

ПОСТРОЕНИЕ СОСТАВНЫХ КРИТЕРИЕВ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ ТЕРМОВ И ОБОБЩЕННОГО ПОКАЗАТЕЛЯ БАЗ ЗНАНИЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ

Сидняев Н.И.¹, Синева Е.Е.²

Целью исследования является разработка концепции систематизации базы знаний и решении задач информационной кибербезопасности систем при принятии решений поискового характера на основе построения структурированной семантической модели контента терминологических словарей научно-теоретического характера, описывающих сложные активные системы.

Методы исследования: статистический анализ, методы проверки гипотез, методы машинного обучения, модели надежности, модели оценочного типа, используемые при проверке показателей надежности, параметры поведенческих систем.

Полученный результат: обсуждаются экспериментальные результаты применения оценочных моделей надежности и критериев согласия к разным размерам баз знаний и приводится оценка результатов измерения показателя надежности на этих компонентах с учетом интенсивности отказов. Разработаны математические модели для поддержания логической и физической целостности баз знаний киберсистем с использованием функции желательности и критериев согласия. Дано описание обобщенных алгоритмов функционирования компонентов оценивания и прогнозирования, а также их применимость для решения задач в области информационной безопасности. Предложена общая модель пространственной сети, в рамках которой субъект осуществляет управление рисками путем эффективного, в том или ином смысле, распределения имеющегося в его распоряжении однородного ресурса между ее узлами. Для реализации принятия решений рекомендованы более оптимистичные критерии, чем минимаксный критерий.

Научная новизна: выделены и описаны основные требования по обеспечению надежного поведения и работоспособности информационной системы с использованием ориентированных баз данных. Постулируется, что наилучшая информационно-системная надежность достигается путем применения автоматизированных систем мониторинга с использованием баз знаний для постоянного наблюдения и периодического анализа объектов киберсистемы с отслеживанием динамики происходящих изменений в пространстве событий.

Ключевые слова: статистика, информационные системы, надежность, математическая модель, алгоритм, желательность, гипотеза.

DOI:10.21681/2311-3456-2023-2-23-35

Введение

Применение систем искусственного интеллекта для поддержки принятия решений в вопросах кибербезопасности играет важную роль. Кибернетические системы требуют проведение детального моделирования предполагаемого решения, поиск оптимального пути достижения заданного результата при помощи технологий имитационного моделирования с использованием имеющейся базы знаний. Работа [1] посвящена логико-статистическому анализу проблем планирования эксперимента, где подробно изложены основные концепции математической статистики: ран-

домизация условий проведения эксперимента, стратегия последовательного эксперимента. С подобными задачами успешно справляются кибернетические системы, а именно экспертные системы – способные частично или полностью заменять специалиста – эксперта при решении сложных задач в какой-либо предметной области. Такие системы предназначены для принятия решений в проблемных ситуациях, которые изложены в работах [2-4]. Так, например, в работе [2], введена онтологическая модель обобщенной предметной области, описывающая основные элементы и

1 Сидняев Николай Иванович, доктор технических наук, заведующий кафедрой НУК «Фундаментальные науки» МГТУ им Н.Э. Баумана. Москва, Россия. E-mail: Sidn_ni@mail.ru.

2 Синева Елизавета Евгеньевна, аспирант МГТУ им Н.Э. Баумана. Москва, Россия. E-mail: sinevae@mail.ru.

их взаимосвязи. По аналогии с другими указанными работами [3,4] разработаны принципы построения инвариантных способов оценивания и прогнозирования. Предлагается схема нового способа оценивания и прогнозирования. Дается описание обобщенных алгоритмов функционирования компонентов оценивания и прогнозирования, а также их применимость для решения задач в области информационной безопасности в интересах противодействия сетевым атакам. Ядром любой интеллектуальной системы является база знаний, которая акцентируется на определенную предметную область.

Использование базы знаний в области кибербезопасности в целом предполагает обеспечение адекватного отображения информации в формализованном виде, автоматизированная обработка которых позволит эффективно решать задачи конкретной предметной области, как указано в работе [5]. Для этого используются специальные языки представления знаний, основанные на символьном представлении данных: фреймы, семантические сети, продукционные модели, логика предикатов. Работы [6-8] направлены на своевременное выявление различных факторов, негативно влияющих на функционирование сложных автономных технических объектов. Выбор правильно ориентированной базы знаний в системах кибербезопасности играет важное значение и в большинстве случаев становится основой выбора подхода к решению той или иной задачи. Помимо выбора ориентированной базы, важную роль играет поддержание логической и параметрической целостности и надежности базы знаний в процессе ее эксплуатации в киберпространстве. В связи с этим, актуальной и практически значимой задачей является построение информационной структуры для систем кибербезопасности для представления данных о предметной области с использованием логической модели функции желательности, которая обеспечит эффективную работу экспертной системы в принятии решения [9-11]. В этих работах показана возможность выявления аномального поведения информационного состояния пространства событий, которое в реальном мире может привести к существенным физическим последствиям.

1. Обоснование комплекса показателей информационно-системной базы знаний

Для этого случая определяются основные методы обеспечения и оценки надежности и безопасности кибернетических систем в процессах их жизненного цикла, а также сбора сведений о возникающих в си-

стемах ошибках, дефектах и отказах для последующих изменений [12-14]. В этих работах рассматриваются стандартные модели надежности и дается характеристика базовых показателей, среди которых присутствует показатель надежности; функциональность и безопасность составляют основу измерения надежности с использованием критериев согласия. В работе [13] построены шкалы для измерения состояний сложных объектов в многомерных пространствах. Классификация моделей надежности баз знаний для киберсистем дает характеристику моделей оценочного типов, используемых при проверке показателей надежности функции желательности.

Пусть задано общее количество решаемых задач $N_3^{общ}$ и известно число задач, выполненных с требуемым качеством $N_3^{вып}$, а также некачественных задач $N_3^{н/вып}$. Причем известно число задач, информационно не обеспеченных и поэтому некорректно решенных $N_3^{некорр}$, а также задач, при выполнении которых возникли конфликты $N_3^{конф}$.

Тогда, учитывая предназначение каждого из процессов, можно предложить следующие показатели, отображающие качественную сторону их реализации.

Целевой процесс – каждая задача жизненного цикла системы должна быть выполнена, как указано в работе [1]. В этой работе представлены многие циклы с конкретными примерами. Следовательно, если задано общее количество задач $N_3^{общ}$, и число задач, выполненных с требуемым качеством $N_3^{вып}$, то можно ввести относительный показатель надежности – показатель реализации целевого процесса: $\eta_{цел} = N_3^{общ} N_3^{вып} / N_{некорр.общ}$. Тогда критерий базы знаний по целевому процессу $\eta_{цел} \geq \eta_{цел}^{треб}$.

