

УДК 504.064.2.001.5:528.88.04

Методы системного анализа и модели решения задач рационального природопользования и экологии на основе материалов космической съемки и наземных наблюдений

(по материалам работ отдела системного анализа ЦАКИЗ ИГН НАН Украины)

А. Д. Федоровский*, В. Г. Якимчук, А. В. Соколовская

ГУ "Научный центр аэрокосмических исследований Земли Института геологических наук НАН Украины", Киев, Украина

Обоснована возможность применения методов системного анализа и моделей использования материалов космической съемки и наземных исследований для решения тематических задач рационального природопользования и экологии. А именно, приведены результаты адаптации, модификации, разработки и использования метода многокритериальной оптимизации, метода анализа иерархий, метода спектральной автокорреляции, метода структурно-текстурного анализа, метода пространственных интерполяций Колмогорова, метода фрактального анализа, метода системной динамики, метода адаптивного баланса влияний, метода множественной регрессии.

Ключевые слова: методы системного анализа, моделирование, природопользование, космическая съемка, дистанционное зондирование Земли

© А. Д. Федоровский, В. Г. Якимчук, А. В. Соколовская. 2014

Введение

Под рациональным природопользованием понимается хозяйственная деятельность, обеспечивающая высокоэффективное использование природной среды, не приводящая к ее резким изменениям, наносящим угрозу здоровью человека, в том числе и последующим поколениям. В связи с этим важной задачей является поиск методов оптимального использования информации космического геомониторинга в комплексе с наземными наблюдениями для удовлетворения экологических, экономических и культурно-оздоровительных потребностей населения, обеспечивающих устойчивое развитие природопользования.

При решении задач использования природных ресурсов на основе системного подхода будем рассматривать окружающую природную среду как сложную систему, состоящую из иерархической совокупности структурных образований, объединенных определенными естественными процессами, находящимися во взаимобусловленной связи. Использование при этом материалов аэрокосмической съемки на основе системных методов позволит получить новые качественные и количественные данные, не выявляющиеся при традиционных наземных исследованиях с помощью системного подхода и математического аппарата системного анализа обосновываются наиболее рациональные математические модели, выполняются моделирование и прогноз развития исследуемых процессов. Разработка и внедрение системных методов и моделей в технологию

использования материалов аэрокосмической съемки способствуют расширению функциональных возможностей космического геомониторинга и создает методическую основу для формирования нового научно-методического направления решения задач природопользования и экологии.

Из всех известных определений системного подхода приведем формулировку Н. Н. Моисеева [9]: "системный подход — это общеметодологический принцип, который базируется на теории систем как методе познания и реализуется средствами системного анализа". Наиболее важными вопросами, представляющими сущность системного подхода, являются:

- наличие сложной системы с подсистемами, которые рассматриваются как одно целое и связаны единой целью;
- декомпозиция, оптимизация и синтез системы с коррекцией в процессе ее формирования;
- введение единого обобщающего критерия, сформулированного для всей системы в целом по большинству системных показателей (частных критериев);
- разработка метода отсева неперспективных вариантов решения задачи и целенаправленного выбора компромиссного варианта.

Таким образом, системный подход — это совокупность методов для принятия решений на основе всестороннего анализа и моделирования взаимосвязи составляющих процессов в сложной системе, включая: технические, экологические, экономические и социальные подсистемы в условиях большого количества информации разной физической природы.

В ЦАКИЗ ИГН НАН Украины на основе материалов космической съемки и системных методов были

решены различные тематические задачи природопользования и экологии [7]. В том числе, оценка нефтегазоперспективности участков ряда территорий, моделирование влияния техногенной нагрузки на состояние окружающей среды, оценка риска возникновения чрезвычайных ситуаций, прогнозная оценка урожая озимой пшеницы, моделирование и прогноз устойчивого развития городских агломераций, оптимизация орбитального покрытия земной поверхности спутниковой группировкой, параметрический синтез состава космических систем ДЗЗ, оценка эффективности использования космической информации ДЗЗ и т. д.

Ниже рассмотрены результаты адаптации, модификации, разработки и применения в ЦАКИЗ системных методов и математических моделей использования космической информации ДЗЗ для решения задач природопользования и экологии.

1. Метод многокритериальной оптимизации (МКО) [18] используется при решении задач, для которых нужен одновременный учет значений многих частных критериев, каждый из которых характеризует одну из сторон рассмотренной проблемы. При этом часто необходимо найти компромиссный вариант исследуемой системы, когда процесс выбора происходит с использованием единого обобщенного критерия. В рассматриваемом случае задача состоит в выборе компромиссного варианта и оценки степени принадлежности каждого из множества альтернативных вариантов $A(i) = \{a_1, a_2, \dots, a_j, \dots, a_m\}$ к искомому (эталонному) варианту $B = \{b_1, b_2, \dots, b_j, \dots, b_m\}$, где a и b сравниваемые параметры.

Метод МКО состоит из следующих этапов: введение функции близости сравниваемых величин a и b , вычисление оценки для функции близости — S , и функции принадлежности — F (обобщенного критерия). Адаптация метода для решения конкретной задачи природопользования заключается в формировании соответствующего обобщенного критерия — F и выборе функций: близости — S и соответствия — f , которые определяются характером задачи.

Принципиальным методологическим отличием метода МКО от прогноза залежей углеводородов на основе традиционных прямопоисковых показателей в виде АТЗ (аномалий типа залежь) состоит в том, что в случае МКО принадлежность исследуемого участка к определенному классу заменяется непрерывной функцией принадлежности. Именно она определяет меру соответствия исследуемого участка параметрам участка, принятого за эталон. В качестве последнего выбирается близкий по геологическим и физико-географическим условиям участок с установленной промышленной нефтегазоносностью.

Сведем начальную задачу к одноразовой максимизации функции принадлежности, которая представляет собой линейную свертку частных критериев минус штраф за нарушение ограничений

$$F(a, b) = \sum_{j=1}^m \rho(a_j, b_{ej}) \cdot f(a_j, b_{ej}) - \sum_{b \in a} \mu(a, b); \quad (1)$$

где $f(a_j, b_{ej}) = [1 - S(a_j, b_{ej})]$ — функция соответствия, которая описывает степень совпадения значений сравниваемых величин. Функция соответствия тем больше, чем меньше разница между значениями информативных признаков эталонного участка и характеристиками исследуемого участка. $S(a_j, b_{ej})$ — функция близости, которая характеризует близость отдельных значений информативных признаков исследуемого участка соответствующим значениям признаков эталона. Так, например, когда информативные признаки максимизируются

$$S(b_{ej}, a_j) = \begin{cases} (a_j - b_{ej})/a_j, & a_j \geq b_{ej} \\ 0, & a_j < b_{ej} \end{cases}$$

В случае, когда информативные признаки минимизируются

$$S(b_{ej}, a_j) = \begin{cases} (b_{ej} - a_j)/b_{ej}, & a_j < b_{ej} \\ 0, & a_j \geq b_{ej} \end{cases} \quad (2)$$

Если в A нет какого-либо информативного признака, принадлежащего эталону, то $S(a_j, b_{ej})$ принимает максимальное значение, равное единице. Функция близости равна нулю, когда значения признаков исследуемых участков выше или равны значениям характеристик эталона. $\rho(a_j, b_{ej})$ — весовой коэффициент признаков эталона, который отражает приоритеты информативных признаков; $\mu(a, b)$ — функция штрафа за то, что в исследуемом участке присутствуют признаки, которые не принадлежат данному эталону. Функция штрафа равняется нулю, если в исследуемом участке присутствуют те и только те признаки, которые имеются на эталонном участке, и возрастает с увеличением количества несовпадающих признаков.

При поиске углеводородов на исследуемой территории участка с наиболее высокой нефтеперспективностью решением многокритериальной задачи является участок, для которого обобщенная функция принадлежности достигает наибольшего значения (когда с эталоном совпадает большее число информативных признаков).

Ниже, в качестве примера, приводятся результаты оценки нефтеперспективности участка территории Днепровско-Донецкой впадины (ДДВ), выполненные в ЦАКИЗ Украины на основе космической информации ДЗЗ и адаптированных алгоритмов МКО [1].

Площадь ДДВ размером $60 \times 80 \text{ км}^2$ была разделена на 270 элементарных участков размером $4 \times 4 \text{ км}^2$, которые затем были прокалиброваны по информативным признакам. В качестве исходной информации был использован космический снимок Landsat 7 спектрального диапазона $0,53\text{--}0,61 \text{ мкм}$ с пространственным разрешением 30 м (рис. 1–1), по которо-

му в качестве информативных признаков в процессе дешифрирования были вычислены параметры Харалика (например, “энергия”, рис. 1–2). Кроме того, были использованы тематические геологические карты, аномалии параметров которых в той или иной мере связаны с формированием нефтяных и газовых залежей (например, карта значений параметров геотермического состояния, рис. 1–3). На рисунке эталонные нефтяные месторождения показаны черными овалами.

Результаты классификации исследуемой территории по выбранным эталонам приведены на рис. 1–4 носительная нефтеперспективность исследуемых участков ДДВ представлена яркостью изображения, значение которой пропорционально нефтеперспективности исследуемых участков.

В отличие от прямых методов, рассчитанных на “однозначность” и “точность” соответствия различных по своей природе аномалий залежам углеводородов, данный подход отвечает современным представлениям о нелинейном и неравномерном характере процессов нефтегазонакопления [3]. Метод МКО может быть полезен, прежде всего, при выборе перспективных участков для дальнейших детальных геофизических исследований, ранжирования прогнозно-нефтегазонасыщенных площадей при вводе их в поисковое бурение, а также для экологического мониторинга нефтегазодобывающих районов.

2. Метод анализа иерархий (МАИ) [12]. Когда оценка того или другого процесса связана с такими понятиями как практическая необходимость, технологическая возможность, экономическая целесообразность, которые не подвергаются непосредственным измерениям и вычислениям, используют метод *анализа иерархий* (Analytic Hierarchy Process), предложенный Т. Саати (США) на основе лингвистического подхода и экспертной информации. Метод дает возможность на основе экспертных оценок сформировать необходимую целевую функцию и прове-

сти рейтинг альтернативных вариантов. Основная проблема использования метода состоит в последовательной декомпозиции целевой функции на более простые критериальные составляющие — показатели, которые объединяются в соответствующие иерархические уровни. Наиболее ответственным этапом является построение иерархии суждений между первым и последним уровнями. Задача первого уровня состоит в формировании цели, которая будет достигнута в процессе решения задачи.

$$\begin{aligned}
 &A_1, A_2, A_3, \dots, A_n \\
 &A_1 \begin{matrix} \frac{w_1}{w_1} & \frac{w_1}{w_2} & \frac{w_1}{w_3} & \frac{w_1}{w_4} \end{matrix} \\
 &A_2 \begin{matrix} \frac{w_2}{w_1} & \frac{w_2}{w_2} & \frac{w_2}{w_3} & \frac{w_2}{w_4} \end{matrix} \\
 &A_3 \begin{matrix} \frac{w_3}{w_1} & \frac{w_3}{w_2} & \frac{w_3}{w_3} & \frac{w_3}{w_4} \end{matrix} \\
 &A_n \begin{matrix} \frac{w_n}{w_1} & \frac{w_n}{w_2} & \frac{w_n}{w_3} & \frac{w_n}{w_4} \end{matrix}
 \end{aligned} \quad (3)$$

Когда рассмотренная проблема представлена иерархически, для формализации экспертной процедуры строится множество матриц попарных сравнений для каждого уровня и по каждой составляющей данного иерархического уровня. Проводится их нормализация и оценка векторов приоритетов с точки зрения степени их влияния на составляющие предыдущего уровня. Подобные матрицы должны быть построены для попарных сравнений каждой альтернативы на первом уровне относительно общей цели на нулевом уровне и т. д. При этом сопоставления происходят не по абсолютным значениям, а за степенью относительного преимущества по каждому параметру. Данная процедура выполняется на каждом иерархическом уровне, включая последний, для которого вычисляются приоритеты с точки зрения степени их влияния на предпоследний уровень.

