

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ, ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ И КОМПЛЕКСЫ

УДК 004.9

МОДЕЛИРОВАНИЕ СЛОЖНЫХ (ОПАСНЫХ) ПРИРОДНЫХ ПРОЦЕССОВ ПРИ ПОМОЩИ СЕТИ ДОВЕРИЯ БАЙЕСА

Статья поступила в редакцию 01.06.2019, в окончательном варианте – 10.06.2019.

Таран Виктория Николаевна, Гуманитарно-педагогическая академия (филиал) ФГАОУ ВО «Крымский федеральный университет им. В.И. Вернадского» в г. Ялте, 298600, Российская Федерация, г. Ялта, ул. Севастопольская, 2-А,

кандидат технических наук, доцент кафедры информатики и информационных технологий, ORCID <http://orcid.org/0000-0002-9124-0178>, e-mail: victoriya_yalta@ukr.net

Приведен анализ факторов, влияющих на активизацию сложных (опасных) природных процессов, которые могут сопровождаться катастрофическими последствиями. В качестве факторов, оказывающих наибольшее влияние на эти процессы, были выбраны солнечная активность, осадки и сейсмическая активность. Резкое усиление действия этих факторов (особенно в сочетаниях друг с другом) часто приводит к возникновению опасных природных явлений, включая оползни, сели, снежные лавины, ураганы, торнадо, шквалы, извержения вулканов, лесные пожары, экстремальные уровни осадков, температурные аномалии и т.д. Для характеристики протекания рассматриваемых процессов с учетом влияния указанных факторов выбираются промежуточные и результирующие показатели: природные риски; временные рамки; объемы денежных средств, затрачиваемых на профилактику воздействия опасных природных явлений. Рассмотрено построение сети доверия Байеса для моделирования сложных (опасных) природных процессов на Южном берегу Крыма, структура этой сети. Обучение сети проводится с помощью заполнения экспертами условных вероятностей и по данным наблюдений – это соответствует заполнению безусловных вероятностей для вершин верхнего иерархического уровня сети. Управляющий или контролирующий фактор определяется как объемы инвестированных средств. Обсуждена важность (значимость) этого фактора с учетом вероятностного характера возникновения опасных природных явлений. Проведено моделирование различных сценариев протекания природных процессов, для них с использованием сети Байеса рассчитывается вероятность появления определенных состояний (значений) отдельных показателей и итогового результата. Обсуждены вопросы моделирования возможных сценариев развития ситуаций при различных сочетаниях природных факторов и объемов инвестиций в профилактические мероприятия по различным направлениям.

Ключевые слова: моделирование, прогнозирование, сложные системы, катастрофические последствия сложных природных процессов, оползневые процессы, сети доверия Байеса

MODELING OF COMPLEX (DANGEROUS) NATURAL PROCESSES BY MEANS OF THE BAYESIAN BELIEF NETWORK

The article was received by editorial board on 01.06.2019, in the final version – 10.06.2019.

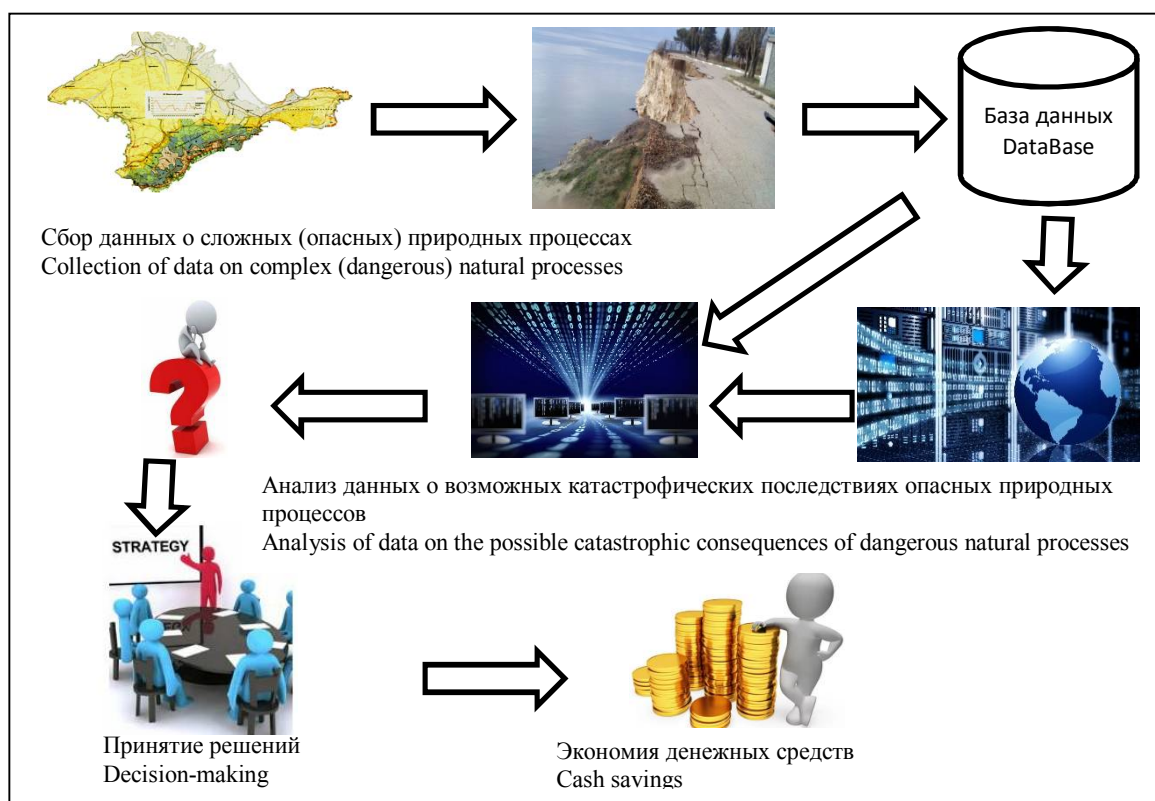
Taran Viktoriya N., Humanities and Education Science Academy (branch) of V.I. Vernadsky Crimean Federal University in Yalta, 2-A Sevastopolskaya St., Yalta, 298600, Russian Federation,

Cand. Sci. (Engineering), ORCID <http://orcid.org/0000-0002-9124-0178>, e-mail: victoriya_yalta@ukr.net