Сенсорный процесс – каждая из задач должна быть обеспечена соответствующей информацией $I_{зj}$, тогда общий объем информации $I_{общ} = \cup \{I_{зj}\}$. Исходя из этого, возможный вариант показателя надежности будет определяться общим числом задач $N_{общ}^{некорр}$ и числом информационно не обеспеченных и поэтому некорректно решенных задач $N_{общ}^{некорр}$. Тогда показатель надежности сенсорного процесса как показатель информационной обеспеченности $\eta_{сенс} = 1 - N_3^{некорр} / N_3^{н/вып}$. Возможен частный вариант в случае использования вместо $N_3^{общ}$ числа нерешенных (невыполненных) задач $N_3^{н/вып}$ тогда $\eta_{сенс} = 1 - N_3^{некорр} / N_3^{н/вып}$. Критерий базы знаний по сенсорному процессу выглядит следующим образом: $\eta_{сенс} \geq 1 \geq \eta_{сенс}^{треб}$. Если известно общее число задач $N_3^{общ}$ и число задач, при выполнении которых возникли конфликты $N_3^{конф}$, то показатель сертификации как

показатель бесконфликтности будет выглядеть следующим образом:

$\eta_{сенси} = 1 - N_3^{конф} / N_3^{общ}$. Тогда критерий баз знаний по процессу сертификации $\eta_{цел} \geq \eta_{серт}^{треб}$. Здесь предполагается, что все показатели коррелируют между собой, о чем свидетельствует работа [5], например: $\eta_{сенси} = 1 - \eta_{цел} N_3^{некорр} / N_3^{вып}$, $\eta_{серт} = 1 - \eta_{цел} N_3^{конф} / N_3^{вып}$.

Статья [5] направлена на исследование возможностей применения методов машинного обучения для прогнозирования состояния объектов, описываемых произвольным числом параметров. Можно показать графически выполнение требований по надежности баз знаний для реальной киберсистемы с использованием функции желательности и критериев согласия. Учитывая, что максимальные значения показателей не превышают единицу и заданы требования по каждому из них, можно указать желательную область надежности киберсистемы, в которой выполняются требования баз для ориентированных знаний. Предположим, что выполняется условие: $N = N - (N + N)$, тогда $\eta_{цел} = (N_3^{общ} - (N_3^{некорр} + N_3^{конф})) / N_3^{общ}$, $\eta_{цел} = (N_3^{общ} - N_3^{общ} (1 - \eta_{сенси}) - N_3^{общ} (1 - \eta_{серт})) / N_3^{общ}$, или с учетом показателей сертификационного процесса, $\eta_{цел} = (N_3^{общ} - N_3^{общ} (1 - \eta_{сенси}) - N_3^{общ} (1 - \eta_{серт})) / N_3^{общ}$, $\eta_{цел} = \eta_{сенси} + \eta_{серт} - 1$. Полученное выражение позволяет использовать функцию желательности и оценить требования к процессам для сохранения требований надежности баз знаний. Для равных значений $\eta_{сенси}$ и $\eta_{серт}$, изменяющихся в пределах от нуля до единицы, показана область приемлемых значений $\eta_{цел}$ для высоких уровней значений надежности.

Например, в практике эксплуатации киберсистем уровень надежности баз знаний задается как вероятность безотказной работы $P_{бр} \geq 0,9$, а в ряде случаев для важных киберсистем – как $P_{бр} \geq 0,999$, этот факт подробно изложен в работе [5]. Если заданы требования по показателю $\eta_{цел}^{треб}$, то можно определить с применением функции желательности по другим показателям как $1 - \eta_{цел}^{треб} = \eta_{сенси} + \eta_{серт}$, $1 - \eta_{цел}^{треб} = \eta_{сенси} + \eta_{серт}$.

Можно заметить, что при высоких значениях надежности $\eta_{цел}^{треб}$ важное значение приобретают вопросы информационной обеспеченности и бесконфликтности киберсистемы: $(\eta_{сенси} + \eta_{серт}) < 0,1$.

2. Анализ особенностей управления базами знаний для мониторинга киберпространства

Использование кибернетических систем к интеллектуальному управлению предполагает осуществле-

ние непрерывного наблюдения за объектом управления, который рассматривается неотрывно от окружающей его и взаимодействующий с ним проблемной области. При этом в любой момент времени анализируемый объект описывается двумя типами состояний, формирующих текущую ситуацию: текущим, т.е. реальным в данный момент и целевым – требуемым с точки зрения субъекта управления (лица, принимающего решения – ЛПР), представленным в работе [5]. Несоответствие текущего и целевого состояний порождает необходимость принятия и реализации соответствующих гипотез по достижению последнего. В зависимости от особенностей процесса управления могут быть различные критерии и показатели отнесения ситуации к числу проблемных.

Характерной чертой данной концепции является априорное отсутствие формализованного закона управления, позволяющего выбрать наилучшее решение для достижения целевого состояния, что, в свою очередь, вызвано возможностью изменения цели управления базами знаний, о чем постулируется в работе [8]. Формализация закона управления и постановка задачи на выбор управляющего воздействия осуществляются на основании анализа особенностей рассматриваемой ситуации. При этом в рамках ситуационного управления широкое распространение получили методы анализа ситуаций с заблаговременным разделением на классы. Указанные методы предполагают, что на основании имеющейся информации об особенностях объекта управления, а также существующих или накопленных в процессе управления опытных данных баз знаний, могут быть заблаговременно сформированы готовые решения или способы, схемы их получения для определенных групп ситуаций, образующих отдельный класс баз знаний, представленных в работе [14].

Целью этапа анализа ситуации является определение необходимости принятия решения и поиск известных прецедентов разрешения проблемных ситуаций [15, 16]. Порядок выявления проблемных ситуаций зависит от используемых целевых показателей баз знаний и критериев согласия, в качестве которых могут выступать показатели эффективности и критерии пригодности вида:

$$K^{np} = \begin{cases} Y_{np}, \Pi < \Pi_{mp}, \\ \bar{Y}_{np}, \Pi \geq \Pi_{mp} \end{cases}, \quad (1)$$

где Y_{np} – суждение о том, что рассматриваемая ситуация является проблемной; Π_{np} – текущее и требуемое значения некоторого целевого показателя.

Если ситуация является проблемной, то в целях ее разрешения осуществляется поиск прецедентов, схожих с ситуацией, которые известны лицам, принимающим решения (ЛПР) о чем свидетельствуют работы [17-18]. Диагностика проблемных ситуаций осуществляется в рамках реализации одного из основных принципов кибербезопасности при использовании базы знаний – непрерывного наблюдения за состоянием объекта управления.

