УДК 528.8

ПОДХОД К АНАЛИЗУ ДИНАМИКИ ЛАНДШАФТНОГО ПОКРОВА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИДЕНТИФИКАЦИИ ИЗМЕНЕНИЙ И ПРОСТРАНСТВЕННОГО СТОХАСТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ*

А. В. Замятин¹, А. А. Афанасьев², П. Кабрал³

¹ Томский государственный университет, 634050, Россия, г. Томск, просп. Ленина, 36 ² Томский политехнический университет, 634050, Россия, г. Томск, просп. Ленина, 30 ³NOVA IMS, New University of Lisbon, 1070-312 Lisbon, Portugal E-mail: zamyatin@mail.tsu.ru

Рассмотрена актуальная задача анализа динамики ландшафтного покрова. Предложен многоэтапный подход, использующий методы идентификации изменений ландшафтного покрова и оригинальный метод оценки масштабности изменений. Подход позволяет осуществить выбор в большом объёме архива разновременных данных аэрокосмического мониторинга, содержащих исключительно масштабные изменения ландшафта и заслуживающих более внимательного экспертного рассмотрения, и, как следствие, более оперативно и комплексно провести аэрокосмический мониторинг. Подход апробирован на задачах анализа динамики ландшафтного покрова Португалии, решаемых в рамках международного исследовательского проекта LANDYN. Приведены фрагменты результатов оценки масштабности изменений исследуемой территории, а также долгосрочного моделирования развития территории, включая альтернативные условные сценарии.

Ключевые слова: ландшафтный покров, идентификация изменений, стохастическое моделирование, клеточный автомат, пространственное прогнозирование, динамика ландшафта.

Введение. С развитием возможностей вычислительной техники, доступностью разнообразных тематических данных для разновременного анализа получают распространение и различные подходы к прогнозированию изменений ландшафтного покрова. Выделяют детерминированные и стохастические подходы, получившие наиболее существенное распространение для построения прогнозных тематических карт [1–4]. Основными преимуществами детерминированных подходов являются высокая воспроизводимость и оперативность получения результата расчёта. Успешным примерам применения детерминированных моделей посвящены исследования [5, 6], в которых выполнены моделирование и анализ будущих сценариев развития интересующих территорий.

С учётом того что в процессах изменения ландшафта присутствует значительная стохастическая составляющая, применение известных детерминированных методов экстраполяции и прогнозирования не всегда даёт удовлетворительный результат. Поэтому также широкое распространение получил стохастический подход, основанный на использовании аппарата марковских цепей, хорошо зарекомендовавший себя в решении задач моделиро-

^{*}Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (грант № 14-07-00027а) и в рамках проекта LANDYN Португальского научного фонда (грант № PTDC/CS-GEO/101836/2008).

вания поведения различных сложных систем, включая пространственное моделирование изменений ландшафтного покрова. Так, в [7] применяют марковские цепи первого порядка для исследования динамики изменения ландшафтного покрова в Ниагаре (Канада) в период с 1935 по 1981 годы. В [8] оценивают влияние динамики ландшафтного покрова муниципалитетов Синтра и Кашкаиш (Португалия) в период с 1989 по 2001 годы, используя марковские цепи и данные дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) системы "Landsat". В [9] применена марковская модель с данными ландшафтного покрова в период с 1958 по 2005 годы, позволившая оценить долю имеющегося грунта для его транспортировки в Миннеаполис (США). В [10] выполнен прогноз будущих изменений ландшафтного покрова с использованием цепей Маркова в мангровых лесах Гондураса с помощью разновременных аэрокосмических изображений (АИ) системы ДЗЗ "Landsat" (1985–2013 годы).

Обязательным требованием к исходным данным для задач такого моделирования и прогнозирования служит наличие разновременных АИ, отражающих поступательные и сравнительно масштабные тенденции изменения ландшафта на исследуемой территории в заданном временном периоде. Подбор данных, как правило, осуществляется экспертом в результате длительной тщательной процедуры их предварительного анализа на предмет соответствия вышеуказанному обязательному требованию. Однако в условиях значительного объёма хранимых и поступающих разновременных АИ оперативный поиск необходимых для анализа данных, отражающих сравнительно масштабные и тенденциозные изменения ландшафта на исследуемой территории в определённом временном периоде, крайне затруднителен, а порой и невозможен.

