

Попова Ольга Аркадьевна – Саяно-Шушенский филиал Федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Сибирский Федеральный университет»; e-mail: olgaarc@yandex.ru; 660041, г. Красноярск, Свободный, 79; тел.: 89135985288; кафедра фундаментальной подготовки; к.т.н.; доцент.

Popova Olga Arkadevna – Sayano-Shushunsky Branch of Federal State-owner Autonomy Educational Establishment of Higher Vocational Educational “Siberian Federal University”; e-mail: olgaarc@yandex.ru; 79, Svobodny, Krasnoyarsk, 660041, Russia; phone: +79135985288; the department of basic training; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 519.24

Б.С. Добронев, О.А. Попова

ГИСТОГРАММНЫЙ ПОДХОД К ПРЕДСТАВЛЕНИЮ И ОБРАБОТКЕ ДАННЫХ КОСМИЧЕСКОГО И НАЗЕМНОГО МОНИТОРИНГА

Рассматривается проблема изучения природных процессов на основе данных космического и наземного мониторинга. Процесс обработки спутниковых данных для исследования природных процессов включает в себя ряд вычислительных процедур, которые должны отвечать системе требований, среди которых в первую очередь необходимо отметить снижение уровня неопределенности в данных, достоверность и наглядность полученных результатов. На основе численного вероятностного анализа предлагается концептуально – гистограммный подход, который применяется для разработки процедур представления и обработки информационных потоков, а также для численного моделирования и представления характеристик природных объектов. Показывается, что применение разработанных процедур позволяет агрегировать данные, снижает уровень информационной неопределенности в данных и существенно повышает эффективность численных расчетов. Численный вероятностный анализ представляет собой непараметрический подход и может успешно применяться для вероятностного описания систем в рамках визуально-интерактивного моделирования, повышая тем самым качество исследования систем. На тестовых примерах и ряде практических задач доказаны преимущества данного подхода перед методом Монте–Карло.

Численный вероятностный анализ; космический мониторинг; моделирование природных явлений; гистограммный подход; обработка данных.

B.S. Dobronets, O.A. Popova

HISTOGRAM APPROACH TO REPRESENTATION AND PROCESSING OF DATA SPACE AND DATA GROUND MONITORING

We study the natural processes on the basis of space and ground-based monitoring. Processing of satellite data for the study of natural processes involves a number of computational procedures to meet system requirements, such as reducing the level of uncertainty in the data, the accuracy and clarity of the results. On the base of Numerical probabilistic analysis is proposed conceptually – histogram approach, which is used to develop procedures for the representation and for processing of information flows, as well as for numerical modeling and representation of the output characteristics of natural objects. It is shown that the application of the procedures developed allows to aggregate the data, reduces the level of information uncertainty and significantly improves the efficiency of the numerical calculations. Numerical probabilistic analysis is a nonparametric approach can be successfully applied to a probabilistic description of systems within a visual interactive simulation, thereby increasing the quality of the research systems. By test examples and some practical problems proved the advantages of this approach over Monte Carlo.

Numerical probabilistic analysis; modeling of the natural processes; space monitoring; histogram approach; data processing.

Анализ привлекательности космического и наземного мониторинга для изучения природных процессов. В последние десятилетия в мире и в России активно обсуждается проблема экстремальных природных событий, составляющих существенную долю неблагоприятных последствий, происходящих катаклизмов. В связи с этим актуализировалась проблема оценки рисков возникновения экстремальных природных событий на основе совершенствования существующих методик разработки прогнозов и создания новых информационно-аналитических технологий исследования информационных потоков, сопровождающих эти процессы. Известно, что природные события существенным образом определяются и зависят от процессов, происходящих как в атмосфере, так и на поверхности Земли, и характеризуются масштабностью и динамичностью. Для решения данной проблемы используются различные подходы, в том числе с помощью космических средств наблюдения, позволяющих получать информацию о состоянии поверхности Земли и атмосферы в режиме мониторинга на значительной территории. В этом существенное преимущество космических средств по сравнению с традиционными наземными. Другим важным преимуществом космических средств является оперативность поступления информации. Важно отметить, что космический мониторинг все чаще и чаще рассматривается исследователями не только как способ регистрации, сбора, передачи, накопления и хранения полученной информации, но и как информационно-аналитическая технология для анализа информации о качественных и количественных характеристиках состояния атмосферы и поверхности Земли, а также оценки и прогноза тенденций изменения в них.