Так, например, современные языковые модели научились генерировать тексты, по стилю почти не отличимые от человеческих. Однако современные алгоритмы пока не позволяют достаточно хорошо контролировать смысл сгенерированного текста. Именно поэтому в реальных приложениях генеративные модели (то есть нейронные сети, генерирующие тексты и ответы пользователям) используются довольно слабо. Более распространены так называемые ранжирующие модели: инженер заготавливает коллекцию из десятков, а иногда и сотен тысяч предложений и реплик в виде базы знаний; задача нейронной сети – выбрать наиболее подходящие в данный момент диалога. Обучение с переносом знаний позволяет, например, решать задачу анализа текста. Это приём, состоящий в том, что модель обучается решать некоторую задачу, а затем внутреннее представление данных, выученное моделью, используется для решения других задач, как показано в работе [19]. Этот приём особенно важен, когда есть много данных для решения одних задач, а для решения других задач данных недостаточно. При этом необходимо отметить, что для понимания смысла предложения часто бывает недостаточно понимания смысла отдельных термов.

3. Обобщенная функция желательности для получения относительно точной оценки эффективности ПС в виде конкретного числа

Предположим, что в системе мониторинга киберпространства существует общая модель системы в виде оператора преобразования множества задач киберсистемы Φ в множество результатов их выпол-

нения $\Lambda = \{\lambda\} S_i : \phi \rightarrow \Lambda$. Дополнительно введем модель системы сбора информации о киберпространстве, её обработки и анализа состояния в виде оператора преобразования множества исходных локальных показателей $\Pi_{\text{мло}}$ в множество состояний системы:

$$M : S_2 : \Pi \xrightarrow{L} M, \quad (2)$$

где $L_{\text{обр}} = \langle L_{\text{изм}}, L_{\text{сб}}, L_{\text{обр}}, L_{\text{ан}} \rangle$ – технология обработки показателей баз знаний $L_{\text{изм}}$, сбора $L_{\text{сб}}$, обработки $L_{\text{обр}}$ и анализа $L_{\text{ан}}$;

Модель системы прогнозирования состояния киберсистемы и выработки стратегий управления в виде оператора преобразования множества состояний киберсистемы в множество стратегий управления:

$$\{U\} : S_2 : M \xrightarrow{L_{\text{упр}}} U, \quad (3)$$

где $L_{\text{упр}} = \langle L_{\text{прг}}, L_{\text{стр}} \rangle$ – технология управления состоянием киберсистемы как совокупность операторов прогнозирования $L_{\text{прг}}$.

Модель системы оценки рисков в виде оператора преобразования множества стратегий состоянием киберсистемы $\{U\}$ в множество приемлемых на основе оценки рисков стратегий:

$$U^* : S_7 : U \xrightarrow{L_{\text{нозд}}} U^*, \quad (4)$$

где $L_{\text{возд}} = \langle L_{\text{риск}}, L_{\text{выб}}, L_{\text{реал}} \rangle$ – технология воздействия на киберсистему для приведения ее в заданное состояние как совокупность операторов оценки рисков возможных стратегий $L_{\text{риск}}$, выбора приемлемых стратегий $L_{\text{выб}}$, принятия решения и реализации выбранной стратегии $L_{\text{реал}}$.

Киберсистема в целом для обеспечения надежности функционирования баз знаний представляется как система с обратной связью, где в качестве элемента операционной системы выступает система мониторинга, позволяющая реализовать требования базы знаний как требование надежности сложных информационных систем, как показано в работе [20]. Кибернетическая система реализует следующие технологии:

- $L_{\text{обр}} = \langle L_{\text{изм}}, L_{\text{сб}}, L_{\text{обр}}, L_{\text{ан}} \rangle$ – технология обработки показателей безопасности как совокупность операторов производства измерений $L_{\text{изм}}$, сбора $L_{\text{сб}}$, обработки $L_{\text{обр}}$ и анализа $L_{\text{ан}}$;

- $L_{\text{упр}} = \langle L_{\text{прг}}, L_{\text{стр}} \rangle$ технология управления состоянием кибернетической системы как совокупность операторов прогнозирования $L_{\text{прг}}$ и выработки стратегий управления $L_{\text{стр}}$;

- $L_{\text{возд}} = \langle L_{\text{изм}}, L_{\text{риск}}, L_{\text{выб}}, L_{\text{реал}} \rangle$ – технология воздействия на кибернетическую систему для приведения ее в заданное состояние как совокупность операторов оценки рисков возможных стратегий $L_{\text{риск}}$, выбора приемлемых стратегий $L_{\text{выб}}$, принятия решения и реализации выбранной стратегии $L_{\text{реал}}$.

Таким образом, общая технология обеспечения надежностью баз знаний будет выглядеть следующим образом:

Критерии качества видов термов и расчетные ранги R_D

№ обр.	y_1	d_1	y_2	d_2	y_3	d_3	y_4	d	y_5	d_5	d	R_D
1	100	0,368	3	0,951	0,01	0,982	0,03	0,545	5	0,499	0,623	4
2	103	0,422	7	0,638	0,05	0,277	0,00	1,00	8	0,939	0,587	5
3	93	0,096	2	0,982	0,03	0,545	0,02	0,873	12	0,641	0,492	8
4	112	0,578	15	0,368	0,07	0,120	0,01	0,982	4	0,368	0,392	9
5	97	0,223	10	0,545	0,00	1,00	0,01	0,982	10	0,939	0,645	3
6	120	0,692	7	0,638	0,01	0,982	0,04	0,368	8	0,939	0,549	1
7	100	0,368	20	0,277	0,02	0,873	0,02	0,873	6	0,641	0,549	6
8	121	0,717	5	0,692	0,01	0,982	0,05	0,277	9	1,00	0,670	2
9	117	0,652	9	0,578	0,05	0,277	0,03	0,545	7	0,779	0,636	7
10	130	0,873	12	0,478	0,07	0,120	0,04	0,368	5	0,499	0,391	10

$$L_{ИСБ} = \langle L_{обр}, L_{упр}, L_{возн} \rangle = \langle L_{изм}, L_{сб}, L_{обр}, L_{ан} \rangle \langle L_{прг}, L_{стр} \rangle \langle L_{изм}, L_{риск}, L_{выб}, L_{реал} \rangle \quad (5)$$

Далее представим методологию оценки качества разрабатываемых баз знаний для кибернетических систем, где могут быть использованы признаки: относительная четкость предикаты y_1 ; полуширина терма y_2 в базах знаний; отклонение координат терма от заданных y_3 и y_4 ; средний размер терма y_5 (здесь y_1, y_4 ограничены с одной стороны, y_5 – с двух сторон). Для решения задачи объединения этих признаков в один обобщенный показатель D использована функция желательности, подробно представленная в работах [1, 2]. Описание построения частных безразмерных функций желательности $d_i = f(y_i)$ приведено в работе [2]. Обобщенный показатель качества D представляет собой свертку $d_i = f(y_i)$, которая выполняется как среднее и это интерпретируется подробно в работе [1]:

$$D = (\prod_{i=1}^n d_i)^{1/n}, \quad (6)$$

где: n – число обобщенных признаков качества. Функция желательности $d_i = f(y_i)$ представлена на рис. 1.

Для подтверждения возможности использования разработанного обобщенного показателя качества D , результаты оценок качества термов сопоставлялись с оценками экспертов. Значения y_i для 10 видов термов и соответствующие им d_i обобщенного критерия D с рангами R_D , представленные в порядке убывания D , приведены в табл. 1.