The article analyzes the factors that have an impact on the activation of complex natural processes and their catastrophic consequences. Solar activity, precipitation and seismic activity have chosen as the most significant factors, a sharp increase in which leads to activation of natural processes such as landslides, mudflows, natural and forest fires, snow avalanches, hurricanes, tornados, squalls, volcanic eruptions, etc. Intermediate and resulting indicators have chosen to describe and evaluate the course of the processes under consideration: Natural Hazards, Time Frame and Cash. The construction of the Bayesian belief network for modeling of complex natural processes on the Northern Mountainous Coast of Black Sea, its structure and training by filling in probability tables are considered. Experts fill conditional probabilities for dependent or intermediate vertices. The values of unconditional probabilities have filled according to observation data for top-level vertices. The managing or controlling factor is determined as Funds Invested and its importance has discussed. Simulation of various scenarios of the course of natural processes has carried out, for which the probability of occurrence of certain states of the resulting outcome indicators is calculated

Keywords: modeling, forecasting, complex systems, catastrophic consequences of complex natural processes, landslide processes, Bayesian belief network

Graphical annotation (Графическая аннотация)



Введение. Южный берег Крыма (ЮБК), имеющий уникальные особенности климата, исторические, природные и хозяйственные ресурсы, является регионом, часто страдающим от природных катаклизмов и экзогенных процессов. Кроме того, на этой узкой полосе побережья пролегает более 50 % всех дорог полуострова, а степень его урбанизации превосходит среднее значение по Крыму более чем в 2 раза [3]. Возможность предвидеть активизацию сложных (опасных) природных процессов на ЮБК, имеющих катастрофические последствия, позволяет свести их к минимуму за счет заблаговременного выполнения специальных защитных (профилактических) мер. Тем самым будут обеспечены необходимые условия безопасности жизнедеятельности граждан, работы организаций, включая транспортные. В свою очередь это позволит эффективно использовать уникальную территорию побережья для оздоровления и отдыха туристов [11], других целей.

Очевидно, что сложные (опасные) природные процессы, которые могут иметь катастрофические последствия, представляют значительную угрозу. Причина – полностью или частично могут разрушаться не только дороги, но и здания; также может наноситься большой вред их эксплуатации [5]. Несмотря на развитие методов моделирования и прогнозирования (в том числе в виде разработки имитационных компьютерных моделей), предсказание активизации опасных природных процессов, влекущих за собой катастрофические разрушительные последствия, пагубно влияющие на хозяйственную деятельность человека, продолжает оставаться одной из актуальных проблем научно-прикладного характера. Решение данной проблемы осложняется присутствием в рассматриваемых системах фактора риска в отношении непредвиденных ситуаций. Кроме того, рассматриваемая проблема относится к классу сложных задач анализа динамических процессов случайной природы [10].

В научных исследованиях, посвященных этой проблеме, основное внимание уделяется картированию территорий, геологическому и геоморфологическому исследованию склонов и участков. При этом в условиях неопределенности в эколого-экономической среде протекания этих процессов [6] использование современных информационных технологий и интеллектуальных систем поддержки принятия решений является достаточно ограниченным, а системный подход в полном объеме не используется [8, 9]. Таким образом, наблюдается сравнительно узкая тематическая направленность научных исследований, посвященных прогнозированию сложных природных процессов ЮБК – такие исследования ориентированы в основном на наблюдение, мониторинг, картографические исследования и экспертную оценку процессов со стороны специалистов. Отметим также использование геоинформационных технологий для накопления и обработки географической и природно-климатической информации, сведений о располо-

жении различных зданий и иных сооружений, транспортных магистралей, трубопроводов, а также представления некоторых результатов обработки накопленной информации в наглядной форме.

Моделирование и прогнозирование сложных (опасных) природных процессов классическими методами не дает достоверных данных, на которые можно было бы опираться при формировании возможных сценариев развития рассматриваемых процессов и принятия управленческих решений. Как показывают результаты экспериментальных исследований, ни один из известных применяемых методов и алгоритмов не может быть признан однозначно лучшим [2].

Целью данной статьи является анализ факторов, имеющих непосредственное влияние на активизацию сложных (опасных) природных процессов, моделирование этих процессов с помощью сети доверия Байеса, а также построение прогнозов.

Выделение факторов, связанных с развитием катастрофических природных процессов. Опасные природные процессы, протекающие на ЮБК и в других районах полуострова, носят сложный случайный характер, зависят от многих факторов, содержат большую долю неопределенности. Потому они плохо поддаются прогнозированию [8] с использованием существующих методов.

При изучении и анализе данных, связанных со сложными природными процессами ЮБК, оказалось, что факторы, которые при теоретических рассуждениях наиболее сильно влияют на активизацию сложных природных процессов, на самом деле количественно связаны очень слабо [10]. Наблюдение за метеорологическим, гидрогеологическими и климатическими данными ведутся различными научными учреждениями и содержат набор результатов наблюдений более чем за пятьдесят лет, а по некоторым параметрам превышают одно-два столетия. Однако эти организации фактически не связаны между собой, так как относятся к разным отраслям. Как следствие, отсутствует регулярный обмен данными между ними для установления определенных сценариев, предупреждающих активизацию сложных природных процессов [6].

Выделим следующие опасные природные процессы, приводящие к катастрофическим последствиям: наводнения, оползни, природные пожары, сели, переработка берегов морей и водохранилищ, гидрометеорологические опасности, маловодье, снежные лавины, землетрясения, цунами, ураганы, смерчи, шквалы, вулканические извержения, экстремальные температуры воздуха [4]. Также к опасным природным явлениям можно отнести активизацию карстовых явлений (развитие карста); суффuzionные процессы в водонасыщенных грунтах; увеличение сейсмической опасности для зданий и сооружений, расположенных на водонасыщенных грунтах (по нормам «сейсмичность» надо увеличивать на единицу и соответственно планировать усиление конструкций); размыв берегов моря при нарушении процессов выноса в моря обломочного материала реками или нарушения процессов распределения такого материала вдоль береговой линии (последнее происходит при строительстве молов в портах – они перекрывают распространение потоков обломочного материала вдоль береговых линий).

Выявлено, что протекание любых катастрофических природных явлений, включая оползневые процессы, напрямую зависит от солнечной активности и ее 11-летнего цикла. Таким образом, в качестве первого и главного фактора выберем солнечную активность [3, 8]. Обычно она оценивается на основе числа Вольфа.