Одной из разновидностей мониторинга является дистанционное зондирование Земли (ДЗЗ). ДЗЗ – сбор информации с помощью приборов, установленных на вертолетах, самолетах, спутниках. Дистанционное зондирование – это получение информации об объекте по данным измерений, сделанных на расстоянии от объекта, т.е. без прямого контакта с объектом. Важным аспектом ДЗЗ является возможность контроля больших территорий; наблюдения из космоса позволяют получать информацию, обобщающую процессы на уровне региона, континента, планеты Земля. По некоторым оценкам данные из космоса стоят дешевле наземных. Возможности космического ДЗЗ позволяют получать информацию, например, о температуре поверхности Земли с разрешением в несколько метров. Информация, полученная на основе космического мониторинга, характеризуется большими объемами, различными способами регистрации и формами передачи, которую надо соответствующим образом представить и обработать. Процесс обработки и подготовки спутниковых данных для исследования природных процессов включает в себя ряд вычислительных процедур, которые должны отвечать системе требований, среди которых в первую очередь необходимо отметить снижение уровня неопределенности в данных, достоверность и наглядность полученных результатов.

Следует отметить, что использование данных только космического мониторинга не всегда достаточно и оправдано, поскольку наземные измерения также привносят свою долю достоверности о природных процессах. Поэтому к формированию базы данных для прогнозов природных явлений необходимо подходить системно, не упуская ни одной возможности повысить оправдываемость прогнозных выводов. С этой точки зрения в качестве примера можно рассмотреть автоматизированную технологию мониторинга весеннего половодья на сибирских реках [1]. Созданная информационная технология предусматривает оптимизацию параметров математической модели прогноза в ходе ее применения. Для этого используется электронная база многолетних гидрометеорологических данных наблюдений, обеспечивающая автоматизированный перебор и моделирование возможных гидрометеорологических ситуаций. База включает ежедневные данные наблюдений

ний десятков гидрологических постов и метеорологических станций за последние 19 лет. Спутниковые данные, отличающиеся большими объемами и многомерностью, и атрибутивные данные, содержащие информацию о ландшафтно-гидрологических особенностях районов бассейнов рек.

Концептуально-гистограммный подход к моделированию природных явлений. Важным аспектом при изучении природных явлений является выбор прогнозной модели и методов представления и расчета соответствующих характеристик. Остановимся подробнее на моделях. В настоящее время для исследования природных явлений развивается подход к моделированию, включающий решение функциональных уравнений и систем уравнений, в основу которых положены различные концепции описания физических процессов. Обычно такие модели называют концептуальными [2]. Одним из наиболее трудных аспектов применения концептуальных моделей является калибровка выбранной модели применительно к конкретному объекту исследования. Большинство параметров модели определяются итерационным способом, вручную или автоматически, на основе исторических рядов входных и выходных данных. Из-за ограниченности и неопределенности данных, несовершенства модели и наличия внутренних связей между параметрами даже небольшое увеличение их количества способно значительно повысить трудности, связанные с калибровкой модели. Поэтому необходимо, чтобы число параметров соответствовало степени достоверности исходных данных и требуемой точности.