С целью получения и использования термов для баз знаний эти же критерии проранжированы на основании сведений о натуральных значениях показателей y_i (табл. 2). Для оценки согласованности мнений экспертов, выполняющих ранжирование, использо-

вался коэффициент конкордации, представленный в работе [1].

$$W = \sum_{j=1}^k \left(\sum_{u=1}^m a_{uj} - z \right)^2 / 12^{-1} m^2 (k^3 - k) - m \sum_{u=1}^m T_j, \\ T_j = 12^{-1} \sum_{u=1}^m (t_u^3 - t_u), \quad (7)$$

где: t_u – число одинаковых рангов в j -том ранжировании; z – средние суммы рангов по каждому фактору; j – номер образца ($j=1, \dots, k$); k – число термов; u – номер эксперта; $u=1, \dots, m$; m – число экспертов; a_{ju} – результат ранжирования j -того терма i – экспертом.

Здесь коэффициент конкордации равен $W=0,48$ ($m=7, k=10$). Проверка значимости коэффициента конкордации по χ^2 -критерию показала, что мнение экспертов можно считать согласованным для уровня значимости 0,01. Таким образом, образцы могут быть проранжированы по суммам рангов, присвоенных экспертами. Наименьшей сумме присваивается ранг R_3 равный 1, наибольшей R_3 равное 10 (табл. 2).

Согласованность R_3 и R_D оценивалась с помощью коэффициента ранговой корреляции по Спирмэну [1]:

$$\rho = 1 - \left(6 \sum_{j=1}^k (R_M - R_D)^2 / k(k^2 - 1) \right). \quad (8)$$

Здесь полученный коэффициент $\rho = 0,96$ значим для уровня значимости 0,01, что подтверждает пригодность предлагаемого показателя D для оценки качества термов и может быть также использован как параметр оптимизации при разработке новых термов. Так, например, можно использовать оценочную функцию, для крайнего оптимизма и крайнего пессимизма в следующем виде:

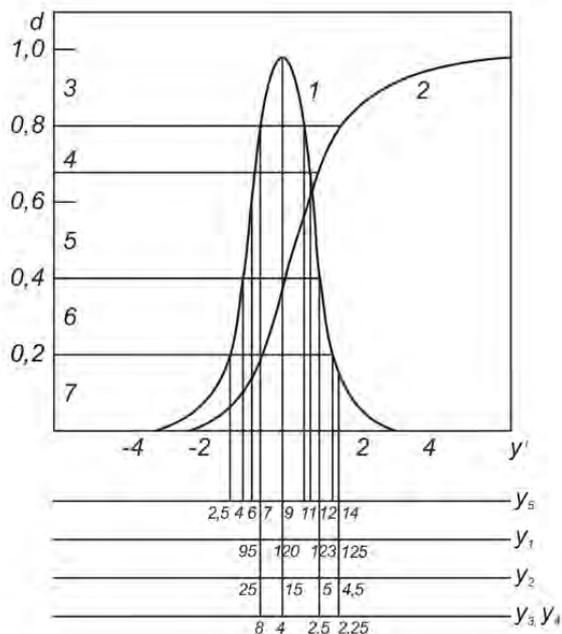


Рис.1. Функция желательности для параметров:
 1 – с двухсторонними ограничениям;
 2 – с односторонним ограничением; оценки:
 3 – очень хорошо, 4 – хорошо,
 5 – удовлетворительно, 6 – плохо, 7 – очень плохо.

$$\max_i e_{ir} = (C \min_j e_{ij} + (1 - C) \max_j e_{ij}), \quad (9)$$

где C – весовой параметр.

Здесь правило выбора формируется так: матрица решений $|e_{ij}|$ дополняется столбцом, состоящее из среднего взвешенного наименьшего и наибольшего из результатов для каждой строки. Причем выбираются только те варианты, в строках которых стоят наи-

большие элементы e_{ir} этого столбца. При $C=1$ оценочная функция превращается в ММ-критерий: $\max_i e_{ir} = \max_i \max_j e_{ij}$.

Для баз знаний сложно выбрать весовой множитель C, т.к. трудно найти количественную характеристику для тех долей оптимизма и пессимизма, которые присутствуют при принятии решения. Поэтому чаще всего принимают $C=0.5$.

Оценочная функция применяется в случае, когда о вероятностях появления состояния F_j ничего не известно, причем если оно появится, то необходимо с ним считаться. В данном случае реализуется только малое количество решений, причем допускается некоторый риск.

Так, например, с использованием минимаксного критерия правило выбора решения в соответствии с минимаксным критерием (ММ-критерием) можно интерпретировать следующим образом: матрица решений дополняется ещё одним столбцом из наименьших результатов e_{ir} каждой строки, при этом необходимо выбрать те варианты, в строках которых стоят наибольшее значение e_{ir} этого столбца.

Выбранные таким образом варианты полностью исключают риск. Это означает, что принимающий решение не может столкнуться с худшим результатом, чем тот, на который он ориентируется, как показано в работе [21]. Это свойство позволяет считать ММ-критерий одним из фундаментальных. Если обозначить через q_j вероятность появления внешнего состояния F_j , то соответствующее правило выбора можно интерпретировать следующим образом: матрица решений $|e_{ij}|$ дополняется ещё одним столбцом, содержащим математическое ожидание значений каждой из строк. Выбираются те варианты, в строках которых

Таблица 2

Результаты ранжирования термов экспертами

№ терма	Ранги термов, присвоенные экспертами							Сумма рангов	Ранг суммы
	j	k	R_s	k	d	R_d	R_s		
1	5	8	2	4	3	4	1	27	4
2	3	3	5	6	5	2	5	29	5
3	8	5	2	7	10	5	7	44	8
4	9	10	6	8	6	9	6	54	10
5	4	4	1	2	9	3	7	30	3
6	1	2	3	3	2	2	3	16	1
7	6	6	3	1	7	7	7	37	6
8	2	1	4	5	1	1	3	17	2
9	6	7	4	7	4	6	4	38	7
10	7	9	5	8	8	8	2	47	9

стоит наибольшее значение e_{ir} этого столбца. При этом предполагается, что ситуация, в которой принимается решение, характеризуется следующими обстоятельствами: вероятности появления состояния F_j известны и не зависят от времени, где для малого числа реализаций решения допускается некоторый риск.

Для реализации принятия решений рекомендован критерий Байеса-Лапласа как более оптимистичный, чем минимаксный критерий, однако он предполагает большую информированность и достаточно длительную реализацию. Лишен этого недостатка критерий Сэвиджа:

$$a_{ij} := \max_i e_{ij} - e_{ij} \quad (10)$$

$$e_{ir} := \max_i a_{ij} = \max_i (\max_j e_{ij} - e_{ij})$$

Здесь a_j трактуется как максимальный дополнительный выигрыш, который достигается, если в состоянии F_j вместо варианта E_i выбрать другой, более оптимальный. Величину a_{ij} можно интерпретировать и как потери (штрафы), возникающие в состоянии F_j при замене оптимального на вариант E_r . В представленном варианте e_{ir} подразумевает собой максимально возможные (по всем внешним состояниям $F_j, j = 1, \Pi$) потери в случае выбора варианта E_r .