Для разрешения этой проблемы предлагается новый подход, предусматривающий применение к данным такого архива методов идентификации изменений ландшафтного покрова. Несмотря на высокую научно-прикладную активность в области создания и исследования методов идентификации изменений ландшафтного покрова, реализовать такой подход непосредственно, без дополнительных исследований и проработки, непросто. Задачам определения областей применимости методов идентификации изменений ландшафта по данным ДЗЗ с различными характеристиками, которые в большом объёме могут содержаться в архивах, достаточного внимания не уделялось. Поиск и выбор подходящих в каждом конкретном случае средств и методов до сих пор не является тривиальным и порой выполняется эмпирически [1, 11]. Наконец, решение этих задач осложняется достаточно широким набором потенциально доступных средств идентификации изменений, использующих различный математический аппарат, в условиях отсутствия устойчивых формализованных процедур такого поиска и выбора [11, 12].

Выделяют несколько основных подходов к идентификации изменений ландшафтного покрова по данным ДЗЗ: алгебраический, трансформационный и классификационный [13]. Каждый из подходов в отдельности и их комбинации характеризуются собственным набором достоинств и недостатков, которые следует учитывать в условиях различных искажений данных, порой существенно препятствующих адекватному решению задачи идентификации изменений. К источникам таких искажений относят условия спутниковой съёмки, состояние атмосферы, освещённость исследуемой территории, влажность почвы и многие другие факторы, не всегда устраняемые предварительной обработкой данных [1, 13]. Кроме того, следует учитывать возможную неодинаковую степень зафиксированных изменений в различных каналах многоканального АИ.

Таким образом, задача предлагаемой работы — создать подход к анализу динамики ландшафта, который впервые в условиях значительного объёма хранимых и поступающих данных ДЗЗ позволит реализовать этапы поиска и отбора разновременных данных с достаточно существенными изменениями ландшафта, этапы расчёта областей изменений ландшафта методами их идентификации, а также этапы моделирования и прогнозирования изменений ландшафтного покрова в рамках последовательной процедуры автоматизированной обработки данных.

Многоэтапный подход. Предлагается выполнять процедуру анализа динамики ландшафтного покрова в восемь этапов.

Этап 1. Пополнение архива данных ДЗЗ новыми снимками и формирование разновременных серий исходных изображений интересующих территорий: $\mathbf{I}^{t1}, \mathbf{I}^{t2}, \ldots, \mathbf{I}^{tn-1}, \mathbf{I}^{tn};$ $\mathbf{I}'^{t1}, \mathbf{I}'^{t2}, \ldots, \mathbf{I}'^{tn-1}, \mathbf{I}'^{tn}, \ldots; \mathbf{I}''^{t1}, \mathbf{I}''^{t2}, \ldots, \mathbf{I}''^{tn-1}, \mathbf{I}''^{tn}, \ldots,$ где \mathbf{I}^{t1} — начальное (первое) изображение наблюдаемого периода, а \mathbf{I}^{tn} — самое актуальное (последнее) изображение наблюдаемого периода.

Этап 2. Постоянный анализ идентификации изменений в имеющемся архиве в парах изображений (\mathbf{I}^{t1} — \mathbf{I}^{tn} , \mathbf{I}'^{t1} — \mathbf{I}'^{tn} и т. д.).

В общем случае решение задачи идентификации изменений требует два разновременных АИ одного и того же фрагмента ландшафта, характеризующих интересующий временной период. Изображения, которые фиксируют произошедшие изменения, представлены в виде двух соответствующих массивов:

$$\mathbf{I}^{t1} = \{i_{xyz}^1, \ x = 1, \dots, H, \ y = 1, \dots, W, \ z = 1, \dots, M\},\$$
$$\mathbf{I}^{t2} = \{i_{xyz}^2, \ x = 1, \dots, H, \ y = 1, \dots, W, \ z = 1, \dots, M\},\$$

где H и W — число элементов в строках и столбцах исходных АИ, M — число диапазонов (каналов) изображения. Упрощённо процесс идентификации изменений может быть представлен следующим образом [12]:

— на основе разновременных массивов исходных данных \mathbf{I}^{t1} и \mathbf{I}^{t2} выполнением некоторого метода идентификации изменений формируется разностное изображение $\mathbf{D} = \{d_{xy}\}$, каждый элемент которого отражает степень (вероятность) изменений;

— применением некоторого порогового значения или функции к элементам **D** формируется итоговая матрица изменений $\mathbf{B} = \{b_{xy}\}$, значения которой отражают наличие или отсутствие значимого изменения в каждой точке, величина порога может быть зафиксирована эмпирически либо рассчитана с помощью специальных дополнительных операций.