В качестве примера рассмотрим упрощенную модель HBV, разработанную Бергстрёмом (Bergström) в Шведском метеорологическом и гидрологическом институте. Она представляет собой концептуальную модель водосбора, которая преобразует осадки, температуру воздуха и потенциальное суммарное испарение в сток или приток в водохранилище. Модель описывает общий баланс воды следующим образом:

$$p - e - q = - \frac{d}{dt} [sp + sm + uz + lz + vl],$$

где p – осадки, e – суммарное испарение, q – сток, sp – снежный покров, sm – влажность почвы, vl – объем озер. Модель HBV можно рассматривать как детерминированную модель с полураспределенными параметрами; водосбор разбивается на частные водосборы, также применяется метод высотного районирования. Для водосборов определенного высотного положения осуществляется дополнительное деление на высотные зоны. Каждую высотную зону можно подразделить на подзоны по типу растительности, например лесные и не лесные территории. Последовательность формирования стока представляет собой функцию реагирования, преобразующую избыточную почвенную влагу в сток. Она также учитывает осадки, выпадающие непосредственно на поверхность озер, рек и других увлажненных территорий и испарение с них. Необходимой входной информацией для модели являются количество осадков (суточные суммы), температура воздуха (среднесуточные значения) и оценки возможного суммарного испарения. В качестве альтернативы, суточные значения можно рассчитать как пропорциональные к температуре воздуха, но с коэффициентами пропорциональности ежемесячных значений. Более поздние версии модели HBV могут работать с данными более высокого временного разрешения, т.е. ежечасными данными.

Предположим, что мониторинг температуры ведется по области Ω , которую представим как объединение подобластей Ω_i , точки измерения температуры равномерно распределены по каждой подобласти. В стандартной модели входной па-

параметр температуры воздуха представляется своими средними значениями x_i по зонам Ω_i . ДЗЗ позволяет для каждой подобласти Ω_i представить N_i значений температуры – $x_{i,j}, j = 1, \dots, N_i$, где i – номер подобласти, j – номер измерения. Таким образом, каждый x_i представляется как среднее значение

$$\bar{x}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} x_{i,j}.$$

В работе предлагается с целью снижения уровня неопределенности в данных вместо средних значений входных параметров в каждой подобласти Ω_i использовать их гистограммные представления [1, 2].

Рассмотрим задачу построения гистограммы P_i в условиях, когда известны данные мониторинга температуры $x_{i,j}$.

Гистограмма P – кусочно-постоянная функция, определенная сеткой $\{z_i, i = 0, 1, \dots, n\}$. На отрезке $[z_{i-1}, z_i]$ гистограмма принимает постоянное значение p_i .

Рассмотрим построение гистограммы P_x для величины x . Пусть для величины x известна выборка (x_1, x_2, \dots, x_N) . Обозначим n_j количество членов x_i повторной выборки, попавших в интервал $[z_{j-1}, z_j]$, тогда

$$p_j = \frac{n_j}{N(z_j - z_{j-1})}.$$

Таким образом, для каждой входной величины x_i может быть известно не только среднее значение \bar{x}_i , но и гистограмма P_i . На рис. 1 приведен модельный пример построения гистограммы P_i по значениям в некоторой области Ω_i .

Область Ω_i представляет прямоугольник, состоящий из 100×100 пикселей, каждому пикселю сопоставлено значение $x_{i,j}$. Для наглядности на рис. 1 значения $x_{i,j}$ представлены оттенками серого цвета. Более светлые цвета соответствуют более высокой температуре. Таким образом, построенная гистограмма характеризует частоты распределения температуры в области Ω_i .

Рассмотренный подход демонстрирует эффективный способ агрегирования данных. Так, вместо 10^4 значений представленных в подобласти Ω_i для определения гистограммы, используется лишь порядка 10^2 значений. Более того, построенная гистограмма несет в себе массу дополнительной информации: интервал изменения значений, среднее значение, частоты и т.п.

Такой подход можно интерпретировать как построение функции плотности вероятности некоторой случайной величины. Поскольку изучаемая выходная величина модели y , характеризующая состояние гидрологической системы, часто представляется в виде некоторой функциональной зависимости входных параметров x_1, x_2, \dots, x_n , рассмотрим метод представления y в виде гистограммы, т.е. ставится задача: зная гистограммы P_{x_i} , построить гистограмму P_y , аппроксимирующую распределение выходной величины y .

