно 30° , причем энергетически достаточно насыщенный, что

указывает на преобладание более низких частот. Множеству мелких рукавов и протоков, направление которых совпадает с направлением оси абсцисс, соответствуют участки спектра в области углов 10° и 180° . Пики ПЧС, расположенные под углом 90° и 160° , соответствуют локальным линейным объектам, не совпадающим с направлением русла реки. График углового распределения ПЧС фрагмента изображения (рис. 1, б) построен в условных координатах, однако пересчет их в географические координаты для привязки к местности трудностей не представляет.

На рис. 2, а приведены результаты дешифрирования космического снимка участка земной поверхности в зоне разломных образований. Известно, что определение путем непосредственных измерений направлений линеаментов и соотношений их интенсивностей является достаточно трудоемким процессом. Эта задача значительно упрощается в результате использования компьютерной обработки ПЧС линеаментов на основе метода пространственно ориентированной фильтрации. На рис. 2, б изображено распределение амплитуд ПЧС в функции угловой ориентации фильтра. Кроме непосредственного определения направления линеаментов возможно измерение соотношений линеаментов по различным направлениям путем подсчета числа ординат, взятых с определенным шагом в локальных зонах.

Эффективность пространственного спектрального анализа возрастает при наличии в анализируемом изображении периодически расположенных структур (лесопосадок, сельхозкультур и др.), а также с повышением разрешающей способности космических снимков.

В качестве примера на рис. 3 изображен фрагмент авиаснимка с лесопосадками с пространственным разрешением 1 м, и его пространственный спектр. Несмотря на невысокий контраст изображения (рис. 3, а), спектральное распределение яркости (рис. 3, б) достаточно наглядно указывает на наличие в изображении периодической структуры, причем по форме гистограммы можно установить наличие периодичности, а по расстоянию между максимумами и минимумами — интервал повторения одинаковых структур в единицах длины.

Фазовые ПЧС нами использовались для автоматического определения величины смещения объекта. Задача решается путем сравнения фазовых ПЧС, полученных при начальном и конечном положениях объекта. На рис. 4 приведен пример использования фазовых ПЧС для вычисления по снимку расстояния, на которое переместился объект. Смещению изображения объекта (рис. 4, а) на определенное количество пикселей соответствует такое же число периодов разности фазовых состав-

ляющих спектра, а точность измерения координат соответствует одному пикселю изображения. Приведенный на рис. 4, б график зависимости разности фазовых составляющих ПЧС двух изображений содержит шесть периодов изменения фазы. Метод измерения смещений с помощью фазового ПЧС может быть применен при автоматическом анализе разновременных космических снимков, например для оценки изменений береговой линии, образования мелководий и островов в руслах рек, контроля лесопосадок и посевов сельхозкультур и др.

ДЕШИФРИРОВАНИЕ ЛК НА ОСНОВЕ МАРКОВСКИХ СВОЙСТВ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Для космических изображений таких составляющих ландшафтных комплексов, как лесная и сельскохозяйственная растительность, водная поверхность, городская застройка [1] функции автокорреляции имеют вид убывающих зависимостей, которые аппроксимируются экспоненциальными функциями с показателями степени в диапазоне $-0.2, \dots, -0.7$. Поэтому при описании структурно-текстурных характеристик изображений ЛК вероятностную зависимость значений яркости пикселей космического снимка можно представить в виде марковской модели [7, 8]. В соответствии с определением марковских процессов, плотность вероятности значений яркости пиксела изображения с координатами x и y как элемента m -связного марковского поля зависит только от яркости тех пикселей дискретизированного изображения, расстояние до которых не превышает m . В случае минимальной окрестности m , равной удалению на один пиксел, имеем окрестность, состоящую из четырех пикселей с координатами $(x - 1, y)$, $(x + 1, y)$, $(x, y - 1)$ и $(x, y + 1)$. Этот случай является наиболее простым, так как его можно свести к простой (односвязной) и одномерной марковской цепи путем усреднения вероятностей по двум осям. При расстоянии, равном значению $m = \sqrt{2}$ пикселей к окрестности размера $m = 1$ добавляются еще пиксели с координатами $(x - 1, y - 1)$, $(x - 1, y + 1)$, $(x + 1, y - 1)$ и $(x + 1, y + 1)$, и окрестность состоит из восьми пикселей. При расстоянии $m = 2\sqrt{2}$ пикселей окрестность состоит из 16 пикселей, которые обрамляют снаружи окрестность из восьми пикселей.