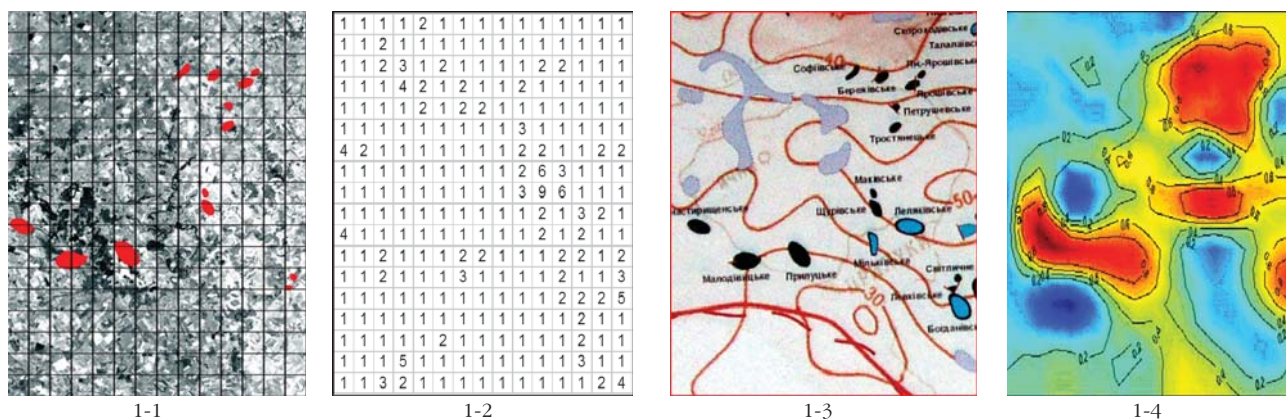


Рис. 1. Оценка нефтеперспективности участка ДДВ (на рисунках овалами красного цвета обозначены участки с действующей промышленной нефтегазонасыщенностью принятые за эталоны): 1–1 — фрагмент космического снимка исследуемой территории ДДВ Landsat 7; 1–2 — матрица значений параметра Харалика «энергия» того же участка ДДВ; 1–3 — карта значений параметров геотермического состояния участка ДДВ; 1–4 — результаты оценки нефтеперспективности участка ДДВ (красный цвет соответствует нефтеперспективным участкам).

В результате система сравнений представляется квадратной матрицей. Элементы матрицы — отношение абсолютных приоритетов экспертов — представляют собой оценки, суждения эксперта или их группы об относительной важности отдельных параметров, которые сравниваются по отношению к критерию более высокого уровня по принятой шкале оценок. Типичная матрица сравнения имеет вид

где A_n — элементы, которые составляют уровень; $\frac{w_a}{w_b}$ — отношение абсолютных приоритетов.

Для удобства представления дальнейших соображений матрицы попарных сравнений, которые всегда являются квадратными и обратно симметричными, запишем в виде:

$$\|a_{ij}\|, a_{ji} = 1/a_{ij}, \quad (4)$$

где $i, j = 1, \dots, n$ число критериев, сравниваемых на каждом уровне.

Дальше вычисляются компоненты собственного вектора матрицы

$$a_1 = \left(\prod_{j=1}^n a_{1j} \right)^{1/n}; \dots; a_n = \left(\prod_{j=1}^n a_{nj} \right)^{1/n} \quad (5)$$

Из полученных групп матриц определяются нормальные оценки вектора локальных приоритетов:

$$K_1 = a_1 / \sum_i a_i; \dots; K_n = a_n / \sum_i a_i \quad (6)$$

После того как компоненты собственного вектора получены для всех n строк матрицы, становится возможным их использование для дальнейших вычислений.

Обработка матриц, например, четырех уравнений дает возможность выделить векторы приоритетов соответствующих уравнений, K^1, K^2, K^3, K^4 и, компоненты которых определяют их приоритеты с точки зрения эксперта.

Метод анализа иерархий позволяет сконструировать необходимую целевую функцию и оценить степень влияния на нее каждой из характеристик исследуемой системы. В обобщенном критерии K первый уровень отвечает принятию решения по всем векторам целевых приоритетов, второй — вектору целевых приоритетов, третий — компонентам вектору целевых приоритетов и четвертый — компонентам вектора приоритетности показателей сравниваемых альтернатив.

Если получены все необходимые весовые коэффициенты, то формула свертки обобщенного критерия для сравниваемых вариантов имеет вид:

$$K = \sum K_l^1 \sum K_m^2 \sum K_r^3 \sum K_p^4 \cdot x_p^s \quad (7)$$

где верхний индекс критериального приоритета обозначает уровень иерархии; x_p^s — коэффициент преимущества варианта s по показателю p .

Значение D позволяет установить преимущество того или другого альтернативного варианта системы по всей совокупности анализируемых факторов.

Ниже, в качестве примера, приводятся результаты оценки нефтеперспективности фрагмента территории Каспийского шельфа Туркменистана, выполненных в ЦАКДЗ в условиях отсутствия эталонных участков с известной нефтепродуктивностью. Оценки получены экспертами по единой балльной системе приоритетов на основе космической информации ДЗЗ (рис. 2–1) и специально разработанной иерархической модели [19].

Иерархическая модель имеет пять уровней. На нулевом уровне сформулирована целевая установка — оценка нефтеперспективности участков туркменистанского шельфа Каспийского моря. Первый уровень включает используемые источники информации: космические снимки в разных спектральных диапазонах, картографический материал (батиметрические карты), геофизическую и геологическую информацию. На втором уровне перечислены характеристики источников информации: поля яркости и цвета, температурные поля, структурно-геоморфологические элементы та др. Третий уровень состоит из методов анализа элементов предыдущего уровня, а именно структурно-текстурный и спектральный анализ космических изображений, морфометрический и морфоструктурный анализ, геофизические, химические и биологические методы. Четвертый уровень составляется из перечня информативных признаков (оптические, радио, геофизические и геологические параметры, например, рис. 2–2), относительные значения которых на каждом исследуемом участке определяются по балльной шкале от 1 до 7. Пятый уровень состоит из перечня участков, которые исследуются.

Далее, согласно методу анализа иерархий, была составлена матрица парных сравнений, и для каждого элемента каждого уровня было выполнено сравнение с элементами предыдущим уровнем. Значения соответствующих параметров и обобщенного критерия K вычислялись согласно уравнений (3)–(7).

Результаты классификации исследуемой территории Каспийского шельфа методом анализа иерархий приведены на рис. 2–3. Относительная нефтеперспективность исследуемых участков представлена яркостью их изображений, значение которой пропорционально их нефтеперспективности.

Расчет индекса согласованности в матрицах парных сравнений позволяет выполнить проверку и выявить наличие противоречивости данных. Кроме того, МАИ позволяет оценить важность каждого признака наличия месторождения в составе иерархии признаков путем последовательного их исключения.

3. Метод пространственной интерполяции Колмогорова (ПИК) [6] используется для получения регуляризованных, равномерно с определенным шагом распределенных в заданной системе координат искомым данным. Совокупность таких методов, получила название даунскейлинга (down-scaling), или “уменьшения размерности”. Их применение позволяет получить из существующих неравномерно распределенных данных с низкой разрешающей способностью регуляризованные массивы данных, которые соответствуют заданным требованиям моделирования и позволяют минимизировать ошибки, присущие системам наблюдения.

В рассматриваемой задаче при условии однородности геологического строения исследуемой территории и известных информативных признаков месторождений метод ПИК позволяет получить на основе существующих неравномерно распределенных месторождений регуляризованные массивы данных о нефтегазоперспективности исследуемых участков территории.

Принцип Колмогорова утверждает, что наилучшей оценкой (в классе линейных оценок) является условное по отношению к наблюдениям среднее значение.

$$f_o(q_i) = \sum_{j=1}^m b_{ji} f_o(p_j). \quad (8)$$

Задача поиска оптимальной оценки $f_o(q_j)$ таким образом, сводится к поиску значений весовых коэффициентов b_{ji} .

Согласно методу Колмогорова система уравнений

$$B_f(q_j - p_i) = \sum_{k=1}^N b_{jk} B_u(p_k - p_i) \quad (9)$$

позволяет определить все необходимые весовые коэффициенты интерполяции для вычисления значений $f_o(q_j)$.

Здесь $B_u(p_k - p_j)$ – матрица значений автокорреляционной функции (АКФ) между каждой парой точек, в которых известно значение этого поля (между каждой парой эталонных узлов), а $B_f(q_j - p_j)$ – вектор значений АКФ для расстояний от точки, для которой оценивается значение поля до каждой из точек с известным значением поля.

Пространственные корреляционные функции интерполируемых полей обычно строят приближенно по отдельным значениям в сходных по пространственной изменчивости районах. Так как корреляционная функция – осредненная характеристика поля и в силу этого меняется более медленно, чем само поле, то, получив ее оценку в одном месте поля, можно использовать ее в других местах.

Смысл колмогоровской интерполяции состоит в том, что точка, в которой восстанавливается значение, связана с эталонными точками корреляционными и взаимными корреляционными зависимостями. Коэффициенты интерполяции в первом приближении пропорциональны коэффициентам корреляции между точкой интерполяции и точками измерений. Коэффициент взаимной корреляции учитывает влияние на значение функции в точке интерполяции значения, в каждой из точек, для которых это значение известно, т. е. коэффициент взаимной корреляции вычисляется для интерполируемой точки с каждой из известных (эталонных) точек, тем самым строится вектор значений корреляционной функции.

Так как рассматривается пространственная корреляция, то корреляционная функция является фун-

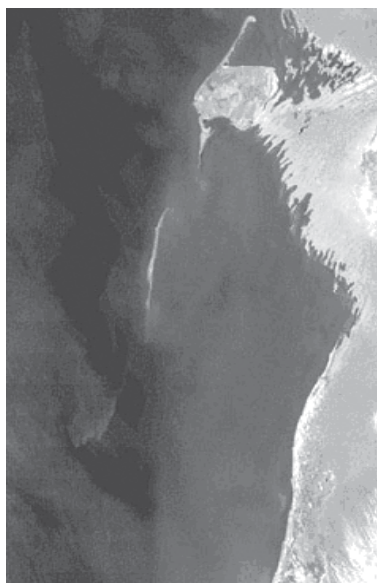


Рис. 2–1. Фрагмент космического снимка Каспийского шельфа Terra-Modis (R = 500 м, 545–565 нм)

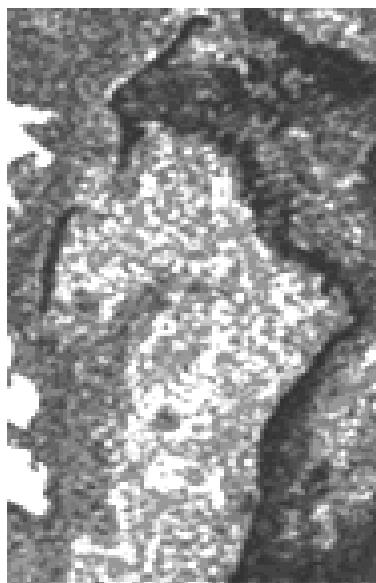


Рис. 2–2. Распределение значений параметра Харалика “однородность” по космическому снимку



Рис. 2–3. Карта Каспийского моря с оценкой нефтеперспективности участков шельфа (пропорционально яркости изображения)

кцией расстояния и строится путем расчета значений для определенных расстояний.

Для удовлетворительной оценки значений корреляционной функции нужно набрать, по меньшей мере, 8–10 пар точек, находящихся примерно на одинаковом удалении друг от друга (одинаковые сдвиги). В данном случае $n = 2$, т. е. пространство двумерное и расстояние между точками определяется известной формулой расстояния

$$d(p_1, p_2) = \sqrt{(x(p_1) - x(p_2))^2 + (y(p_1) - y(p_2))^2}.$$

Далее образовать произведения значений поля в этих точках и вычислить среднее арифметическое из этих произведений. Эта процедура даст одно значение корреляционной функции при данном аргументе — сдвиге. Получив таким способом несколько точек, можно построить аппроксимирующую функцию для оценки корреляционной функции.

Аппроксимировав корреляционную функцию, вычисляем матрицу и столбец свободных членов для системы Колмогорова (3. 2). Решив ее, определяем коэффициенты для линейного разложения, которое дает нам значение искомого параметра (толщина пластов) в рассматриваемой точке. Для каждой точки множества строим свой вектор свободных членов и решаем систему линейных уравнений (3. 2).