Соответствующее критерию Сэвиджа правило можно формулировать так:

каждый элемент матрицы решений $|e_{ij}|$ вычитается из наибольшего результата $\max_j e_{ij}$ соответствующего столбца, причем разности a_{ij} образуют матрицу остатков $|e_{ij}|$, которая пополняется столбцом наибольших разностей e_{ir} , причем выбирают те варианты, в строках которых стоит наименьшее для этого столбца значение.

Требования, предъявляемые к ситуации, в которой принимается решение, совпадают с требованием к ММ-критерию.

Из требований, предъявляемых к рассмотренным критериям, становится ясно, что в следствии их жёст-

ких исходных позиций они применимы только для идеализированных практических решений. Одним из таких подходов может стать использование различных теоретико-игровых моделей, которые перечислены в работах [8,21]. В работе [6] рассматривалась общая модель пространственной сети, в рамках которой субъект осуществляет управление рисками путем эффективного распределения имеющегося в его распоряжении однородного ресурса между ее узлами. Такой подход позволяет, во-первых, лучше проникнуть во все внутренние связи проблемы с использованием баз знаний и, во-вторых, ослабляет влияние субъективного фактора.

При работе экспертной системы необходимо периодически приостанавливать обработку информации и проверять базы данных на наличие в ней некорректных термов в базе знаний. В случае же если неправильный терм вовремя обнаружен не будет, возможна потеря и некоторой части информации, что приведёт к ещё к большим убыткам, как показано в работе [6].

Варианты решения таковы: E_1 - полная проверка, E_2 - минимальная проверка, E_3 - отказ от проверки. В таких случаях база знаний может находиться в следующих состояниях: F_1 - неверный терм отсутствует, F_2 - неверный терм есть, но он не успел повредить информацию, F_3 - есть файлы, нуждающиеся в восстановлении.

Результаты, включающие затраты на поиск неверного терма и его ликвидацию, связанные с восстановлением информации имеют вид, представленный в табл. 3.

Согласно ММ-критерию следует проводить полную проверку. Критерий Байеса-Лапласа, в предположении, что все состояния базы данных равновероятны, то есть $P(F_j) = q_j = 0.33$, рекомендует отказаться от проверки. Матрица остатков для этого примера и их оценка согласно критерию Сэвиджа имеет вид, представленный в табл. 3. Поскольку различные критерии свя-

Таблица 3

Результаты проверки термов базы данных на наличие некорректных термов

	F_1	F_2	F_3	ММ-критерий / критерий Сэвиджа		критерий В-Л	
				$e_{ir} = \min_j e_{ij}$	$\max_i e_{ir}$	$J_{ir} = \sum_j e_{ij}$	$\max_i e_{ir}$
E_1	-20/20	-22/0	-25/0	-25/20	-25/ -	-22.33	
E_2	-14/14	-23/1	-31/6	-31/14	- / 14	-22.67	
E_3	0/0	-24/2	-40/15	-40/15	- / -	-21.33	-21.33

заны с различными условиями, в которых принимается решение, лучше всего для сравнительной оценки использовать рекомендации других критериев для получения дополнительной информации о самой ситуации. В статье [7] ставится методологически важный вопрос касательно возможных подходов к использованию критериев согласия без привязки к какой-либо предметной области. В частности, если принимаемое решение относится к базам знаний с одинаковыми параметрами, то рекомендуется применять критерий Байеса-Лапласа. В случае, когда число баз не велико, рекомендуется пользоваться критериями минимакса или Севиджа. Дополнительно полезно использовать критерий Ходжа-Лемана, который опирается одновременно на ММ-критерий и критерий Байеса-Лапласа. В данном случае параметр ν выражается степень доверия к используемому распределению вероятностей. Если доверие велико, то рекомендуется критерий Байеса-Лапласа, в противном случае ММ-критерий:

$$\max_i e_{ir} = e_{ir} = \max_i \left\{ \nu \sum_{j=1}^n e_{ij} q_j + (1 - \nu) \min_j e_{ij} \right\}, 0 \leq \nu \leq 1. \quad (11)$$

Правило выбора, соответствующее критерию Ходжа-Лемана формируется следующим образом:

матрица решений $|e_{ij}|$ дополняется столбцом, составленным из средних взвешенных (с весом $\nu \equiv \text{const}$) математических ожиданий и наименьшего результата каждой строки, причем отбираются те варианты решений в строках которого стоит наибольшее значение этого столбца.

При $\nu = 1$ критерий Ходжа-Лемана переходит в критерий Байеса-Лапласа, а при $\nu = 0$ становится минимаксным. Выбор ν субъективен т. к. степень достоверности какой-либо функции распределения неизвестно. Для применения критерия Ходжа-Лемана желательно, чтобы ситуация, в которой принимается решение, удовлетворяла свойствам:

- 1) вероятности появления состояния F_j неизвестны, но некоторые предположения о распределении вероятностей возможны;
- 2) принятое решение теоретически допускает бесконечно много реализаций, причем при малых числах реализации допускается некоторый риск.

В случае потери информации рекомендуется использовать критерий Гермейера, т.е. отрицательные значения всех e_{ij} . При этом $\max_i e_{ir} = \max_i \min_j e_{ij} q_j$.

т.к. в задачах преимущественно имеют дело с услугами и затратами, причем условие $e_{ij} > 0$. При этом $\max_i e_{ir} =$

$$\max_i \min_j e_{ij} q_j. \text{ т.к. в задачах преимущественно имеют}$$

дело с услугами и затратами, причем условие $e_{ij} < 0$ обычно выполняется. В случае же, когда среди величин e_{ij} встречаются и положительные значения, можно перейти к строго отрицательным значениям с помощью преобразования $e_{ij} \rightarrow -e_{ij}$ - а при правильно подобранном $a > 0$. При этом оптимальный вариант решения зависит от выбора a . Правило выбора согласно критерию Гермейера формулируется следующим образом:

матрица решений $|e_{ij}|$ дополняется одним столбцом, содержащим в каждой строке наименьшее произведение, имеющегося в ней результата на вероятность соответствующего состояния F_j , причем выбираются те варианты в строках которых находится наибольшее значение e_{ij} этого столбца.

В качестве примера рассмотрим критерий, полученный путем объединения критериев Байеса-Лапласа и минимакса.

Правило выбора для этого критерия формулируется следующим образом: матрица решений $|e_{ij}|$ дополняется тремя столбцами, причем в первом из них записываются математические ожидания каждой из строк, во втором - разность между опорным значением $H_{i_0 j_0} = \max_i \max_j e_{ij}$ и наименьшим значением $\min_j e_{ij}$

соответствующей строки. В третьем столбце помещаются разности между наибольшим значением $\max_j e_{ij}$ каждой строки и наибольшим значением $\max_i e_{ij}^i$ той строки, в которой находится значение $e_{i_0 j_0}$.