Было проведено исследование возможности использовать марковские свойства изображений с перспективой автоматизации процесса дешифрирования изображений элементов ЛК на КС.

Вероятностную зависимость значений яркости пикселей КС можно представить в виде марковских моделей [8], при построении которых могут быть использованы различные подходы. Например, та-

кие как цепи Маркова простые и сложные, а также вероятностная взаимосвязь изображений в различных спектральных слоях.

В случае простых марковских цепей, когда пиксел с координатами x, y имеет яркость L_1 , а его окрестность размером $m = \sqrt{2}$, состоящая из восьми близлежащих пикселов, имеет среднее значение яркости L_2 , то математической формой описания двумерной марковской модели изображения является матрица переходных вероятностей значений яркости L_1 и L_2 , которую также называют матрицей смежных вероятностей (МСВ).

Учитывая, что яркость изображения обычно передается восьми разрядным кодом, для 256 градаций яркости МСВ имеет размер 256^2 элементов. Элемент P_{12} матрицы является оценкой вероятности наличия в изображении смежных пикселов, имеющих значения оптической яркости L_1 и L_2 . Величина P_{12} определяется как отношение количества пар смежных пикселов, имеющих яркости L_1 и L_2 , к общему числу различных сочетаний значений яркости в анализируемом изображении ЛК.

МСВ служат основой для вычисления структурных признаков ЛК. Известные методы оценки пространственной структуры изображений на основе статистических характеристик МСВ заключаются в вычислении совокупности параметров Харалика [7] или значений взаимной корреляционной функции для МСВ исследуемого и эталонного объекта.

С целью сокращения вычислительных операций нами после анализа МСВ изображений ЛК была выполнена замена вероятностей значений яркости смежных пикселов на вероятности абсолютных значений разностей их яркостей (контрастов) [4], которые обозначаются Δ . В итоге были получены для простой цепи Маркова матрицы вероятностей контрастов (ПМВК) яркости

$$p(\Delta), \Delta = 0, \dots, 2^N - 1, \quad (2)$$

где $2^N \times 1$ — размерность этих матриц, N — разрядность цифрового снимка. Элемент МВК $p(\Delta)$ является оценкой вероятности наличия в изображении смежных пикселов, контраст яркостей которых Δ . Величина $p(\Delta)$ определяется как отношение количества пар смежных пикселов, имеющих яркости L_1 и $L_1 \pm \Delta$, к общему числу различных контрастов значений яркости в анализируемом изображении ЛК. Результаты применения матрицы вероятностей контрастов простых цепей Маркова при дешифрировании КС некоторых ландшафтных зон были описаны в работе [5]. В данной работе рассматривается возможность применения марковской модели при дешифрировании многозональных КС в случае окрестности $m_1 = 2\sqrt{2}$, т. е. в каждом слое добавляется еще 16 пикселов, обрамляющих

окрестность $m = \sqrt{2}$.

Математической формой описания двумерной марковской модели изображения является матрица переходных вероятностей значений яркости L_1, L_2 и L_3 соседних пикселов КС. При этом пиксель с координатами x, y имеет яркость L_1 , значение L_2 является средним значением яркости пикселов из окрестности $m = \sqrt{2}$, а значение L_3 — средним значением яркости пикселов из окрестности $m = 2\sqrt{2}$, которая образована из $m_1 = 2\sqrt{2}$, исключая $m = \sqrt{2}$. Учитывая, что яркость изображения обычно передается восьми разрядным кодом, для 256 градаций яркости МСВ имеет размер 256^3 элементов. Элемент P_{123} матрицы является оценкой вероятности наличия в изображении смежных пикселов, имеющих значения оптической яркости L_1, L_2 (окрестность размера $m = \sqrt{2}$) и L_3 (окрестность $m = 2\sqrt{2}$). Величина P_{123} определяется как отношение количества смежных пикселов, имеющих яркости L_1, L_2 и L_3 , к общему числу различных сочетаний значений яркости в анализируемом изображении ЛК.