Результат процесса идентификации изменений, как правило, значительно варьируется в зависимости от особенностей расчёта порогового значения, поэтому следует рассмотреть детали такого расчёта. При расчёте порогового значения используют различный математический аппарат [14], но наиболее распространёнными являются методики с анализом гистограммы изображения **D**. Так, например, определение значения порога Янни основано на поиске пиков гистограммы [15]. Метод Оцу находит пороговое значение через уменьшение дисперсии внутри двух классов значений: меньше порогового значения и больше него [14, 16]. В методе Киттлера — Иллингворта [17] предполагается, что нормализованная гистограмма состоит из двух компонент (соответствующих двум классам), каждая из которых имеет нормальное распределение со средними значениями $\mu_1(\tau), \mu_2(\tau)$ и стандартными отклонениями $\sigma_1(\tau), \sigma_2(\tau)$. Порог τ подбирается таким образом, чтобы минимизировать площадь области пересечения распределений этих двух классов. Также для разделения значений изображения D на два класса используют методы неконтролируемой классификации [14]. В условиях недостатка априорной информации о характеристиках гистограмм анализируемого изображения на практике получили устойчивое распространение методы Киттлера — Иллингворта и Оцу, которые выберем в качестве основных [18-20].

Практическая реализация этого этапа с использованием набора известных методов идентификации ландшафта и их оригинальных гибридных модификаций требует отдельного рассмотрения. Основные научно-практические результаты с изложением оценок эф-

фективности методов и достоверности результатов получены авторами, а часть предварительных результатов представлена в [12, 21]. Именно такой оригинальный подход позволит выполнить этот этап наиболее продуктивно на данных с различными характеристиками и помехами, повысить воспроизводимость результатов и будет способствовать автоматизированной оперативной обработке данных.

Этап 3. Отбор для дальнейшего анализа разновременных серий исходных изображений, масштабность изменений на которых заслуживает особого внимания.

В качестве критерия масштабности значимых изменений могут быть использованы. например, общая площадь зафиксированных изменений или их доля на исследуемой территории. Если известна ландшафтно-классовая структура исследуемой территории, то критерием также могут быть наличие/отсутствие вовлечённости конкретных ландшафтных классов в изменения. Так, особого внимания может требовать динамика эрозийных процессов в отличие от естественно развивающихся процессов обезлесения. Поскольку предметом особого интереса в данной задаче являются области с наибольшей концентрацией изменений ландшафта, целесообразно оценивать масштабность изменений исследуемой территории с точки зрения наличия таких областей. С учётом вышерассмотренного предложим новый способ определения степени масштабности изменений фрагмента ландшафта путём оценки в нём степени концентрации изменений. Областью с высокой концентрацией изменений будем считать фрагмент изображения **D**, охватываемый «скользящим окном» порядка r с концентрацией изменений d_i выше некоторого порогового значения t. где $d_i = n_i / S^w$, n_i — число изменённых пикселей в окне, $S^w = (2r+1)^2$ — площадь «скользящего окна», $i = 1, \ldots, N$ (N — число областей с высокой концентрацией изменений). В качестве интегрального критерия масштабности изменений применим параметр

$$M^d = \sum_{i=1}^N d_i S^w / S,$$

где *S* — общая площадь исследуемой области ландшафта.

Этап 4. Построение на основе отобранных данных растровых разновременных ландшафтных карт исследуемой территории (исследуемых территорий).

Решение задачи моделирования изменений ландшафтного покрова, рассматриваемой на следующем этапе, требует подготовки в качестве входных данных разновременных тематических карт, отражающих содержательную информацию о ландшафтно-классовой структуре. Задачу целесообразно решать известными методами классификации (контролируемая, неконтролируемая) с обеспечением эквивалентности классов на разновременных изображениях [22]. При этом формируются разновременные тематические карты исследуемой территории: $\mathbf{T}^{t1}, \mathbf{T}^{t2}, \ldots, \mathbf{T}^{tn}$.

Этап 5. Моделирование изменений ландшафтного покрова (с использованием детерминированного или стохастического алгоритма) с построением сценариев (в том числе условных) динамики изменения ландшафта.