Пространственная корреляционная функция — функция, зависящая от одного аргумента — расстояния между двумя точками поля. Таким образом, когда нужно определить коэффициент корреляции между двумя точками поля, измеряют расстояние между ними и определяют значение коэффициента корреляции как значение аппроксимированной корреляционной функции от полученного расстояния.

В системе уравнений оптимальной интерполяции используются коэффициенты корреляции между точкой территории, куда выполняется интерполяция, и точками измерений (эталонными), и коэффициенты корреляции между эталонными точками. Учитываются взаимные статистические связи между эталонными точками. Их значения также определяются как значения аппроксимированной корреляционной функции от соответствующих расстояний между эталонными точками.

Ниже, в качестве примера, приведены результаты применения метода ПИК для определения толщин нефтегазоносных пластов песчаника на выделенных участках территории ДДВ [3].

Совокупность информативных признаков, определяющих наличие углеводородов, представляют собой поля природной среды в виде случайных функций пространственных координат. Допустим, что общее количество информативных признаков равно n , т. е. каждый участок характеризуется набором (вектором) из n признаков. Участки, на которых существуют месторождения углеводородов, будем счи-

тать эталонами. При этом известны значения признаков нефтегазоперспективности только в некоторых пространственно разнесенных точках поля, соответствующих известным месторождениям, а для поисковых работ требуется карта дискретных значений всего этого поля. Для построения карты поля признаков необходимо выполнить интерполяцию из тех точек, где имеются измерения, во все узлы сеточной области, покрывающей заданную территорию. Поле признаков в каждом из узлов интерполяционной сетки связано со значениями признаков известных месторождений. Из всей сетки для интерполяции выделяется только множество перспективных узлов (участков) I_u , для которых случайное поле признаков однородно в широком смысле, т. е. стационарно и изотропно. При этом корреляция значений признаков для различных точек будет зависеть только от пространственного расстояния между ними (эталонными и исследуемыми участками).

На карте (рис. 3), полученной с фрагмента космического снимка, кружками отмечены пробуренные скважины с известными толщинами пластов песчаников: Золотихинская, Луценковская, Свиридовская и Мехедовская (нижняя цифра — номер скважины, верхняя — толщина пласта), которые принимаются за эталон.

Задача заключалась в определении толщины нефтеперспективных пластов песчаника на выбранных и не исследованных участках (на рис. 3 обозначены крестиками).

Обозначим известные значения толщин пластов песчаника — $f_0(x_i)$, где x_i принадлежит множеству скважин, принятых за эталон и обозначенных I_e .

Математически это можно представить следующим образом: известная информация по интересующей территории характеризуется набором из $n + 1$ информационных характеристик (признаков), которые обозначаются как:

$$f_j(x_i), \quad x_i \in I = I_e \cup I_u \cup I_s, \quad j = \overline{0, n}$$

здесь I все участки территории, I_e — эталонные участки, с известным значением толщины пластов, I_u — исследуемые участки, для которых определяется значение толщины пластов, а I_s — бесперспективные участки, исключенные из дальнейшего рассмотрения.

Пусть I_e содержит m участков, $m < M$, для удобства и определенности обозначим эти участки p_i , $i = \overline{1, m}$, I_u — остальные $M - m$ участков, обозначим q_j , $j = \overline{1, M - m}$ для которых определены значения только для n признаков, $j = \overline{1, n}$, M — общее количество участков (узлов интерполяции), рассматриваемых ниже.

Для аппроксимации корреляционной функции использовался метод аппроксимации кубическими сплайнами как наиболее точный. Получив корреля-

ционную функцию, вычислялась матрица и столбец свободных членов для системы Колмогорова.

Результаты применения метода ПИК для определения толщин нефтегазоносных пластов песчаника на выделенных участках территории представлены на соответствующих точках карты (рис. 3).

Целесообразность применения метода ПИК заключается в возможности до выполнения дорогостоящих и трудоемких полевых исследований использовать в условиях однородной геологической среды математические методы пространственной интерполяции для получения предварительных данных о нефтегазоперспективности еще неразведанных участков на территории с известными и эксплуатируемыми скважинами.

4. Фрактальный анализ [8] открывает новые возможности для получения объективной геодинимической информации на основе реальных данных, дает оценку конфигурации и структуры исследуемого процесса или объекта, периодичности распределения геометрических, физических и других характеристик. Введение мультифрактальных параметров позволяет оценить степень упорядоченности и стойкости системы к внешнему влиянию, что невозможно определить обычными другими статистическими методами. В качестве количественной меры, описывающей структуру составляющих объекта, принято использовать фрактальную размерность Ренини — Dq , которая показывает насколько плотно и равномерно элементы данного множества заполняют евклидово пространство. Значение $D(q)$ — инвариантно к размеру выборки, площади, масштабу.

Возможность использования фрактального анализа для оценки вариабельности составляющих исследуемого объекта устанавливалось проверкой выполнения двух условий: во-первых, степенной зависимостью роста компонент статистической суммы Zq от размера выборки N и, во-вторых, не возрастающим видом функции спектра обобщенных размерностей Dq , динамика изменений которых характеризует закономерности роста и эволюции процесса.



Рис. 3. Карта исследуемого фрагмента территории Днепропетровско-Донецкой впадины

$$Z_q(N, q) = \sum_{i=1}^n p_i^q, \quad p_i = \frac{N_i}{N}, \quad \sum_{i=1}^n p_i = 1 \quad (10)$$

$$D_q = \frac{\tau(q)}{1-q} \quad \text{при } q \neq 1, \quad \text{где } \tau(q) = \frac{\log \sum_{i=1}^n p_i^q}{\log N} \quad (11)$$

Ниже, в качестве примера, приводятся результаты оценки структуры составляющих урболандшафта территории города Киева, выполненные на основе космической информации ДЗЗ (рис. 4–1) и разработанной мультифрактальной модели [13].

В рассматриваемом случае фрактальное моделирование выступает как средство описания сложных урбанистических систем и процессов, характеризующихся изменчивостью от отдельных составляющих до всей городской среды в целом. В нашем случае фрактальность городской территории интересует возможностью исследовать динамику структуры урболандшафтов и ее влияние на экологическое состояние Киева.

Интегральная оценка вариабельности Dq структуры составляющих (рис. 4–2) демонстрирует существенные изменения за период 1984–2013 гг. При этом максимальная вариабельность составляющих урболандшафта за анализируемый период времени проявляется при отрицательных значениях q индексов Dq , характеризующих немногочисленные типы составляющих, а именно: пустыри, территории, отведенные под строительство и участки вырубки лесов.

Результаты исследования показали, что развитие Киева происходит за счет преобразования, уплотнения и более рационального использования внутренней структуры составляющих без существенного расширения границ городской территории, что неизменно сказывается на экологическом состоянии городской среды. Моделирование и прогнозная оценка развития структуры городских агломераций позволит более рационально планировать городские строительные работы с учетом их влияния на окружающую среду.

Рассмотренный пример использования индексов вариабельности, исследованный на фактических данных составляющих урболандшафта г. Киева, подтверждает, что основное преимущество методов исследования вариабельности, состоит в возможности получения интегральных оценок динамики структуры составляющих исследуемого объекта или процесса.

5. Генетические алгоритмы (ГА) [10] — одно из современных направлений системного анализа, построенное на теоретических достижениях микробиологии, которое в последние годы интенсивно развивается для параметрического синтеза и оптимизации сложных систем.

При описании ГА принято использовать терминологию, заимствованную из молекулярной биоло-

гии и генетики, что еще раз подчеркивает аналогию с эволюционными процессами, происходящими в живой природе. ГА это вычислительное представление естественного отбора, наблюдаемое в биологических популяциях (рис. 5).

По аналогии с природой, хромосома представляет собой характеристики модели, каждому параметру которой предназначен ген, и эти гены формируют хромосому. Известны несколько схем для кодирования параметров модели в хромосому. Нами была использована двоичная схема с кодированием по коду Грея. Случайно генерированная популяция решений обеспечивает стартовую точку для поиска искомого решения с использованием ГА.

Методологическую основу ГА составляет гипотеза селекции, которая состоит в том, что чем выше приспособленность особ, тем большая вероятность того, что в потомстве этой особи функция приспособленности будет принимать еще большее значение. Согласно гипотезе, выдвинутой Холландом (John Holland), удачные схемы решения задачи при скрещивании порождают новые схемы более высокого качества.

Хромосомы генерируются случайно путем последовательного заполнения разрядов (генов), сразу в бинарном виде, и всякие следующие изменения в популяции касаются сначала генетического уровня, а только потом анализируются фенотипические последствия этих изменений, но никогда не наоборот. В принципе, для декодирования генетической информации из бинарной формы к десятичному виду подходит любой бинарный код, но обычно исходят из того, что генетическая информация представлена в виде кода Грея.

Процедурно работу одной из версий ГА можно проиллюстрировать следующей схемой:

1. На первом этапе случайным образом генерируем начальную популяцию бинарных хромосом. Декодируем значение сменных с бинарного к действительному виду.

2. С помощью математической модели определяем значение функции приспособленности для каждого решения и в зависимости от него значения упорядочиваем популяцию.

3. Вычисляем среднее значение функции приспособленности за популяцией.

4. Опираясь на нее, назначаем вероятность, с которой каждая особь, значение функции приспособленности для которой выше среднего уровня, может стать отцом.

5. Для каждого отца есть две возможности: или быть просто скопированным в следующее поколение, или подвергнуть влиянию генетических операторов в процессе генерации хромосомы потомка.

6. Оцениваем значение функции приспособленности для потомка, и, действуя аналогичным образом, постепенно заполняем популяцию следующего поколения.

7. Через M шагов новое поколение будет сформировано.

Взросшие требования к структуре и параметрам космических систем ДЗЗ (КС ДЗЗ), а также к планированию режимов функционирования КС — составлению оптимальных планов-графиков ДЗЗ требуют применения автоматизации процесса проектирования. Последний включает структурный синтез, формирование математической модели КС, параметрический синтез, моделирование и оценку проектных решений требованиям технического задания.

Ниже, в качестве примера, приводятся постановка задачи и пути решения параметрического синтеза КС ДЗЗ выполненные в ЦАКИЗ ИГН НАН Украины на основе генетического метода [20].

Наиболее перспективными для автоматизации решения задач структурного, параметрического синтеза и оперативного составления планов-графиков ДЗЗ являются генетические методы. Среди различных методов решения комбинаторных и оптимизационных задач генетические методы относятся к классу эвристических мето-



Рис. 4–1. Космический снимок Landsat 5 TM г. Киева за 2011 г.

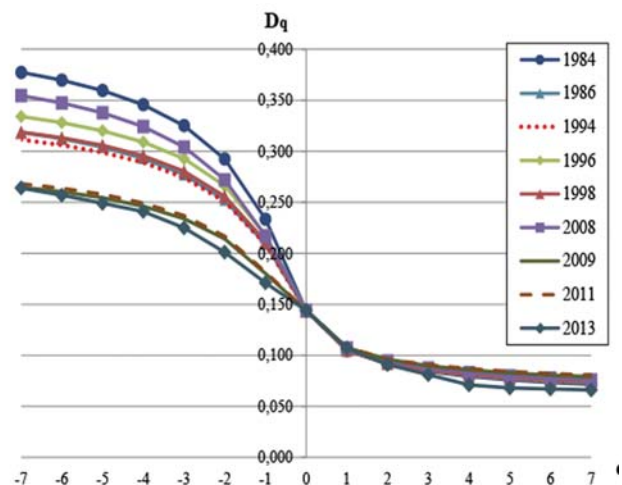


Рис. 4–2. Мультифрактальная модель распределения составляющих урбандошфта г. Киева по типам за период 1984–2013 гг.