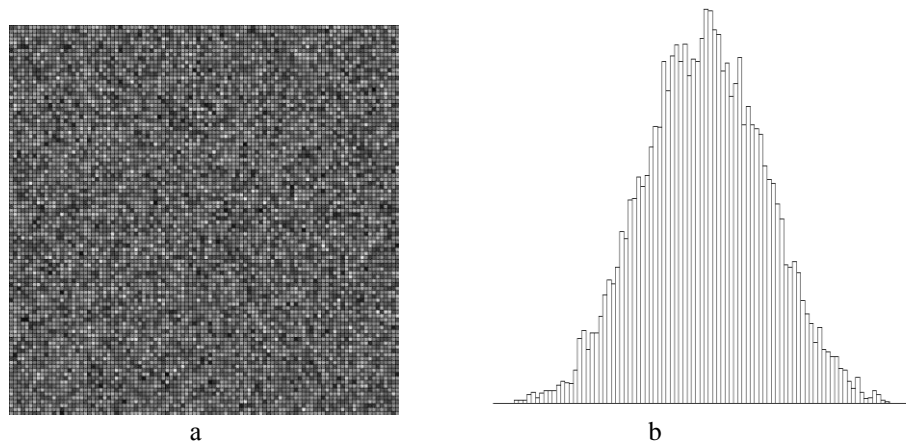


Рис. 1. *a* – область Ω_i , *b* – гистограмма P_i

Обычно для этих целей используется метод Монте–Карло. Альтернативой методу Монте–Карло является численный вероятностный анализ (ЧВА) [3, 4]. Предметом ЧВА является решение различных задач со стохастическими неопределенностями в данных с использованием численных операций над плотностями вероятностей случайных величин и функций со случайными аргументами. Для этого предлагается разнообразный инструментарий, включающий такие понятия как гистограммная арифметика, вероятностные, естественные и гистограммные расширения, гистограммы второго порядка.

ЧВА представляет собой непараметрический подход и может успешно применяться для вероятностного описания систем в рамках визуально-интерактивного моделирования, повышая тем самым качество исследования систем [5]. На тестовых примерах и ряде практических задач доказаны преимущества данного подхода перед методом Монте–Карло [3–5].

Основные теоретические аспекты для численного моделирования выходных характеристик. Рассмотрим задачу определения закона распределения функции нескольких случайных аргументов. Приведем метод решения этой задачи для случая функции двух аргументов. Пусть имеется система двух непрерывных случайных величин (x, y) с плотностью распределения $p(x, y)$. Случайная величина z связана с x и y функциональной зависимостью:

$$z = f(x, y).$$

Тогда закон распределения P_z величины z [1]:

$$P_z(r) = P(f(x, y) < r).$$

Пусть, как и выше, гистограмма p_z определяется сеткой $\{z_i | i = 0, \dots, n\}$. Определим область $\Omega_i = \{(x, y) | z_i < f(x, y) < z_{i+1}\}$. Тогда p_{z_i} имеет вид

$$p_{z_i} = \int_{\Omega_i} p(x, y) dx dy / (z_{i+1} - z_i).$$

Известны аналитические формулы для определения плотности вероятности результатов арифметических действий над случайными величинами. Например, для нахождения плотности вероятности $p_{x_1+x_2}$ суммы двух случайных величин $x_1 + x_2$ используется соотношение

$$p_{x_1+x_2}(x) = \int_{-\infty}^{\infty} p(x-v, v)dv = \int_{-\infty}^{\infty} p(v, x-v)dv, \quad (1)$$

для нахождения плотности вероятности p_{x_1/x_2} частного двух случайных величин x_1/x_2 :

$$p_{x_1/x_2} = \int_0^{\infty} vp(xv, v)dv - \int_{-\infty}^0 vp(v, xv)dv. \quad (2)$$

Плотность вероятности $p_{x_1x_2}$ произведения двух случайных величин x_1x_2 определяется соотношением

$$p_{x_1x_2} = \int_0^{\infty} (1/v)p(x/v, v)dv - \int_{-\infty}^0 (1/v)p(v, x/v)dv. \quad (3)$$

Однако эти формулы не всегда удобны для численных расчетов. Реализация арифметических операций основана на работе с $p(x, y)$ – совместной плотностью вероятности двух случайных величин x, y . Пусть p_z – гистограмма, приближающая плотность вероятности, арифметической операции над двумя случайными величинами $x * y$, где $*$ $\in \{+, -, \cdot, /, \uparrow\}$. Тогда вероятность попадания величины z в интервал $[z_i, z_{i+1}]$ определяется по формуле [3]

$$P(z_k < z < z_{k+1}) = \int_{\Omega_k} p(x, y)dx dy, \quad (4)$$

где $\Omega_k = \{(x, y) | z_k \leq x * y \leq z_{k+1}\}$.