Результатом того или иного типа моделирования будет прогнозная тематическая карта \mathbf{T}' . Стохастические модели часто основаны на использовании аппарата клеточных автоматов и марковских цепей, позволяющих на базе разновременных тематических карт \mathbf{T}^{t2} и \mathbf{T}^{t1} на моменты времени t2 и t1, матрицы вероятностей переходов $\mathbf{P} = [p_{ij}]$ (стохастической матрицы) из типа (класса) ω_i в тип ω_j , матрицы $\mathbf{M}_{\Phi} = [m_{ij}^{\Phi}]$ фактического числа переходов элементов на отрезке времени $\Delta t2 \in [t2; t1]$ и матрицы $\mathbf{M}_{\text{ож}} = [m_{ij}^{\text{ож}}]$ ожидаемого числа переходов элементов на отрезке $\Delta t1 \in [t1; t]$, а также с помощью сравнительно простых правил функционирования клеточных автоматов за десятки и сотни итераций алгоритма моделирования реализовать поведение сложных природно-территориальных комплексов и построить прогнозную тематическую карту \mathbf{T}'^t на некоторый момент времени t в будущем [23]. В основе алгоритма лежит использование матриц $\mathbf{M}_{\mathbf{\Phi}} = f_{\mathbf{\Phi}}(\mathbf{T}^{t2}, \mathbf{T}^{t1}),$ $\mathbf{P} = f_P(\mathbf{M}_{\mathbf{\Phi}}), \mathbf{M}_{\mathbf{o}\mathbf{x}} = f_{\mathbf{o}\mathbf{x}}(\mathbf{M}_{\mathbf{\Phi}}, \mathbf{P}),$ содержащих информацию о вероятностных и других количественных параметрах тенденций изменения ландшафтного покрова. Расчёт матрицы $\mathbf{M}_{\text{ож}} = f_{\text{ож}}(\mathbf{M}_{\Phi}, \mathbf{P})$ осуществляется в соответствии со следующим алгоритмом:

Шаг 1. Транспонировать \mathbf{M}_{Φ} и получить \mathbf{M}_{Φ}^{T} .

Шаг 2. Получить вектор $\mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_M]^T$, так что $s_i = \sum_{i=1}^M (m_{ij}^{\Phi})^T = \sum_{i=1}^M m_{ji}^{\Phi}, s_i - \sum_{i=1}^M m_{ij}^{\Phi}$

число элементов изображения, ожидаемых к переходу в класс ω_i . Шаг 3. Получить $\mathbf{M}_{\text{ож}} = [m_{ij}^{\text{ож}}] = [s_i \times p_{ij}], i, j = 1, 2, \dots, M^t, M^t$ — число типов ландшафта.

Этап 6. Оценка масштабности изменений ландшафта с учётом прогнозируемых изменений.

Принимая, что в качестве исходных данных для оценки на этом этапе выступают разновременные растровые карты (матрицы), каждый элемент которых содержит значение (тип ландшафта), процесс оценки масштабности изменений заключается в поиске степени совпадения заданной пары матриц между собой. Для такой оценки, например, может быть использован интегральный критерий точности — к-индекс согласия [24].

Этап 7. Отбор для дальнейшего анализа разновременных серий исходных изображений, масштабность изменений прогноза на которых заслуживает особого внимания исследователя. Операции на данном этапе аналогичны действиям этапа 3.

Этап 8. Экспертный анализ оставшихся серий разновременных изображений, отражающих интересующие тенденции (зафиксированные и прогнозные) изменения ландшафтного покрова.

В результате применения предложенного оригинального многоэтапного подхода, включающего идентификацию изменений ландшафта, на заключительном этапе исследователю предоставляется возможность анализа существенно сокращённого набора разновременных данных. Это позволяет более оперативно, внимательно и детально оценить имеющиеся тенденции ландшафтного покрова, используя как результаты методов идентификации ландшафта, так и результаты пространственного стохастического моделирования изменений ландшафта. Оперативность решения задачи идентификации изменений в данном случае может быть дополнительно увеличена за счёт высокопроизводительных распределённо-параллельных вычислений [25, 26], однако детали реализации и оценки эффективности параллельных вычислений требуют отдельного рассмотрения и здесь не приводятся.

Пример применения многоэтапного подхода. Приведём пример применения описанного выше многоэтапного подхода для решения прикладной задачи идентификации и долгосрочного прогнозирования изменений ландшафтного покрова территории Португалии, реализованной в рамках международного исследовательского проекта LANDYN при поддержке Португальского научного фонда [27]. Основные цели проекта следующие:

1. Создание научно-методической базы для исследования процессов изменения ландшафтного покрова в стране.