Аналогично модели ЛК как простых марковских цепей была выполнена замена вероятностей значений яркости смежных пикселов на вероятности разностей их яркостей (контрастов). Обозначение контрастов: Δ_1 — абсолютное значение перепада яркости между центральным пикселем и средним значением окрестности $m = \sqrt{2}$, Δ_2 — абсолютное значение перепада яркости между центральным пикселем и средним значением окрестности $m = 2\sqrt{2}$.

В итоге для сложной цепи Маркова были получены матрицы вероятностей контрастов (СМВК) яркости

$$p(\Delta_1, \Delta_2), \quad \Delta_1, \Delta_2 = 0, \dots, 2^N - 1, \quad (3)$$

где $2^N \times 1$ — размера этих матриц, N — разрядность цифрового снимка. Элемент МВК 2-сложных цепей Маркова $p(\Delta_1, \Delta_2)$ является оценкой вероятности наличия в изображении смежных пикселов, контраст яркостей которых равна Δ . Величина $p(\Delta_1, \Delta_2)$ определяется как отношение суммы количества пар смежных пикселов в окрестности $m = \sqrt{2}$, имеющих яркости $L_1, L_1 \pm \Delta_1$ и количества пар смежных пикселов в окрестности $m = 2\sqrt{2}$, имеющих яркости $L_1, L_1 \pm \Delta_2$, к общему числу различных контрастов значений яркости в анализируемом изображении ЛК.

Отражательная способность различных элементов ЛК в разных спектральных слоях КС неодинакова и зависит от ряда факторов. Например, влияние растительности на отражательную способность в трех слоях КС (1: 500—590 нм, 2: 610—680 нм,

Таблица 1. Коэффициент корреляции яркостей трех слоев снимка

Спектр. слой	Коэффициент корреляции	
	Городская застройка	Лес
1—2	0.99	0.77
1—3	0.80	0.46
2—3	0.73	0.03

3: 790—890 нм) иллюстрируется степенью коррелированности яркостей слоев снимка (таблица 1). Так, для городской застройки с молодыми насаждениями слой снимка более коррелированы, чем для леса, наиболее сильная корреляция наблюдается между слоями 2 и 3.

Указанные свойства можно учесть в модели вероятностной взаимосвязи спектральных слоев КС, на основе которой текстуру многослойного изображения можно рассматривать как множество пикселей, у которых зависимость между значениями яркости одного слоя распространяется на пиксели другого слоя, а характер этой зависимости является элементом представления текстуры изображения. Математической формой описания модели многослойного изображения может быть распределение значений разностей яркости разных слоев КС.

Для сравнительной оценки моделей ЛК был проведен эксперимент, в ходе которого были обработаны снимки Житомирской области (рис. 5) («Spot», 29.04.1995). На снимках были выделены и проанализированы такие ЛК, как участки леса (Л), городской застройки (Г) и сельскохозяйственных угодий (С). Размеры участков 32×32 пкл. Для этих участков были построены марковские модели в виде усредненных ПМВК, СМВК и МВОС (для удобства элементы матриц представлены в процентах, и сумма всех элементов матрицы равна 100) и вычислены разности элементов усредненных матриц для различных пар ЛК (Л и Г, Л и С, Г и С) по трем слоям КС (1, 2, 3).

Ниже приведены таблицы и графики разностей усредненных матриц: разности ПМВК — на рис. 6, а, разности СМВК — на рис. 6, б.

ДЕШИФРИРОВАНИЕ ЛК НА ОСНОВЕ МЕТОДА ФРАКТАЛЬНОЙ ГЕОМЕТРИИ

Рассматривается возможность исследования пространственно-неоднородных структур ЛК методами фрактальной геометрии. Понятие фрактала (изломанный объект с дробной размерностью) и его приложение к описанию форм различных объектов дает возможность построить модели широкого класса нетривиальных случайных структур.