Основные принципы разработки гистограммных операций продемонстрируем на примере операции сложения. Пусть $z = x_1 + x_2$, и носители $x_1 - [a_1, a_2]$, $x_2 - [b_1, b_2]$, $p(x_1, x_2)$ – плотность распределения вероятностей случайного вектора (x_1, x_2) . Заметим, что прямоугольник $[a_1, a_2] \times [b_1, b_2]$ – носитель плотности распределения вероятностей $p(x_1, x_2)$ и плотность вероятности z отлична от нуля на интервале $[a_1 + b_1, a_2 + b_2]$. Обозначим $z_i, i = 0, 1, \dots, n$ – точки деления этого интервала на n отрезков. Тогда вероятность попадания величины z в интервал $[z_i, z_{i+1}]$ определяется по формуле

$$P(z_i < z < z_{i+1}) = \int_{\Omega_i} p(x_1, x_2)dx_1 dx_2,$$

где $\Omega_i = \{(x_1, x_2) | z_i \leq x_1 + x_2 \leq z_{i+1}\}$ [1]. И окончательно p_{z_i} имеет вид

$$p_{z_i} = \int_{\Omega_i} p(x_1, x_2)dx_1 dx_2 / (z_{i+1} - z_i).$$

Рассмотренный выше подход обобщается на случай большего числа переменных. Пусть требуется найти гистограмму p_z суммы

$$z = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n$$

и пусть $p(x_1, x_2, \dots, x_n)$ – плотность распределения вероятностей случайного вектора (x_1, x_2, \dots, x_n) . Тогда вероятность попадания z в интервал (z_i, z_{i+1}) соответственно равна [3]

$$P(z_i < z < z_{i+1}) = \int_{\Omega_i} p(x_1, x_2, \dots, x_n)dx_1 dx_2 \dots dx_n,$$

где $\Omega_i = \{(x_1, x_2, \dots, x_n) | z_i < a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n < z_{i+1}\}$, p_{z_i} имеет вид

$$p_{z_i} = \int_{\Omega_i} p(x_1, x_2, \dots, x_n)dx_1 dx_2 \dots dx_n / (z_{i+1} - z_i).$$

Рассмотрим, в качестве примера, операцию $\max(x, y)$. Вероятность того, что $\max(x, y) < z$ – определяется через функцию распределения F

$$F(z) = \int_{-\infty}^z P_x(\xi) d\xi \int_{-\infty}^z P_y(\xi) d\xi.$$

Используя функцию распределения F , можно построить гистограмму для $\max(x, y)$ на сетке $\{z_i\}$. Тогда $p_i = F(z_{i+1}) - F(z_i)$.

Число арифметических операций для вычисления $x \cdot y$ порядка $O(n^2)$, где n – размерность гистограмм. Гистограмма, как кусочно-постоянная функция, приближает плотность вероятности с точностью $O(1/n)$. Однако, как нетрудно видеть, уже средние точки гистограмм приближают плотность вероятности с точностью $O(1/n^2)$.

Пусть $f(x_1, \dots, x_n)$ – рациональная функция, тогда для вычисления гистограммы F заменим арифметические операции на гистограммные, а переменные, x_1, x_2, \dots, x_n – их гистограммными значениями. Полученную гистограмму F будем называть – *естественным гистограммным расширением*.

Теорема 1 [4]. Пусть $f(x_1, \dots, x_n)$ – рациональная функция, каждая переменная которой встречается только один раз и x_1, x_2, \dots, x_n – независимые случайные величины. Тогда естественное гистограммное расширение аппроксимирует вероятностное расширение с точностью $O(h^\alpha)$.