2. Поиск и изучение главных факторов, влияющих на изменения ландшафта.

3. Создание прогнозных условных (альтернативных) сценариев изменений ландшафтного покрова с помощью пространственных моделей.

4. Изучение энергетических потребностей, а также выбросов и поглощений парниковых газов.

Исследовательский проект продолжает анализ изменений ландшафтного покрова в континентальной Португалии и регионах, начатый в 1980-е годы в рамках проектов Ев-



Рис. 1. Территории исследования и тестовые данные

ропейского союза NUTS (Nomenclature of Territorial Units for Statistics) и при поддержке Главного управления планирования территорий Португалии (DGT — Direção-Geraldo Território) [27, 28].

Для исследования использованы случайные выборки территории (рис. 1) для 1980, 1995 и 2010 гг. (1279 фрагментов), предоставленные DGT и имеющие общую площадь 499596 Га (около 6 % территории страны). Каждый элемент соответствует участку 2 × 2 км. Исходный набор данных в формате файлов коммерческой системы ESRI преобразован в растровый формат TIFF с пространственным разрешением 100 м, а затем импортирован в систему IDRISI Selva [29]. Ландшафтно-классовая структура исследуемой территории представлена укрупнённым набором семи ландшафтных классов, полученным из детального набора из 32 ландшафтных классов.

Рассмотрим основные детали реализации этапов 2 и 3 вышеизложенного подхода. В качестве исходных данных использовались снимки "Landsat ETM+" и "Landsat TM", из которых сформированы мозаики, покрывающие всю территорию Португалии. Затем данные конвертированы в формат системы IDRISI Selva. Для повышения достоверности результатов анализа изменений для всего набора данных территории Португалии применены методы идентификации, реализующие как алгебраический (разность и векторный анализ), так и трансформационный (методы главных компонент и χ^2) подходы. Некоторые фрагменты этих результатов, содержащие примеры высокой и невысокой масштабности изменений ландшафта, представлены на рис. 2 и 3 соответственно (см. фрагменты 1 и 2 на рис. 1). В целом для территории Португалии было найдено, по меньшей мере, 98 областей с высокой масштабностью изменений, что примерно составляет 0,7 % территории страны или около 645 км². Отметим, что применение в этом случае методов идентификации, реализующих классификационный подход, затруднительно в связи со сложной предварительной подготовкой данных, включая обеспечение эквивалентности классов на разновременных изображениях и настройку алгоритмов классификации.

В приведённой методике оценки масштабности изменений исследуемой территории необходимо задать параметры r и t. Поскольку способы поиска оптимальных значений параметров алгоритма r и t заслуживают отдельного рассмотрения, для простоты в данном



Puc.2. Бинарные карты с высокой масштабностью изменений ландшафта, полученные различными методами идентификации: a — разности, b — векторного анализа, c — главных компонент, d — χ^2



Рис. 3. Бинарные карты с низкой масштабностью изменений ландшафта, полученные различными методами идентификации (описание *a*—*d* см. на рис. 2)

случае примем значения эмпирически: t = 0.5, r = 20. Согласно результатам идентификации изменений наибольшее внимание следует обратить на юго-восточную часть страны (см. рис. 1, фрагмент 1), так как в этой области масштабная концентрация изменений зафиксирована всеми выбранными методами идентификации (см. рис. 2).

Для примера территории с незначительными изменениями рассмотрим результат применения аналогичных методов идентификации для фрагмента 2 центральной части Португалии (см. рис. 3). В этой области зон с высокой концентрацией изменений значительно меньше, что отражается в уменьшении значения параметра M^d до 30 раз для некоторых из используемых здесь методов идентификации изменений.

После определения наборов данных с высокой масштабностью изменений реализуется этап 4 технологии, в котором именно по ним проводится моделирование. В нашем случае для обеспечения полноты и достоверности исследований данные с невысокой масштабностью изменений из рассмотрения не исключаем.

Используемая при моделировании дальнейших изменений (этап 5) стохастическая модель основана на применении математического аппарата марковских цепей, поэтому целесообразно выполнить проверку соответствия моделируемых процессов марковским. Значение критерия χ^2 , найденное для матрицы вероятностей переходов (построенной на основе таблицы сопряжённости признаков на период 1980–2010 гг.) и матрицы **P** по уравнению Чепмена — Колмогорова, равно 0,82. Для уровня значимости 0,95 при семи степенях свободы $\chi^2 = 2,167 > 0,82$. Следовательно, гипотеза о том, что процесс изменений ландшафтного покрова в области исследования является марковским, принимается.