Рис. 5. Фрагмент космического снимка Житомирской области (ИСЗ «Spot»): участок леса — 1, участок, содержащий сельхозугодья — 2, городская застройка — 3

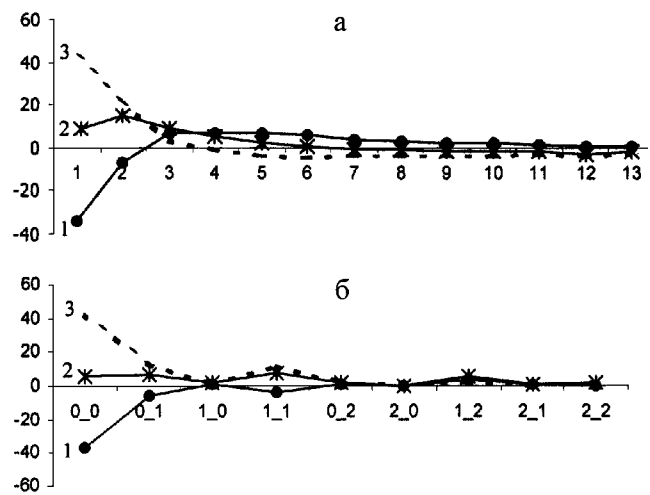


Рис. 6. Графики разностей ПМВК (а) и СМВК (б) всех комбинаций ЛК для спектрального слоя 3. Обозначения: 1 — “С-Л”, 2 — “С-Г”, 3 — “Л-Г”

На основе понятия фрактала (изломанный объект с дробной размерностью) и его приложения к описанию различных объектов рассмотрим возможность построения моделей классов случайных структур ЛК. В качестве объекта фрактального описания берется квадратный участок снимка $a \times a$ пикселей, который преобразуется в двумерный массив яркостей. Для этого массива производится построение фрактального образа трехмерного объекта в соответствии с выражениями (4) в виде параметров фрактального преобразования F_{ij} , $i = 0, \dots, m$, $j = 1, \dots, N_1$, где i — порядковый номер ПФП, j —

номер значения параметра, $m = (a - 1)^2$, $a_{ij}^p, d_{ij}^p, k_{ij}^p, l_{ij}^p, m_{ij}^p, e_{ij}^p, f_{ij}^p, g_{ij}^p$. Значения ПФП предлагается использовать в качестве модели изображений ЛК.

$$\begin{aligned}
 a_{ij}^u &= \frac{x_{i+1} - x_i}{x_n - x_0}, & d_{ij}^u &= \frac{y_{j+1} - y_j}{y_m - y_0}, \\
 k_{ij}^u &= \frac{F_{i+1j} - F_{ij}}{x_n - x_0} - m_{ij}^u \frac{F_{n0} - F_{00}}{x_n - x_0}, \\
 l_{ij}^u &= \frac{F_{ij+1} - F_{ij}}{y_m - y_0} - m_{ij}^u \frac{F_{0n} - F_{00}}{y_m - y_0}, \\
 m_{ij}^u &= \left[F_{ij} + x_0 \frac{F_{n0} - F_{00}}{x_n - x_0} + y_0 \frac{F_{0n} - F_{00}}{y_m - y_0} \right], \\
 e_{ij}^u &= x_i \frac{x_n}{x_n - x_0} - x_{i+1} \frac{x_n}{x_n - x_0}, \\
 f_{ij}^u &= y_j \frac{y_m}{y_m - y_0} - y_{j+1} \frac{y_m}{y_m - y_0}, \\
 g_{ij}^u &= F_{ij} - y_0 \frac{F_{ij+1} - F_{ij}}{y_m - y_0} - x_0 \frac{F_{i+1j} - F_{ij}}{x_n - x_0}.
 \end{aligned} \tag{4}$$

Проверка возможности дешифрирования ЛК производилась экспериментальным путем. Для проведения эксперимента было разработано программное обеспечение, позволяющее работать с космическими снимками, получать из выбранных на снимке окон анализа яркости пикселей изображения, выполнять для них фрактальные преобразования, а также выполнять обработку и сравнение фрактальных моделей для разных ЛК.