Также большое влияние имеют осадки, которые на ЮБК могут быть двух типов:

- 1) летние ливни, в результате чего земля не промачивается, а большие потоки воды, несущиеся с гор, уносят в море верхний слой почвы, смывая его органическую составляющую и приводя к размыву оврагов;
- 2) зимние морозящие дожди, которые обильно увлажняют почву, глубоко её промачивая и наполняя подземные карстовые пустоты (естественные водные хранилища) запасами воды на лето. При этом создаются напряжения почвы, в результате чего происходят подвижки земли – весенние оползни, обвалы и сели. Отметим, что появление водонасыщенных участков грунтов провоцирует активизацию оползневых процессов, обвалов (особенно при сейсмических воздействиях, воздействиях вибраций от тяжелого транспорта и пр.).

Следующий фактор, который следует учесть, – это сейсмическая активность. Крымские горы – сравнительно молодые, поэтому они реагируют на подземные толчки. В данной статье учитывать мы будем только те землетрясения, эпицентры которых находятся не дальше 200 км от Крымского побережья и магнитуда в которых превышает 8,5 К, т.е. уровень выделившейся энергии в эпицентре соответствует 8,5 К.

В качестве фактора регулирования (или так называемого управления) рассмотрим вложение средств в укрепительные мероприятия и защитные сооружения.

Все перечисленные факторы отнесем к первичным или наиболее существенным, резкое изменение которых приводит к изменению протекания сложных природных процессов, в том числе их активизации.

Построение сети доверия Байеса. С точки зрения специалиста-эксперта при моделировании процесса размышлений (reasoning) особый интерес представляет логико-вероятностный подход. В нем моделью утверждения являются формулы, заданные над определенным алфавитом (пропозициональные), что традиционно для формальной логики, а степень доверия истине (или стохастическая неопределенность истинности) этих пропозициональных формул и сила связей между ними характеризуются с помощью оценок вероятностей: как скалярных (точечных), так и интервальных [13].

Сеть доверия Байеса или байесовская сеть (СДБ) представлена парой (G, P) , где $G = \langle X, E \rangle$ – ациклический направленный граф на конечном множестве X (вершинами которого являются перечисленные факторы, предполагаемые промежуточные и результирующие показатели), связанные между собой совокупностью ориентированных ребер E , а P – множество условных распределений вероятностей. Таким образом, байесовские сети представляют собой достаточно точный инструмент для описания весьма сложных процессов и событий с неопределенностями. Для описания сети доверия Байеса необходимо определить сначала структуру графа, а затем параметры каждого узла. Эта информация может быть получена непосредственно из данных или из экспертных оценок [14]. Граф записывается как набор условий независимости: каждая переменная независима от ее родителей G . Вторая компонента пары представляет собой набор параметров, который определяет сеть. С математической точки зрения СДБ – это модель для наглядной интерпретации вероятностных зависимостей, а также представления отсутствия этих зависимостей. При этом связь $A \rightarrow B$ является причиной, когда событие A является причиной возникновения B ; влияет на значение, принятое B . СДБ называют причинной (каузальной), когда все связи являются причинными [1].

Благодаря высокой прозрачности, способности сочетать эмпирические данные с экспертными знаниями и их очевидной релевантности для неопределенности. Байесовские сети доверия могут внести существенный вклад в изучение и моделирование сложных систем различной природы [16].

Модель, основанная на байесовской сети убеждений, позволяет комбинировать как статистические данные, так и экспертные предположения о природе поведения и отношениях между элементами [15, 16]. Байесовские сети являются одним из представлений баз знаний с неопределенностью [18]. В условиях неопределенности основой для принятия решений с помощью байесовской сети доверия является расчет вероятностей перехода стратегий из одного состояния системы в другое [6, 7].

Основой для принятия решений с помощью байесовской сети в условиях неопределенности является определение вероятностей стратегий перехода от одного состояния системы к другому. Раскрытие неопределенности в сетях доверия Байеса обычно выполняют с помощью определения вероятностей состояний вершин на основе имеющейся информации о значении других вершин сети. Благодаря этим сообщением, система осуществляет переход к следующему состоянию [12].

Граф сети доверия Байеса строим в виде «дерева». В нем на верхнем уровне расположены вершины-факторы с безусловными вероятностями, которые определяются в начале моделирования из экспериментов или результатов наблюдений. Это приведенные выше факторы: солнечная активность, сейсмическая активность, осадки, вложенные средства. Построение будем проводить в программе Netica, которая является условно бесплатной. На втором уровне расположим одну вершину: «природные риски», т.е. можно ли ожидать активизацию природных процессов и риск причинения катастрофических разрушений. Следующий уровень также будет состоять только из одной вершины: «время» – прогноз временного интервала, в течение которого проявятся катастрофические последствия протекания природных процессов (или не проявятся). И последний четвертый уровень – это результат моделирования, т.е. окончательный или итоговый объем средств, которые потребуются для устранения катастрофических последствий, включая и вложенные средства в укрепительные мероприятия для их предотвращения.

Каждая из перечисленных вершин, кроме «Вложенные средства» и «Временные сроки», будет иметь три уровня значений: «малый», «средний» и «катастрофический» («Small», «Average», «Catasrophic»). Вершина «Вложенные средства» будет принимать значения: «в полном объеме», «в среднем», «в малом» («In_Full», «Average», «Small»). Для вершины «Временные сроки» определим следующие возможные значения: «Два дня», «Неделя», «Месяц», «Не произойдет» («Two_Days», «Week», «Month», «Do_Not»). Сеть Байеса, с учетом всего вышеизложенного, представлена на рисунке 1.

Обучение байесовской сети проводится заполнением таблиц условных вероятностей для вершин среднего и нижнего уровня и безусловных вероятностей для вершин-факторов, лежащих на верхнем уровне (по результатам наблюдений). Заполняются таблицы с помощью экспертных оценок, выставяемых экспертами (рис. 2). При этом если вершина содержит три варианта значений, то таблица будет включать 3^{n+1} условных вероятности, для которых должно выполняться условие: сумма в строке равна 100 (100 %). Экспертами приглашены инженеры Ялтинской гидрогеологической партии, занимающиеся мониторингом и сбором данных по всем оползневым процессам Южного берега Крыма. Мнение экспертов получило расхождение 7–10 %, вследствие чего были приняты средние оценки.