Рассчитаны матрицы переходов (матрица ожидаемых переходов $\mathbf{M}_{\text{ож}}$) для периодов 1980–2000 гг., 2000–2010 гг., 2010–2020 гг., 2020–2030 гг., 2030–2040 гг. Пример расчёта матрицы переходов для периода 1990–2000 гг. дан в табл. 1.

Вместе с базовым сценарием прогнозирования изменений ландшафтного покрова до 2040 г. в рамках проекта LANDYN выполнены альтернативные сценарии: экологической устойчивости (предполагает стабилизацию или увеличение площади лесных массивов, водоёмов и т. п.) и ускоренного промышленного развития (предполагает значительное увеличение урбанизированных территорий, сельскохозяйственных и агролесных угодий). Заданные сценарии реализованы с использованием стохастической модели путём пересчёта соответствующих значений ожидаемых изменений (**M**_{ож}) типов ландшафта (табл. 2, 3).

Достоверность полученных результатов применения методов идентификации изменений ландшафта, адекватность представленных прогнозных карт развития территорий Португалии при различных сценариях подтверждены экспертами Главного управления

Таблица 1

	-	-		-			
Ландшафтный класс	Ι	II	III	IV	V	VI	VII
Ι	3509197	817	44476	3573	52685	10938	196
II	2497	617149	484	604	7902	87	0
III	65	0	281487	71	434	368	5
IV	134	24	152	2516878	0	1019	91
V	25364	4312	21177	1015	3324893	21694	9
VI	11646	409	4205	1317	93754	745362	39
VII	65	0	174	136	0	0	28296

Матрица переходов для периода 1990–2000 гг.

Таблица 2

					-		
Ландшафтный класс	Ι	II	III	IV	V	VI	VII
I	3416923	795	43306	3573	146437	10650	196
II	2473	611401	479	604	13678	86	0
III	64	0	281187	71	734	367	5
IV	134	24	152	2516878	0	1019	91
V	0	0	0	1015	3397440	0	9
VI	10657	374	3848	1317	158413	682083	39
VII	65	0	174	136	0	0	28296

Матрица ожидаемых переходов альтернативного сценария экологической устойчивости

Таблица З

Матрица ожидаемых переходов альтернативного сценария ускоренного промышленного развития

Ландшафтный класс	Ι	II	III	IV	V	VI	VII
Ι	3576589	817	44476	0	0	0	0
II	11090	617149	484	0	0	0	0
III	365	0	282063	0	0	0	0
IV	747	244	294	2515907	0	1016	88
V	139295	41977	40782	962	3154858	20582	6
VI	16055	463	4605	1308	93211	741051	36
VII	87	0	188	134	0	0	28261



Рис. 4. Тенденции изменений ландшафтного покрова в период 1980–2040 гг. (+ — сельскохозяйственные земли, × — агролесничества, * — урбанизированные территории, □ водоёмы, ■ — лесные насаждения, ◦ — некультивируемые территории, • — территории с повышенной влажностью)

планирования территорий Португалии и Португальского научного фонда и соответствующим заключительным отчётом научно-исследовательского проекта [27].

Анализ результатов. Анализ количественных изменений в классах ландшафтного покрова показал, что они близки для обоих периодов времени: 12,49 % в 1980–1995 гг. и 12,9 % в 1995–2010 гг. С 1980 по 1995 гг. класс «Лесные насаждения» потерял 8 % своей площади, которая перешла в класс «Некультивируемые территории». Значительны поте-



Puc. 5. Изменения классов ландшафтного покрова для двух альтернативных сценариев относительно обычного сценария

ри сельскохозяйственных земель: 4 % от общей площади класса «Сельскохозяйственные территории» перешло в класс «Некультивируемые территории» и примерно столько же в класс «Лесные насаждения». С 1995 по 2010 гг. отмечено увеличение в классе «Водоёмы» (29,3 %) в связи со строительством новых плотин. Примечательным является переход 17 % класса «Некультивируемые территории» в класс «Лесные насаждения». Следует отметить потерю сельскохозяйственных земель (7,7 %) в этот период. С 1980 по 2010 гг. произошёл значительный «переход» из классов «Сельскохозяйственные территории» (9 %) и «Некультивируемые территории» (24,2 %) в класс «Лесные насаждения». Класс «Урбанизированные территории» увеличился в этот период значительнее всего — на 63,1 %.