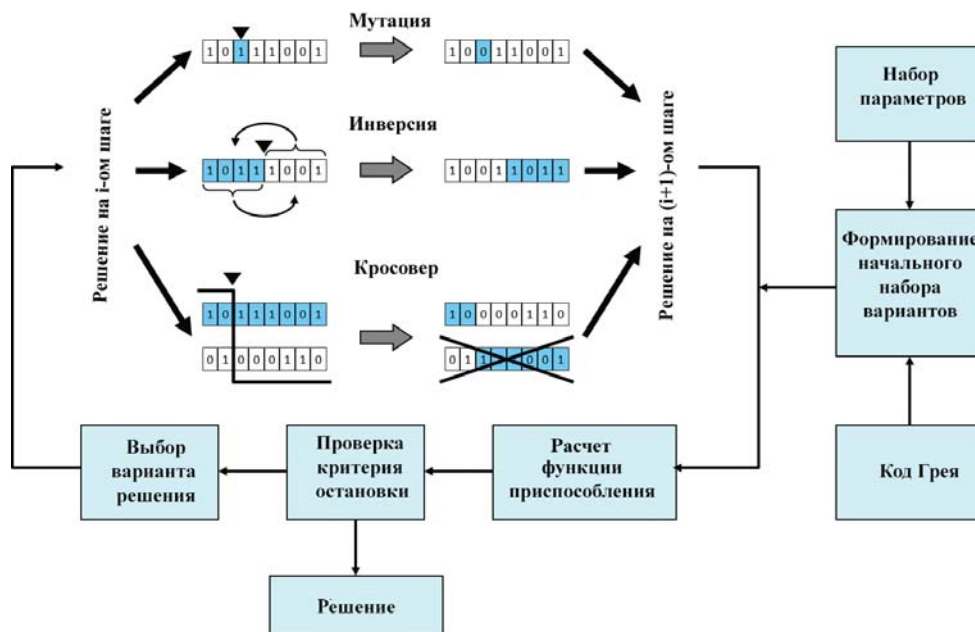


Рис. 5. Принципиальная схема генетического алгоритма

дов поиска квазиоптимальных решений. ГА — адаптивный поисковый алгоритм, основанный на эволюционных эмпирических факторах получения решения, что для рассматриваемого случая параметрического синтеза, сводится к нахождению оптимальных значений параметров КС ДЗЗ для решения всего множества планируемых тематических задач программы работ. Эволюционные факторы в ГА реализуются соответствующими вычислительными процедурами (операторами), которые обеспечивают адаптацию алгоритма к особенностям поискового пространства решений, что значительно сокращает количество вычислений за счет отсева неперспективных областей поиска.

Параметрический синтез КС ДЗЗ предусматривает формирование модели аддитивной ценности выполнения программы наблюдений Земли из космоса различным составом значений параметров КС, которые удобно представить в виде морфологического блока

$$\{b\} = \begin{bmatrix} b_{1\min(j)}, & b_{12}, & \dots, & b_{1r}, & \dots, & b_{1\max(j)} \\ \dots, & \dots, & \dots, & \dots, & \dots, & \dots \\ b_{j\min(j)}, & b_{j2}, & \dots, & b_{jr}, & \dots, & b_{j\max(j)} \\ \dots, & \dots, & \dots, & \dots, & \dots, & \dots \\ b_{m\min(m)}, & b_{m2}, & \dots, & b_{mr}, & \dots, & b_{m\max(m)} \end{bmatrix} \quad (12)$$

В морфологическом блоке (12) приняты следующие обозначения: $b_{j\min(j)}$ и $b_{j\max(j)}$ — минимальное и максимальное значения j -ого параметра КС, равные соответствующим минимальному и максимальному

значениям j -й характеристике тематических задач; b_{jr} — значение r -ого варианта j -го параметра КС; $r = \min(j), 2, 3, \dots, \max(j)$; $j = 1, 2, \dots, m$; m — количество параметров КС, равное числу различных характеристик, необходимых для обеспечения выполнения всех задач программы ДЗЗ.

В морфологическом блоке (12), составленном на основе анализа характеристик всех тематических задач программы, количество строк равно числу параметров КС, необходимых для решения всех задач, а элементами строк являются значения параметров, изменяющиеся в каждой строке от минимального до максимального значения. Решение тематических задач осуществляется на основе дешифрирования информативных признаков полученных от регистрации аппаратурой КС процессов и объектов Земли с использованием методик специальных для каждой задачи. Методики решения тематических задач предъявляют определенные требования к информации, подлежащей дешифрированию. Ниже, через a с индексами обозначаются численные значения требований к характеристикам космической информации, которые следуют из методик решения тематических задач. Эти характеристики обеспечиваются определенным составом и значениями параметров (обозначение b с индексами) подсистем КС ДЗЗ: визирования земной поверхности, регистрации информации ДЗЗ, передачи и приема информации, обработки информации и др. Для решения конкретной задачи идеальными параметрами КС ДЗЗ являются значения, полностью совпадающие с требованиями, обеспечивающими решение данной задачи. Однако в случае выполнения научно-прикладной программы, состоящей из различных тематических задач, эти значения параметров, вероятнее всего, не обеспечат необходимый уровень решения

всех задач. В этом случае параметры КС ДЗЗ определяются путем нахождения компромиссного варианта значений параметров, которые обеспечат выполнение всех тематических задач программы ДЗЗ с наибольшей эффективностью.

Необходимое повышение точности представления параметров КС неизбежно связано с увеличением потенциальных вариантов решения задачи оптимизации, число которых в задаче синтеза КС ДЗЗ может достичь чрезвычайно больших значений и при использовании метода прямого перебора становится непосильной задачей. Убедиться в этом можно при анализе формулы (13), по которой производится подсчет общего числа возможных вариантов состава параметров КС ДЗЗ

$$N = \prod_{j=1}^m \sum_{r=b_{j\min(j)}}^{b_{j\max(j)}} b_{jr} \quad (13)$$

Для решения задачи параметрического синтеза конструируется генетический метод, в основу которого заложен классический ГА.

Принято считать, что классический генетический алгоритм оперирует с хромосомами постоянной длины, состоящими из генов со значениями 0 или 1. Закодированная хромосома, в которой представлено множество потенциальных решений, называется генотипом. Генотип задает поисковое пространство решений. В теории естественной эволюции генотип — это программа развития эволюционирующей особи. Реализация особи (одного из возможных вариантов решения задачи) в виде хромосомы с конкретными значениями генов является фенотипом. В теории естественного отбора фенотип необходим для селекции и перехода на следующую ступень эволюции. Популяция — это репродукционная группа PP хромосом фиксированной численности, в которой любые две хромосомы $X_i, X_j \in PP, i \neq j$ могут выступить в роли родителей.

В задаче параметрического синтеза КС ДЗЗ не возникает проблем в представлении задачи, т. е. в кодировании множества потенциальных решений в виде хромосомы. Для этой задачи набор числовых или битовых параметров уже подразумевает определенное представление потенциальных решений в виде строки (хромосомы), к которой могут быть непосредственно применены операторы классического ГА с целью получения оптимальных решений. Каждый аппаратный параметр в этой задаче принадлежит множеству вещественных чисел и кодируется бинарным набором генов фиксированной длины. Каждый из m параметров КС ДЗЗ, представленный бинарным набором генов, всегда занимает фиксированный участок хромосомы. Так, например, если решению подлежит задача с b_m параметрами, каждый из которых кодируется 4 битами, то хромосома, представленная строкой длиной $4m$ битов, кодирует все возможные потенциальные решения

задачи. Пример такого кодирования (представления) задачи аппаратного синтеза в виде хромосомы длиной $4m$ генов для морфологического блока (12) приведен ниже.

$$\overbrace{10100011}^{b_{1r}} \overbrace{111110}^{b_{2r}} \overbrace{\dots 0110}^{b_{3r}} \overbrace{\dots 1010}^{b_{jr}} \overbrace{\dots 1010}^{b_{mr}}$$

В хромосоме с такой организацией в компактной форме представлено все множество потенциальных решений задачи параметрического синтеза и тем самым задано поисковое пространство задачи оптимизации. В соответствии с морфологическим блоком (12) в этом примере образовано m участков хромосомы, каждый из которых соответствует одному конкретному параметру КС. Каждый j параметр — это вещественное число, которое в хромосоме кодируется четырьмя бинарными генами и в соответствии с этим может принимать 16 вещественных значений $b_{jr} \in \{b_{j\min(j)=1}, b_{j2}, \dots, b_{j16=\max(j)}\}$.

Рассмотрим более подробно возможную схему кодирования потенциальных решений в задаче параметрического синтеза КС ДЗЗ. Следует отметить, что хотя в рассмотренном примере в хромосоме закодирован некоторый конкретный вариант состава значений параметров КС, однако выполнение процедуры кодирования в явном виде в ГА не предусмотрено. Хромосомы генерируются случайным образом для образования начальной популяции сразу в бинарном виде путем случайного заполнения разрядов (генов) нулями и единицами, например, с помощью генератора случайных чисел. Все последующие операторы ГА работают с кодом. На этапе селекции с образованием родительских пар происходит вычисление значений функции фитнеса для каждой X_i хромосомы: $FF(X_i)$. Эта операция требует декодирования хромосомы, т. е. перехода от бинарного кода параметров КС к их вещественным значениям. Операция декодирования также используется на завершающей стадии поиска, когда требуется “прочитать” оптимальный состав параметров КС ДЗЗ.

Таблица ГА позволяет декодировать параметры КС ДЗЗ которые представлены в хромосоме полубайтным кодом Грея. Где $b_{j\min(j)}$ — минимальное значение j -ого параметра, $b_{j\max(j)}$ — максимальное значение того же параметра КС ДЗЗ, b_j — искомое вещественное значение, соответствующее коду Грея в записи параметра в хромосоме; индекс r , соответствующий номеру отсчета, опущен.

Мутация хромосом для рассматриваемого ГА состоит в инвертировании символа в случайно выбираемом гене. Использование операторов мутации является эффективным средством для выхода из локального экстремума. Этот механизм может применяться как для популяции родителей, так и для потомков.

Селекция хромосом состоит в их отборе и формировании следующей популяции. Селек-

ция является случайным процессом, при котором руководствуются правилом: чем большее значение функции приспособленности имеет данная хромосома, тем выше вероятность ее выбора для репродукции. Самым простым и наиболее популярным методом селекции хромосом является метод рулетки, который состоит в следующем.

Суммируются значения функции FF всех хромосом и вычисленная сумма принимается за 100% (целое “колесо рулетки”); каждой хромосоме X_i приписывается отрезок колеса рулетки, который определяется из отношения

$$FF_r(X_i) = \frac{100 FF(X_i)}{\sum_{i=1}^N FF(X_i)} \quad (14)$$

Этот отрезок представляется в виде интервала (a, b) , где $0 \leq a, b \leq 100$ и служит мерой вероятности получения данной хромосомы в процессе жеребьевки. Генерируется число r из интервала $[0, 100]$, которое указывает конкретное место колеса рулетки. Процесс генерации повторяется N раз, где N — численность популяции. Каждое генерируемое число r , где $a \leq r \leq b$, определяет отрезок и тем самым назначает хромосому, которая дальше подвергается репродукции.

Механизм “останова” алгоритма определяется на этапе его проектирования с учетом естественных ограничений, связанных со временем счета на компьютере или с учетом числа популяций, при которых значение функции приспособленности перестает улучшаться. Полученная в результате n итераций хромосома с наибольшим значением функции приспособленности принимается как решение данной задачи. Однако нет гарантии, что это решение является наилучшим.

Одним из классических вариантов оператора скрещивания является предложенное Холландом одноточечное скрещивание (кроссовер). При одноточечном скрещивании случайным образом выбирается число $n \in \{1, 2, \dots, L-1\}$, где L — размер хромосомы, n — точка скрещивания. Затем образуются две новые дочерние хромосомы путем обмена всех генов между двумя родительскими хромосомами, начиная с $n+1$ до L включительно. Де Янг (De Jong K. A.) исследовал оператор многоточечного скрещивания, частным случаем которого является двухточечное скрещивание. Скрещивание двухточечное выполняется с помощью случайного выбора m -ого и n -ого места разрыва в двух родительских хромосомах, где $1 \leq j \leq m$, $n \leq j \leq L$ — длина хромосомы. Затем образуются две дочерние хромосомы путем обмена генами, расположенными на j -тых позициях, между двумя родительскими хромосомами, где $1 \leq j \leq m$, $n \leq j \leq L$. Использование в операторах скрещивания многих точек разрыва приводит к схеме многоточечного скрещивания.