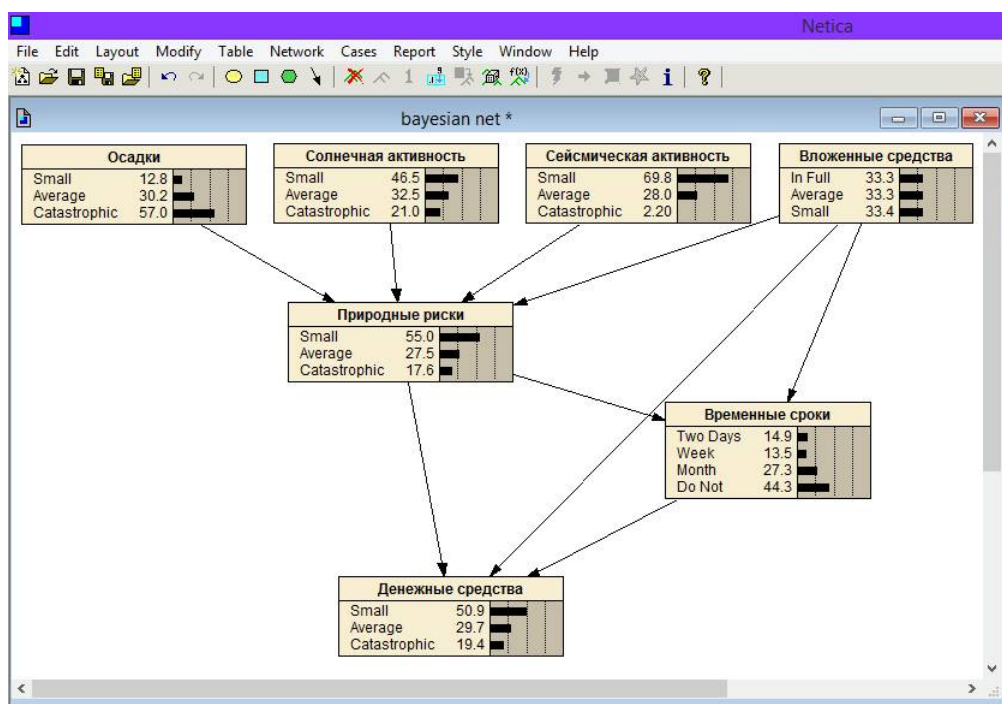


Рисунок 1 – Сеть доверия Байеса для моделирования сложных природных процессов

Natural_Risks Table (in Bayes net bayesian_net)

Node: Natural_Risks

Chance % Probability

Precipitation	Solar_Activity	Seismic_Activity	Invested_Funds	Small	Average	Catastrophic
Small	Small	Small	In Full	95	4	1
Small	Small	Small	Average	90	8	2
Small	Small	Small	Small	80	18	2
Small	Small	Average	In Full	85	12	3
Small	Small	Average	Average	75	20	5
Small	Small	Average	Small	65	28	7
Small	Small	Catastrophic	In Full	82	16	2
Small	Small	Catastrophic	Average	72	25	3
Small	Small	Catastrophic	Small	62	30	8
Small	Average	Small	In Full	83	15	2
Small	Average	Small	Average	73	22	5
Small	Average	Small	Small	63	30	7
Small	Average	Average	In Full	74	22	4
Small	Average	Average	Average	70	23	7
Small	Average	Average	Small	66	24	10
Small	Average	Catastrophic	In Full	72	22	6
Small	Average	Catastrophic	Average	70	24	6
Small	Average	Catastrophic	Small	68	24	8
Small	Catastrophic	Small	In Full	70	23	7
Small	Catastrophic	Small	Average	67	25	8
Small	Catastrophic	Small	Small	64	27	9
Small	Catastrophic	Average	In Full	67	28	5
Small	Catastrophic	Average	Average	63	30	7
Small	Catastrophic	Average	Small	60	31	9
Small	Catastrophic	Catastrophic	In Full	65	30	5

Рисунок 2 – Заполнение таблиц условных вероятностей сети доверия Байеса с помощью экспертных оценок

Моделирование опасных природных процессов с помощью сети доверия Байеса. Зададим начальные условия верхнего уровня для оперативного (краткосрочного) моделирования. Пусть, например, прошли сильные (катастрофические) осадки на фоне резко повысившейся солнечной активности. При этом сейсмическая активность средняя, а вложения были сделаны на низком уровне. Результат прогноза показывает, что активизация произойдет на катастрофическом уровне (81 %), причем ожидать ее следует в течение ближайших двух дней (60,1 %), а наибольшая вероятность разрушений, требующих дополнительных вложений, в больших масштабах (64,9 %) (рис. 3).

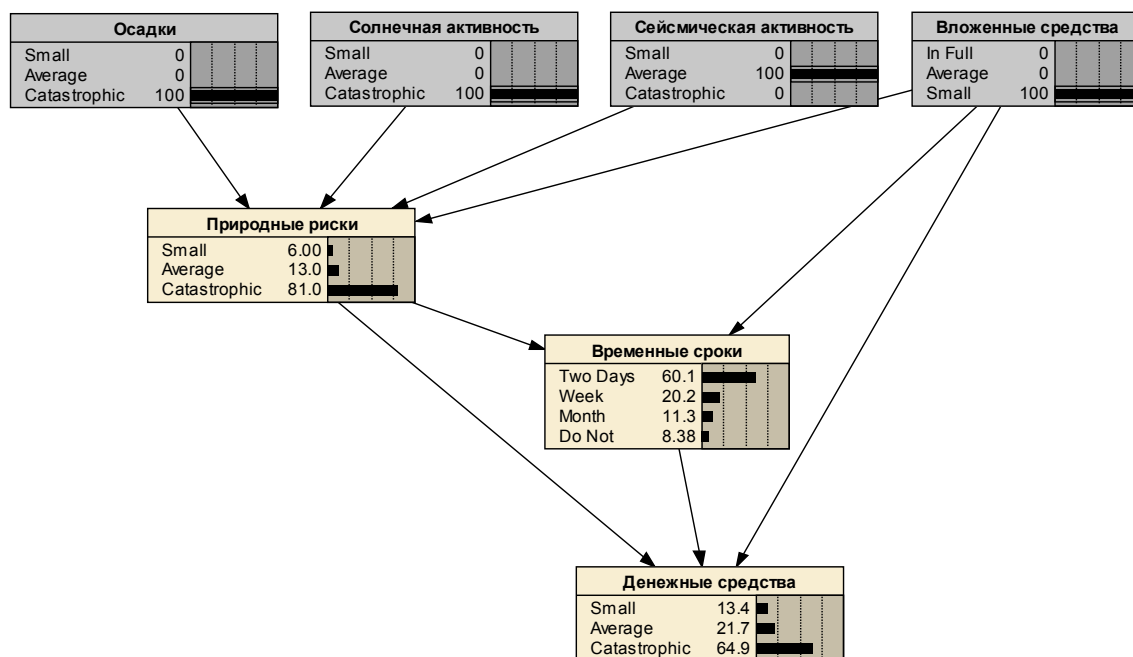


Рисунок 3 – Пример использования сети доверия Байеса для прогноза протекания сложных природных процессов и их последствий

Построим таблицу 1, в которой отражены значения управляющего фактора и его влияние на вершины нижних уровней.