Качество модели ЛК для задачи дешифрирования зависит от размера участка анализа в пределах исследуемого ЛК, но с увеличением участка возрастают требования к вычислительным ресурсам. Определение оптимального значения a производилось путем последовательного увеличения участка ана-

лиза. На космическом снимке выбирались квадратные участки анализа размера $4 \times 4, 6 \times 6$ и 8×8 пикселей пределах анализируемых ЛК. По участкам определялись эталонные усредненные ПФП T_{ij}^l . Отдельные участки использовались для создания контрольных ПФП T_{ij}^k ($l, k = 1, 2, \dots$, и являются номерами ЛК). Оценка параметров фрактальных моделей производилось на основе разностей значений параметров отдельных контрольных участков и усредненных эталонных значений в соответствии с выражением

$$\Sigma_i^{kl} = \sum_{j=0}^{m-1} (T_{ij}^k - \bar{T}_{ij}^l)^2 \tag{5}$$

и фрактальной модели в целом

$$\Sigma^{kl} = \sum_{i=1}^{N_1} \Sigma_i^{kl}. \tag{6}$$

В качестве критерия оценки фрактальной модели для дешифрирования ЛК использовалось отношение значений (6), вычисленных для контрольного участка, не принадлежащего эталонному ЛК Σ^{kl} , но принадлежащего Σ^{ll} :

$$\mu^{kl} = \Sigma^{kl} / \Sigma^{ll}. \tag{7}$$

Если $\mu^{kl} \geq M^{kl} \mu^{ll}$ для $l, k = 1, 2, \dots$ (M^{kl} — пороговые значения, определяемые в процессе набора статистики по КС), то ПФП могут быть использованы для дешифрирования ЛК, а если $\mu^{kl} < M^{kl} \mu^{ll}$, то дешифрирование ЛК невозможно. С использованием критерия (7) в результате проведенного эксперимента было выбрано оптимальное в рамках обработанных КС значение стороны квадрата анализа $a = 8$. Некоторые результаты эксперимента по космическому снимку КС Житомирской области, сделанному с помощью спутника «Spot»

Таблица 2. Результаты сравнения контрольных участков с эталоном леса

Параметр	i	$\lambda\lambda = 500-590$ нм			$\lambda\lambda = 610-680$ нм			$\lambda\lambda = 790-890$ нм		
		Σ_i^{11}	Σ_i^{21}	Σ_i^{31}	Σ_i^{11}	Σ_i^{21}	Σ_i^{31}	Σ_i^{11}	Σ_i^{21}	Σ_i^{31}
k_{ij}^u	1	6.0E+00	1.3E+02	1.6E+03	1.2E+01	7.5E+01	2.0E+03	1.6E+01	3.2E+02	5.2E+02
d_{ij}^u	2	5.6E+00	1.4E+02	1.3E+02	6.7E+00	1.1E+02	1.7E+02	3.8E+01	2.2E+02	2.2E+02
m_{ij}^u	3	2.8E+04	3.0E+06	3.8E+06	6.2E+00	6.6E+00	7.0E+00	5.1E+00	7.4E+00	4.5E+00
e_{ij}^u	4	2.8E+04	3.0E+06	3.8E+06	2.8E+04	3.0E+06	3.8E+06	2.8E+04	3.0E+06	3.8E+06
f_{ij}^u	5	2.0E+04	3.1E+06	1.1E+06	2.0E+04	3.1E+06	1.1E+06	2.0E+04	3.1E+06	1.1E+06
g_{ij}^u	6	1.4E+08	4.2E+09	8.5E+09	2.2E+08	2.7E+09	1.1E+10	6.0E+08	8.1E+09	5.9E+09
k_{ij}^p	7	1.0E+00	5.4E+01	1.9E+03	1.6E+00	1.8E+02	2.3E+03	2.1E+00	3.6E+01	7.9E+02
d_{ij}^p	8	1.1E+00	6.0E+01	1.3E+02	3.8E+00	2.2E+02	1.3E+02	4.5E+00	1.2E+01	3.9E+02
m_{ij}^p	9	6.0E+00	6.2E+00	7.9E+00	5.9E+00	6.0E+00	6.0E+00	4.9E+00	4.7E+00	3.7E+00
e_{ij}^p	10	2.8E+04	3.0E+06	3.8E+06	2.8E+04	3.0E+06	3.8E+06	2.8E+04	3.0E+06	3.8E+06
f_{ij}^p	11	2.0E+04	3.1E+06	1.1E+06	2.0E+04	3.1E+06	1.1E+06	2.0E+04	3.1E+06	1.1E+06
g_{ij}^p	12	2.1E+07	1.3E+09	1.1E+10	5.1E+07	4.7E+09	1.1E+10	2.5E+07	4.0E+08	9.9E+09