Таблица ГА

Декодирование хромосомных кодов параметров КС ДЗЗ в вещественные числа

Хромосомный код.	Вещественные значения параметров
0000	$b_{j \min(j)}$
0001	$b_{j \min(j)} + 1(b_{j \max(j)} - b_{j \min(j)}) / 15$
0011	$b_{j \min(j)} + 2(b_{j \max(j)} - b_{j \min(j)}) / 15$
0010	$b_{j \min(j)} + 3(b_{j \max(j)} - b_{j \min(j)}) / 15$
0110	$b_{j \min(j)} + 4(b_{j \max(j)} - b_{j \min(j)}) / 15$
0111	$b_{j \min(j)} + 5(b_{j \max(j)} - b_{j \min(j)}) / 15$
0101	$b_{j \min(j)} + 6(b_{j \max(j)} - b_{j \min(j)}) / 15$
0100	$b_{j \min(j)} + 7(b_{j \max(j)} - b_{j \min(j)}) / 15$
1100	$b_{j \min(j)} + 8(b_{j \max(j)} - b_{j \min(j)}) / 15$
1101	$b_{j \min(j)} + 9(b_{j \max(j)} - b_{j \min(j)}) / 15$
1111	$b_{j \min(j)} + 10(b_{j \max(j)} - b_{j \min(j)}) / 15$
1110	$b_{j \min(j)} + 11(b_{j \max(j)} - b_{j \min(j)}) / 15$
1010	$b_{j \min(j)} + 12(b_{j \max(j)} - b_{j \min(j)}) / 15$
1011	$b_{j \min(j)} + 13(b_{j \max(j)} - b_{j \min(j)}) / 15$
1001	$b_{j \min(j)} + 14(b_{j \max(j)} - b_{j \min(j)}) / 15$
1000	$b_{j \max(j)}$

Рассмотренный генетический метод был опробован в тестовой задаче параметрического синтеза КС ДЗЗ с числом характеристик тематических задач, равным 20 (размерность пространства поиска) с равным числом интервалов разбиения каждой характеристики, равным 100, т. е. общее число потенциальных вариантов решения в соответствии с формулой (14) составило 100^{20} . Алгоритм реализован на объектно-ориентированном языке C++, эксперимент проводился на компьютере Pentium 4. Результаты вычислений близки к оптимальным значениям и были получены за приемлемое время вычислений.

6. Метод системной динамики [22] был предложен Дж. Форрестором для количественного анализа сложных систем, имеющих множественные внутренние связи между элементами (модулями) системы. Основным отличием метода является построение динамической модели объекта управления на основе экспертных данных и причинно-следственных отношениях между модулями в моделируемой системе.

Основным преимуществом метода является построение динамической модели объекта управления на основе экспертных данных о причинно-следственных отношениях в модельной системе и, на этой основе, широкая возможность моделирования процесса развития. Состояния, которые являются функциями времени, называются сценариями развития, а последовательное движение к поставленной цели — “устойчивым развитием”. Информация о том, насколько запланированный сценарий развития отличается от фактического, позволяет вводить исправление не только в систему управления, но и просматривать установленную раньше цель развития с точки зрения возможности ее практической реализации. В замкнутой системе большую роль играют обратные связи — процессы на выходе системы влияют на внутреннее состояние системы, влияя на ее вход.

Имитационное моделирование с моделями мировой динамики показало, что попытки решать проблемы ус-

тойчивого развития по отдельности, игнорируя их тесную взаимосвязь, обречены на провал и приводят к ошибочным результатам. Это было обусловлено тем, что использование только экспертных оценок не позволяет предусмотреть результаты нелинейных взаимодействий между элементами сложной системы, а также учесть эффекты запаздывания отдельных решений.

Соблюдая терминологию, которая была введена Дж. Форрестором, основные элементы модели — потоки материальной субстанции. Каждый поток проходит через некоторый уровень, меняя при этом свою скорость. Поэтому как основной элемент системы можно рассматривать уровень с входными в него и исходными из него потоками. Если увеличение уровня ведет к увеличению темпа потока, то такая обратная связь называется положительным, в другом случае имеет место отрицательная обратная связь.

Этот метод заключается в разработке концептуальной модели и формировании математической модели, которую составляют математические уравнения, описывающие баланс влияний в системе, основанный на причинно-следственных связей в системе. При этом решаются четыре типа задач: анализ и усвоение информации, прогноз и планирование. Задача усвоения информации позволяет оценить параметры модели и по данным наблюдений воспроизвести ее пространственно-временную структуру. Задачи прогноза имеют стандартное формулирование и схему реализации: по заданному значению входных параметров. С помощью моделей рассчитываются функции состояния, которые характеризуют поведение системы в пространстве и времени. Формально математическое описание динамики системных уровней сводится к связанной системе нелинейных дифференциальных уравнений первого порядка вида:

$$dx/dt = F(x(t), p(t), t), \longrightarrow x(t_0) = x_0 \quad (15)$$

где: $x(t)$ — вектор — функция уравнений (сменных состояний);

$p(t)$ — вектор — функция параметров системы;

$F(x(t), p(t), t)$ — нелинейная, в общем случае нестационарная вектор-функция, которая в подавляющем большинстве случаев представляет собой разницу между темпами (потоками, скоростями) положительных и отрицательных обратных связей

$$F(x(t), p(t), t) = f^+(x(t), p(t), t) - f^-(x(t), p(t), t) \quad (16)$$

где: $f^+(x(t), p(t), t)$ — скорости положительных обратных связей, которые включают в себя все факторы, которые вызывают рост переменной x ;

$f^-(x(t), p(t), t)$ — скорости негативных обратных связей, которые включают в себя все факторы, которые вызывают уменьшение переменной x .

Ниже, в качестве примера, приводятся результаты моделирования и прогноза состояния городс-

кой территории г. Киева (рис. 6) до 2025 года, выполненные в ЦАКИЗ на основе метода системной динамики — модифицированной модели Форрестера-Грехема [14].

На основе модифицированной модели системной динамики Форрестера-Грехема (рис. 6) путем ассимиляции космической информации ДЗЗ и формирования уравнения функции соответствия F было выполнено моделирование воздействия изменений разных составляющих урболандшафта и факторов на состояние городской среды и дана прогнозная оценка экологического состояния г. Киева до 2025 года (рис. 7). Из рисунка видно, что модель адекватно реагирует на изменение значений составляющих урболандшафта городской территории.

Для выяснения правильности построения структуры модели и уточнения взаимосвязей между ее подсистемами проводилась верификация модели. Для этого на модели воспроизводилась динамика составляющих урболандшафта и данных состояния окружающей среды г. Киева, которая потом сравнивалась с динамикой тех же сменных характеристик, взятых из Генплана и статистических отчетов.

Поскольку данные для расчетов методом МКО были получены на относительно ограниченном экспериментальном материале, для подтверждения наличия статистически значимой корреляционной зависимости между исследованными величинами необходимо показать, что значение коэффициентов корреляции R действительно не равняются нулю для $n = 18$, где n — количество лет. Учитывая то, что распределение R медленно сводится к нормальному, данную операцию было проведено с использованием функции $U = \frac{\sqrt{n-3}}{2} \cdot \ln \frac{1+R}{1-R}$ путем проверки гипотезы о равенстве нулю полученных коэффициентов корреляции R для определенного количества экспериментов. Отсутствие статистически значимой корреляционной зависимости оказывается в случае, когда значение функции U попадают в интервал $-Z_{\alpha/2} \leq U < Z_{\alpha/2}$, где $Z_{\alpha/2}$ — ограничение по площади гаусовского распределения за ординатами $\pm \alpha$. Значение U для 18 лет и $R = 0,83$ равняется 4,74. Границы зоны $-Z_{\alpha/2}$ и $Z_{\alpha/2}$ для функции U избрано при значениях $\alpha = 0,1$, что отвечает достоверности 0,83 и равняются соответственно — 1,69 и +1,69.

Таким образом, подтверждается наличие статистически значимой корреляционной зависимости и достоверности результатов исследований.

7. Метод адаптивного баланса влияний [17]. Метод системной динамики имеет ряд ограничений: отсутствуют общие алгоритмы нахождения функций, которые определяют влияние одних уровней на значение темпов потоков других уровней; не используются данные текущих наблюдений за процессами развития для введения исправлений в модельные сценарии развития и др.

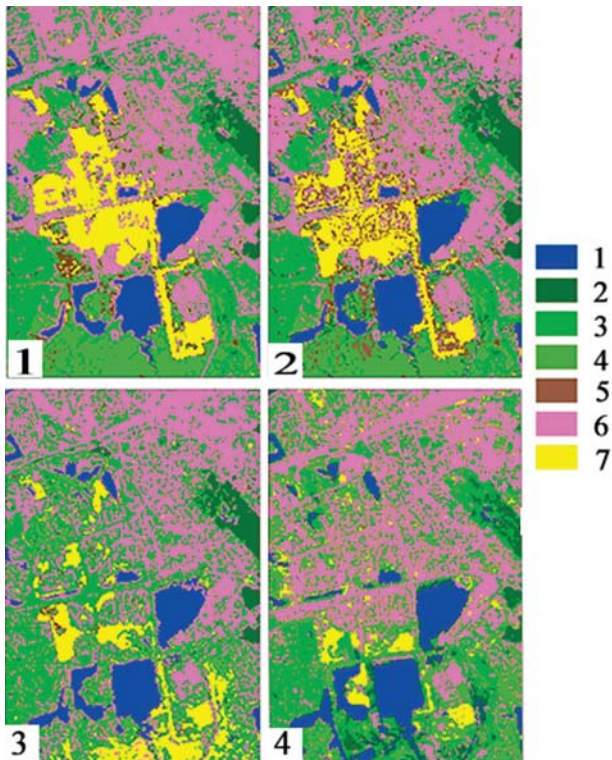


Рис. 6. Результаты дешифрирования космических снимков КА Landsat (карта распределения составляющих урбандиафра территории Киева за 1 — 1994 г.; 2 — 2000 г.; 3 — 2005 г.; 4 — 2013 г.). 1 — водные объекты; 2 — массивы хвойных деревьев; 3 — массивы лиственных деревьев; 4 — массивы травянистой растительности; 5 — поверхность без растительности; 6 — территория под застройкой, дорогами и т. д.; 7 — песок и стройплощадки

Для моделирования интегральных процессов в экосистеме и оценки ресурсного потенциала И. Тимченко и Е. Игумнова предложили метод адаптивного баланса влияний (АБВ), который, используя основные принципы метода системной динамики, свободен от перечисленных ограничений.

АБВ-метод позволяет моделировать и прогнозировать развитие сложных систем и выполнять вычислительные функции с учетом взаимодействия всех модулей, каждый из которых находится в состоянии динамического равновесия. Равновесие поддерживается функциями влияния, которые связывают данный модуль с другими модулями системы. Режим динамического баланса влияний внутри системы сохраняется под управлением внешнего влияния на систему.

В соответствии с методом АБВ через каждый уровень X_i проходит поток соответствующей компоненты. Входной в уровень и исходный из него потоки регулируются цепями обратных связей через скорость потоков, которые примутся под влиянием функций внутренне-системных связей и внешнего влияния.

Основные положения АБВ-метода состоят в следующем:

- структура сложной системы формируется из универсальных модулей и функций влияния, а также вспомогательных элементов;

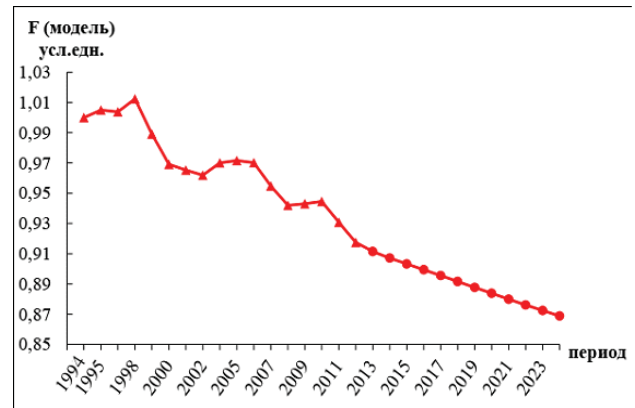


Рис. 7. Результаты моделирования и прогноза экологического состояния территории г. Киева до 2025 г.

- управляемая система и ее отдельные модули находятся в состоянии динамического баланса, поддерживаемого внешними влияниями на систему;
- сравнение модельных и фактических сценариев развития за некоторый период времени позволяет ввести статистику отклонений, то есть оценить качество управления;
- данные наблюдений усваиваются в численном алгоритме расчетов прогностических сценариев и обеспечивают адаптацию модельных сценариев к реальности.