Таблица 1 – Результаты прогноза при изменении управляющего фактора

Вложенные средства	Природные риски			Временные сроки				Денежные средства		
	Small	Average	Catastrophic	2 Days	Week	Month	DoNot	Small	Average	Catastrophic
Small (100 %)	6 %	13 %	81 %	60,1 %	20,2 %	11,3 %	8,4 %	13,4 %	21,7 %	64,9 %
Average (100 %)	8 %	17 %	75 %	40,2 %	25,7 %	15,8 %	18,3 %	22,6 %	34,4 %	43,0 %
In_Full (100 %)	13 %	22 %	65 %	21,8 %	22,2 %	24,4 %	31,5 %	34,1 %	38,4 %	27,4 %

Данная таблица показывает, что сочетание осадков и солнечной активности обязательно приводит к активизации сложных природных процессов. Однако уровень разрушений и катастрофических последствий можно значительно уменьшить, если заблаговременно провести мероприятия по укреплению склонов и опасных участков, подверженных разрушению, т.е. вложить средства, укрепив наиболее опасные участки дорог, коммуникаций, подпорных стен, сооружений; предусмотреть создание систем сброса ливневых стоков с необходимыми пропускными способностями; построить дренажи для снижения уровня грунтовых вод, в том числе в районах откосов и т.п.

Разработка системы поддержки принятия решений для моделирования и прогнозирования сложных природных процессов. Актуальным направлением развития компьютерных систем является интеллектуализация процессов обработки данных. Сложность создания достоверной и адекватной модели для прогнозирования сложных природных процессов предполагает применение новых информационных технологий, позволяющих реализовать и внедрить систему предотвращения или минимизации ущерба от активизации экзогенных природных процессов на основе накопленного опыта экспертов, их интуиции, а также лица, принимающего решения.

Принятие решений является основной составляющей процессов управления. Предметом теории принятия решений является исследование законов преобразования качественной информации о состоянии процесса или явления в количественные составляющие этой информации. Систему поддержки принятия решений (СППР) можно определить как интерактивную компьютерную систему, предназначенную для поддержки различных видов деятельности при принятии решений по слабо структурированным и неструктурированным проблемам.

Процесс проектирования представлен в таблице 2. Средний столбец таблицы показывает, какие конкретные этапы или действия необходимо выполнить для того, чтобы спроектировать систему. Для выполнения конкретных этапов необходимо иметь в распоряжении специальный инструментарий,

т.е. набор технической и теоретической документации, техническое задание, а также описание результата выполнения каждого этапа. Виды инструментария и спецификации результатов приведены соответственно слева и справа от среднего столбца.

Таблица 2 – Когнитивный процесс проектирования СППР природных процессов Южного берега Крыма

Инструментарий	Этапы	Промежуточные результаты
	Определение необходимости создания системы поддержки принятия решений	
Протокол для сбора данных и декомпозиции задачи	Определение и декомпозиция задачи принятия решений	Сводная таблица требований к СППР
Множество общих ограничений на процесс принятия решений	Анализ и определение ограничений при принятии решений	Перечень трудностей, специфичных для задачи проектирования
Допустимые функции системы поддержки принятия решений	Определение функциональных возможностей СППР	Перечень желаемых функций СППР
Перечень методов и правил для выбора решения, определение критериев	Определение необходимых методов и способов принятия решений, выработка критериев и их количественных характеристик	Функциональная архитектура системы поддержки принятия решений, система оценок для выбранных критериев
Техническое проектирование диалоговых окон, структуры СППР и соответствующего программного обеспечения		
Создание СППР, ее тестирование и отладка		

Процесс проектирования начинается с того, что выбирается задача, для решения которой необходимо создать СППР, или определяется, что эта задача относится к лицу, принимающему решения (ЛПР), которое уже знакомо с данной проблемой принятия конкретных решений на основании собственного опыта. На первом этапе выполняется декомпозиция задачи на элементарные операции и описывается выполнение этого процесса ЛПР. Основная цель этого этапа заключается в следующем:

- определить препятствия («узкие места»), которые необходимо преодолеть с помощью проектируемой СППР при принятии решений;
- определить набор методов и алгоритмов, которые необходимо использовать для преодоления узких мест, связанных с оперативным принятием правильных (оптимальных) решений.

Для того чтобы правильно решить задачу проектирования СППР, необходимо максимально структурировать описание процесса принятия решения. Такая структура представляется подробным, но четко определенным протоколом. В нем указывается, какие данные необходимо собрать и описать все частичные (частные) решения, которые должны быть приняты при проектировании СППР. Результатом выполнения этого этапа является структурированная таблица, в которую сводятся все результаты, относящиеся к декомпозиции проблемы проектирования СППР.

На территории Большой Ялты (Южный берег Крыма) определенные организации имеют большую базу накопленных данных наблюдений за климатическими, сейсмическими, геологическими и солнечными процессами, происходившими на протяжении почти века или более полувека. Возникает задача: объединить эти данные, создав единую информационную систему принятия и поддержки решений (СППР), обучить эту СППР и с ее помощью моделировать опасные природные процессы и прогнозировать их последствия.

Таким образом, при использовании информационных технологий и интеллектуальных систем для прогнозирования сложных природных процессов Южного берега Крыма (ЮБК) целесообразно создать единый центр мониторинга и прогнозирования, использующий все накопленные и оперативно собираемые данные по ЮБК и применяющий систему сбора, обработки и передачи информации в виде некоторой СППР, которая на основе результатов моделирования предлагала варианты развития опасных природных процессов и рекомендации по применению мероприятий, сводящих ущерб от активизации этих процессов к минимуму.

На следующем этапе выбирается архитектура СППР, выполняется разработка ее функциональной структуры, согласуются функциональные требования с требованиями заказчика. Разрабатывается интерфейс системы на основе согласованных функциональных требований.

Структурная функциональная схема СППР изображена на рисунке 4.

Таким образом, разрабатывается система поддержки принятия решений, которая имеет два главных модуля расчета и формирования рекомендаций для долгосрочного прогноза на основе классических регрессионных моделей с дальнейшей оценкой полученного результата и модуль для краткосрочного прогноза на основе сетей доверия Байеса с использованием текущих или оперативных данных.