Таблица 3. Значения μ^{kl}

Слой	μ^{21}	μ^{31}
1	2.5	3.2
2	1.8	2.3
3	1.7	2.0

30.04.1995 в диапазонах 1—3 (500—590 нм, 610—680 нм, 790—890 нм) приведены ниже. На снимке для эксперимента были выбраны три ЛК: лес, сельхозугодья и городская застройка и вычислены эталонные ПФП: для леса T_{ij}^1 , для сельхозугодий T_{ij}^2 и для городской застройки T_{ij}^3 ($i = 0, \dots, N$, $j = 0, \dots, m$; $N = 12$, $m = 48$). Затем вычислялись ПФП для контрольных участков T_{ij}^1 , T_{ij}^2 , T_{ij}^3 и на основании полученных данных определялись Σ^{kl} в соответствии с (5). Для трех слоев КС в табл. 2 приведены значения Σ_1^{11} , Σ_1^{21} и Σ_1^{31} , вычисленные в соответствии с выражением (5) для информативных ПФП. В табл. 3 приведены значения μ^{kl} , вычисленные в соответствии с (7).

Данные табл. 2 показывают, что из трех слоев снимка суммы Σ_1^{11} для контрольного участка и эталонных значений леса значительно меньше сумм Σ_1^{21} для контрольного участка сельхозугодий и эталонных значений леса, а также сумм Σ_1^{31} для городской застройки и эталонных значений леса. Последнее показывает целесообразность использования параметров фрактального преобразования для дешифрирования ЛК.

Ограниченный объем статьи не позволяет про-

анализировать все возможные методы дешифрирования космических изображений ЛК по структурно-текстурным признакам. В частности, возросшие за последнее время возможности вычислительной техники дали мощный толчок развитию и использованию при дешифрировании КС методов на основе нейронных сетей. Не рассмотрены вопросы фильтрации как способа предварительного преобразования изображения с целью выделения или усиления структурно-текстурных информативных признаков.

Изложенные методы будут обобщены и использованы как основа для создания многофункциональной компьютерной программы дешифрирования ЛК на КС по структурно-текстурным признакам.

1. Викторов А. С. Рисунок ландшафта. — М.: Мысль, 1986.— 180 с.
2. Николаев В. А. Проблемы регионального ландшафтоведения. — М.: Изд-во Моск. ун-та, 1979.— 160 с.
3. Рабинер Л., Гоулд Б. Теория и применение цифровой обработки сигналов. — М., 1978.—848 с.
4. Федоровский А. Д., Якимчук В. Г., Новиков и др. Дешифрирование космических снимков: распознавание ландшафтных зон на основе структурного анализа // Космічна наука і технологія.—2000.—6, № 2/3.—С. 39—45.
5. Федоровский А. Д., Якимчук В. Г., Рябоконеко С. А. Дешифрирование космических снимков ландшафтных комплексов с использованием марковской модели изображений // Космічна наука і технологія.—2001.—7, № 5/6.—С. 80—84.
6. Янутш Д. А. Дешифрирование аэрокосмических снимков. — М: Недра. 1991.—240 с.
7. Haralick R. M. Statistical and structural approaches to texture // Proc. IEEE.—1979.—67, N 5.—P. 786.
8. Rabiner L. R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition // Proc. IEEE.—1989.—77, N 2.—P. 257—285.

Имитационное моделирование космических исследований постановка задачи и пути решения

ДЗЗ:

А. Д. Федоровский, В. Г. Якимчук

Центр аэрокосмических исследований Земли Института геологических наук НАН Украины, Киев

Проведение космических исследований по научно-прикладной программе ДЗЗ занимает продолжительное время и связано со значительными материальными затратами. Поэтому важно иметь возможность предварительно и в процессе проведения космических исследований — космического экспе-

римента (КЭ) ДЗЗ проводить имитационное моделирование процесса функционирования всей системы ДЗЗ.

Имитационное моделирование КЭ будем рассматривать как методологию прогнозирования сценариев развития системы ДЗЗ с учетом взаимодействия