Методика состоит в разработке концептуальной модели и формировании схемы причинно-следственных связей между элементами системы, на основании которой создается системная диаграмма модели. Причинно-следственные связи в модели изображаются с помощью функций влияния через соответствующие потоки, которые обеспечивают взаимное влияние компонентов вектора состояния системы (модулей X_i) и динамическое равновесие системы. Формализация модели состоит в получении математических уравнений, которые выражают адаптивный баланс влияний внутри системы.

Основные уравнения метода выражают баланс значений процесса (x), обусловленных влиянием на него других процессов:

$$dx_i / dt = [1 - 2F^{(+)}(a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + \dots + a_{in}x_n + x_i)] \quad (17)$$

где a_{is} — коэффициенты уравнений модели (далее коэффициенты), которые учитывают влияние составляющей s на составляющую i и сохраняют постоянное значение в выбранном интервале времени.

Уравнение (17) становится наиболее простым в случае выбора базовой функции влияния $F^{(+)}$ в форме параболы, которая асимптотически приближается к единице. При этом уравнение становится линейным и приобретает вид

$$\frac{dx_i}{dt} = a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + \dots + a_{i,i-1}x_{i,i-1} + a_{i,i+1}x_{i+1} + \dots + a_{in}x_n - x_i, \quad (18)$$

где t — временной или пространственный аргумент процесса.

Коэффициенты влияния a_{ij} в уравнении модели могут быть идентифицированы двумя основными путями: по оценкам экспертов и на основе статистической обработки архивных данных.

Ниже, в качестве примера, приводятся результаты моделирования изменений экологического состояния городской территории от изменений площадей, занятых: зеленой зоной, водоемами, жилой застройкой и промобъектами [15].

На основе анализа космических изображений г. Киева за период 1994–2011 гг. были получены основные составляющие урболандшафта (зеленая зона (А), водные объекты (В), застройка (С) и техногенная нагрузка (Т)).

Результаты вычисления площадей составляющих урболандшафта (км^2), значений комплексного индекса загрязнения атмосферы К в условных единицах, численных оценок экологического состояния Е в относительных единицах и техногенная нагрузка (м/гм^3) приведены в табл. 1.

Системное моделирование и прогнозная оценка развития экологического состояния городской территории под влиянием изменений составляющих урболандшафту выполнялись на основе уравнений (18).

Если принять, что каждая из составляющих может быть выражена линейной комбинацией остальных составляющих, то можно составить математическую модель взаимосвязи составляющих урболандшафта (19):

$$\begin{aligned} \frac{dE}{dt} &= a_{EC}C + a_{ET}T + a_{EA}A + a_{EB}B - E, \\ \frac{dC}{dt} &= a_{CT}T + a_{CA}A + a_{CB}B + a_{CE}E - C, \\ \frac{dT}{dt} &= a_{TA}A + a_{TB}B + a_{TE}E + a_{TC}C - T, \\ \frac{dA}{dt} &= a_{AB}B + a_{AE}E + a_{AC}C + a_{AT}T - A, \\ \frac{dB}{dt} &= a_{BE}E + a_{BC}C + a_{BT}T + a_{BA}A - B, \end{aligned} \quad (19)$$

Для моделирования и оценки экологического состояния необходимо знать значения коэффициентов a_{ij} . Определение их является важным этапом формирования модели. От того, насколько правильно определены значения коэффициентов, зависит качество пр. ными предыдущих исследований, можно дать оценку коэффициентов на основе статистических данных. С этой целью используются элементы корреляционной матрицы исследуемых составляющих, которая позволяет исключить определение коэффициентов эвристически. Кроме того, упрощается построение уравнений модели, которые в этом случае имеют унифицированную форму. В соответствии с этим состояние баланса составляющих в системе (5) может быть использовано для определения самих коэффициентов влияния.

Приравнивая к нулю правые части уравнений системы (19), сформированной на основе уравнения (18), получаем систему однородных линейных уравнений (20).

$$\begin{aligned} a_{EC}C + a_{ET}T + a_{EA}A + a_{EB}B &= E, \\ a_{CT}T + a_{CA}A + a_{CB}B + a_{CE}E &= C, \\ a_{TA}A + a_{TB}B + a_{TE}E + a_{TC}C &= T, \\ a_{AB}B + a_{AE}E + a_{AC}C + a_{AT}T &= A, \\ a_{BE}E + a_{BC}C + a_{BT}T + a_{BA}A &= B. \end{aligned} \quad (20)$$

Поскольку составляющие урболандшафтов формируются в условиях городских территорий, их значения должны быть согласованы между собой, а именно из уравнений (20) в результате преобразований были получены системы уравнений для нахождения неизвестных коэффициентов a_{ij} . Ниже, в качестве примера, приведены уравнения для нахождения коэффициентов влияния $a_{EC}, a_{ET}, a_{EA}, a_{EB}$.

$$\begin{aligned} a_{EC} + r_{CT}a_{ET} + r_{CA}a_{EA} + r_{CB}a_{EB} &= r_{EC}, \\ r_{TC}a_{EC} + a_{ET} + r_{TA}a_{EA} + r_{TB}a_{EB} &= r_{ET}, \\ r_{AC}a_{EC} + r_{AT}a_{ET} + a_{EA} + r_{AB}a_{EB} &= r_{EA}, \\ r_{BC}a_{EC} + r_{BT}a_{ET} + r_{BA}a_{EA} + a_{EB} &= r_{EB}. \end{aligned} \quad (21)$$

Аналогично могут быть получены системы уравнений для процессов C, T, A, B , которые используются при нахождении соответствующих коэффициентов a_{ik} . Необходимые для этой цели коэффициенты корреляции находятся в соответствующих строках корреляционной матрицы. Для нахождения коэффициентов достаточно воспользоваться формулами Крамера.

Таким образом, после определения всех значений коэффициентов появляется возможность на основе первого уравнения системы (19) выполнить моделирование влияния составляющих урболандшафта на экологическое состояние городской среды.

Из графиков (рис. 8) видно, что модель адекватно реагирует на смену составляющих урболандшафта. Так, увеличение площадей зеленой зоны приводит к значительному улучшению экологического состояния территории города Киева, а повышение техногенной нагрузки вызывает ухудшение, рост площадей застройки и водоемов незначительно влияет на экологическое состояние городской территории.

Сформированные модифицированные модели дают возможность моделировать и прогнозировать, исходя из реальных условий, изменение состояния окружающей среды городских территорий под влиянием составляющих урболандшафта и разных факторов, что позволяет соответствующим службам города своевременно реагировать на возможные следствия.

Моделирование выполнялось путем выявления влияния на экологическое состояние города постепенного изменения каждой составной урболандшафта (зеленой зоны, водоемов, застройки и техногенной нагрузки) на 10% от номинального значения 1994 г.

Таблица 1

Результаты вычисления по годам составляющих: А, В, С, Т и К, Е

	К (усл. ед)	Е (усл. ед)	А (км ²)	В (км ²)	С (км ²)	Т (мг/м ³)
1994	9.8	0.102	602.2	48.3	174.4	1.72
1995	9.95	0.101	601.8	48	177.6	1.68
1996	10	0.099	601.4	48.4	177.9	1.74
1998	10.25	0.097	600.7	47.2	178.4	2.1
1999	11	0.092	600.3	47.8	178.1	2.05
2000	11.02	0.090	598.6	48.4	175.4	2.13
2001	13.58	0.074	592.6	46.9	179.1	2.1
2002	14.3	0.069	591.2	45.2	182.7	2
2004	14.96	0.067	584.7	45.8	190.9	2.32
2005	15.06	0.066	585.1	45.6	190.1	2.4
2006	15.4	0.065	585.3	45.6	192.5	2.59
2007	15.68	0.064	584.5	45.7	194.9	2.6
2008	15.96	0.062	573.7	45.9	202.9	2.81
2009	17.98	0.056	568.6	46.4	210.9	3.0
2010	18.32	0.055	568.2	45.6	211.8	2.95
2011	18.5	0.054	567.8	45.6	217.6	3.18

8. Метод множественной регрессии [4]. Множественная линейная регрессионная модель зависимости процесса u от влияющих факторных переменных $x_1, x_2, \dots, x_k$, имеет вид:

$$u = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_k x_k \quad (22)$$

Для оценки неизвестных коэффициентов b_j берутся архивные данные n значений процесса $u_1, u_2, \dots, u_n$ и k влияющих факторов $x_1, x_2, \dots, x_k$.

В матричной форме модель имеет вид:

$$U = X \cdot B,$$

$$\text{где } U = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \dots \\ u_n \end{pmatrix}, X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \dots \\ b_k \end{pmatrix} \quad (23)$$

где U — вектор-столбец фактических значений зависимой переменной размерности n ; X — матрица значений влияющих сменных (размерности $n(k+1)$); B — вектор-столбец коэффициентов параметров, которые подлежат оценке, размерности $(k+1)$.

Оценки коэффициентов находятся методом наименьших квадратов по значениям соответствующих факторов из выражения:

$$B = (X^T X)^{-1} (X^T Y) \quad (24)$$

Ниже, в качестве примера, приводятся результаты прогнозной оценки урожайности озимой пшеницы в районах Киевской области, выполненные в ЦАКИЗ на основе множественной регрессии, которая описывает взаимосвязь признаков-факторов: температуры, осадков и измерений NDVI — Normalized Difference Vegetation Index — нормализованный относительный индекс растительности (качественный показатель количества биомассы) [21].

Исследования выполнялись на основе данных об

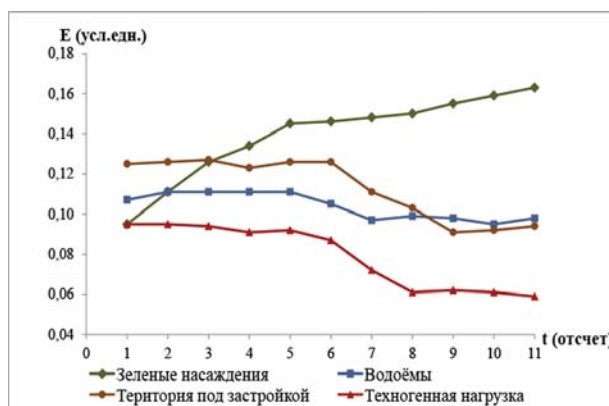


Рис. 8. Результаты моделирования изменений экологического состояния зависимости от изменения площадей зеленой зоны, водоемов, застройки и техногенной нагрузки

урожайности озимой пшеницы и метеоусловий в Барышевском, Белоцерковском, Мироновском и Яготинском районах Киевской области за 1992–2002 гг. (рис. 9).

Для определения зависимости урожайности от декадных значений NDVI, температуры и осадков за период от посева до времени прогноза, за исключением зимних месяцев, использовалось уравнение (22).

В соответствии с процедурой регрессионного анализа определим урожайность озимой пшеницы по району как результирующий признак, а среднюю температуру воздуха и сумму осадков за декаду как факторные признаки. Для упрощения восприятия расчетов и всего исследования введем в обозначения индекс месяца и декады месяца:

- u — результирующий признак представляет собой урожайность озимой пшеницы (центнеры с гектара) за 1992–2002 гг. Факторные признаки (t, d) :
- t_{091} — последовательность измерений средней температуры воздуха (градусы Цельсия) за первую декаду сентября на протяжении 1992–2001 гг. в Барышевском, Белоцерковском, Мироновском и Яготинском районах;
- d_{091} — сумма осадков (мм) за первую декаду сентября на протяжении 1992–2001 гг. в Барышевском

Таблица 3

Коэффициенты уравнения множественной регрессии

k=1. t_{091}		k=2. d_{091}		k=3. t_{072}		...
b0	6,36	b0	6,95	b0	1,59	...
b1	1,24	b1	1,11	b1	1,24	...
		b2	0,04	b2	0,04	...
				b3	0,25	...

Для 2002 г. выполнено прогнозирование для всех декад от посева до уборки урожая, динамика изменения процентной ошибки прогноза от посева до уборки урожая показана на рис. 11. Кривая ошибки

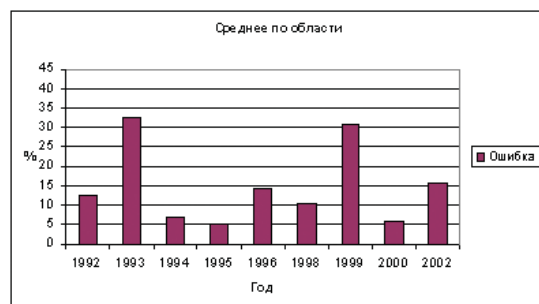


Рис. 10. Ошибка прогнозирования средней урожайности озимой пшеницы по годам по состоянию на май-месяц для Киевской области

имеет падающий характер, что объясняется добавлением новых метеоданных, с начала мая происходит незначительное повышение точности прогноза до минимальной ошибки 11%.