Анализ результатов пространственного моделирования, позволяющий выполнить долгосрочный прогноз развития исследуемой территории до 2040 г., показал следующие тенденции (рис. 4). Доля площади, занимаемой классом «Сельскохозяйственные территории», до 2040 г. существенно снизится. Данный класс будет представлять только 30,1 % территории, в то время как в 1980 г. его доля составляла 39,3 %. Уменьшение доли этого класса происходит в основном за счёт значительного увеличения классов «Урбанизированные территории» и «Лесные насаждения». Следует отметить снижение доли класса «Агролесные территории».

Результаты моделирования по двум альтернативным сценариям прогнозирования изменений ландшафта в сравнении с базовым сценарием продемонстрированы на диаграммах (рис. 5).

В частности, анализ диаграмм позволяет сделать следующие выводы:

— по сценарию экологической устойчивости (рис. 5, a) значительно увеличилась площадь класса «Лесные насаждения» (на 23 %) и снизилась площадь класса «Сельскохозяйственные территории» (на 13 %), а также класса «Некультивируемые территории» (на 6 %);

— по сценарию ускоренного промышленного развития (рис. 5, b) увеличивается площадь класса «Сельскохозяйственные территории» (на 21 %), классов «Агролесные территории» (на 4 %) и «Урбанизированные территории» (на 2,5 %), а площадь класса «Лесные насаждения» существенно уменьшается (на 26 %).

Заключение. В данной работе предложен оригинальный многоэтапный подход к анализу динамики ландшафтного покрова, объединяющий методы идентификации изменений ландшафтного покрова и пространственного моделирования и позволяющий более оперативно и комплексно осуществлять аэрокосмический мониторинг.

Приведён пример решения в рамках международного исследовательского проекта LANDYN прикладной задачи идентификации изменений и долгосрочного (до 2040 года) прогнозирования изменений территории Португалии с детальными оценками изменений ландшафтно-классовой структуры различных территорий страны. Результаты апробации предложенного подхода, демонстрирующие различные аспекты решения задач идентификации изменения и долгосрочного прогнозирования (в том числе с построением альтернативных сценариев изменения ландшафта), способствуют лучшему пониманию тенденций будущих изменений ландшафтного покрова континентальной Португалии и будут полезны для специалистов в территориальном планировании и управлении.