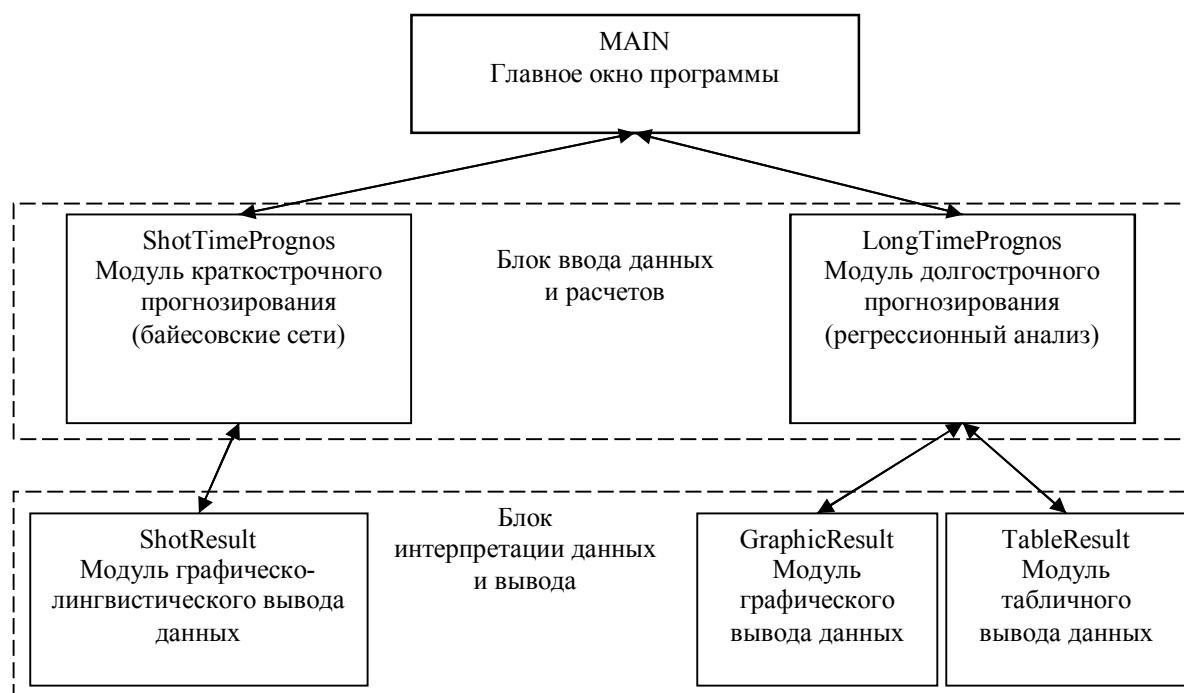


Рисунок 4 – Функциональная структура СППР

Приведем критерии оценки модели и оценки прогноза, используемые в блоке ввода данных и расчетов, а именно в модуле долгосрочного прогнозирования при использовании регрессионного анализа.

На первом этапе анализируется качество модели по следующей схеме:

- 1) проверка модели на корреляцию между входными и выходными факторами:

$$r = \frac{\overline{xy} - \overline{x}\overline{y}}{s_x s_y} = \frac{n \sum xy - \sum x \sum y}{\sqrt{(n \sum x^2 - (\sum x)^2)(n \sum y^2 - (\sum y)^2)}};$$

- 2) вычисление среднего квадрата ошибки:

$$\overline{e^2} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y - \bar{y})^2;$$

- 3) проверка адекватности модели с помощью F-критерия Фишера:

$$F = \frac{R^2(n-2)}{1-R^2};$$

- 4) проверка на статистическую значимость модели и ее параметров (t-статистика Стьюдента);

- 5) проверка на мультиколлинеарность;

- 6) проверка на автокорреляцию возмущений (критерий Дарбина – Уотсона):

$$DW = 2 - 2\rho,$$

где ρ – коэффициент корреляции ошибок модели между собой;

- 7) проверка моделей на гетероскедастичность (тест Голдфелда и Квондта).

По приведенным критериям выбираются лучшие модели-кандидаты.

На втором этапе оценивается прогноз с помощью следующих статистик:

- 1) средняя абсолютная ошибка MAE (mean absolute error):

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \tilde{y}_i|,$$

где y_i – значения результирующего показателя (результат наблюдений), $\tilde{y}_i$ – расчетное значение результирующего показателя для наблюдения с номером $i=1,2,\dots,N$;

2) средняя абсолютная относительная (процентная) погрешность MAPE (mean absolute percentage error) – это среднее значение абсолютных значений погрешностей прогноза в процентах относительно фактического значения показателя:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - \tilde{y}_i|}{|y_i|} \cdot 100 \, \%.$$

Поскольку эта оценка характеризует относительную погрешность прогноза, то ее используют в основном для сравнения точности прогнозов разнородных объектов (процессов) прогнозирования. Однако она является полезной при выполнении сравнительного анализа точности прогноза одного и того же процесса различными методами, поскольку относительная мера является четкой и понятной для исследователя и пользователя-практика. Типичные значения MAPE и их предлагаемая интерпретация приведены в таблице 3.

Таблица 3 – Интерпретация типовых значений критерия MAPE

MAPE, %	Интерпретация
< 10	Высокая точность
10–20	Хорошая точность
20–50	Удовлетворительная точность
> 50	Неудовлетворительная (неприемлемая) точность

3) среднеквадратичная ошибка RMSE (root mean squared error):

$$RMMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \tilde{y}_i)^2}.$$

На последнем, третьем этапе проводится оценивание стойкости прогноза: значения всех факторов, кроме одного, фиксируются, а выбранный фактор изменяется на $\pm$ среднее квадратичное отклонение (при этом рассчитывается изменение результирующего показателя в процентах относительно его среднего значения).

Выводы. Таким образом, выделены факторы, которые оказывают наибольшее влияние на активизацию природных процессов, имеющих катастрофические последствия. Кроме того, построена байесовская сеть доверия для моделирования приведенных выше сложных природных процессов на Южном берегу Крыма. Для предложенной сети доверия Байеса построен граф, проведено обучение сети за счет заполнения таблиц безусловных и условных вероятностей, проведены расчеты соответствующих состояний сети, а также выполнен расчет управленческой стратегии за счет использования фактора «заранее вложенные средства на укрепление опасных участков».