Выводы

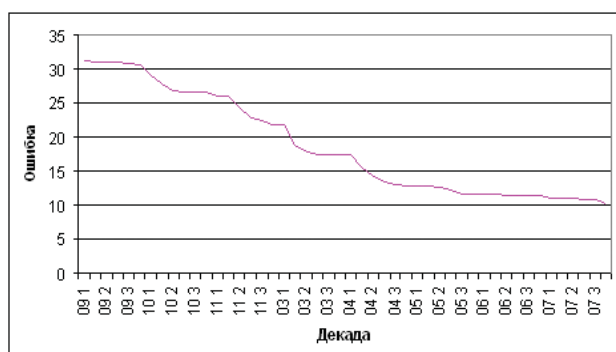


Рис. 11. Ошибка (%) прогнозирования среднерайонной урожайности озимой пшеницы в Киевской области по декадам сезона 2001–2002 г.

Получены уравнения, связывающие урожайность озимой пшеницы со значениями температуры и осадков в форме множественной регрессии с коэффициентами, вычисленными по архивным данным урожайности, осадков и температуры.

Проверка метода показала возможность прогнозирования с точностью, которая в рамках проведенного эксперимента не ниже традиционных прогнозов.

9. Метод спектральной автокорреляции [5] основан на статистической взаимосвязи между

значениями спектральных интервалов одной и той же спектрограммы, взятыми со сдвигом по длине волны.

Если рассматривать спектрограмму как реализацию процесса с неизвестными характеристиками вдоль оси длин волн спектра излучения, то для определения информативности спектральных диапазонов целесообразно применить автокорреляционную функцию, которая является корреляционным моментом второго порядка одного процесса.

Если анализируемая спектрограмма $\Phi(\lambda)$ задана конечным набором действительных значений $\Phi m^0 = \Phi(\lambda_m)$ на равномерной сетке $\lambda_m = \Delta \lambda_m$, $m^0 = 0, 1, \dots, M-1$, то автокорреляция $Rn^{00}(n = 0, 1, \dots, N)$ этой спектрограммы определяется согласно выражению [9]:

$$R = R(\Delta \lambda \cdot n) = E\{[\Phi_m - \overline{\Phi_m}][\Phi_{m+n} - \overline{\Phi_{m+n}}]\} / D \quad (25)$$

Функцию $R(\Delta \lambda \cdot n)$ будем называть спектральной автокорреляцией.

Ниже, в качестве примера, приводятся результаты исследования нефтегазоносности на участке Восточно-Рогинцевского нефтяного месторождения ДДВ, выполненные в ЦАКИЗ на основе метода спектральной автокорреляции [23].

На участке с однородной растительностью была проложена трасса длиной 1100 м, вдоль которой через каждые 30–35 метров производились измерения отражательных характеристик листьев березы. На рис. 12 приведен фрагмент космического снимка Landsat 7, на котором отмечены начало и конец исследуемой трассы в точках А и В соответственно. Всего было обследовано 35 точек–участков трассы, спектрофотометрирование выполнялось спектро-

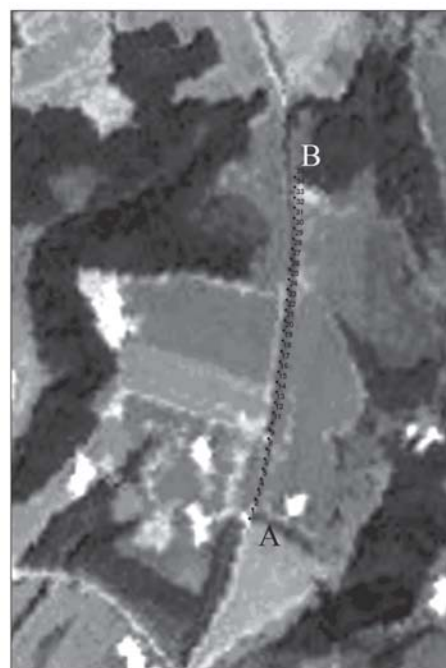


Рис. 12. Фрагмент космического снимка Landsat 7, Начало трассы — А и ее конец — В

фотометром СФ-18 с разрешением по спектру 2 нм в диапазоне 400–750 нм.

Автокорреляции вычислялись для спектрограмм на нефтегазоносных участках и на территориях без месторождений углеводородов, на первых они обозначены R_n^s и на вторых R_n^f . Предельная автокорреляция R_n^p определялась согласно выражению

$$R_n^p = \frac{1}{2}(R_n^s + R_n^f) \quad (26)$$

Оценка принадлежности вычисленной автокорреляции к нефтегазоносному участку определялась по суммарному отклонению от предельной

$$G = \sum_{n=0}^N (R_n - R_n^p) \quad (27)$$

Классификация производилась по правилу:

Если $G < 0$, то участок классифицируется, как нефтеперспективный и если $G \geq 0$, то исследуемый участок бесперспективный.

Результаты классификации профиля снятия спектрограмм представлены на рис. 13.

Выполненный эксперимент позволяет выработать рекомендации к космической гиперспектральной информации и обосновать выбор информативных спектральных признаков при проведении космического мониторинга земной поверхности в интересах решения задач природопользования и экологии.

10. Метод структурно-текстурного анализа (СТА) для описания объектов на аэрокосмических снимках на основе закономерностей природной структуры и территориальной сопряженности элементов ландшафта. При этом используются признаки, чувствительные к структуре и текстуре, и инвариантные к шумам, вносимым погодными условиями, вегетационным состоянием растительности и, конечно, регистрирующей аппаратурой. В основе текстурных признаков лежит понятие текстуры — важнейшей характеристики зрительных моделей изображений [2]. Для

анализа текстур используются обычно статистические и структурные методы. Одним из информативных признаков СТА является пространственно-частотный спектр (ПЧС) [24]. Для построения пространственных спектральных признаков используют ортогональные преобразования Фурье, Адамара, Уолша и др. При помощи спектральных плотностей выявляют “скрытую периодичность” текстур и определяют набор наиболее значимых спектральных составляющих — спектральный вектор-признак текстуры. Вычисление коэффициентов Фурье-спектров производится по методу дискретного двумерного преобразования Фурье [11].

Изменению яркости и координат точек в изображении в терминах спектрального анализа соответствует изменение амплитуды и фазы по пространственным частотам. Изображению, имеющему определенную структуру, соответствует спектр, характеризующийся суммой пространственных составляющих (гармоник) с соответствующими амплитудами и фазовыми сдвигами между этими составляющими. Значения амплитуд обуславливают взнос соответствующих пространственных частот в формирование изображения, а значения фазовых сдвигов обуславливают изменение координат отдельных точек в изображении относительно их положения в объекте. Так, например, с помощью дискретного двумерного преобразования Фурье для определения направления линейных элементов изображения производится вычисление нормированной азимутальной спектральной плотности энергетического спектра в зависимости от углового направления. Преобразование Фурье осуществляет переход от пространственного распределения плотности фототона на снимке к его распределению по пространственным частотам. При этом в результате обработки космических снимков визуально наблюдаются фрагменты, которые не обнаруживались до обработки

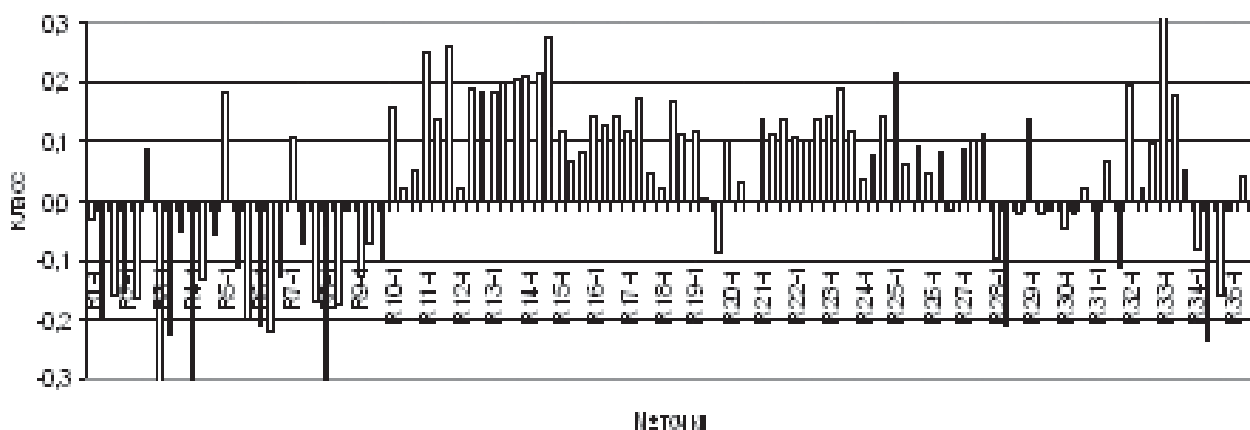


Рис. 13. Результаты классификации на нефтегазоносность, ниже нулевого уровня находятся нефтегазоносные участки, выше — бесперспективные

При дешифрировании космических изображений ландшафтных зон по структурно-текстурным признакам изображения довольно точно аппроксимируются экспонентными функциями. Это позволяет, как стохастическую модель изображений использовать случайный двухмерный марковский процесс [16]. Математической формой описания марковской модели изображения является матрица смежных вероятностей (МСВ) значений яркости космического снимка. Учитывая то, что яркость изображения обычно передается 8-ми разрядным кодом, для 256 градаций яркости МСВ такого процесса имеет размер 256×256 элементов. Обычно используемая статистика МСВ включает вычисление параметров Харалика: среднее, дисперсию, энтропию, локальную однородность, корреляцию, инерцию, кластерный оттенок и кластерный выступ.

Ниже, в качестве примера, приводятся результаты исследований тектонических структур фрагмента изображения Эль-Фуджейры, выполненные в ЦАКИЗ для оценки нефтегазоперспективности участков территории на основе космической информации ДЗЗ [1].

Рассматриваемый метод был применен для количественного анализа расчлененности рельефа, рисунка горных хребтов, кольцевых структур, линейментов и других признаков тектонических структур фрагмента изображения Эль-Фуджейры (координаты центров изображения $25,56^\circ$ СШ, $56,10^\circ$ ВД, $25,45^\circ$ СШ, $56,22^\circ$ ВД).

На рис. 14 изображен график азимутальной спектральной плотности линейных структур космического снимка. Кроме непосредственного определения направления линейментов, возможно измерение соотношений плотности линиментов по различным

направлениям путем подсчета числа ординат, взятых с определенным шагом в локальных зонах.

Анализ результатов эксперимента показывает, что на изображениях, полученных в результате обработки космических снимков методом структурно-текстурного анализа, визуально наблюдаются объекты, которые не проявлялись на космических снимках до обработки. Такой анализ космоснимков станет дополнительным информативным признаком для выделения нефтегазоперспективных объектов (рис. 15).

В заключение отметим, что рассмотренные методы далеко не исчерпывают возможности системного анализа и представляют только ту часть его математического арсенала, которая освоена в отделе системного анализа ЦАКИЗ для решения конкретных тематических задач природопользования и экологии на основе материалов аэрокосмической съемки. В перспективе предполагается освоение и расширение методической базы для использования космической информации ДЗЗ при решении различных тематических задач методами системного анализа.