Пример. Для рациональной функции $f(x, y) = xy + x + y + 1 = (x+1)(y+1)$ только второе представление попадает под условие теоремы 1 и, следовательно, естественное гистограммное расширение будет аппроксимировать вероятностное с некоторой точностью $O(h^\alpha)$. Теорема 1 легко обобщается на следующий случай.

Замечание 1. Пусть для функции $f(x_1, \dots, x_n)$ возможна замена переменных такая, что $f(z_1, \dots, z_k)$ – рациональная функция от переменных z_1, \dots, z_k , удовлетворяющая условиям теоремы 1, и z_i – функции от множества переменных $x_i, i \in \text{Ind}_i$, причем множества Ind_i попарно не пересекаются. Пусть для каждой z_i существуют вероятностные расширения. Тогда естественное расширение $f(z_1, \dots, z_k)$ будет аппроксимировать вероятностное с некоторой точностью.

Пример. Пусть $f(x_1, x_2) = (-x_1^2 + x_1) \sin(x_2)$. Тогда, полагая $z_1 = (-x_1^2 + 1)$ и $z_2 = \sin(x_2)$. Заметим, что можно построить вероятностные расширения функций z_1, z_2 и $f = z_1 z_2$ – рациональная функция, попадающая под условия теоремы 1. Следовательно, ее естественное расширение будет аппроксимировать вероятностное с некоторой точностью.

Пример. $f(x, y) = x^2 y + x$, где x, y – равномерные случайные величины заданные на $[0, 1]$. Заменяя x дискретной случайной величиной t вычислим F . Сравнение F и вероятностного расширения $f(x_1, \dots, x_n)$ показало хорошее согласование.

Рассмотрим случай, когда для $f(x_1, \dots, x_n)$ необходимо найти вероятностное расширение f , но не удается построить замену переменных согласно замечанию 1. Пусть для определенности только x_1 встречается несколько раз. Заметим, что если

подставить вместо случайной величины x_1 детерминированную t , то для функции $f(t, x_2, \dots, x_n)$ можно построить естественное вероятностное расширение.

Пусть t – дискретная случайная величина, аппроксимирующая x_1 следующим образом: t принимает значения t_i с вероятностью P_i и пусть для каждой $f(t, x_2, \dots, x_n)$ можно построить естественное вероятностное расширение φ_i . Тогда вероятностное расширение f функции $f(x_1, \dots, x_n)$ можно аппроксимировать плотностью вероятности φ следующим образом:

$$\varphi(\xi) = \sum_{i=1}^n P_i \varphi_i(\xi).$$

Таблица 1

Погрешность аппроксимации вероятностных расширений

n	$\ f - \varphi\ _2$
10	1.2887825282E-03
20	4.5592973952E-04
40	1.6120775967E-04
80	5.6996092139E-05
160	2.0151185588E-05

Пример. Пусть $f(x, y) = x^2 y + x$, где x, y – равномерные случайные величины, заданные на $[0, 1]$. Заменяем x дискретной случайной величиной t , $\{t_i | t_i = (i - 0.5)/n, i = 1, 2, \dots, n\}$, $P_i = 1/n$. Далее вычислим естественные вероятностные расширения φ_i . Сравнение φ и f – вероятностного расширения $f(x_1, \dots, x_n)$ показало хорошее согласование. В табл. 1 приведена норма l_2 разности φ и f в зависимости от n . Анализ полученных результатов показал, что в данном примере φ аппроксимирует f с порядком $\alpha = 1,4998$.