Выбираются те варианты, строки которых дают наибольшее математическое ожидание - т.е. соответствующее значение $e_{i_0 j_0} - \max_i e_{ij}$ из второго столбца должно быть равно некоторому заранее заданному уровню риска ε . Значение же из третьего столбца должно быть больше значения из второго столбца.

Применение этого критерия обусловлено следующими признаками ситуации, в которой принимается решение:

- 1) вероятности появления состояний F_j неизвестны, однако имеется некоторая априорная информация в пользу какого-либо определенного распределения;
- 2) необходимо считаться с появлением различных состояний как по отдельности, так и в комплексе, причем допускается ограниченный риск

BL(MM)-критерий хорошо приспособлен для построения практических решений прежде всего в об-

ласти использования базы знаний и может считаться достаточно надежным. Однако заданные границы риска ε_i не учитывают ни число решений, ни иную подобную информацию.

Условие $\max_j e_{ij} - \max_j e_{i_0j} \geq \varepsilon_i$ существенно в тех случаях, когда решение реализуется только один или малое число раз. При большом числе реализаций это условие перестает быть значимым. При этом не известно четких количественных указаний, в каких случаях это условие следовало бы опускать. Так, например, при использовании критерия произведений $\max_i e_{ir} = \max_i \prod_j e_{ij}$ правило выбора формулируется

так: матрица решений $|e_{ij}|$ дополняется новым столбцом, содержащим произведения всех результатов каждой строки. Выбираются те варианты, в строках которых находятся наибольшие значения этого столбца.

Применение этого критерия обусловлено следующими обстоятельствами:

- 1) вероятности появления состояния F_j неизвестны, причем с появлением каждого из состояний F_j по отдельности необходимо считаться;
 - 2) критерий применим и при малом числе реализаций решений, причем допускается некоторый риск.
- Критерий произведений рекомендован для случаев, когда все e_{ij} положительны. При невыполнения это-

го условия, следует выполнить некоторый сдвиг $e_{ij} + a$ с константой $a = \min_{ij} e_{ij}$. Результат при этом будет за-

висеть от a . На практике чаще всего

$$a = |\min_{ij} e_{ij}| + 1.$$

Рассмотрим пример (табл. 4), построения оптимального решения для матрицы решений о проверках термов по критерию Гурвица (при $C = 0.5$).

В данном примере в решении имеется поворотная точка относительно весового множителя C : до $C = 0.57$ в качестве оптимального выбирается E_3 , а при больших значениях - E_1 . Применение критерия Ходжа-Лемана с параметрами ($q = 0.33, v = 0.5$) имеет вид, показанный в (табл. 5).

Критерий Ходжа-Лемана рекомендует вариант E_1 (полная проверка) так же, как и ММ-критерий. Смена рекомендуемого варианта происходит только при $v = 0.94$. Поэтому равномерное распределение состояний термов рассматриваемой базы данных должно распознаваться с очень высокой вероятностью, чтобы его можно было выбрать по большему математическому ожиданию. При этом число реализаций решений всегда остаётся произвольным. Критерий Гермейера при $q_j = 0.33$ даёт результат (в 10^3), показанный в табл. 6.

В качестве оптимального выбирается вариант E_1 . Сравнение вариантов с помощью величин e_{ir} показы-

Таблица 4

Построение оптимального решения для матрицы решений о проверках термов по критерию Гурвица

$ e_{ij} $			$C \min_j e_{ii}$	$(1 - C) \max_j e_{ij}$	e_{ir}	$\max_i e_{ir}$
-20	-22	-25	-12.5	-10	-22.5	
-14	-23	-31	-15.5	-7	-22.5	
0	-24	-40	-20.0	0	-20.0	-20

Таблица 5

Применение критерия Ходжа-Лемана для проверки термов

$\sum_j e_{ij} q_j$	$\min_j e_{ij} e_{ij}$	$v \sum_j e_{ij} q_j$	$(1 - v) \min_j e_{ij} e_{ii}$	e_{ir}	$\max_i e_{ir}$
-22.33	-25.0	-11.17	-12.5	-23.67	-23.67
-22.67	-31.0	-11.34	-15.5	-26.84	
-21.33	-40.0	-10.67	-20.0	-30.76	

вает, что способ действия критерия Гермейера является даже более гибким, чем у ММ-критерия. В (табл. 6) решение выбирается в соответствии с BL(ММ)-критерием при значениях $q_1=q_2=q_3=0.5$.

Вариант E3 (отказ от проверки) принимается этим критерием только тогда, когда риск приближается к $\varepsilon_i = 15 \times 10^3$. В противном случае оптимальным оказывается E1. Если при этом оказывается невозможным установить допустимый риск ε_i заранее, не зависимо от принимаемого решения, то помочь может вычисление ожидаемого риска ε_i . Результаты применения критерия произведения при значениях $a=41 \cdot 10^3$ и $a=200 \cdot 10^3$ имеют вид, представленный в табл. 7.

Условие $e_{ij} > 0$ для данной матрицы не выполнимо. Поэтому к элементам матрицы добавляется сначала $a = 41 \cdot 10^3$, а затем $a = 200 \cdot 10^3$. Для $a = 41 \cdot 10^3$ оптимальным оказывается вариант E_1 , а для $a = 200 \cdot 10^3$ вариант E_3 , таким образом зависимость оптимального варианта от a очевидна.

Практический результат данной методики при оценке эффективности используемых и проектируемых в баз данных показывает возможность ее успешного применения в данной области.

Заключение

В статье рассмотрены вопросы надежности интеллектуальных систем принятия решения, показана необходимость отладки баз знаний, являющихся центральной частью интеллектуальных поведенческих систем. Базовой частью отладки является верификация баз знаний для поиска структурных ошибок с использованием критериев согласия. В статье рассмотрены производственные базы знаний с различными видами неопределенности при принятии решения, формализованы структурные ошибки, приведены примеры. Для отыскания ошибок предложено воспользоваться представлением базы знаний в виде функции желательности. В статье рассмотрены алгоритмы поиска таких классов ошибок, как неполнота и избыточность. Разработка базы знаний в области надежности и безопасности киберсистем вместе с известными математическими методами расчета представляет практическую ценность для интеллектуальных систем. Предполагается, что если прикладная информационная киберсистема опирается на некоторую систему управления базами данных, обладающую этими свойствами, то она является системой управления «базами знаний». В статье предложено