Литература

1. Боднар О. М. Системний підхід до оцінки нафтогазоперспективності територій для наступної геофізичної розвідки / О. М. Боднар, З. В. Козлов, В. Г. Якимчук, О. Д. Федоровський // Доповіді Національної академії наук України. — 2006. — № 8. — С. 127 — 132.
2. Викторов А. С. Рисунок ландшафта / А. С. Викторов. — М.: Мысль, 1986. — 180 с.
3. Даргейко Л. Ф. Оценка нефтегазо-перспективности участков территории методом пространственной интерполяции Колмогорова / Л. Ф. Даргейко, А. Д. Федоровский,

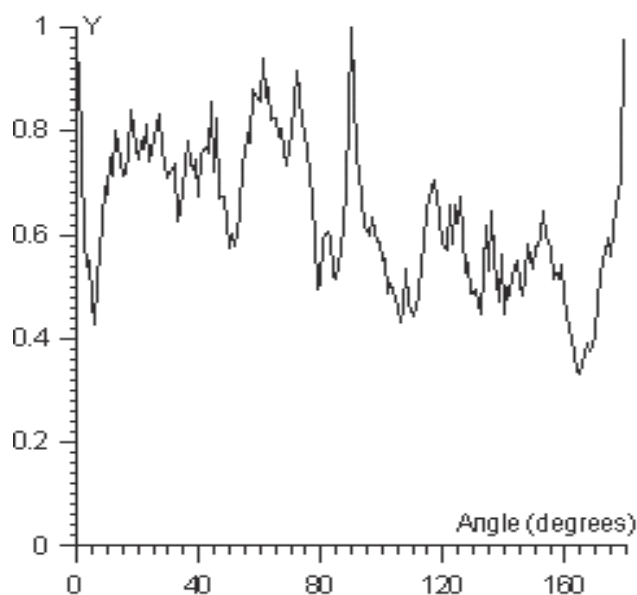
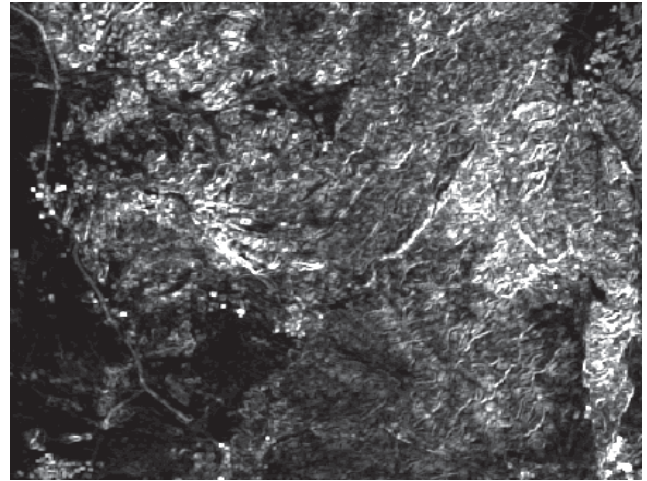


Рис. 14. График азимутального распределения ПЧС плотности изображения фрагмента космического снимка Aster от 05.10.2004 г. На горизонтальной оси (Y) отложены азимутальные углы, на вертикальной (Angle) — относительное значение энергии ПЧС по направлениям



Фрагмент космического снимка Aster



Contrast

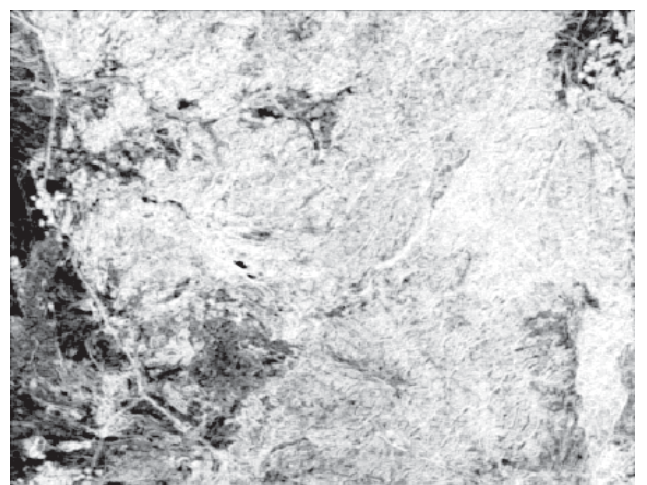
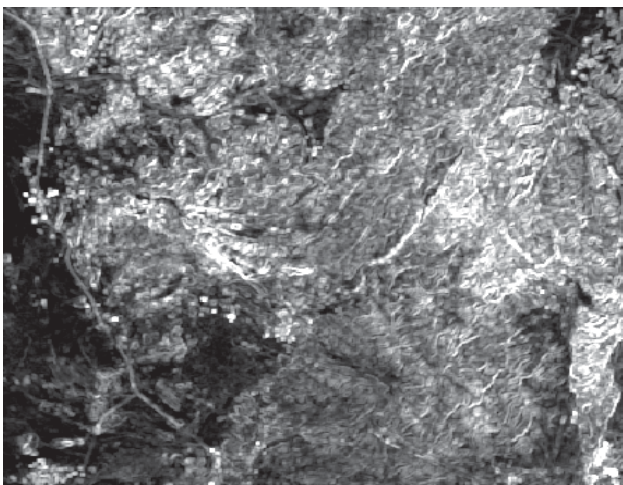


Рис. 15. Фрагмент космического снимка Эль-Фуджейры, сенсор ASTER и параметры Харалика: Contrast, Dispersion, Entropy.

- А. Е. Лукин, А. Ю. Порушкевич // Доповіді Національної академії наук України. — 2011. — № 10. — С. 100–103.
4. Н. Дрейпер. Прикладной регрессионный анализ. Множественная регрессия / Норман Дрейпер, Гарри Смит / Applied Regression Analysis — 3-е изд. — М.: “Диалектика”, 2007. — С. 912.
 5. Кендал М. Многомерный статистический анализ и временные ряды / М. Кендал, А. Стьюарт // М.: Наука, 1976. — 736 с.
 6. Колмогоров А. Н. Локальная структура турбулентности в несжимаемой вязкой жидкости при очень больших числах Рейнольдса / А. Н. Колмогоров // Доклады академии наук СССР. — Том 30. — №4. — 1941. — С. 299–305.
 7. Лялько В. И., Федоровский А. Д., Попов М. А. [и др.] / В. И. Лялько, А. Д. Федоровский, М. А. Попов. Использование данных спутниковой съемки для изучения природоресурсных проблем // Космічні дослідження в Україні 2002–2004. — Київ. — 2004. — С. 7–14.
 8. Мандельброт Б. Фрактальная геометрия природы / Б. Мандельброт. — М.—Ижевск, 2010.
 9. Моисеев Н. Н. Математические задачи системного анализа. — М.: Наука, 1981. — 487 с.
 10. Норенков И. П. Генетические методы структурного синтеза проектных решений / И. П. Норенков // Информационные технологии, 1998. — №1. — С. 9–13.
 11. Рабинер Л. Теория и применение цифровой обработки сигналов / Л. Рабинер, Б. Гоулд. — М.: 1978.
 12. Саати Т. Принятие решений. Метод анализа иерархий / Т. Саати. — М.: Радио и связь, 1993. — 278 с.
 13. Соколовська А. В. Мультифрактальний аналіз варіабельності структури складових міських територій на основі космічної інформації ДЗЗ (на прикладі міста Києва за 1986–2011 рр.) / А. В. Соколовська // Доповіді Національної академії наук України. — 2013. — №12. — С. 187–194.
 14. Соколовська А. В. Системне моделювання і прогноз стану довкілля міста Києва на основі статистичних даних космічного геомоніторингу і наземних спостережень / А. В. Соколовська, О. В. Нікітенко, О. Д. Федоровський // Системні дослідження та інформаційні технології, “Інститут прикладного системного аналізу” НТУУ “КПІ” МОН та НАН України. — 2013 (в друці).
 15. Соколовська А. В. Використання космічної інформації ДЗЗ для моделювання впливу складових урбанізаційного ландшафту на екологічний стан території міста Києва

- ва / А. В. Соколовська, К. Ю. Суханов, О. Д. Федоровський // Космічна наука і технологія. — 2013. — Т. 19. — № 3. — С. 21–26.
16. Террайн Ч. У. Алгоритмы анализа изображений, основанные на статистически моделях / Ч. У. Террайн, Т. Ф. Куатъери, Д. Е. Даджон // ТИИЭР, 1986. — Т. 74. — № 4. — С. 4–25.
 17. Тимченко І. Е. Системный менеджмент и Авс-технологии устойчивого развития / І. Е. Тимченко, Е. М. Игумнова // Севастополь: МГИ НАН Украины, 2000. — 225 с.
 18. Федоровский А. Д. Об оценке эффективности аппаратных комплексов дистанционного зондирования Земли / А. Д. Федоровский, Л. Ф. Даргейко, В. П. Зубко, В. Г. Якимчук // Доповіді національної академії наук. — 2001. — № 10. — С. 120–124.
 19. Федоровский А. Д. Оценка нефтегазоперспективности участков морского шельфа для последующей геофизической разведки / А. Д. Федоровский, Т. А. Архипова, З. В. Козлов, В. Г. Якимчук // Экологическая безопасность прибрежной и шельфовой зон и комплексное использование ресурсов шельфа: сборник научн. трудов. — Вып. 14. НАН Украины. МГИ, ИГН, ОФ, ИнБЮМ. — Севастополь. — 2006. — С. 314–318.
 20. Федоровский А. Д. Параметрический синтез космических систем зондирования Земли на основе генетического метода / А. Д. Федоровский, М. В. Артюшенко, З. В. Козлов // Космічна наука і технологія. — 2004. — Т. 10. — № 1. — С. 54–60.
 21. Федоровский А. Д. Региональные алгоритмы исследования морских акваторий по данным космической съемки на примере Керченского пролива / А. Д. Федоровский, А. Ю. Порушкевич, А. А. Чепыженко, В. Г. Якимчук // Екологічна безпека та природокористування: 36. наук. праць. — К.: 2013 — Вип. 12 — С. 33–42.
 22. Forrester J. W. Counterintuitive behavior of social systems. Technology Review 1971. — 73(3) — p. 52–68.
 23. Якимчук В. Г. Определение информативных признаков в спектрах отражения и индуцированной лазером флуоресценции растительного покрова для аэрокосмического мониторинга земной поверхности / В. Г. Якимчук, Е. И. Левчик, К. Ю. Суханов, А. Ю. Порушкевич, А. Д. Федоровський // Доповіді Національної академії наук України. — 2012. — № 1. — С. 132–136.
 24. Янутш Д. А. Дешифрирование аэрокосмических снимков / Д. А. Янутш. — М.: Недра, 1972. — 240 с.

МЕТОДИ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ І МОДЕЛІ ВИРІШЕННЯ ЗАВДАНЬ РАЦІОНАЛЬНОГО ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ ТА ЕКОЛОГІЇ НА ОСНОВІ МАТЕРІАЛІВ КОСМІЧНОЇ ЗЙОМКИ І НАЗЕМНИХ СПОСТЕРЕЖЕНЬ

(За матеріалами робіт відділу системного аналізу ЦАКДЗ ІГН НАН України)

О. Д. Федоровський, В. Г. Якимчук, А. В. Соколовська

Обґрунтовано можливість застосування методів системного аналізу та моделей використання матеріалів космічної зйомки та наземних досліджень для вирішення тематичних задач раціонального природокористування і екології. А саме, наведені результати адаптації, модифікації, розробки та використання методу багатокритеріальної оптимізації, методу аналізу ієрархій, методу спектральної автокореляції, методу структурно-текстурного аналізу, методу просторових інтерполяцій Колмогорова, методу фрактального аналізу, методу системної динаміки, методу адаптивного балансу впливів, методу множинної регресії.

Ключові слова: методи системного аналізу, моделювання, природокористування, космічна зйомка, дистанційне зондування Землі

METHODS OF SYSTEM ANALYSIS AND MODELS FOR SOLVING PROBLEMS OF THE EFFICIENT ENVIRONMENTAL RESOURCE MANAGEMENT AND ECOLOGICAL MANAGEMENT BASED ON REMOTELY SENSED DATA AND IN-SITU MEASUREMENTS

(Based on the publication of the department of system analysis of CASRE IGN NASU)

A. D. Fedorovsky, V. G. Yakimchyk, A. V. Sokolovska

The possibility of using methods of system analysis and model of using remotely sensed data and in-situ measurements for solving problems of the efficient environmental resource management and ecological management is substantiated. The results of adaptation, modification, development and using of the next methods are shown: multiobjective optimization method, analytic hierarchy process, method of spectral autocorrelation, method of structural and textural analysis, Kolmogorov's spatial interpolation method, fractal analysis method, system dynamics method, influences balance-based adaptive method, multiple regression method.

Keywords: methods of system analysis, modeling, environmental resource management, remote sensing