Сеть доверия Байеса при поступлении новых данных наблюдений за сейсмическими, солнечными, гидрометеорологическими и оползневыми процессами на ЮБК дает возможность динамически обновлять стратегии принятия решений согласно выбранным критериям, а также оптимизировать затраты на предупреждение сложных природных процессов или борьбу с их последствиями [6].

Итак, использование сети доверия Байеса при моделировании в условиях неопределенности отвечает поставленным требованиям – это делает такие модели все более востребованными. Таким образом, целесообразно использовать сети Байеса при прогнозировании природных процессов различного происхождения, в том числе катастрофических природных процессов, что позволяет учитывать структурные и статистические неопределенности исследуемых процессов.

Метод построения сети доверия Байеса для научных разработок в этой области предложен впервые и является адекватным. При этом он дает возможность лицу, принимающему решения, использовать результаты расчетов по разработке и принятию управляющего решения [9].

Однако необходимо учитывать некоторые отклонения прогнозных или расчетных показателей от фактически наблюдаемых, в том числе низкую гибкость часто используемых пакетов программного обеспечения, сложность получения экспертных знаний (оценок) и невозможность моделирования циклов обратной связи [17].

Предложена структура СППР для обработки данных и построения краткосрочного и долгосрочного прогноза с использованием сетей доверия Байеса и классических регрессионных моделей. Таким образом, при использовании СППР и создании единого технического бюро обработки информации и прогнозирования можно предусматривать количество и характер (т.е. последствия) активизации сложных опасных природных процессов; время, в течение которого они могут произойти, а также оптимизировать затраты на внедрение мероприятий для преодоления катастрофических последствий экзогенных процессов, проходящих на ЮБК.

Библиографический список

1. Бидюк П. И. Построение и методы обучения байесовских сетей / П. И. Бидюк, А. Н. Терентьев // Таврический вестник информатики и математики. – 2004. – № 2. – Режим доступа: <http://tvim.info/files/2004-2-139.pdf>, свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. рус.
2. Демидова Л. А. Гибридная интеллектуальная технология классификации данных / Л. А. Демидова, М. М. Егин // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2018. – № 1 (41). – С. 56–68.
3. Круцик М. Д. Защита горных автомобильных дорог от оползней / М. Д. Круцик. – Коломия, 2003. – 425 с.

4. Пучков В. А. Катастрофы и устойчивое развитие в условиях глобализации : монография / В. А. Пучков, В. А. Акимов, Ю. И. Соколов. – Москва, 2013. – 328 с.
5. Селин Ю. Н. Системный анализ экологически небезопасных процессов разной природы / Ю. Н. Селин // Системные исследования и информационные технологии. – 2007. – № 2. – С. 22–32.
6. Таран В. Н. Анализ сети Байеса при моделировании сложных природных процессов / В. Н. Таран // Дистанционные образовательные технологии : материалы I Всероссийской научно-практической интернет-конференции (г. Ялта, 19–23 сентября 2016 г.) / отв. ред. В. Н. Таран. – Симферополь : ИТ «АРИАЛ», 2016. – С. 196–200.
7. Таран В. Н. Байесовские сети при моделировании сложных систем / В. Н. Таран // II Международная научная конференция по проблемам управления в технических системах (CTS'2017). Материалы конференции. Санкт-Петербург, 25–27 октября 2017 г. – Санкт-Петербург : СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2017. – С. 248–251.
8. Таран В. Н. Кластеризация данных для формирования вывода при прогнозировании оползневых процессов Южного берега Крыма / В. Н. Таран // Системы обработки информации. – 2010. – Вып. 6 (87). – С. 276–280.
9. Таран В. Н. Моделирование природных катастрофических процессов Южного берега Крыма с помощью сети Байеса / В. Н. Таран // Auditorium. – 2016. – № 3 (11). – С. 47–54.
10. Таран В. Н. Практическое внедрение разработанных методов прогнозирования оползневых процессов Южного берега Крыма / В. Н. Таран // Вестник Национального технического университета Харьковский политехнический институт. Серия: Информатика и моделирование. – 2010. – № 21. – С. 162–172.
11. Таран В. Н. Сети доверия Байеса при моделировании сложных природных процессов Южного берега Крыма / В. Н. Таран // Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям. – 2018. – Т. 1. – С. 188–191.
12. Терентьев А. Н. Метод вероятностного вывода в байесовских сетях по обучающим данным / А. Н. Терентьев, П. И. Бидюк // Кибернетика и системный анализ. – 2007. – № 3. – С. 93–99.
13. Тулупьев А. Л. Алгебраические байесовские сети: логико-вероятностная графическая модель баз фрагментов знаний с неопределенностью : автореф. дис. ... д-ра физ.-мат. наук. 05.13.17 – Теоретические основы информатики. – Санкт-Петербург, Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации РАН, 2009. – 32 с.
14. Хлопотов М. В. Применение байесовской сети при построении моделей обучающихся для оценки уровня сформированности компетенций / М. В. Хлопотов // Наукоедение : интернет-журнал. – Сентябрь – октябрь 2014. – Вып. 5 (24). – Режим доступа: <https://naukovedenie.ru/PDF/20TVN514.pdf>, свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. рус.
15. Goriainov S. V. Analysis of Bayesian Mathematical Systems for Pattern Recognition for Identifying Objects on Hyperspectral Images / S. V. Goriainov, A. Yu. Kuznetsov, E. V. Tushkanov, O. V. Kuznetsova, E. B. Romanova // XX International Conference on soft calculations and measurements (SCM'2017). St. Petersburg, 2017. – P. 69–72.
16. Kharitonov N. A. Software Implementation of Algorithms for Maintaining Consistency in Algebraic Bayesian Networks / N. A. Kharitonov, A. A. Zolotin, A. L. Tulupiyev // XX International Conference on Soft Computing and Measurement (SCM'2017). – St. Petersburg, 2017. – P. 19–22.
17. Landuyt D. A review of Bayesian belief networks in ecosystem service modeling / D. Landuyt, S. Broekx, R. D'hondt, G. Engelen, J. Aertsen, P. L. M. Goethals // Environmental Modelling and Software. – 2013. – № 46. – P. 1–11. DOI: 10.1016/j.envsoft.2013.03.011.
18. Zolotin A. A. Matrix-vector algorithms for global a posteriori output in algebraic Bayesian networks / A. A. Zolotin, A. L. Tulupiyev // XX International Conference on Soft Computing and Measurement (SCM'2017). – St. Petersburg, 2017. – P. 45–48.