Таблица 6

Проверка термов по критерию Гермейера в соответствии с BL(ММ)-критерием

$ e_{ij} $			$ e_{ij}q_j $			$\sum_j e_{ij}q_j$	$e_{ir} = \min_j e_{ij}$	$\max_i e_{ir}$	$e_{i_0j_0} - \min_j e_{ij}$	$\max_j e_{ij}$	$\max_j e_{ij} - \max_j e_{i_0j}$
-20	-22	-25	-6.67	-7.33	-8.33	-23.33	-8.33	-8.33	0	-20	0
-14	-23	-31	-4.67	-7.67	-10.33	-22.67	-10.33		+6	-14	+6
0	-24	-40	0	-8.0	-13.33	-21.33	-13.33		+15	0	+20

Таблица 7

Критерия произведения для термов базы данных

	$ e_{ij} + a $			$e_{ir} = n_j e_{ij}$	$\max_i e_{ir}$
a=41	+21	+19	+16	6384	6384
	+27	+18	+10	4860	
	+41	+17	+1	697	
a=200	+180	+178	+175	5607	
	+186	+177	+169	5563	
	+200	+176	+160	5632	5632

ны алгоритмы поддержания логической и физической целостности баз знаний как систем искусственного интеллекта с использованием функции желательности и критериев согласия. Выделены и описаны основные требования по обеспечению надежного поведения и работоспособности информационной системы с использованием ориентированных баз данных. Постулируется, что наилучшая информационно-системная надежность достигается путем применения

автоматизированных систем мониторинга с использованием баз знаний для постоянного наблюдения и периодического анализа объектов киберсистемы с отслеживанием динамики происходящих изменений в киберпространстве. Показано, что наиболее приемлемым является подход в системе мониторинга киберпространства, позволяющий заблаговременно обнаруживать негативные тенденции в функционировании безопасности киберсистемы.

Литература

1. Сидняев Н.И. Логико-статистический анализ проблем планирования эксперимента. М., Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2022. 352 с.
2. Израйлов К.Е., Буйневич М.В., Котенко И.В., и др. Оценивание и прогнозирование состояния сложных объектов: применение для информационной безопасности // Вопросы кибербезопасности. 2022. № 6(52), С. 2–21. DOI:10.21681/2311-3456-2022-6-2-21
3. Федоров А.В., Шкодырев В.П., Барсуков Н.Д. Система ситуационного управления и контроля плохо формализуемых сценариев динамических сцен // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Информатика. Телекоммуникации. Управление. 2018. Т. 11. № 3. С. 20-28.
4. Yazdi M., Hafezi P., Abbassi R. A methodology for enhancing the reliability of expert system applications in probabilistic risk assessment // Journal of Loss Prevention in the Process Industries. – 2019. – vol. 58. – pp. 51-59.
5. Потюпкин А.Ю., Чечкин А.В. Искусственный интеллект на базе информационно-системной избыточности: монография / А.Ю. Потюпкин, А.В. Чечкин. – М.: КУРС, 2019. – 384 с.
6. Сидняев Н.И., Бутенко Ю.И., Болотова Е.Е. Экспертная система производственного типа для создания базы знаний о конструкциях летательных аппаратов / Аэрокосмическое приборостроение. – 2019. – № 6. – С. 38 – 52.
7. Овакимян А. С., Саркисян С. Г., Зироян М. А. Использование методов Data Mining для построения нечетких экспертных систем // Актуальные задачи математического моделирования и информационных технологий (АЗММИТ 2020). – 2020. – С. 191-194.
8. Основина О. Н., Жуков П. И. Моделирование базы знаний для поддержки эксплуатации технологического оборудования // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2019. – Т. 15. – №. 6. – С. 30-37.
9. Колентеев Н.Я. Принятие решений в условиях природной неопределенности / Н.Я. Колентеев, А.С. Кобелева // Специальная техника и технологии транспорта. 2020. – № 8(46). – С. 286-293.
10. Деревянко Б. А. Современные методы и средства проектирования имитационных систем и систем поддержки принятия решений // Мягкие измерения и вычисления. – 2019. – №. 1. – С. 4-11.
11. Клячкин В.Н., Жуков Д.А. Прогнозирование состояния технического объекта с применением методов машинного обучения // Программные продукты и системы. 2019. № 2. С. 244-250.
12. Серобабов А. С. Определение интервалов термов входного параметра в медицинской экспертной системе диагностики на основе алгомеративной кластеризации // Информационные технологии и автоматизация управления: материалы. – 2022. – С. 248.
13. Аверин Г.В., Звягинцева А.В. Построение шкал для измерения состояний сложных объектов в многомерных пространствах // Вестник Донецкого национального университета. Серия Г. Технические науки. 2018. № 1. С. 13-23.
14. Коваленко Т. А., Борисенко А. Ю. Анализ экспертных систем // Проблемы и перспективы внедрения инновационных телекоммуникационных технологий. – 2020. – С. 30-37.
15. Souza M. L. H. et al. A survey on decision-making based on system reliability in the context of Industry 4.0 // Journal of Manufacturing Systems. – 2020. – Т. 56. – С. 133-156.
16. Леденева Т. М., Моисеева Т. А. Обзор типов производственных правил в системах нечеткого логического вывода // Актуальные проблемы прикладной математики, информатики и механики. – 2022. – С. 1793-1798.
17. Соболевская Е. Ю., Глушков С. В. Составление таблиц основных термов для разработки интеллектуальной транспортно-логистической информационной системы управления // Научно-техническое и экономическое сотрудничество стран АТР в XXI веке. – 2019. – Т. 1. – С. 71-76.
18. Keith A. J., Ahner D. K. A survey of decision making and optimization under uncertainty // Annals of Operations Research. – 2021. – Т. 300. – №. 2. – С. 319-353.
19. Будко Н. П., Васильев Н. В. Обзор графо-аналитических подходов к мониторингу информационно-телекоммуникационных сетей и их применение для выявления аномальных состояний // Системы управления, связи и безопасности. 2021. № 6. С. 53-75
20. Лаврищева Е. М., Зеленев С. В., Пакулин Н. В. Методы оценки надежности программных и технических систем // Труды Института системного программирования РАН. – 2019. – Т. 31. – № 5. – С. 95-108.
21. Berman A. F., Nikolaichuk O. A., Yurin A. Y. The validation system for reliability and survivability of unique mechanical systems // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – IOP Publishing, 2021. – vol. 1061. – №. 1. – p. 12.

CONSTRUCTION OF COMPOSITE CRITERIA FOR OPTIMIZATION OF TERMS AND GENERALIZED INDICATOR OF KNOWLEDGE BASES OF INTELLIGENT SYSTEMS

Sidnyaev N.I.³, Sineva E.E.⁴

The purpose of the research is to develop the concept of systematization of the knowledge base and solving problems of information cybersecurity of systems and when making search decisions based on the construction of a structured semantic content model of terms of a scientific and theoretical nature describing complex active systems.

Research methods: statistical analysis, hypothesis testing methods, machine learning methods, reliability models, evaluation type models used in testing reliability indicators, parameters of behavioral systems.