Апробация многоэтапного подхода с применением алгебраических и трансформационных методов идентификации изменений позволила определить территории как с незначительными, так и со значительными изменениями ландшафта в заданный временной период. Это даёт возможность оперативно выбрать из громоздкого архива исходных разновременных данных территории с высокой масштабностью изменений ландшафта и сконцентрировать внимание исследователей именно на таких территориях для их более глубокого разновременного анализа.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Radke R. J. Image change detection algorithms: A systematic survey // IEEE Trans. Image Process. 2005. 14, N 3. P. 294–307.
- O'Sullivan D., Torrens P. M. Cellular models of urban systems // Theoretical and Practical Issues on Cellular Automata. London: Springer-Verlag, 2000. P. 108–116.
- Zamyatin A., Cabral P. Advanced spatial metrics analysis in cellular automata land cover change modeling // DYNA. 2011. 78, N 170. P. 42–50.
- 4. Белолипецкий В. М., Шокин Ю. И. Математическое моделирование в задачах охраны окружающей среды. Новосибирск: ИНФОЛИО-пресс, 1997. 240 с.
- Xu L., Li Z., Song H., Yin H. Land-use planning for urban sprawl based on the CLUE-S model: A case study of Guangzhou, China // Entropy. 2013. 15, N 9. P. 3490–3506.
- Menzel L., Koch J., Onigkeit J., Schaldach R. Modelling the effects of land-use and landcover change on water availability in the Jordan River region // Adv. Geosci. 2009. 21, N 21. P. 73–80.
- Muller M. R., Middleton J. A Markov model of land-use change dynamics in the Niagara Region, Ontario, Canada // Landscape Ecology. 1994. 9, N 2. P. 151–157.
- Cabral P., Zamyatin A. Markov processes in modeling land use and land cover changes in Sintra-Cascais, Portugal // DYNA. 2009. 158, N 76. P. 191–198.
- Iacono M., Levinson D., El-Geneidy A., Wasfi R. Markov Chain Model of Land Use Change in the Twin Cities // Working Paper 000107. University of Minnesota: Nexus Research Group. URL: http://ideas.repec.org/p/nex/wpaper/markovlu.html (дата обращения: 05.06.2014)
- Chen C. F., Son N. T., Chang N. B. Multi-decadal mangrove forest change detection and prediction in Honduras, Central America, with landsat imagery and a Markov chain model // Remote Sensing. 2013. 5, N 12. P. 6408–6426.
- Almutairi A., Warner T. A. Change detection accuracy and image properties: a study using simulated data // Remote Sensing. 2010. 2, N 6. P. 1508–1529.
- 12. Замятин А. В., Афанасьев А. А. Оценка применимости подходов к идентификации изменений ландшафтного покрова по данным дистанционного зондирования Земли // Информационные технологии. 2014. № 4. С. 38–42.
- 13. Lu D., Mausel P. Change detection techniques // Remote Sensing. 2004. 25, N 20. P. 2365–2407.
- Dianat R., Kasaei S. On automatic threshold selection in regression method for change detection in remote sensing images // Proc. of the 4th Intern. Symp. on Telecommunications. Tehran, Iran, 2008. P. 1–6.
- 15. Horne E., Yanni M. K. New approach to dynamic thresholding // EUSIPCO-9: European Conference on Signal Processing. Edinburg, 1994. Vol. 1. P. 34–44.
- Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms // IEEE Trans. Systems, Man, and Cybern. 1979. 9, N 1. P. 62–63.
- Kittler J., Illingworth J. Minimum error thresholding // Pattern Recogn. 1986. 19, N 1. P. 41–47.
- 18. ENVI Tutorial: Image change detection. URL: http://www.exelisvis.com/portals/0/pdfs/envi/ ImageChangeTutorial.pdf (дата обращения: 05.06.2014).
- Hussain M., Chen D., Cheng A. et al. Change detection from remotely sensed images: from pixel-based to object-based approaches // ISPRS Journ. Photogrammetry and Remote Sensing. 2013. 80. P. 91–106.
- Hall O., Hay G. J. A multiscale object-specific approach to digital change detection // Intern. Journ. Appl. Earth Observation and Geoinformation. 2003. 4, N 4. P. 311–327.

- 21. Замятин А. В., Афанасьев А. А., Кабрал П. Методы идентификации изменений в задачах анализа динамики ландшафтного покрова // Тр. XIII Междунар. науч.-практ. конф. им. А. Ф. Терпугова (ИТММ-2014). Томск: Изд-во Томского университета, 2014. С. 134–139.
- 22. Замятин А. В. Распределенные вычисления в задачах автоматизированной интерпретации аэрокосмических изображений // Информационные технологии. 2010. № 6. С. 75–79.
- 23. Замятин А. В. Анализ динамики ландшафтного покрова на основе данных дистанционного зондирования Земли // Исследование Земли из космоса. 2006. № 6. С. 50–64.
- 24. Richards J. A., Xiuping J. Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction. Berlin: Springer, 1999. 340 p.
- 25. Воеводин В. В., Воеводин Вл. В. Параллельные вычисления. С.-Пб.: БХВ-Петербург, 2004. 608 с.
- 26. Замятин А. В., Афанасьев А. А. Параллельные вычисления в задаче пространственного моделирования изменений ландшафтного покрова // Изв. ТПУ. 2013. **322**, № 5. С. 60–67.
- 27. LANDYN Alterações de Uso E Ocupação Do Solo Em Portugal Continental: Caracterização, ForçasMotrizes E CenáriosFuturos. Relatyrio Anual 2012–2013. Lisboa: Direção-Geraldo Território, 2013. URL: http://landyn.isegi.unl.pt/wp-content/uploads/2013/01/Relatorio_ LANDYN_Port_Cont_FINAL2.pdf (дата обращения: 05.06.2014).
- 28. **NUTS** Nomenclature of territorial units for statistics. Overview // Eurostat. URL: http:// ec.europa.eu/eurostat/web/nuts/overview (дата обращения: 03.06.2015).
- 29. IDRISI Selva GIS and Image Processing Software // Clark Labs. 2013. URL: http://www. clarklabs.org/products/idrisi-taiga.cfm (дата обращения: 03.06.2015).

Поступила в редакцию 13 августа 2014 г.