References

1. Bidyuk P. I., Terentiev A. N. Postroenie i metody obucheniya bayesovskih setey [Construction and teaching methods of Bayesian networks]. *Tavrisheskiy vestnik informatiki i matematiki* [Tavr Bulletin of Computer Science and Mathematics], 2004, no. 2. Available at: <http://tvim.info/files/2004-2-139.pdf>
2. Demidova L. A., Yegin M. M. Gibradnaya intellektualnaya tekhnologiya klassifikatsii dannykh [Hybrid intelligent data classification technology]. *Prikaspiyskiy zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii* [Caspian Journal: Control and High Technologies], 2018, no. 1 (41), pp. 56–68.
3. Krucik M. D. *Zashchita gornyykh avtomobilnykh dorog ot opolzney* [Protection of mountain roads from landslides]. Kolomiya, 2003. 425 p.
4. Puchkov V. A., Akimov V. A., Sokolov Yu. I. *Katastrofy i ustoychivoe razvitie v usloviyakh globalizatsii : monografiya* [Disasters and sustainable development in a globalization : monograph]. Moscow, 2013. 328 p.
5. Selin Yu. N. Sistemnyy analiz ekologicheskikh nebezopasnykh protsessov raznoy prirody [System analysis of environmentally unsafe processes of different nature]. *Sistemnye issledovaniya i informatsionnye tekhnologii* [System research and information technologies], 2007, no. 2, pp. 22–32.
6. Taran V. N. Analiz seti Bayesa pri modelirovani slozhnykh prirodnykh protsessov [Analysis of the Bayesian network for modeling complex natural processes]. *Distantsionnye obrazovatelnye tekhnologii : materialy I Vserossiyskoy nauchno-prakticheskoy internet-konferentsii (g. Yalta, 19–23 sentyabrya 2016 g.)* [Remote educational technologies : materials of the 1-st All-Russian Scientific and Practical Internet Conference]. Simferopol, IT ARIAL Publ., 2016, pp. 196–200.
7. Taran V. N. Bayesovskie seti pri modelirovani slozhnykh sistem [Bayesian Networks for Complex Modeling]. *II Mezhdunarodnaya nauchnaya konferentsiya po problemam upravleniya v tekhnicheskikh sistemakh (STS'2017)* [II International Scientific Conference on Control Problems in Technical Systems (CTS'2017)]. St. Petersburg, LETI Publ., 2017, pp. 248–251.
8. Taran V. N. Klasterizatsiya dannykh dlya formirovaniya vyvoda pri prognozirovani opolznevyykh protsessov Yuzhnogo berega Kryma [Clustering of data for formation of output in forecasting landslide processes of the Southern coast of Crimea]. *Sistemy obrabotki informatsii* [Information Processing Systems], 2010, issue 6 (87), pp. 276–280.

9. Taran V. N. Modelirovanie prirodnykh katastroficheskikh protsessov Yuzhnogo berega Kryma s pomoshchyu seti Bayesa [Simulation of natural catastrophic processes of the Southern coast of Crimea using Bayesian network]. *Auditorium* [Auditorium], 2016, no. 3 (11), pp. 47–54.
10. Taran V. N. Prakticheskoe vnedrenie razrabotannykh metodov prognozirovaniya opolznevnykh protsessov Yuzhnogo berega Kryma [Practical introduction of developed methods for forecasting landslide processes of the Southern coast of Crimea]. *Vestnik Natsionalnogo tekhnicheskogo universiteta Harkovskiy politekhnicheskiiy institut. Seriya: Informatika i modelirovanie* [The Bulletin of the National Technical University Kharkiv Polytechnic Institute. Series: Information and Modeling], 2010, no. 21, pp. 162–172.
11. Taran V. N. Seti doveriya Bayesa pri modelirovanii slozhnykh prirodnykh protsessov Yuzhnogo berega Kryma [Bayesian belief networks in modeling of complex natural processes of the Southern coast of the Crimea]. *Mezhdunarodnaya konferentsiya po myagkim vychisleniyam i izmereniyam* [International Conference on Soft Computing and Measurements], 2018, vol. 1, pp. 188–191.
12. Terentev A. N., Bidyuk P. I. Metod veroyatnostnogo vyvoda v bayesovskikh setyakh po obuchayushchim dannym [Probabilistic inference method in Bayesian networks based on training data]. *Kibernetika i sistemnyy analiz* [Cybernetics and Systems Analysis], 2007, no. 3, pp. 93–99.
13. Tulupev A. L. *Algebraicheskie bayesovskie seti: logiko-veroyatnostnaya graficheskaya model baz fragmentov znaniy s neopredelennostyu* [Algebraic Bayesian Networks: A logical-probabilistic graphic model of knowledge fragments bases with uncertainty]. St. Petersburg, St. Petersburg Institute for Informatics and Automation of the Russian Academy of Sciences Publ., 2009. 32 p.
14. Khlopotov M. V. Primenenie bayesovskoy seti pri postroenii modeley obuchayushchikhsya dlya otsenki urovnya sformirovannosti kompetentsiy [Application of the Bayesian network in constructing models of learners to assess the level of competence formation]. *Naukovedenie* [Science], September – October 2014, issue 5 (24). Available at: <https://naukovedenie.ru/PDF/20TVN514.pdf>
15. Goriainov S. V., Kuznetsov A. Yu., Tushkanov E. V., Kuznetsova O. V., Romanova E. B. Analysis of Bayesian Mathematical Systems for Pattern Recognition for Identifying Objects on Hyperspectral Images. *XX International Conference on soft calculations and measurements (SCM'2017)*. St. Petersburg, 2017, pp. 69–72.
16. Kharitonov N. A., Zolotin A. A., Tulupyev A. L. Software Implementation of Algorithms for Maintaining Consistency in Algebraic Bayesian Networks. *XX International Conference on Soft Computing and Measurement (SCM'2017)*, St. Petersburg, 2017, pp. 19–22.
17. Landuyt D., Broekx S., D'hondt R., Engelen G., Aertsen J., Goethals P. L. M. A review of Bayesian belief networks in ecosystem service modelling. *Environmental Modelling and Software*, 2013, no. 46, pp. 1–11. DOI: 10.1016/j.envsoft.2013.03.011.
18. Zolotin A. A., Tulupyev A. L. Matrix-vector algorithms for global a posteriori output in algebraic Bayesian networks. *XX International Conference on Soft Computing and Measurement (SCM'2017)*. St. Petersburg, 2017, pp. 45–48.