The result obtained: The result obtained: experimental results of the application of reliability evaluation models and consent criteria to different sizes of knowledge bases are discussed and the evaluation of the results of measuring the reliability index on these components, taking into account the failure rate, is given. The description of generalized algorithms for the functioning of evaluation and forecasting components, as well as their applicability to solving problems in the field of information security, is given. A general model of a spatial network is proposed, within the framework of which the subject carries out risk management by effectively, in one sense or another, distributing the homogeneous resource at his disposal between its nodes. For the implementation of decision-making, more optimistic criteria than the minimax criterion are recommended.

Scientific novelty: consists in the development of mathematical models to maintain the logical and physical integrity of the knowledge bases of cybersystems using the desirability function and consent criteria. The basic requirements for ensuring reliable behavior and operability of an information system using oriented databases are highlighted and described. It is postulated that the best information system reliability is achieved through the use of automated monitoring systems using knowledge bases for continuous monitoring and periodic analysis of cybersystem objects with tracking the dynamics of changes in the event space.

Keywords: statistics, information systems, reliability, mathematical model, algorithm, desirability, hypothesis.

References

1. Sidnyaev N.I. Logiko-statisticheskij analiz problem planirovaniya jeksperimenta. M., Izd-vo MGTU im. N.Je. Baumana, 2022. 352 s.
2. Izrailov K.E., Bujnevich M.V., Kotenko I.V., i dr. Ocenivanie i prognozirovanie sostojanija slozhnyh ob#ektov: primenenie dlja informacionnoj bezopasnosti // Voprosy kiberbezopasnosti. 2022. № 6(52), S. 2–21. DOI:10.21681/2311-3456-2022-6-2-21
3. Fedorov A.V., Shkodyrev V.P., Barsukov N.D. Sistema situacionnogo upravlenija i kontrolja ploho formalizuemym scenariem dinamiceskij scen // Nauchno-tehnicheskie vedomosti Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo politehnicheskogo universiteta. Informatika. Telekommunikacii. Upravlenie. 2018. T. 11. № 3. S. 20-28.
4. Yazdi M., Hafezi P., Abbassi R. A methodology for enhancing the reliability of expert system applications in probabilistic risk assessment // Journal of Loss Prevention in the Process Industries. – 2019. – vol. 58. – pp. 51-59.
5. Potjupkin A.Ju., Chechkin A.V. Iskusstvennyj intellekt na baze informacionno-sistemnoj izbytochnosti: monografija / A.Ju. Potjupkin, A.V. Chechkin. – M.: KURS, 2019. – 384 s.
6. Sidnyaev N.I., Butenko Ju.I., Bolotova E.E. Jekspertnaja sistema produkcionnogo tipa dlja sozdaniya bazy znaniy o konstrukcijah letatel'nyh apparatov / Ajerokosmicheskoe priborostroenie. – 2019. – № 6. – S. 38 – 52.
7. Ovakimjan A. S., Sarkisjan S. G., Zirojan M. A. Ispol'zovanie metodov Data Mining dlja postroenija nechetkih jekspertnyh sistem // Aktual'nye zadachi matematicheskogo modelirovaniya i informacionnyh tehnologij (AZMMiIT 2020). – 2020. – S. 191-194.
8. Osnovina O. N., Zhukov P. I. Modelirovanie bazy znaniy dlja podderzhki jekspluatacii tehnologicheskogo oborudovanija // Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo tehnicheskogo universiteta. – 2019. – T. 15. – №. 6. – S. 30-37.
9. Kolenteev N.Ja. Prinjatje reshenij v uslovijah prirodnoj neopredelennosti / N.Ja. Kolenteev, A.S. Kobeleva // Special'naja tehnika i tehnologij transporta. 2020. – № 8(46). – S. 286-293.
10. Derevjanko B. A. Sovremennye metody i sredstva proektirovaniya imitacionnyh sistem i sistem podderzhki prinjatija reshenij // Mjagkie izmerenija i vychislenija. – 2019. – №. 1. – S. 4-11.

3 Nikolay I. Sidnyaev, Dr.Sc. (in Tech.), Head of the Department of the NUC «Fundamental Sciences» of the Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russia. E-mail: Sidn_ni@mail.ru

4 Elizaveta E. Sineva, postgraduate student the Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russia. E mail: sinevae@mail.ru

11. Kljachkin V.N., Zhukov D.A. Prognozirovanie sostojanija tehničeskogo ob#ekta s primeneniem metodov mashinnogo obuchenija // Programmnye produkty i sistemy. 2019. № 2. S. 244-250.
12. Serobabov A. S. Opredelenie intervalov termov vhodnogo parametra v medicinskoj jekspertnoj sisteme diagnostiki na osnove algomerativnoj klasterizacii // Informacionnye tehnologii i avtomatizacija upravljenja: materialy. – 2022. – S. 248.
13. Averin G.V., Zvjaginčeva A.V. Postroenie shkal dlja izmerenija sostojanij sloznych ob#ektov v mnogomernyh prostranstvah // Vestnik Doneckogo nacional'nogo universiteta. Serija G: Tehničeskie nauki. 2018. № 1. S. 13-23.
14. Kovalenko T. A., Borisenko A. Ju. Analiz jekspertnyh sistem // Problemy i perspektivy vnedrenija innovacionnyh telekommunikacionnyh tehnologij. – 2020. – S. 30-37.
15. Souza M. L. H. et al. A survey on decision-making based on system reliability in the context of Industry 4.0 // Journal of Manufacturing Systems. – 2020. – T. 56. – S. 133-156.
16. Ledeneva T. M., Moiseeva T. A. Obzor tipov produkcijnyh pravil v sistemah nechetkogo logičeskogo vyvoda // Aktual'nye problemy prikladnoj matematiki, informatiki i mehaniki. – 2022. – S. 1793-1798.
17. Sobolevskaja E. Ju., Glushkov S. V. Sostavlenie tablic osnovnyh termov dlja razrabotki intelektual'noj transportno-logičeskogoj informacionnoj sistemy upravljenja // Nauchno-tehničeskoe i jekonomičeskoe sotrudničestvo stran ATR v XXI veke. – 2019. – T. 1. – S. 71-76.
18. Keith A. J., Ahner D. K. A survey of decision making and optimization under uncertainty // Annals of Operations Research. – 2021. – T. 300. – №. 2. – S. 319-353.
19. Budko N. P., Vasil'ev N. V. Obzor grafo-analitičeskikh podhodov k monitoringu informacionno-telekommunikacionnyh setej i ih primenenie dlja vyjavlenija anomal'nyh sostojanij // Sistemy upravljenja, svjazi i bezopasnosti. 2021. № 6. S. 53-75
20. Lavrišheva E. M., Zelenov S. V., Pakulin N. V. Metody ocenki nadezhnosti programmyh i tehničeskikh sistem // Trudy Instituta sistemnogo programirovanija RAN. – 2019. – T. 31. – №. 5. – S. 95-108.
21. Berman A. F., Nikolaichuk O. A., Yurin A. Y. The validation system for reliability and survivability of unique mechanical systems // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – IOP Publishing, 2021. – vol. 1061. – №. 1. – p. 12.