Заключение. Использование данных, полученных на основе космического и наземного мониторинга, с одной стороны, способствует повышению достоверности в изучении природных явлений и процессов во времени и в пространстве. С другой стороны, возможности космического и наземного мониторинга существенно увеличивают объемы, подлежащие обработке и исследованию информации, что затрудняет, делает не эффективным, а порой невозможным применение существующих численных процедур для построения прогнозных моделей и анализа полученных результатов. Разработанные на основе ЧВА процедуры и методы гистограммного представления, обработки и численного моделирования выходных параметров, концептуальных моделей, на основе использования данных космического и наземного мониторинга позволяют снизить уровень неопределенности в информационных потоках, существенно сократить время обработки и выполнения численных процедур. Данный подход позволяет также в режиме визуально-интерактивного моделирования представить необходимые данные для оперативного принятия решений.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Бураков Д.А., Копылов В.Н., Ромасько В.Ю., Швецова Е.В. Информационная технология прогноза весеннего половодья сибирских рек на основе математического моделирования процесса формирования стока // Информационные системы и технологии. – 2009. – № 3. – С. 64-69.

2. Guide to Hydrological Practices. Volume II. Management of Water Resources and Application of Hydrological Practices. WMO-No. 168. Sixth edition. 2009.
3. Добронец Б.С., Попова О.А. Численные операции над случайными величинами и их приложения // Журн. СФУ. Сер. Матем. и физ. – 2011. – № 2. – С. 229-239.
4. Добронец Б.С., Попова О.А. Элементы численного вероятностного анализа // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета. – 2012 – № 2 (42). – С. 19-23.
5. Попова О.А. Технология извлечения и визуализации знаний на основе численного вероятностного анализа неопределенных данных // Информатизация и связь. – 2013. – № 2. – С. 63-66.

Статью рекомендовал к публикации д.ф.-м.н., профессор В.Д. Кошур.

Добронец Борис Станиславович – Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Сибирский федеральный университет» (СФУ); e-mail: B Dobronets@sfu-kras.ru; 660041, г. Красноярск, Свободный, 79; тел.: +79130407752; кафедра информационных систем; д.ф.-м.н.; профессор.

Попова Ольга Аркадьевна – Саяно-Шушенский филиал Федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Сибирский федеральный университет»; e-mail: olgaarc@yandex.ru; 660041, г. Красноярск, Свободный, 79; тел.: 89135985288; кафедра фундаментальной подготовки; к.т.н.; доцент.

Dobronets Boris Stanislavovich – Federal State-owner Autonomy Educational Establishment of Higher Vocational Educational “Siberian Federal University”; e-mail: B Dobronets@sfu-kras.ru; 79, Svobodny, Krasnoyarsk, 660041, Russia; phone: +79130407752; the department of information systems; dr. of phis.-math. sc.; professor.

Popova Olga Arkadevna – Sayano-Shushunsky Branch of Federal State-owner Autonomy Educational Establishment of Higher Vocational Educational “Siberian Federal University”; e-mail: olgaarc@yandex.ru; 79, Svobodny, Krasnoyarsk, 660041, Russia; phone: +79135985288; the department of basic training; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 30, 34, 519.7 и 519.8

Г.В. Горелова, В.Н. Рябцев

РАЗРАБОТКА КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ ГЕОПОЛИТИЧЕСКИХ СИСТЕМ (ЧЕРНОМОРСКО-КАСПИЙСКИЙ РЕГИОН)*

Рассматриваются возможности и результаты когнитивного моделирования таких сложных систем, как нестабильные геополитические регионы. Разработанная когнитивная методология дает возможность объединения подходов, приемов, методов различных дисциплин в систему методов, необходимых для решения комплекса задач: идентификации объекта в виде когнитивной модели (карты), анализа путей и циклов когнитивной модели, сценарного анализа и разработки возможных стратегий развития системы, решения обратной задачи (поиска управляющих решений, обеспечивающих желаемую стратегию развития), решения задач реализации, наблюдаемости, управляемости, оптимизации, прогнозирования, анализа связности и сложности системы, задачи композиции – декомпозиции, анализа устойчивости, анализа чувствительности, катастроф, адаптируемости, самоорганизации системы, принятия решений. Представлен разработанный инструментарий имитационного когнитивного моделирования геополитических регионов. Инструментарий является адаптацией разработанных ранее методов и моделей когнитивного моделирова-

* Работа выполнена по гранту ЮФУ № 213.01 24/2013 178.